

توسعه مدل DRASTIC با استفاده از هوش مصنوعی در پتانسیل آلودگی آبخوان مناطق نیمه خشک

مبین افتخاری^۱، سید احمد اسلامی نژاد^۲، علی حاجی الیاسی^۳، محمد اکبری^{۴*}

۱. دانش‌آموخته کارشناسی ارشد مهندسی عمران آب و سازه‌های هیدرولیکی و عضو باشگاه پژوهشگران جوان و نخبگان، واحد مشهد، دانشگاه آزاد اسلامی، مشهد، ایران

۲. دانش‌آموخته کارشناسی ارشد، گروه مهندسی نقشه‌برداری، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری و اطلاعات مکانی، دانشگاه تهران، تهران، ایران

۳. دانش‌آموخته کارشناسی ارشد، گروه مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، تهران، ایران

۴. استادیار گروه مهندسی عمران، دانشگاه بیرجند، بیرجند، ایران

(تاریخ دریافت ۱۳۹۹/۱۱/۲۹، تاریخ تصویب ۱۴۰۰/۰۳/۲۸)

چکیده

به دلیل رشد اقتصادی سریع و بهره‌برداری بیش از حد از آب‌های زیرزمینی، مسئله آلودگی نترات در آب‌های زیرزمینی بسیار جدی شده است. هدف اصلی این مطالعه، توسعه مدل DRASTIC برای شناسایی آسیب‌پذیری آب‌های زیرزمینی در برابر آلودگی نترات است. بنابراین، مدل استاندارد DRASTIC با در نظر گرفتن عامل کاربری اراضی (مدل DRASTIC-LU) برای به نمایش گذاشتن آسیب‌پذیری آب‌های زیرزمینی ارائه شد. نوآوری تحقیق حاضر، توسعه مدل‌های DRASTIC و DRASTIC-LU توسط ماشین بردار پشتیبان (SVM) به منظور جلوگیری از خطای روش‌های همپوشانی و شاخص است. برای پیاده‌سازی و اعتبارسنجی مدل‌ها، ۲۱ نمونه چاه مشاهداتی در آبخوان دشت بیرجند جمع‌آوری شدند. مقادیر RMSE مربوط به مدل‌های DRASTIC، DRASTIC-LU، DRASTIC+SVM و DRASTIC-LU+SVM به ترتیب ۰/۸۲۱، ۰/۷۴۳، ۰/۶۱۲ و ۰/۴۹۰ شد که نشان داد مدل‌های ترکیبی با استفاده از SVM همبستگی بهتری را بین مقدار آسیب‌پذیری و آلودگی نترات نشان می‌دهد. همچنین، مشخص شد که مدل DRASTIC-LU+SVM برای ارزیابی آسیب‌پذیری آب‌های زیرزمینی در برابر نترات دقت بیشتری دارد.

کلیدواژگان: آسیب‌پذیری، آلودگی نترات، ماشین بردار پشتیبان، مدل DRASTIC.

مقدمه

آب‌های زیرزمینی منبعی حیاتی برای اطمینان از توسعه پایدار در مناطق مختلف جهان هستند. حفاظت از آب‌های زیرزمینی به عنوان یک نیاز اساسی در مقیاس جهانی در نظر گرفته می‌شود. با این حال، به تازگی آلودگی آب‌های زیرزمینی جدی‌تر شده است. آلودگی نیترات، از گسترده‌ترین مشکلاتی است که بسیاری از کشورها با آن مواجه‌اند [۱ و ۲]. بسیاری از محققان اشاره کرده‌اند که آلودگی نیترات نه تنها تأثیرات شدیدی بر سلامت انسان، بلکه بر اکوسیستم نیز دارد [۳]. ارزیابی آسیب‌پذیری، نوعی ابزار کارآمد و به‌صرفه برای حفاظت از منابع آب زیرزمینی در برابر آلودگی است [۴]. مفهوم آسیب‌پذیری آب‌های زیرزمینی اولین بار توسط مارگات در اواخر دهه ۱۹۶۰ معرفی شد و به عنوان تمایل آلاینده‌ها برای رسیدن به سیستم آب زیرزمینی تعریف شد [۵]. به طور کلی، این اصطلاح شامل آسیب‌پذیری‌های ذاتی (درونی) و خاص است. آسیب‌پذیری ذاتی نشان‌دهنده نوعی آسیب‌پذیری در برابر تمام آلاینده‌ها است، در حالی که آسیب‌پذیری خاص بر اساس آسیب‌پذیری ذاتی در ترکیب با ویژگی‌های آلودگی خاص است. پروژه‌های ارزیابی آسیب‌پذیری آب‌های زیرزمینی، به‌ویژه پروژه‌های مربوط به آسیب‌پذیری ذاتی، با موفقیت در بسیاری از مناطق مورد استفاده قرار گرفته‌اند و می‌توان آنها را در سه دسته خلاصه کرد: روش‌های آماری، روش‌های فرایند شبیه‌سازی ریاضی و روش‌های همپوشانی شاخص [۶ و ۷]. روش‌های آماری به راحتی به منظور به دست آوردن روابط بین متغیرهای انتخاب‌شده و برای بررسی واقعی آلاینده‌ها در آب‌های زیرزمینی استفاده می‌شوند. با این حال، نتایج ارزیابی به راحتی تحت تأثیر داده‌ها یا روش‌های انتخاب‌شده قرار می‌گیرند. اگرچه مدل‌های مبتنی بر فرایند شبیه‌سازی ریاضی می‌توانند نتایج دقیقی به دست آورند، اما این مدل‌ها به ورودی بزرگی از داده‌ها نیاز دارند و درک آن به‌ویژه در مقیاس منطقه‌ای دشوار است. در مقابل، روش‌های همپوشانی شاخص به دلیل سادگی و نیاز به داده‌های کوچک، روش‌های رایج است [۸]. مدل‌های DRASTIC، COP، EPIK، SINTACS و GOD برخی از روش‌های همپوشانی و شاخص هستند که در میان آنها مدل DRASTIC یکی از روش‌های پرکاربرد است [۹ و ۱۰].

مدل DRASTIC نوعی روش همپوشانی است که در آن اطلاعات به دست آمده از پارامترهای مختلف به صورت تلفیقی، تجزیه و تحلیل شده و سپس، توسط سیستم اطلاعات

جغرافیایی پرداخته می‌شود [۹ و ۱۰]. این مدل بر اساس مفهوم وضعیت هیدروژئولوژیکی استوار است و می‌تواند ویژگی‌های فیزیکی و هیدروژئولوژیکی یک منطقه مشخص را ترکیب کند [۱۰]. مدل DRASTIC مزیت برجسته‌ای دارد که اجازه می‌دهد یک ساختار معیار ساده و انعطاف‌پذیر برای تحقق بخشیدن به مقدار تخمین زده شده، ایجاد شود. با این حال، وزن‌ها و رتبه‌ها در اصل به تجربیات کارشناسان ارزیابی داده می‌شوند یا به آنها وابسته هستند، که اشکال عمده این روش است. به منظور مقابله با این مسئله، برخی از مطالعات تکنیک‌های مختلفی را پیشنهاد کرده‌اند، مانند تغییر وزن، کم یا اضافه کردن عوامل اضافی، استفاده از تجزیه و تحلیل حساسیت و روش‌های کالیبراسیون و ترکیب با تحلیل سلسله‌مراتبی^۱ (AHP) [۲، ۵ و ۱۱]. آرزومند و همکاران [۱۲] در بررسی آسیب‌پذیری آب‌های زیرزمینی دشت آستانه با استفاده از مدل DRASTIC اصلاح‌شده به این نتیجه رسیدند که علاوه بر دقت بیشتر مدل DRASTIC اصلاح‌شده نسبت به مدل اولیه، با توجه به همبستگی زیاد عوامل ایجادکننده آلودگی به خصوص شالیزارها، عامل اصلی آسیب‌پذیری آب‌های زیرزمینی منطقه مورد مطالعاتی هستند. عروجی و همکاران [۱۳] به کمک ارزیابی آسیب‌پذیری آبخوان دشت اسداباد همدمان توسط سه شاخص SINTACS، SI و DRASTIC اصلاح‌شده به کمک نقشه کاربری اراضی، مشخص کردند که هر سه مدل نقشه پهنه‌بندی آسیب‌پذیری آلودگی را با دقت خوبی ارائه می‌کنند؛ اما مدل DRASTIC اصلاح‌شده دقت بیشتری در ارزیابی آسیب‌پذیری آبخوان دشت اسداباد دارد. Zafane و همکاران [۱۴] آسیب‌پذیری آبخوان دشت چیلف واقع در کشور الجزایر را با استفاده از مدل DRASTIC-LU تحلیل کردند. نتایج پژوهش آنها نشان داد ۶۸ درصد از این منطقه با درجه آسیب‌پذیری کم و ۱۵ درصد از مساحت به میزان متوسط آسیب‌پذیری است، در حالی که ۱ درصد از منطقه آسیب‌پذیری زیادی دارد و تحلیل‌ها بیانگر این بود که حدود ۱۶ درصد از منطقه در آسیب‌پذیری بسیار زیاد واقع شده است. همچنین، Shakoob و همکاران [۱۵] آسیب‌پذیری کیفی آب‌های زیرزمینی بزرگ‌ترین شهر صنعتی پاکستان، یعنی فیصل‌آباد را با استفاده از مدل DRASTIC بررسی کردند. ورودی‌های تحقیق آنها بر اساس ۷ لایه مدل و نتایج با داده‌های نمونه آب زیرزمینی مقایسه شد. نتایج پژوهش

استفاده از روش خوشه‌بندی مرتبه‌ای پیرومترها دسته‌بندی شدند. با انجام آنالیز حساسیت، داده‌های ماهانه سطح آب، بارش و تبخیر با یک تأخیر زمانی طی دوره ۱۰ ساله (۱۳۸۲-۱۳۹۱) به عنوان ورودی‌های مدل انتخاب شدند. پس از نرمال‌سازی داده‌ها، مدل‌سازی با شبکه عصبی مصنوعی انجام شد. به منظور بررسی بیشتر، شبیه‌سازی با مدل فازی سوگنو نیز انجام شد. برای مقایسه نتایج دو مدل، شاخص‌های آماری جذر میانگین مربعات خطا و ضریب تبیین به کار گرفته شدند. با توجه به برتری مدل شبکه عصبی مصنوعی، مدل کریجینگ و کوکریجینگ عصبی برای پیش‌بینی مکانی سطح ایستابی انتخاب شدند و پیش‌بینی مکانی با هر دو مدل انجام شد. نتایج پژوهش یادشده نشان داد مدل کوکریجینگ با در نظر گرفتن پارامتر ثانویه توپوگرافی نسبت به مدل کریجینگ پیش‌بینی دقیق‌تری داشته است. هدف از مطالعه صالح‌نیا و همکاران، مقایسه روش‌های بهینه‌سازی کلونی مورچگان، الگوریتم ژنتیک و روش K-means برای خوشه‌بندی متغیرهای اقلیمی مؤثر بر عملکرد دیم گندم در شمال شرق ایران از سال ۱۹۸۴ تا ۲۰۱۰ (۲۷ سال) است [۲۴]. این متغیرها شامل ساعت‌های آفتاب، سرعت باد، رطوبت نسبی، بارش، بیشترین دما، کمترین دما و تعداد روزهای مرطوب بودند. نتایج پژوهش یادشده نشان داد الگوریتم ژنتیک توانایی بیشتری در خوشه‌بندی متغیرهای اقلیمی مؤثر بر عملکرد دیم گندم در منطقه مورد نظر دارد. باید روش‌های جدیدی برای ارزیابی نقشه آسیب‌پذیری آب زیرزمینی با قابلیت اطمینان زیاد بررسی شود. ماشین بردار پشتیبان^۱ (SVM) نوعی تکنیک نسبتاً جدید در زمینه پیش‌بینی‌های داده‌مبنای^۲ است. با توجه به چارچوب آماری نظری قوی این روش ثابت شده است که SVM به طور درخور توجهی در چندین زمینه به‌خصوص برای داده‌های نویز ترکیبی بسیار مناسب است [۲۵]. SVM می‌تواند به طور مؤثری عینیت و دقت نتایج را بهبود بخشد. بسیاری از محققان، SVM را به عنوان یک روش طبقه‌بندی‌کننده کارآمد از مسائل قطعی قابل مشاهده و غیر قابل مشاهده تأیید کرده‌اند [۲۶-۲۸]. مزیت آشکار دیگر SVM این است که از کمینه‌سازی ریسک ساختاری به جای ریسک تجربی استفاده می‌کند که در تحقیقات پیشین مرتبط با آلودگی آبخوان کمتر به کار گرفته شده است. بنابراین، می‌تواند به اندازه کافی با ابعاد زیاد یا

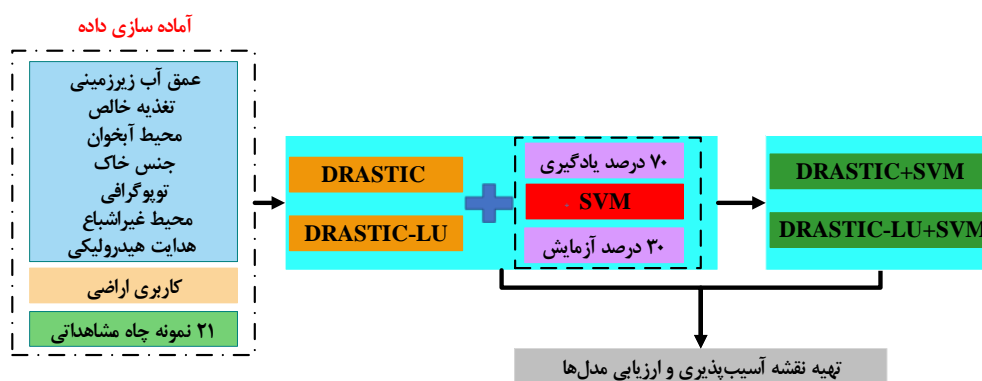
آنها بیانگر همبستگی ۷۳ درصد مدل با نیترات آب زیرزمینی منطقه بود. همچنین، در پژوهش یادشده بیان شد که به علت مصرف کودهای شیمیایی در مناطق کشاورزی، این مناطق دارای پتانسیل آلودگی آب‌های زیرزمینی زیادی است. به‌تازگی یادگیری ماشین پشتیبان و تکنیک‌های محاسبات نرم به طور موفقیت‌آمیزی برای ارزیابی مسائل زیست‌محیطی، مانند هواشناسی، کشاورزی، حساسیت سیل، حساسیت زمین‌لغزش، پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی و آلودگی آب زیرزمینی به کار گرفته شده‌اند که در ذیل به برخی از آنها اشاره شده است [۱۶-۱۹]. تعیین آسیب‌پذیری آب‌های زیرزمینی با استفاده از الگوریتم‌های هوشمند، توجه بسیاری از محققان را به خود جلب کرده است. برخی محققان به‌تازگی شروع به مطالعه آسیب‌پذیری آب‌های زیرزمینی با استفاده از هوش مصنوعی کرده‌اند [۲۰ و ۲۱]. هدف از پژوهش قنبری و همکاران، تهیه نقشه آسیب‌پذیری آبخوان آبرفتی دشت رامهرمز با استفاده از مدل DRASTIC و سپس، به‌کارگیری روش‌های هوش مصنوعی برای بهبود نتایج حاصل از مدل DRASTIC است [۲۲]. با توجه به اهمیت منابع آب زیرزمینی در منطقه مطالعه‌شده که برای مقاصد مختلف از جمله کشاورزی استفاده می‌شود، مطالعه آسیب‌پذیری آبخوان و حفاظت این مناطق برای توسعه و مدیریت بهینه منابع آب ضروری به نظر می‌رسد. به منظور بهبود نتایج، مدل DRASTIC با روش‌های شبکه عصبی مصنوعی، منطق فازی (سوگنو و ممدانی) و سیستم استنتاج تطبیقی عصبی-فازی تلفیق شد و چهار نقشه آسیب‌پذیری با استفاده از مدل‌های مختلف هوش مصنوعی به دست آمد. نقشه آسیب‌پذیری آبخوان نسبت به آلودگی، با تقسیم‌بندی به سه محدوده آسیب‌پذیری کم، متوسط و زیاد تهیه و شاخص DRASTIC برای کل منطقه بین ۴۸ تا ۱۵۶ محاسبه شد. ضریب همبستگی ۰/۹۷ بین شاخص DRASTIC و غلظت نیترات نشان‌دهنده دقت نسبتاً مناسب این روش است. نتایج پژوهش یادشده نشان داد مدل‌های هوش مصنوعی به‌کارگرفته‌شده، قابلیت بهبود نتایج مدل DRASTIC اولیه را دارند. با مقایسه نتایج مدل‌ها، می‌توان نتیجه گرفت که مدل سیستم استنتاج تطبیقی عصبی-فازی بهترین نتیجه را در بر دارد. هدف از تحقیق نذیری و همکاران، پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی در دشت دوزدوزان دریاچه ارومیه با استفاده از روش‌های هوش مصنوعی و زمین‌آمار است [۲۳]. بنابراین، در پژوهش یادشده ابتدا با

1. Support Vector Machine
2. Data-driven

DRASTIC، DRASTIC-LU و تکنیک هوش مصنوعی و ارزیابی عملکردهای مربوطه آنها است.

مواد و روش‌ها

در این مطالعه مدل استاندارد DRASTIC و مدل اصلاح‌شده آن یعنی DRASTIC-LU معرفی شدند. در همین حال، از یک روش بهبودیافته مبتنی بر SVM نیز استفاده شد که در ادامه به معرفی روش‌های مورد نظر پرداخته شده است. فلوجارت روش پیشنهادی تحقیق در شکل ۱ نشان داده شده است.



شکل ۱. فلوجارت پیشنهادی تحقیق

هیدرولیکی^۹ تشکیل شده است که برای حالت اصلاح‌شده از لایه کاربری اراضی^{۱۰} نیز استفاده می‌شود. کلاسه‌بندی و ارزش‌گذاری کلاس‌های مختلف مربوط به هر یک از پارامترها بر اساس مدل DRASTIC در محیط GIS انجام می‌شود. به هر یک از مشخصه‌ها با توجه به اهمیت تأثیر بر آلودگی سیستم آب زیرزمینی یک وزن نسبی از ۱ تا ۵ تعلق می‌گیرد [۳۰]. در این مدل به بازه‌های هر یک از مشخصه‌های هیدرولوژیک نیز یک رتبه از ۱ تا ۱۰ بر اساس تأثیر آنها بر آسیب‌پذیری اختصاص داده می‌شود و به کاربر این امکان را می‌دهد که مدل‌های DRASTIC و DRASTIC-LU را با ناحیه مطالعه‌شده هم‌سنگ کنند. شاخص آسیب‌پذیری مدل‌های DRASTIC و DRASTIC-LU از مجموعه حاصل ضرب وزن و رتبه پارامترهای یادشده مطابق روابط ۱ و ۲ به دست می‌آید [۳۱]:

مدل‌های DRASTIC و DRASTIC-LU

DRASTIC نوعی مدل رتبه‌بندی عددی است که اولین بار در سال ۱۹۸۷ میلادی به وسیله آژانس حفاظت محیط زیست ایالات متحده آمریکا^۱ (USEPA) و انجمن چاه‌های آب آمریکا^۲ (AWWA) برای ارزیابی پتانسیل آسیب‌پذیری آب‌های زیرزمینی این کشور مطرح شد. این مدل بر اساس مفهوم وضعیت هیدروژئولوژیکی استوار است [۳۰]. این مدل از ترکیب ۷ مشخصه هیدروژئولوژیک قابل اندازه‌گیری و مؤثر بر انتقال آلودگی به آب‌های زیرزمینی که شامل عمق آب زیرزمینی^۳، تغذیه خالص^۴، محیط آبخوان^۵، جنس خاک^۶، توپوگرافی^۷، مواد تشکیل‌دهنده منطقه غیراشباع^۸ و هدایت

1. United States Environmental Protection Agency
2. American Water Works Association
3. Depth to Water
4. Net Recharge
5. Aquifer Media
6. Soil Media
7. Topography
8. Impact of Vadose Zone

9. Hydraulic Conductivity
10. Land Use

$$VI = D_r D_w + R_r R_w + A_r A_w + S_r S_w + T_r T_w + I_r I_w + C_r C_w \quad (1)$$

$$VIL = D_r D_w + R_r R_w + A_r A_w + S_r S_w + T_r T_w + I_r I_w + C_r C_w + LU_r LU_w \quad (2)$$

اشاره دارد. شیب افزون بر اینکه بر حرکت و نفوذ آب‌های سطحی و آلاینده‌ها تأثیر می‌گذارد، بر گسترش خاک و در نتیجه، بر میرایی آنها نیز مؤثر است. منطقه غیراشباع شامل محدوده بین سطح ایستابی و محیط خاک که غیراشباع است، می‌شود. این محدوده غیراشباع بوده و یا به صورت ناپیوسته اشباع است و عبور آلاینده و رقیق شدن آن را کنترل می‌کند [۳۵]. هدایت هیدرولیکی عبارت است از: قابلیت مواد تشکیل‌دهنده آبخوان برای انتقال آب که به نوبه خود بر شدت جریان آب زیرزمینی که تحت یک شیب هیدرولیکی مشخص در جریان است، کنترل دارد. هدایت هیدرولیکی با مقدار فضاهای خالی و اتصال بین آنها در آبخوان کنترل می‌شوند که حاصل تخلخل بین دانه‌ای، ایجاد درز و شکاف و صفحات لایه‌بندی شده هستند [۳۳]. افزایش جمعیت، فعالیت‌های کشاورزی، صنعتی و شهری و در نتیجه آن، افزایش تغییرات کاربری اراضی و بهره‌برداری بی‌رویه از منابع آب زیرزمینی نه تنها باعث کاهش کمیت، بلکه سبب تخریب کیفیت این منابع ارزشمند شده است [۳۶]. مطالعه و بررسی اثرات تغییر کاربری اراضی بر کیفیت منابع آب زیرزمینی می‌تواند به مدیریت صحیح استفاده از این منابع آبی کمک کند.

با توجه به بررسی‌های مربوط به ادبیات پیشین و شرایط داده‌های محلی، جدول ۱ مقادیر رتبه‌بندی و وزن را در مدل DRASTIC-LU ارائه می‌دهد.

که در این روابط D عمق آب زیرزمینی، R تغذیه خالص، A محیط آبخوان، S محیط خاک، T شیب، I محیط غیراشباع، C هدایت هیدرولیکی، LU کاربری اراضی، w وزن و r رتبه مربوط به هریک از پارامترهای مدل است.

خاک و مواد منطقه غیراشباع که در فاصله بین سطح زمین تا آب زیرزمینی قرار دارند، به عنوان صافی و جذب‌کننده نقش دارند. همچنین، عمق آب زیرزمینی بر مدت‌زمان مورد نیاز برای فرایندهای زیستی و غیر زیستی در کاهش مواد شیمیایی تأثیر می‌گذارد. عمق آب زیرزمینی یکی از عوامل مهم در کنترل توانایی آلاینده برای رسیدن به آبخوان است [۳۲]. تغذیه خالص مقدار آبی است که از سطح زمین نفوذ می‌کند و به سطح ایستابی می‌رسد [۳۳]. تغذیه آب موجب می‌شود تا آلوده‌کننده به صورت عمودی انتقال یابد و به سطح ایستابی برسد و به صورت افقی در آبخوان حرکت کند. محیط آبخوان به مواد زمین‌شناسی تحکیم‌یافته یا تحکیم‌نیافته‌ای گفته می‌شود که بدنه یک آبخوان را تشکیل می‌دهند [۳۴]. محیط آبخوان و مواد تشکیل‌دهنده آن تعیین‌کننده طول و چگونگی روند مسیر (سیستم جریان آب زیرزمینی) در آبخوان است. به بالاترین بخش منطقه غیراشباع که به وسیله فعالیت‌های بیولوژیکی مهمی تعیین می‌شود، محیط خاک گفته می‌شود [۳۳]. بنابراین خاک، منطقه بالایی و هوازده زمین با عمق ۲ متر یا کمتر از سطح زمین است. لایه توپوگرافی به تغییرات شیب سطح زمین

جدول ۱. مقادیر رتبه‌بندی و وزن مدل‌های DRASTIC و DRASTIC-LU [۳۰ و ۳۱]

پارامتر	محدوده	رتبه‌بندی	وزن
عمق آب زیرزمینی (m)	۱۵-۹	۵	۵
	۲۳-۱۵	۳	
	>۳۰	۱	
تغذیه خالص (mm / year)	۵۰-۰	۱	۴
	ماسه و گراول	۹	۳
محیط آبخوان جنس خاک	ماسه و گراول با مقداری سیلت و رس	۷	
	شن	۱۰	۲
	ماسه	۹	
	لوم ماسه‌ای	۶	
	لوم	۵	

وزن	رتبه‌بندی	محدوده	پارامتر
۱	۱۰	۰-۳	شیب (درصد)
	۹	۳-۵	
	۸	۵-۷	
۵	۹	ماسه و گراول	محیط غیراشباع
	۷	ماسه با مقداری رس و سیلت	
	۵	رس و سیلت با مقدار کمی ماسه و شن	
۳	۷	۲۸-۴۰	هدایت هیدرولیکی (m / day)
	۶	۱۲-۲۸	
	۵	۴-۱۲	
۴	۸	مناطق مسکونی	کاربری اراضی
	۵	مناطق کشاورزی	
	۴	مناطق دیم	

$$\text{Minimize} \quad 1/2 \|w\|^2 \quad (5)$$

$$\text{Subject to} \quad y_i((w \cdot x_i) + b) \geq 1 \quad i=1, \dots, m$$

در رابطه یادشده، تابع هسته برای تبدیل یک مسئله طبقه‌بندی غیرخطی به یک مسئله طبقه‌بندی خطی به منظور یافتن ابرصفحه جداسازی بهینه به کار گرفته می‌شود. متغیر اسلک (۶) و ضریب هدف (C) می‌توانند شرایط محدودیت و تابع هدف را اصلاح کنند، در حالی که تابع هدف متناظر (نامعادله ۵) می‌تواند به نامعادله ۶ تبدیل شود [۱۸]:

$$\text{Minimize} \quad 1/2 \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^m \xi_i$$

$$\text{Subject to} \quad y_i((w \cdot x_i) + b) \geq 1 - \xi_i \quad i=1, \dots, m \quad \xi_i \geq 0 \quad (6)$$

بسیاری از مطالعات با استفاده از SVM نشان می‌دهند تابع پایه شعاعی^۲ (RBF) دارای عملکرد مطلوبی نسبت به سایر هسته‌ها در آب زیرزمینی و پیش‌بینی‌های هیدرولوژیکی است [۱]. بنابراین، RBF با هسته گاوسی در این مطالعه انتخاب شده و به صورت رابطه ۷ ارائه داده شده است [۱]:

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\gamma}\right) \quad (7)$$

γ پارامتر گاوسی است. پارامترهای C و γ در معادلات ۶ و ۷، به ترتیب، تأثیر درخور توجهی بر دقت مدل SVM دارند، که به عنوان مانع مهمی در مدل SVM ذکر شده است. بنابراین، یک اعتبارسنجی متقابل ده‌گانه برای انتخاب پارامترهای هسته بهینه در این فرایند استفاده شده است [۲۷ و ۲۸].

ماشین بردار پشتیبان (SVM)

ماشین بردار پشتیبان (SVM)، نوعی روش یادگیری ماشین نسبتاً جدید و یک الگوریتم یادگیری ماشین نظارت‌شده است [۱]. SVM یکی از متقاعدکننده‌ترین روش‌های پیش‌بینی است که براساس روش حداقل‌سازی ریسک ساختاری است. در مقابل، بیشتر مدل‌های هوش مصنوعی مانند شبکه‌های عصبی مصنوعی، از تکنیک‌های به حداقل رساندن ریسک تجربی استفاده می‌کنند. بنابراین، روش SVM می‌تواند خطای تجربی را کاهش دهد، پیچیدگی را مدل کند و احتمال را بیش از حد تنظیم کند [۱۸ و ۲۵]. یک مجموعه داده ارائه‌شده T در رابطه ۳ فرض شود [۱۸]:

$$T = \{x_i, y_i\}_{i=1}^m \quad (3)$$

در اینجا m تعداد نمونه‌ها در مجموعه داده، x_i بردار ورودی نمونه داده i ($x_i \in R^N$)، مقدار خروجی متناظر ($y_i \in R$) و R^N و R به ترتیب فضاهای بردار N بعدی و یک بعدی هستند. هدف SVM پیدا کردن ابرصفحه^۱ جداساز بهینه است که بتواند حاشیه را بین کلاس‌های مختلف مشخص کند و فاصله یک کلاس را به حداقل برساند.

ابرفاصله جداکننده با حل رابطه ۴ به دست می‌آید [۱۸]:

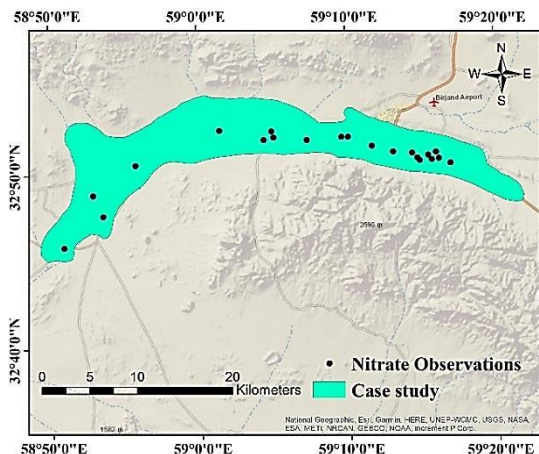
$$w \cdot x + b = 0 \quad (4)$$

در اینجا w بردار نرمال ابرصفحه جداکننده ($w \in R^N$) و b مقدار انحراف است. با حل تابع هدف داده‌شده توسط نامعادله ۵، ابرصفحه می‌تواند به عنوان یک مسئله برنامه‌نویسی درجه دوم فرموله شود [۱۸]:

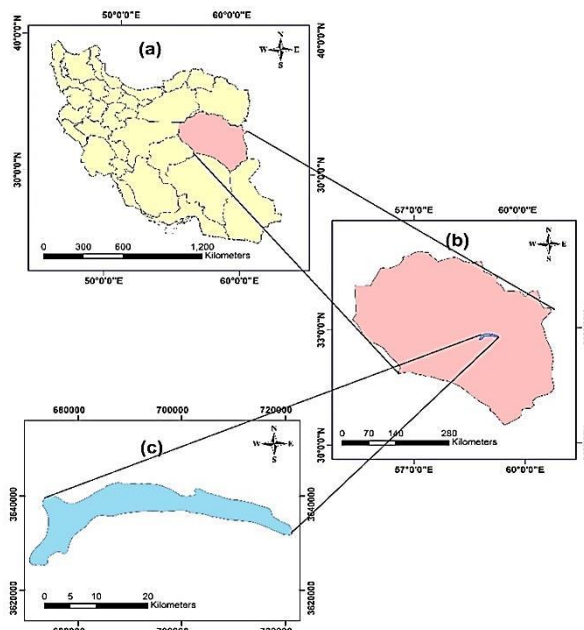
منطقه مطالعه شده

دشت بیرجند، یکی از محدوده‌های مطالعاتی حوضه آبخیز کویر لوت است که مختصات جغرافیایی آن بین طول‌های ۵۸° و ۴۱' تا ۵۹° و ۴۶' شرقی و عرض‌های ۳۲° و ۳۵' تا ۳۳° و ۸' شمالی قرار گرفته است. مساحت کلی محدوده مطالعاتی بیرجند ۳۴۰۶/۷۲ km² است که از این مقدار، سهم دشت و ارتفاعات به ترتیب ۹۰۰/۶۳ km² و ۲۵۰۶/۰۹ km² است. آبخوان دشت بیرجند بزرگ‌ترین حوضه آبریز استان بوده که متوسط بارندگی در این محدوده ۱۷۰ mm در سال است [۳۷ و ۳۸]. آبخوان دشت بیرجند به‌عنوان تنها منبع آبی مرکز استان خراسان جنوبی است و در سال‌های اخیر با رشد جمعیت و کاهش بارندگی در معرض آسیب‌پذیری زیادی قرار دارد. منطقه مطالعه‌شده در شکل ۲ نشان داده شده است.

SVM باشد. همچنین، برای پیاده‌سازی، تهیه و نمایش نقشه‌های خروجی از نرم‌افزارهای Matlab، Google Earth Engine و ArcMap استفاده شده است.



شکل ۳. موقعیت ۲۱ نمونه چاه مشاهداتی در منطقه مطالعه‌شده



شکل ۲. موقعیت کلی دشت بیرجند

یافته‌ها

آماده‌سازی داده‌ها

شکل ۴ پارامترهای DRASTIC-LU مطالعه‌شده را نشان می‌دهد. اطلاعات مورد نیاز برای تهیه لایه عمق آب زیرزمینی برای یک دوره یک‌ساله از مهر ۱۳۹۵ تا شهریور ۱۳۹۶ جمع‌آوری شد. برای تهیه این لایه از موقعیت جغرافیایی تراز سطح ایستابی و ارتفاع ۱۵ پیزومتر واقع در دشت که از طریق شرکت آب و فاضلاب استان خراسان جنوبی تهیه شده بود، استفاده شد. در این مطالعه، برای به دست آوردن تغذیه خالص، روش پهنه‌بندی تغییرات حجم آب زیرزمینی با کمک داده‌های سطح آب در چاه‌های مشاهداتی استفاده شده است. در مدل DRASTIC-LU، از مقیاس‌گذاری تغذیه خالص بر اساس جدول ۲ استفاده شده است [۳۰]. همان‌طور که می‌توان فهمید، کل تغذیه خالص منطقه مطالعه‌شده در ردیف اول این جدول قرار دارد. بنابراین، به عنوان یک کلاس طبقه‌بندی شده است.

جدول ۲. شیوه مقیاس‌گذاری پارامتر تغذیه خالص [۳۰]

رتبه‌بندی	محدوده (mm / year)
۱	۵۰-۰
۳	۱۰۱-۵۰
۶	۱۷۷-۱۰۱
۸	۲۵۴-۱۷۷
۹	>۲۵۴

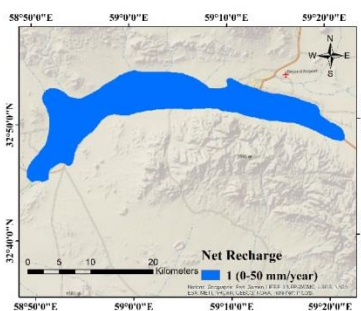
در این مطالعه، غلظت نیترات به عنوان پارامتر آلودگی اولیه انتخاب شد. برای این منظور، ۲۱ نمونه آب زیرزمینی از چاه‌ها یا پیزومترهای طی سال‌های ۱۳۹۳ تا ۱۳۹۸ از طریق آزمایشگاه کیفی طریق شرکت آب و فاضلاب استان خراسان جنوبی جمع‌آوری شدند که موقعیت ۲۱ نمونه مورد نظر در شکل ۳ نشان داده شده است. برای اعتبارسنجی نقشه‌های آسیب‌پذیری آب‌های زیرزمینی به‌دست‌آمده از مدل‌های مختلف ارزیابی، غلظت نیترات در فرایند اعتبارسنجی قرار گرفت. غلظت نیترات همچنین می‌تواند به عنوان پایه‌ای برای استخراج مقادیر هدف برای فرایند نظارت‌شده با استفاده از

وسیله اداره جهاد کشاورزی استان خراسان جنوبی استفاده شد. سپس، برای تهیه نقشه رستری، نقشه اسکن شده اولیه زمین مرجع و سپس، رقومی شد. همچنین، برای تهیه نقشه کاربری اراضی از تصاویر ماهواره لندست ۸ در محیط Google Earth Engine که در سال ۲۰۱۷ تصویربرداری شده بود، استفاده شد. طبق شکل ۴ برای تولید نقشه‌های DRASTIC-LU، از درون‌یابی کریجینگ استفاده شده است، زیرا این روش حداقل خطا را دارد [۳۷ و ۳۸]. رابطه روش درون‌یابی کریجینگ طبق رابطه ۸ به دست می‌آید [۳۷ و ۳۸]:

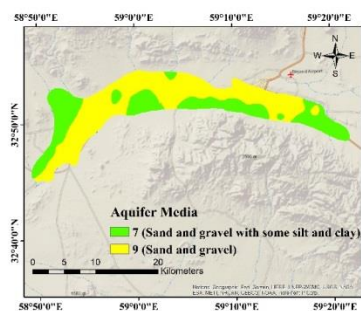
$$\hat{Z}(x_i) = \sum_{i=1}^N \lambda_i Z(x_i) \quad (۸)$$

که λ_i و $Z(x_i)$ به ترتیب، وزن یک نقطه خاص (چاه مشاهداتی) و پارامترهای DRASTIC و DRASTIC-LU (پیش‌بینی شده در نقاط انتخابی هستند).

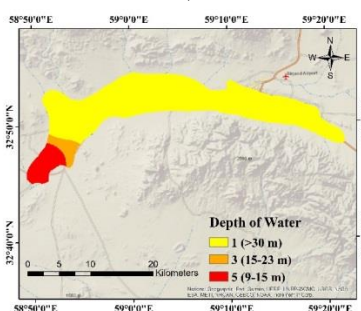
به منظور تهیه لایه محیط آبخوان، از لاگ ۲۱ عدد چاه مشاهداتی و بهره‌برداری موجود در منطقه، که از طریق شرکت آب و فاضلاب استان خراسان جنوبی تهیه شده بود، استفاده شد. بر اساس لاگ‌های چاه، جنس محیط آبخوان در محل چاه تعیین شده و سپس، پهنه‌بندی شد. برای تهیه نقشه توپوگرافی با استفاده از نقشه مدل رقومی ارتفاع (DEM) با قدرت تفکیک مکانی ۱۵ متر در نرم‌افزار ArcMap استفاده شد. به منظور تهیه لایه هدایت هیدرولیکی، ابتدا از داده‌های آزمایش پمپاژ که به وسیله سازمان آب و فاضلاب استان خراسان جنوبی انجام شده است، لایه ضریب قابلیت انتقال به دست می‌آید. سپس، با تقسیم این لایه بر ضخامت اشباع آبخوان، لایه هدایت هیدرولیکی به دست می‌آید و پس از آن، پهنه‌بندی می‌شود. برای تهیه پارامتر جنس خاک از نقشه استخراج شده با مقیاس ۱:۵۰۰۰۰ به



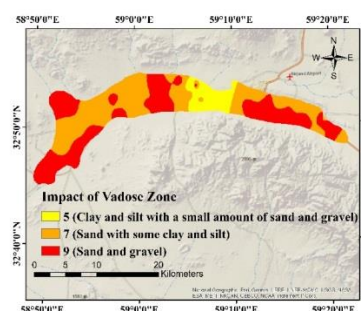
(ب)



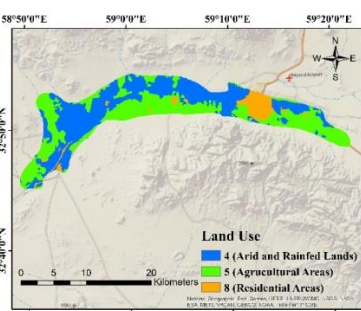
(الف)



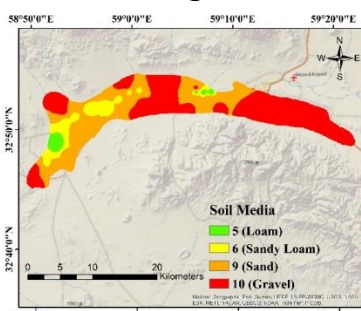
(د)



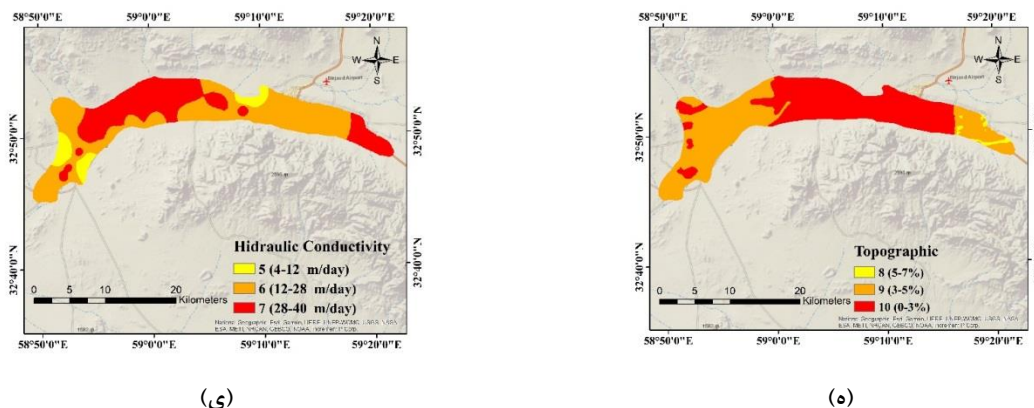
(ج)



(و)



(ن)



شکل ۴. پارامترهای مدل DRASTIC-LU در دشت بیرجند: الف) محیط آبخوان؛ ب) تغذیه خالص؛ ج) محیط غیراشباع؛ د) عمق آبخوان؛ ن) جنس خاک؛ و) کاربری اراضی؛ ه) هدایت هیدرولیکی؛ ی) توپوگرافی

چندگانه بالایی در میان متغیرهای پیش‌بینی‌کننده وجود دارد [۳۹]. امکان وجود هم‌خطی چندگانه در میان پارامترهای مدل‌های DRASTIC و DRASTIC-LU بررسی شده و نتایج مربوطه در جدول‌های ۳ و ۴ ارائه شده است. بر اساس جدول‌های ۳ و ۴، هیچ هم‌خطی چندگانه بالایی در میان پارامترهای انتخاب‌شده مشاهده نشده است. ستون‌های T و Sig نیز به آزمون فرض ضرایب پرداخته‌اند. هر چه مقدار T بزرگ باشد، فرض صفر بودن ضریب، ضعیف‌تر می‌شود و نقش آن متغیر در مدل‌سازی، بیشتر است [۳۹]. این بزرگی را به کمک مقدار Sig نیز مشخص می‌کنند. اگر مقدار Sig کوچک‌تر از ۰/۰۵ باشد، فرض صفر که بیانگر بی‌اثر بودن متغیر در مدل است، رد می‌شود [۳۹].

آزمایش هم‌خطی چندگانه^۱

استقلال پارامترهای انتخاب‌شده در مدل‌های ارزیابی آسیب‌پذیری برای اطمینان از صحت نتایج بسیار مهم است. تجزیه و تحلیل همبستگی نشان می‌دهد یک رابطه بین دو یا چند متغیر ورودی ممکن است باعث انحراف شود. به منظور تشخیص هم‌خطی چندگانه در میان عوامل مختلف، آماره تحمل (TOL) و عامل تورم واریانس (VIF) دو پارامتر آماری رایج هستند که طبق روابط ۹ و ۱۰ محاسبه می‌شوند [۳۹]:

$$TOL = 1 - R_j^2 \tag{9}$$

$$VIF = 1 / TOL \tag{10}$$

که R_j مقدار مربع R رگرسیون با استفاده از پارامتر رگرسیون Z در موارد دیگر است. هنگامی که مقدار TOL کوچک‌تر از ۰/۱ و مقدار VIF بزرگ‌تر از ۵ باشد، هم‌خطی

جدول ۳. نتایج آزمایش برای مدل DRASTIC

پارامتر	ضرایب غیراستاندارد			آماره‌های هم‌خطی			
	B	انحراف معیار	ضرایب استاندارد Beta	T	Sig	TOL	VIF
عمق آبخوان	۰/۰۸۷	۰/۰۴۳	۰/۱۳۰	۲/۰۲۵	۰/۰۴۵	۰/۹۷۹	۱/۰۲۲
تغذیه خالص	۰/۱۲۹	۰/۰۵۲	۰/۲۱۹	۲/۴۹۵	۰/۰۱۴	۰/۵۲۰	۱/۹۲۳
محیط آبخوان	۰/۰۳۸	۰/۰۳۷	۰/۰۶۷	۱/۰۰۶	۰/۰۳۷	۰/۸۹۲	۱/۱۲۲
جنس خاک	۰/۱۴۵	۰/۰۶۸	۰/۱۴۳	۲/۱۲۱	۰/۰۳۶	۰/۸۸۰	۱/۱۳۶
توپوگرافی	۰/۲۲۵	۰/۰۷۷	۰/۲۵۲	۲/۹۴۰	۰/۰۰۴	۰/۵۴۷	۱/۸۳۰
محیط غیراشباع	۰/۱۱۲	۰/۰۴۶	۰/۲۰۳	۲/۴۳۰	۰/۰۱۷	۰/۵۷۲	۱/۷۴۸
هدایت هیدرولیکی	۰/۰۷۴	۰/۰۳۸	۰/۱۷۶	۱/۹۵۸	۰/۰۵۳	۰/۴۹۷	۲/۰۱۱

1. Multicollinearity test
2. Tolerance
3. Variance Inflation Factor

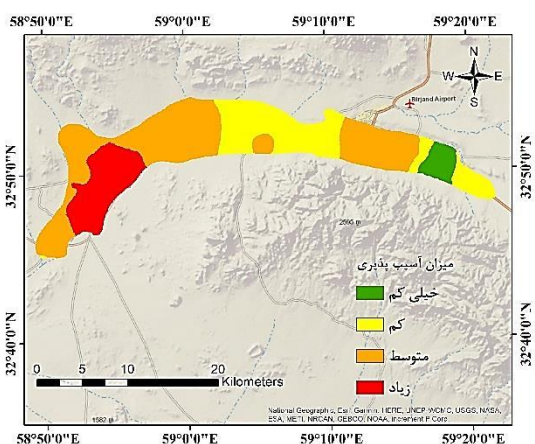
جدول ۴. نتایج آزمایش برای مدل DRASTIC-LU

پارامتر	ضرایب غیراستاندارد			T	Sig	آماره‌های هم‌خطی	
	B	انحراف معیار	ضرایب استاندارد Beta			TOL	VIF
عمق آبخوان	۰/۴۲	۰/۰۴۱	۰/۰۶۲	۱/۰۳۴	۰/۳۰۴	۰/۹۲۰	۱/۰۸۷
تغذیه خالص	۰/۱۰۲	۰/۰۴۸	۰/۱۷۳	۲/۱۳۴	۰/۰۳۳	۰/۵۱۲	۱/۹۵۴
محیط آبخوان	۰/۰۴۲	۰/۰۳۴	۰/۰۷۵	۱/۲۱۹	۰/۲۲۶	۰/۸۹۱	۱/۱۲۲
جنس خاک	۰/۱۴۸	۰/۰۶۲	۰/۱۴۷	۲/۳۷۳	۰/۰۲۰	۰/۸۸۰	۱/۱۳۶
توپوگرافی	۰/۱۸۰	۰/۰۷۱	۰/۲۰۲	۲/۵۴۶	۰/۰۱۲	۰/۵۳۶	۱/۸۶۶
محیط غیراشباع	۰/۱۰۲	۰/۰۴۲	۰/۱۸۵	۲/۴۱۲	۰/۰۱۸	۰/۵۷۱	۱/۷۵۳
هدایت هیدرولیکی	۰/۰۷۵	۰/۰۳۵	۰/۱۷۸	۲/۱۶۸	۰/۰۳۳	۰/۴۹۷	۱/۰۱۱
کاربری اراضی	۰/۱۲۵	۰/۰۲۸	۰/۲۸۵	۴/۵۳۳	۰/۰۰۰	۰/۸۴۹	۱/۱۷۹

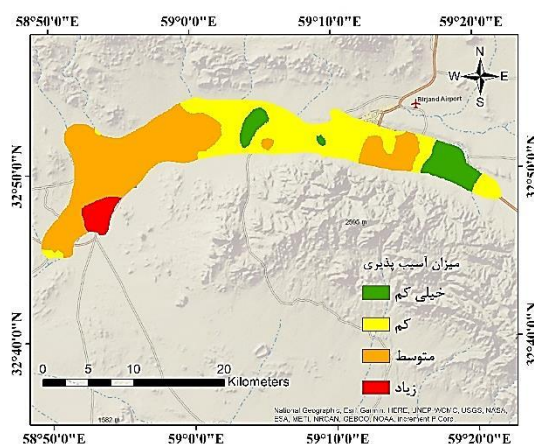
توجه به اثرات مختلف اعمالی ناشی از کاربری زمین بر آلودگی نیتراتی آب‌های زیرزمینی، مدل DRASTIC-LU برای ارزیابی آسیب‌پذیری خاص آب‌های زیرزمینی استفاده شد. هفت پارامتر اصلی از مدل DRASTIC و لایه کاربری اراضی با استفاده از معادله ۲ همپوشانی شده‌اند. مقدار VIL به‌دست‌آمده نیز با استفاده از روش طبقه‌بندی شکست طبیعی به چهار دسته آسیب‌پذیری زیاد، متوسط، کم و خیلی کم تقسیم شدند که در شکل ۵- ب نشان داده شده است.

نقشه آسیب‌پذیری مدل‌های DRASTIC و DRASTIC-LU

LU با توجه به معادله ۱، مجموع هفت پارامتر مدل DRASTIC برای برآورد مقدار VI استفاده شد. ارزش VI بالاتر نشان‌دهنده آسیب‌پذیری بیشتر است. مقادیر VI به‌دست‌آمده با استفاده از روش طبقه‌بندی شکست طبیعی^۱ به چهار دسته آسیب‌پذیری زیاد، متوسط، کم و خیلی کم تقسیم شدند. نقشه آسیب‌پذیری آب زیرزمینی منطقه مطالعه‌شده توسط مدل DRASTIC در شکل ۵- الف نشان‌داده شده است. با



(ب)



(الف)

شکل ۵. نقشه آسیب‌پذیری آب زیرزمینی (الف) DRASTIC و (ب) DRASTIC-LU

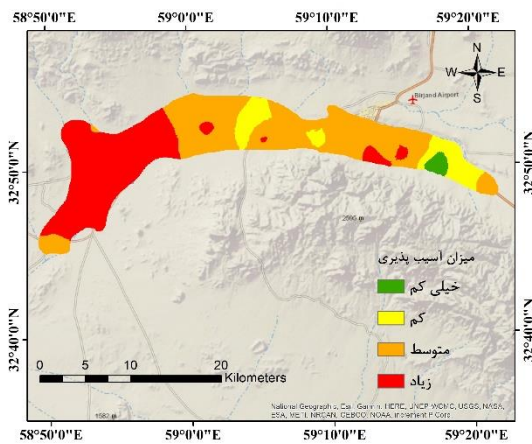
طبقه‌بندی‌هایی با آسیب‌پذیری متوسط یا کم در مدل DRASTIC-LU تبدیل شده‌اند. نتیجه مدل DRASTIC-LU مطابقت بهتری را با آلودگی نیترات در مقایسه با مدل DRASTIC دارد. استفاده از کاربری اراضی در واقع وقوع آلودگی نیتراتی در منطقه مطالعه‌شده را تحت تأثیر قرار می‌دهد.

در خروجی مدل DRASTIC-LU، نسبت درجه آسیب‌پذیری بالا و متوسط در مقایسه با نتایج مدل DRASTIC، به‌وضوح افزایش یافته است. با در نظر گرفتن اثر کاربری زمین بر آلودگی نیترات آب زیرزمینی، بخشی از مناطق با آسیب‌پذیری بسیار کم در مدل DRASTIC به

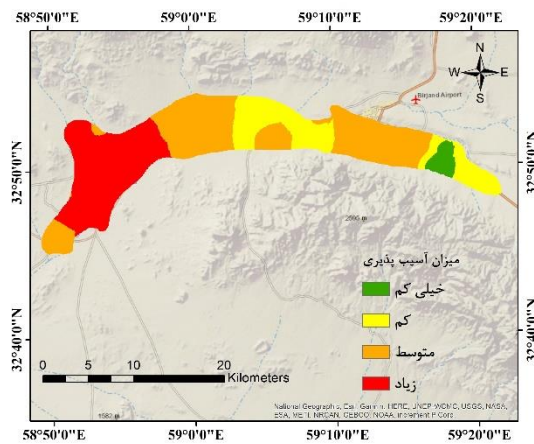
1. Natural Breaks

(ROC) برای ارزیابی عملکرد SVM مورد استفاده قرار گرفت. منحنی ROC معمولاً با رسم نرخ مثبت غیر واقعی در برابر نرخ مثبت واقعی در حد آستانه مختلف ایجاد می‌شود [۲۶]. مساحت زیرمنحنی (AUC) شاخصی است که میزان قابلیت پیش‌بینی را نشان می‌دهد. مقادیر AUC برای مدل‌های DRASTIC+SVM و DRASTIC-LU+SVM به ترتیب برابر با ۰/۸۰۱ و ۰/۸۳۷ محاسبه شدند. بنابراین، دقت این دو مدل ترکیبی نشان‌دهنده قابلیت اطمینان زیاد آنها است [۵]. نتایج نهایی مدل‌های DRASTIC+SVM و DRASTIC-LU+SVM در شکل ۶ ارائه شده است.

نقشه آسیب‌پذیری مدل‌های DRASTIC و DRASTIC-LU بهبودیافته بر اساس SVM به عنوان یک تکنیک یادگیری ماشین نظارتی، فرایند صحت‌سنجی SVM شامل مقایسه شاخص آسیب‌پذیری به‌دست‌آمده با استفاده از مدل‌های DRASTIC+SVM و DRASTIC-LU+SVM با غلظت نیترات است. در این تحقیق ۲۱ نمونه چاه مشاهداتی طبقه‌بندی‌شده برای تحقق بخشیدن به این فرایند یادگیری ماشین استفاده شدند. مجموعه داده‌ها به طور تصادفی به زیرمجموعه‌هایی تقسیم شدند که ۷۰ درصد داده‌ها برای یادگیری و ۳۰ درصد برای آزمایش مدل مورد استفاده قرار گرفتند [۲۸]. منحنی مشخصه عملکرد سیستم



(ب)



(الف)

شکل ۶. نقشه آسیب‌پذیری آب زیرزمینی (الف) DRASTIC+SVM و (ب) DRASTIC-LU+SVM

مورد نتایج روش‌های مختلف در جدول ۵ ارائه شده است. به منظور قابل قیاس کردن نتایج مدل‌های مختلف، طبقه‌بندی بیشتر کمی شد: مقادیر طبقه‌بندی زیاد، متوسط، کم و خیلی کم به ترتیب ۴، ۳، ۲ و ۱ تنظیم شد. خطای جذر میانگین مربعات (RMSE) برای مقایسه عملکرد طبقه‌بندی با استفاده از رابطه ۱۱ معرفی شد. هرچه مقادیر RMSE کوچک‌تر باشند، نتایج پیش‌بینی شده بهتر خواهند بود. نتایج RMSE در جدول ۵ ارائه شده است [۵]:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2}{n}} \quad (11)$$

در اینجا P_i و O_i مقادیر پیش‌بینی و هدف و n تعداد کل نمونه‌ها است. همان‌طور که در جدول ۵ مشاهده می‌شود،

مدل DRASTIC+SVM تغییرات قابل مشاهده‌ای را در مقایسه با مدل اصلی DRASTIC نشان داده است. نتایج مدل DRASTIC+SVM بیشتر با آلودگی نیتراتی سازگار است. مدل DRASTIC-LU+SVM مناطق دسته‌بندی‌شده با آسیب‌پذیری زیاد و متوسط بیشتری را در مقایسه با مدل اصلی DRASTIC-LU نشان می‌دهد. نتایج حاصل از مدل بهبودیافته DRASTIC-LU+SVM نیز بهتر از نتایج حاصل از مدل DRASTIC-LU است.

مقایسه توزیع نیترات و نقشه‌های آسیب‌پذیری

برای مقایسه ارزیابی آسیب‌پذیری آب زیرزمینی و بهبود نتایج پیش‌بینی‌شده بیشتر، ۲۱ نمونه چاه مشاهداتی جمع‌آوری‌شده مورد استفاده قرار گرفتند. جزئیات بیشتر در

نیترا ت آب زیرزمینی تأثیر می‌گذارد. علاوه بر این، نتایج نشان می‌دهد کاربرد SVM به طور درخور توجهی همبستگی بین آسیب‌پذیری و آلودگی نیترا ت را افزایش می‌دهد. به طور کلی، نتایج ارزیابی آسیب‌پذیری آب‌های زیرزمینی به‌دست‌آمده با استفاده از مدل‌های اصلاح‌شده، قابل اعتمادتر از مدل استاندارد DRASTIC بودند.

مدل DRASTIC-LU در مقایسه با مدل DRASTIC، برای ارزیابی آسیب‌پذیری آلودگی نیترا ت مناسب‌تر است و مقدار RMSE برای دو مدل به ترتیب ۰/۸۲۱ و ۰/۷۴۳ به دست آمده است. همچنین، مقدار RMSE برای مدل DRASTIC-LU+SVM (۰/۴۹۰) کوچک‌تر از مقدار مدل DRASTIC+SVM (۰/۶۱۲) است. معیار کاربری اراضی بر توزیع آلودگی

جدول ۵. مقایسه مدل‌های مختلف بر اساس تعداد چاه‌های مشاهداتی و غلظت نیترا ت
تعداد چاه‌های مشاهداتی (بر اساس غلظت نیترا ت)

مدل	کلاس	خیلی کم	کم	متوسط	زیاد	RMSE (PPM)
DRASTIC	خیلی کم	۱۰	۴	۲	۱	۰/۸۲۱
	کم	۸	۳	۱	۲	
	متوسط	۱	۱	۴	۱	
	زیاد	۰	۰	۱	۲	
LU-DRASTI	خیلی کم	۸	۳	۰	۱	۰/۷۴۳
	کم	۱۱	۶	۱	۱	
	متوسط	۳	۳	۵	۲	
	زیاد	۰	۱	۵	۳	
DRASTIC+SVM	خیلی کم	۱۳	۱	۱	۰	۰/۶۱۲
	کم	۵	۷	۲	۱	
	متوسط	۲	۶	۸	۳	
	زیاد	۰	۱	۴	۵	
DRASTIC-LU+SVM	خیلی کم	۱۷	۰	۰	۰	۰/۴۹۰
	کم	۷	۹	۴	۰	
	متوسط	۳	۸	۱۰	۵	
	زیاد	۰	۲	۶	۱۰	

بحث و نتیجه‌گیری

در مدل DRASTIC-LU است. با توجه به نتایج این تحقیق که مناطق مرکزی و شرقی آبخوان آسیب‌پذیری کمتری دارند، این موضوع در پژوهشی [۴۱] که به بررسی مکان‌یابی ایجاد آب‌شیرین‌کن در آبخوان دشت بیرجند پرداختند، تأیید شده است. نتایج پژوهش ایشان بیانگر این بود که مناطق مرکزی و شرقی آبخوان دشت، مناسب‌ترین مکان برای ایجاد آب شیرین از طریق ۱۲ پارامتر کیفی آب زیرزمینی بود که نشان‌دهنده این است که مناطق دارای آسیب‌پذیری زیاد، برای مکان قرارگیری مناسب نیست. همچنین، در پژوهشی [۴۲] به بررسی توزیع زمانی و مکانی نیترا ت آبخوان دشت بیرجند پرداخته‌اند که با استفاده از ۲۴ چاه آب شرب نمونه‌برداری صورت گرفته و آزمایش شده است. نتایج پژوهش یادشده بیانگر این بود که در مناطق غربی و جنوب غربی دشت به دلیل استفاده از کودهای ازت و نیتروژنی،

بررسی کارهای مشابه در زمینه آسیب‌پذیری آبخوان نیز تأییدکننده نتایج این تحقیق است. در پژوهشی [۴۰] به بررسی قابلیت آسیب‌پذیری کیفی آب زیرزمینی دشت بیرجند با استفاده از مدل DRASTIC و واسنجی آن به روش تحلیل سلسله‌مراتبی پرداختند. در این پژوهش، شاخص آسیب‌پذیری منطقه با استفاده از مدل DRASTIC به‌دست آمده است. سپس، با توجه به مقدار غلظت نیترا ت آزمایش‌شده در چاه‌های مشاهده‌ای موجود در منطقه، واسنجی الگو با استفاده از روش تحلیل سلسله‌مراتبی انجام گرفته است. نتایج پژوهش آنها نشان‌دهنده همبستگی مثبت با تحقیق حاضر دارد، با این تفاوت که به دلیل اضافه شدن پارامتر کاربری اراضی شاخص آسیب‌پذیری به‌طور متوسط بالاتر است که این بیانگر زیاد بودن وزن نظری کاربری اراضی

- machines (SVMs) model. *Environmental Modeling & Assessment*. 2016; 21(1):71-82.
- [2]. Thapa R, Gupta S, Guin S, Kaur H. Sensitivity analysis and mapping the potential groundwater vulnerability zones in Birbhum district, India: a comparative approach between vulnerability models. *Water Science*. 2018; 32(1):44-66.
- [3]. Li X, Ye S, Wang L, Zhang J. Tracing groundwater recharge sources beneath a reservoir on a mountain-front plain using hydrochemistry and stable isotopes. *Water Science and Technology: Water Supply*. 2017; 17(5):1447-57.
- [4]. Machiwal D, Jha MK, Singh VP, Mohan C. Assessment and mapping of groundwater vulnerability to pollution: Current status and challenges. *Earth-Science Reviews*. 2018; 185:901-27.
- [5]. Sarkar M, Pal SC. Application of DRASTIC and Modified DRASTIC Models for Modeling Groundwater Vulnerability of Malda District in West Bengal. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*. 2021; 4:1-9.
- [6]. Khosravi K, Sartaj M, Tsai FT, Singh VP, Kazakis N, Melesse AM, Prakash I, Bui DT, Pham BT. A comparison study of DRASTIC methods with various objective methods for groundwater vulnerability assessment. *Science of the total environment*. 2018; 642:1032-49.
- [7]. Pacheco FA, Pires LM, Santos RM, Fernandes LS. Factor weighting in DRASTIC modeling. *Science of the Total Environment*. 2015; 505:474-86.
- [8]. Sajedi-Hosseini F, Malekian A, Choubin B, Rahmati O, Cipullo S, Coulon F, Pradhan B. A novel machine learning-based approach for the risk assessment of nitrate groundwater contamination. *Science of the total environment*. 2018; 644:954-62.
- [9]. Caprario J, Rech AS, Finotti AR. Vulnerability assessment and potential contamination of unconfined aquifers. *Water Supply*. 2019; 19(4):1008-16.
- [10]. Rajput H, Goyal R, Brighu U. Modification and optimization of DRASTIC model for groundwater vulnerability and contamination risk assessment for Bhiwadi region of Rajasthan, India. *Environmental Earth Sciences*. 2020; 79(6):1-5.
- [11]. Hu X, Ma C, Qi H, Guo X. Groundwater vulnerability assessment using the GALDIT model and the improved DRASTIC model: a case in Weibei Plain, China. *Environmental Science and Pollution Research*. 2018; 25(32):32524-39.
- [12]. Arezoomand omidi langrudi M, Khashei Siuki

غلظت نیترات در حال گذر از حد مجاز است که همبستگی با نقشه آسیب‌پذیری منطقه به روش DRASTIC-LU را نشان می‌دهد.

این مقاله نوعی مدل یکپارچه جدید برای ارزیابی آسیب‌پذیری آب‌های زیرزمینی ارائه کرده است. مدل DRASTIC ابتدا به عنوان روشی استاندارد برای تحلیل آسیب‌پذیری ذاتی استفاده شد. روش استاندارد با افزودن کاربری اراضی برای ارزیابی آسیب‌پذیری خاص با استفاده از مدل DRASTIC-LU بهبود یافت. در همین حال، به منظور اجتناب از معایب هنگام استفاده از روش‌های همپوشانی شاخص، مدل SVM برای بهبود بیشتر دقت مدل‌های پیشنهادی (یعنی مدل‌های DRASTIC+SVM و DRASTIC-LU+SVM) معرفی شد. علاوه بر این، ۲۱ نمونه چاه مشاهداتی برای اعتبارسنجی و آزمایش روش‌های پیشنهادی جمع‌آوری شدند. به خلاف نتایج مدل استاندارد DRASTIC، روش‌های بهبودیافته برای ارزیابی آسیب‌پذیری آب‌های زیرزمینی در برابر نیترات مناسب‌تر بودند. در مقایسه با مدل DRASTIC با RMSE برابر با ۰/۸۲۱، مدل DRASTIC-LU با مقدار RMSE کوچک‌تری از ۰/۷۴۳ به دست آمد. مدل‌های ترکیب‌شده با SVM نتایج مشابهی را به نمایش گذاشتند. مقادیر RMSE مربوط به مدل‌های DRASTIC و DRASTIC-LU+SVM (به ترتیب ۰/۶۱۲ و ۰/۴۹۰) کوچک‌تر از مقادیر RMSE مربوط به دو مدل DRASTIC و DRASTIC-LU به دست آمدند. به طور کلی، این مطالعه از نوعی تکنیک هوش مصنوعی نظارت‌شده برای ساخت یک مدل قوی استفاده کرد که به‌وضوح دقت ارزیابی را بهبود بخشید. نتایج ارزیابی اطلاعات ضروری برای استراتژی‌های آینده در مدیریت آب زیرزمینی و برنامه‌ریزی کاربری اراضی ثمربخش خواهد بود.

سپاسگزاری

در پایان، از شرکت آب‌وفاضلاب استان خراسان جنوبی و اداره جهاد کشاورزی استان خراسان جنوبی به دلیل حمایت مالی و معنوی و در اختیار قرار دادن داده‌ها صمیمانه قدردانی می‌شود.

منابع

- [1]. Arabgol R, Sartaj M, Asghari K. Predicting nitrate concentration and its spatial distribution in groundwater resources using support vector

- [22]. ghanbari N, Rangzan K, Kabolizade M, Moradi P. Improve the results of the DRASTIC model using artificial intelligence methods to assess groundwater vulnerability in Ramhormoz alluvial aquifer plain. *Journal of Water and Soil Conservation*. 2017; 24(2), 45-65.
- [23]. Nadiri A, Naderi K, Asghari Moghaddam A, Habibi M. Spatiotemporal Predicting of Groundwater Level Using Artificial Intelligence Models and Geostatistics Model (Case study: Duzduzan plain). *Geography and Planning*. 2017; 20(58), 281-301.
- [24]. Salehnia N, Salehnia N, Ansari H, Kolsoumi S, Bannayan M. Climate data clustering effects on arid and semi-arid rainfed wheat yield: a comparison of artificial intelligence and K-means approaches. *International journal of biometeorology*. 2019; 63(7):861-72.
- [25]. Raghavendra N, Deka PC. Support vector machine applications in the field of hydrology: a review. *Applied soft computing*. 2014; 19: 372-86.
- [26]. Malik A, Kumar A, Singh RP. Application of heuristic approaches for prediction of hydrological drought using multi-scalar streamflow drought index. *Water Resources Management*. 2019; 33(11):3985-4006.
- [27]. Pradhan B. A comparative study on the predictive ability of the decision tree, support vector machine and neuro-fuzzy models in landslide susceptibility mapping using GIS. *Computers & Geosciences*. 2013; 51:350-65.
- [28]. Naghibi SA, Ahmadi K, Daneshi A. Application of support vector machine, random forest, and genetic algorithm optimized random forest models in groundwater potential mapping. *Water Resources Management*. 2017; 31(9):2761-75.
- [29]. Meyer D, Wien FT. Support vector machines. *The Interface to libsvm in package e1071*. 2015; 5:28.
- [30]. Aller L, Bennett T, Lehr JH, Petty RJ, Hackett G. DRASTIC: A Standardized System for Evaluating Ground Water Pollution Potential Using Hydrogeologic Settings. *Kerr Environmental Research Laboratory, U.S. Environmental Protection Agency Report (EPA)*. 1987; 600/2.87, 1-641.
- [31]. Kumar A, Pramod Krishna A. Groundwater vulnerability and contamination risk assessment using GIS-based modified DRASTIC-LU model in hard rock aquifer system in India. *Geocarto International*. 2020; 35(11):1149-78.
- [32]. Venkatesan G, Pitchaikani S, Saravanan S. Assessment of groundwater vulnerability using A, Javadi S, Hashemi SR. Groundwater Vulnerability Assessment by the use of Drastic-New Modified model (Case study: Kuchesfahan-Astane plain). *Iranian Journal of Irrigation and Drainage*. 2015; 9(1),75-62. [Persian]
- [13]. Oroji B, Solgi I. Vulnerability Assessment of Asadabad (Hamadan) Plain Groundwater by GIS. *Environmental Sciences*, 14(1). 2016; 91-104. [Persian].
- [14]. Zafane D, Gharbi F, Douaoui A.A. New Model (DRASTIC-LU) for Evaluating Groundwater Vulnerability in Alluvial Aquifer of Upper Cheliff (Algeria). *Recent Advances in Environmental Science from the Euro-Mediterranean and Surrounding Regions*. 2018; 1(1),615-617.
- [15]. Shakoor A, Khan Z.M, Farid H.U, Sultan M, Ahmad I, Ahmad N, Ali M.U. Delineation of regional groundwater vulnerability using DRASTIC model for agricultural application in Pakistan. *Arabian Journal of Geosciences*. 2020; 13(4), 1-12.
- [16]. Isazadeh M, Biazar SM, Ashrafzadeh A. Support vector machines and feed-forward neural networks for spatial modeling of groundwater qualitative parameters. *Environmental Earth Sciences*. 2017; 76(17):1-4.
- [17]. Tehrany MS, Pradhan B, Jebur MN. Flood susceptibility analysis and its verification using a novel ensemble support vector machine and frequency ratio method. *Stochastic environmental research and risk assessment*. 2015; 29(4):1149-65.14-
- [18]. Chen W, Peng J, Hong H, Shahabi H, Pradhan B, Liu J, Zhu AX, Pei X, Duan Z. Landslide susceptibility modelling using GIS-based machine learning techniques for Chongren County, Jiangxi Province, China. *Science of the total environment*. 2018; 626:1121-35.
- [19]. Deng W, Yao R, Zhao H, Yang X, Li G. A novel intelligent diagnosis method using optimal LS-SVM with improved PSO algorithm. *Soft Computing*. 2019; 23(7):2445-62.
- [20]. Jia Z, Bian J, Wang Y, Wan H, Sun X, Li Q. Assessment and validation of groundwater vulnerability to nitrate in porous aquifers based on a DRASTIC method modified by projection pursuit dynamic clustering model. *Journal of contaminant hydrology*. 2019; 226:103522.
- [21]. Deng W, Xu J, Song Y, Zhao H. An effective improved co-evolution ant colony optimisation algorithm with multi-strategies and its application. *International Journal of Bio-Inspired Computation*. 2020; 16(3):158-70.

- [38]. Eftekhari M, Eslaminezhad S, Haji Elyasi A, Akbari M. Geostatistical Evaluation with Drinking Groundwater Quality Index (DGWQI) in Birjand Plain Aquifer. *Environment and Water Engineering*, 2021; 7(2), 268-279. [Persian].
- [39]. Choubin B, Mosavi A, Alamdarloo EH, Hosseini FS, Shamsirband S, Dashtekian K, Ghamisi P. Earth fissure hazard prediction using machine learning models. *Environmental research*. 2019; 179:108770.
- [40]. Rahimzadeh kivi M, Hamzeh S, Kardan Moghadam H. Identification of Vulnerability Potential of Groundwater Quality in Birjand Plain using DRASTIC Model and its calibration using AHP. *Physical Geography Research Quarterly*. 2015; 47(3), 481-498. [Persian].
- [41]. Davijani MH, Anvar AN, Banihabib ME. Locating water desalination facilities for municipal drinking water based on qualitative and quantitative characteristics of groundwater in Iran's desert regions. *Water resources management*. 2014; 28(10):3341-53.
- [42]. Mosazadeh H, Rezaei A, and Emami H. Investigation of temporal and spatial distribution of groundwater nitrate contamination in Birjand plain and aquifer. *National Conference on Water Resources Management Strategies and Environmental Challenges*. Sari University of Agricultural Sciences and Natural Resources. 2018. [Persian].
- GIS and DRASTIC for upper Palar River basin, Tamil Nadu. *Journal of the Geological Society of India*. 2019; 94(4):387-94.
- [33]. Ahirwar S, Shukla JP. Assessment of groundwater vulnerability in upper Betwa river watershed using GIS based DRASTIC model. *Journal of the Geological Society of India*. 2018; 91(3):334-40.
- [34]. Zghibi A, Merzougui A, Chenini I, Ergaieg K, Zouhri L, Tarhouni J. Groundwater vulnerability analysis of Tunisian coastal aquifer: an application of DRASTIC index method in GIS environment. *Groundwater for Sustainable Development*. 2016; 2:169-81.
- [35]. Joshi P, Gupta PK. Assessing groundwater resource vulnerability by coupling GIS-based DRASTIC and solute transport model in Ajmer District, Rajasthan. *Journal of the Geological Society of India*. 2018; 92(1):101-6.
- [36]. Baghapour MA, Nobandegani AF, Talebbeydokhti N, Bagherzadeh S, Nadiri AA, Gharekhani M and Chitsazan N. Optimization of DRASTIC method by artificial neural network, nitrate vulnerability index, and composite DRASTIC models to assess groundwater vulnerability for unconfined aquifer of Shiraz Plain, Iran. *Journal of Environmental Health Science and Engineering*. 2016; 14(1), pp.1-16.
- [37]. Eftekhari M, Akbari M. Development of DRASTIC Method Considering Land Use to Analyze the Potential of Aquifer Pollution in Semi-Arid Regions. *Environment and Water Engineering*. 2020; 6(4):345-59. [Persian].