

مدل سازی فرسایش بادی با استفاده از گوگل ارث انجین (مطالعه موردی: شهرستان سبزوار)

عبدالحسین بوعلی^۱، نرگس کریمی نژاد^{۲*}، محسن حسینعلی زاده^۳

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۰۱/۰۸

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۶/۲۱

چکیده

تدوین استراتژی‌های مناسب برای ارزیابی کمی فرسایش بادی با دقت بالا اهمیت زیادی دارد. در این تحقیق ۵۰ نقطه شواهد زمینی انتخاب شدند؛ سپس ۸ شاخص سرعت باد، کاربری اراضی، شوری خاک، رطوبت خاک، بافت سطحی خاک، تراکم پوشش گیاهی، مقدار بارش و مدل رقومی ارتفاعی که با داده‌های میدانی همبستگی داشتند، برای مدل‌سازی انتخاب شدند. چهار روش یادگیری ماشین به ترتیب RF، SVM، GBM، GLM برای مدل‌سازی خطر فرسایش بادی در منطقه مورد مطالعه مورد استفاده قرار گرفت. به منظور ارزیابی عملکرد مدل‌ها، از ۳ شاخص ضریب کاپا، منحنی تشخیص عملکرد (ROC) و آمار واقعی مهارت مرتبط با آستانه (tss) استفاده شد. در نهایت از میانگین وزنی مدل ترکیبی در بسته آماری SDM، برای کاهش عدم قطعیت در مدل‌سازی منطقه استفاده شد. براساس نتایج به دست آمده، مدل SVM با $AUC = 0.95$ ، $TSS = 0.97$ و $kappa = 0.87$ بهترین عملکرد را داشته است. براساس مدل ترکیبی منطقه مورد مطالعه از نظر شدت فرسایش بادی ۴۴٪ در کلاس کم، ۱۶٪ در کلاس متوسط، ۱۵٪ در کلاس شدید و ۲۵٪ در کلاس بسیار شدید قرار گرفته است. بنابراین با در نظر گرفتن نتایج مدل ترکیبی (به عنوان مدلی با کمترین عدم قطعیت)، می‌توان از پیشروی فرایند تخریب سرزمین و فرسایش بادی کاست.

کلیدواژه‌ها: فرسایش بادی، تخریب سرزمین، گوگل ارث انجین، مدل‌سازی مکانی.

۱. دانش‌آموخته دکتری دانشکده مرتع و آبخیزداری، گروه مدیریت مناطق بیابانی، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان، گرگان، ایران

۲. استادیار مهندسی منابع طبیعی و محیط زیست، دانشگاه شیراز، شیراز، ایران؛ narges.karimi991@gmail.com

۳. دانشیار دانشکده مرتع و آبخیزداری، گروه مدیریت مناطق بیابانی، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان، گرگان، ایران

مقدمه

فرسایش خاک در میان فرایندهای مختلف تخریب سرزمین، به‌عنوان مشکل عمده محیط‌زیستی شناخته شده است که باعث از بین رفتن خاک سطحی و مواد مغذی، کاهش حاصلخیزی و در نتیجه کاهش عملکرد محصول می‌شود (ایلدیمی و همکاران، ۲۰۱۶). فرسایش بادی از جمله عوامل مؤثر در بیابان‌زایی و تخریب سرزمین در مناطق خشک به شمار می‌رود (بوعلی و همکاران، ۲۰۱۹ الف)؛ به‌طوری‌که فرایند فرسایش بادی به دلیل حمل عناصر غذایی خاک همراه با ذرات ریزدانه، به‌عنوان یکی از عوامل محدودکننده حاصلخیزی خاک در بسیاری از نقاط جهان محسوب می‌شود و با کاهش عمق خاک سطحی، به‌عنوان چالشی جدی در برابر تولید پایدار و مدیریت اراضی کشاورزی محسوب می‌گردد (سانترا^۱ و همکاران، ۲۰۱۷). هرچند فرسایش بادی به دلیل گستره وسیع فعالیت، نسبت به فرسایش آبی، عملکرد تخریبی کمتری دارد، به‌علت تداوم و وسعت فرسایندهای زمانی و مکانی آن، این نوع فرسایش در مناطق خشک به مراتب بیشتر از فرسایش آبی مورد توجه است و خسارات و آسیب‌های اقتصادی-اجتماعی قابل توجهی را وارد می‌کند (لی^۲ و همکاران، ۲۰۲۰).

کوک^۳ و همکاران (۲۰۲۱) گزارش کرده‌اند که انتشار سالانه گردوغبار از خاورمیانه و مرکز آسیا، ۳۰٪ از کل جهان است (کوک و همکاران، ۲۰۲۱). فرسایش بادی در مناطق خشک و نیمه‌خشک خاورمیانه از جمله کشور ایران، از نظر تخریب اراضی حائز اهمیت است (بوعلی و همکاران، ۲۰۱۹ ب). بخش وسیعی از کشور ایران را مناطق فراخشک، خشک و نیمه‌خشک در بر گرفته که به دلیل شرایط خاص محیطی از جمله کمبود بارندگی، تراکم محدود پوشش گیاهی و سایر عوامل دیگر، زمینه را برای وقوع فرسایش بادی مساعد ساخته است (بشیری و همکاران، ۲۰۲۳). همچنین اراضی دیم در ایران به دلیل لندفرم‌های متعدد حساس به فرسایش بادی مانند تالاب‌های خشک‌شده و بیابان‌های ماسه‌زار لوت و کویر

به‌عنوان یکی از منابع اصلی فرسایش بادی و گردوغبار در جنوب غربی آسیا شناخته می‌شود (ناثومان^۴ و همکاران، ۲۰۲۳). خسارت اقتصادی ناشی از فرسایش بادی در ایران بیش از ۱۸ میلیارد دلار در سال گزارش شده است (عمادالدین و بورك، ۲۰۱۲^۵).

ارزیابی این نوع فرسایش و برآورد هدررفت خاک ناشی از آن و نیز مقایسه حساسیت‌پذیری مناطق مختلف، مستلزم نصب ایستگاه‌های اندازه‌گیری و تجهیز آن‌ها به ادواتی نظیر تله‌های رسوب‌گیر و اندازه‌گیرهای گردوغبار ثابت و قابل حمل است. احداث و تجهیز این تعداد ایستگاه و فراهم آوردن وسایل مورد نیاز آن‌ها، نیازمند صرف هزینه‌های زیاد و زمان طولانی است (بوعلی و همکاران، ۲۰۱۸). از سوی دیگر غالب مدل‌های موجود در زمینه برآورد فرسایش بادی دارای ضرایبی هستند که دستیابی به آن‌ها مستلزم یک سری تحقیقات جدید در هر منطقه و یا کالیبره کردن مدل با توجه به شرایط منطقه‌ای است (گورمسا^۶ و همکاران، ۲۰۱۵). اما چالش اصلی در استفاده از مدل‌های فرسایش بادی این است که به داده‌های مکانی و زمانی گسترده نیاز دارند و با توجه به اینکه فرسایش بادی در مناطق خشک رخ می‌دهد، استخراج اطلاعات در مقیاس بزرگ و در درازمدت دشوار است (النشر^۷ و همکاران، ۲۰۲۲). از این رو ایجاد یک فرایند استخراج اطلاعات فرسایش بادی براساس فناوری سنجش از دور برای ارزیابی خطر فرسایش بادی ضروری است (یغمایی و همکاران، ۲۰۱۸).

در این مطالعه از روش‌های یادگیری ماشین برای مدل‌سازی و تهیه نقشه فرسایش بادی استفاده شده است. این روش‌ها مبتنی بر سنجش از دور بوده و قابلیت استفاده به‌عنوان یک ابزار قدرتمند و دقیق به‌منظور مدل‌سازی و ارزیابی پدیده‌های مختلف را دارند (ابوزید و عبداللطیف، ۲۰۲۲^۸). مدل‌های مختلفی برای ارزیابی رویدادهای گردوغبار و فرسایش بادی استفاده شده است؛ از جمله رگرسیون خطی

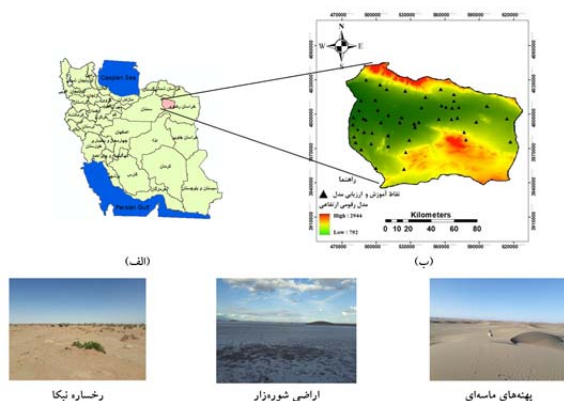
4. Nauman
5. Emadodin & Bork
6. Gurmessa
7. Elnashar
8. Abuzaid & Abdelatif

1. Santra
2. Li
3. Kok

مواد و روش

انتخاب منطقه مورد مطالعه

شهرستان سبزوار با قرارگیری در غرب استان خراسان رضوی و فاصله ۲۲۰ کیلومتری از مشهد مقدس، وسعتی بالغ بر ۷۲۱۷ کیلومتر مربع دارد. ارتفاع ۹۷۷/۶ متر از سطح دریا و بلندترین نقطه آن در رشته‌کوه جغتای، ۲۹۲۴ متر ارتفاع دارد. متوسط بارندگی ۱۸۰ میلی‌متر بوده که در ارتفاعات به ۴۰۰ میلی‌متر و در مناطق کویری به کمتر از ۱۵۰ میلی‌متر می‌رسد. متوسط دما ۱۷/۲ درجه و میزان تبخیر در طول سال بین ۲۲۰۰ میلی‌متر تا ۳۰۰۰ میلی‌متر متغیر است (شکل ۱).



شکل (۱): موقعیت منطقه مورد مطالعه: الف) نقشه ایران؛ ب) مدل رقمی ارتفاعی

Figure (1): Location of the study area: A) Map of Iran; B) Digital elevation model

محاسبه شاخص‌های سنجش از دوری ارزیابی فرسایش

بادی در پلتفرم گوگل ارث انجین

استفاده از سامانه گوگل ارث انجین بین پژوهشگران طی سال‌های اخیر برای دریافت اطلاعات و داده در زمینه‌های مختلف (تغییر کاربری، اقلیمی، پهنه‌بندی تالاب و به‌طور کلی سنجش از دور) طرفداران زیادی پیدا کرده است. گوگل در سال ۲۰۱۰ پلتفرم محاسباتی GEE را راه‌اندازی کرد (منج^۷ و همکاران، ۲۰۲۱). استفاده از این سامانه باعث صرفه‌جویی در زمان، هزینه و نیروی انسانی می‌شود. بر این اساس در این مطالعه برای محاسبه شاخص‌های سنجش از دوری در نظر گرفته شده، از گوگل ارث انجین استفاده شد.

چندمتغیره (MLR) (ابراهیمی و همکاران، ۲۰۲۳)، نزدیک‌ترین همسایگان (kNN) (دراگومیر^۱، ۲۰۱۰)، شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) (لی^۲ و همکاران، ۲۰۱۹)، یادگیری عمیق (DL) (زایاسوک^۳ و همکاران، ۲۰۲۰) و جنگل تصادفی (RF) (بلژیک و دراگو^۴؛ گوا^۵ و همکاران، ۲۰۲۰). شایان ذکر است که استفاده از یک روش به‌تنهایی ممکن است نتایج مناسبی ارائه ندهد. زمانی که مدل‌های به‌طور صحیح با یکدیگر ترکیب شوند، می‌توانند مدل‌های دقیق‌تری به وجود آورند (نعیمی و آرائوجو^۶، ۲۰۱۶). در این مطالعه علاوه‌بر مدل‌های داده‌کاوی مرسوم، از مدل ترکیبی در پکیج sdm استفاده شده است تا طبقه‌بندی به‌دست‌آمده به واقعیت نزدیک‌تر باشد.

هدف این مطالعه مدل‌سازی و تهیه نقشه خطر فرسایش بادی براساس رویکردهای سنجش از دور و یادگیری ماشین در شهرستان سبزوار است. این منطقه در طی دهه‌های گذشته با مشکل تخریب سرزمین، فرسایش آبی و بادی، تبدیل کاربری اراضی و کاهش آب زیرزمینی روبه‌رو بوده است. بنابراین در این مطالعه، در گام نخست، براساس مرور منابع و بررسی مدل‌های ارزیابی فرسایش بادی، مهم‌ترین پارامترهای تأثیرگذار در فرسایش بادی منطقه مورد مطالعه را شناسایی می‌کنیم. در گام بعد برای هر پارامتر یک شاخص سنجش از دوری در نظر گرفته خواهد شد. سپس براساس شاخص‌های سنجش از دوری تهیه شده و نقاط کمکی به‌دست‌آمده از مطالعات قبلی، از روش‌های یادگیری ماشین برای مدل‌سازی و تهیه نقشه فرسایش بادی شهرستان سبزوار استفاده خواهد شد. درنهایت به‌منظور کاهش عدم قطعیت در نتایج، از روش مدل‌سازی ترکیبی به‌منظور تهیه نقشه فرسایش بادی استفاده خواهد شد.

1. Dragomir
2. Lee
3. Xayasouk
4. Belgiu & Drăgu
5. Guo
6. Naimi & Aratújo

خروجی گرفتن از نتایج. صحت‌سنجی این نقشه، با نقشه شواهد زمینی که در طی بازدیدهای میدانی و با استفاده از تصاویر گوگل ارث تهیه شده بود، انجام شد. داده‌های زمینی (اطلاعات خاک و پوشش گیاهی) که به‌منظور صحت‌سنجی شاخص‌های سنجش از دوری استفاده شد، از مرکز تحقیقات کشاورزی و منابع طبیعی سبزوار تهیه گردید.

جدول (۱): محاسبه شاخص‌های سنجش از دوری به‌منظور مدل‌سازی

فرسایش بادی

Table (1): Calculation of remote sensing indices in order to model wind erosion

شاخص‌ها	فرمول	رفرنس
TGSI	$R - B / R + B + G$	(Xiao <i>et al.</i> , 2006)
NDSI	$R - NIR / R + NIR$	(Dehni and Lounis, 2012)
NDMI	$NIR - SWIR / NIR + SWIR$	(Asfaw, Suryabagavan and Argaw, 2018)
NDVI	$NIR + R / NIR - R$	(Lamchin <i>et al.</i> , 2016)
Chrips	-	(Lee <i>et al.</i> , 2019)
کاربری اراضی	-	(Wijitkosum, 2016)

مدل‌سازی فرسایش بادی با استفاده از الگوریتم‌های

یادگیری ماشین

برای اجرای الگوریتم‌های یادگیری ماشین باید ابتدا تعداد نمونه‌های آموزشی مناسب تعیین شود. براساس نتایج محققان برای انتخاب تعداد نمونه‌های آموزشی، مقدار معینی وجود ندارد (هونگ^۲ و همکاران، ۲۰۱۴). بر این اساس و به‌منظور کاهش همبستگی مکانی، ۱۰۰ نمونه به‌صورت تصادفی مبتنی بر پیکسل، در طی بازدیدهای میدانی و تفسیر بصری تصاویر گوگل ارث با وضوح بالا از منطقه برای اجرای الگوریتم‌های یادگیری ماشین انتخاب شدند. ۵۰ نمونه در مناطقی که فرسایش بادی اتفاق افتاده و ۵۰ نمونه در مناطقی که فرسایش بادی اتفاق نیفتاده است. در نهایت ۷۰٪ از نمونه‌ها به‌صورت تصادفی به‌عنوان گروه آموزش و ۳۰٪ باقی‌مانده به‌عنوان گروه آزمایش انتخاب می‌شوند. در این تحقیق از ۴ روش یادگیری ماشین شامل ماشین بردار پشتیبان (SVM)، جنگل تصادفی (RF)، ماشین گرادیان تقویتی (GBM)،

به‌منظور مدل‌سازی فرسایش بادی مبتنی بر سنجش از دور، با بررسی منابع جامع صورت‌گرفته، ۸ شاخص بافت سطحی، رطوبت و شوری خاک، سرعت باد، تراکم پوشش گیاهی، تغییر کاربری اراضی، مدل رقومی ارتفاع و مقدار بارش انتخاب شد. در این تحقیق از تصاویر بازتاب سطحی ردیف ۱ لندست ۸ استفاده شد. در این تصاویر، اصلاحات جوی و هندسی و همچنین کالیبراسیون متقابل بین حسگرهای مختلف آن انجام شده است (سیلاخوری و همکاران، ۲۰۱۷). محاسبه شاخص‌های NDVI، NDSI، TGSI، NDMI با استفاده از روابط بین باندهای ماهواره لندست ۸ انجام شد (جدول ۱). داده‌های ماهواره Chrips ۴۰ سال داده بارش را فراهم می‌کند که این مزیت قابل توجهی برای مدل‌سازی هیدرولوژیکی و اقلیمی است و همچنین به‌سهولت در اختیار کاربران قرار می‌گیرد (پاردس^۱ و همکاران، ۲۰۱۹). اما در برخی مطالعات نیز نشان داده شده است که محصولات ماهواره‌ای Chrips در تخمین مقدار و زمان بارش در مقیاس روزانه از دقت مناسبی برخوردار نیستند، اما در مقیاس ماهانه عملکرد بهتری دارند (پاردس و همکاران، ۲۰۱۹). بر این اساس در این مطالعه از داده‌های ماهانه ماهواره Chrips استفاده شد. نقشه سرعت باد از اطلاعات ایستگاه بادسنجی و براساس روش‌های درون‌یابی به دست آمد. نقشه مدل رقومی ارتفاع منطقه نیز از سایت سازمان نقشه‌برداری کشور تهیه شد. عوامل انسانی از جمله شاخص‌های مهم در ارزیابی فرسایش بادی است که بر این اساس از نقشه تغییرات کاربری اراضی به‌عنوان یک شاخص سنجش از دور برای بررسی این عامل استفاده شد. برای تهیه نقشه کاربری منطقه مورد مطالعه، کدهای مورد نظر در سامانه گوگل ارث انجین توسعه داده شد. بدین منظور هم از کتابخانه نوشتاری این سامانه و هم از سایر کتابخانه‌ها بهره گرفته شده است. این کدها دارای پنج جزء اصلی هستند: الف) فراخوانی تصاویر لندست ۸ (OLI)؛ ب) مشخص کردن محدوده مورد مطالعه و برش تصاویر براساس محدوده و مشخص کردن نمونه‌های تعلیمی؛ پ) طبقه‌بندی تصاویر با استفاده از روش ماشین بردار پشتیبان؛ ت) ارزیابی صحت طبقه‌بندی؛ ج)

آماره Tss به صورت $TSS = sensitivity + specificity - 1$ تعریف می‌شود که در آن، ویژگی حساسیت مربوط به مقادیری است که به درستی پیش‌بینی شده و ویژگی اختصاصیت مربوط به مقادیری است که به درستی پیش‌بینی نشده‌اند (آلوچه و همکاران، ۲۰۰۶). کلاس‌های آماره tss به ترتیب ضعیف (کمتر از ۰/۲) متوسط (۰/۲ تا ۰/۶) و خوب (بزرگ‌تر از ۰/۶) در نظر گرفته شود (آلوچه و همکاران، ۲۰۰۶). در نهایت براساس شاخص‌های مورد بررسی مدل برتر انتخاب خواهد شد.

نتایج

انتخاب شاخص‌های سنجش از دوری برای مدل‌سازی

فرسایش بادی

به منظور مدل‌سازی فرسایش بادی، با بررسی منابع جامع صورت‌گرفته ۸ شاخص سنجش از دوری بافت سطحی (TGSI)، رطوبت (NDMI)، شوری خاک (NDSI)، سرعت باد، تراکم پوشش گیاهی (NDVI)، تغییر کاربری اراضی، مدل رقمی ارتفاعی (DEM) و مقدار بارش (Chrips) انتخاب شد (شکل ۲). نتایج همبستگی شاخص‌های سنجش از دوری با داده‌های زمینی در جدول (۲) ارائه شده است. با توجه به همبستگی قابل قبول این شاخص‌ها با داده‌های زمینی، این عوامل در مدل‌سازی فرسایش بادی استفاده شدند.

مدل‌های خطی تعمیم‌یافته (GLM) در بسته SDM در نرم‌افزار R استفاده شد. در این تحقیق به‌طور تصادفی هریک از روش‌های یادگیری ماشین، سه بار اجرا شده است تا اطمینان حاصل شود که طبقه‌بندی انجام‌شده تحت‌تأثیر تقسیم‌بندی نقاط نمونه‌برداری قرار نمی‌گیرد. در نهایت از میانگین وزنی مدل‌های استفاده‌شده به‌عنوان مدل ترکیبی^۱ به‌منظور تهیه نقشه فرسایش بادی منطقه استفاده خواهد شد.

ارزیابی کارایی مدل‌ها

در نهایت از سه شاخص اعم از ضریب کاپا، منحنی تشخیص عملکرد (ROC) و آمار واقعی مهارت مرتبط با آستانه (TSS)^۲ به‌عنوان روش‌های ارزیابی دقت مدل‌ها استفاده شد. ضریب کاپا میزان دقت طبقه‌بندی را براساس تمامی پیکسل‌هایی که درست و غلط طبقه‌بندی شده‌اند، محاسبه می‌کند و دامنه تغییرات آن از +۱ تا -۱ متغیر است. هرچه مقدار کاپا بزرگ‌تر باشد، روش طبقه‌بندی بهتر است (کنگالتون و مید،^۳ ۱۹۸۳؛ بوفانا^۴ و همکاران، ۲۰۲۰). ایدئال‌ترین مدل براساس شاخص منحنی ROC، مدلی است که بیشترین سطح زیر منحنی را دارد و مقادیر (AUC) از ۰/۵ تا ۱ متغیر است (رحمتی و همکاران، ۲۰۱۶). کلاس‌های عالی (۰/۹-۱)، بسیارخوب (۰/۸-۰/۹)، خوب (۰/۷-۰/۸)، متوسط (۰/۶-۰/۷) و ضعیف (۰/۵-۰/۶) را برای همبستگی کیفی و کمی سطح زیرمنحنی ارائه کرده‌اند (یشیلناکار و توپال،^۵ ۲۰۰۵؛ دوکوتا^۶ و همکاران، ۲۰۱۳).

جدول (۲): همبستگی بین شاخص‌های سنجش از دوری و داده‌های زمینی

Table (2): Correlation between remote sensing indicators and ground data

رفرنس	همبستگی بین شاخص‌های سنجش از دوری و داده‌های زمینی		شاخص‌های سنجش از دوری	شاخص‌ها
	RMSE	R ²		
Xiao et al. (2006)	۰/۷۸	۰/۸۶	TGSI	بافت سطحی خاک
Ebrahimi et al. (2023)	۳/۵	۰/۷۹	NDSI	EC
			NDMI	رطوبت سطحی خاک
Paredes et al. (2019)	۵۶	۰/۶۵	Chrips	بارش
Elnashar et al. (2022)	۲/۳۴	۰/۷۹	NDVI	درصد پوشش گیاهی
			Land use	کاربری اراضی
Wijitkosum (2016)	۰/۹۷	۰/۸۳		

4. Bofana

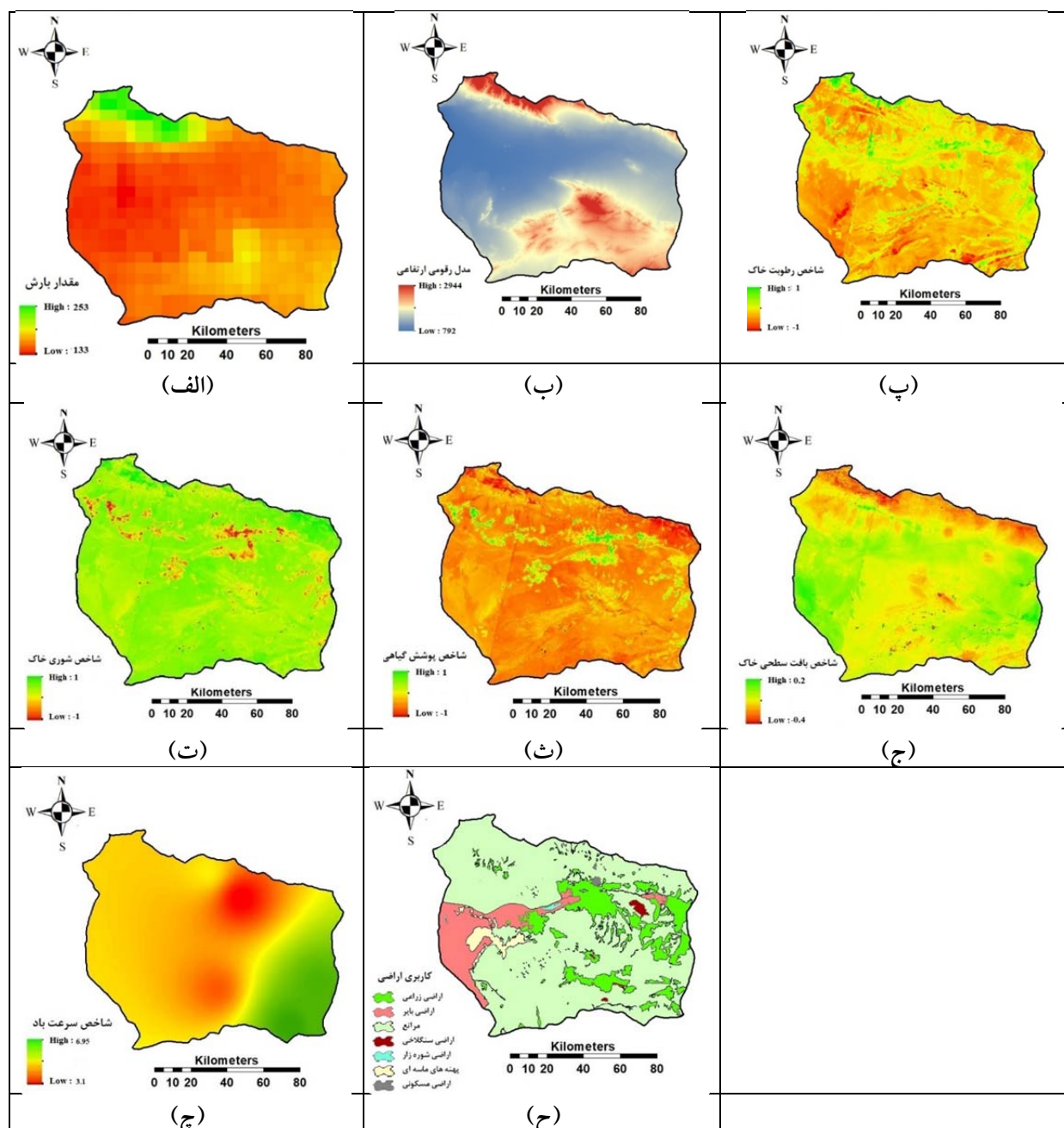
5. Yesilnacar & Topal

6. Devkota

1. Ensemble Model

2. True Skill Statistic

3. Congalton & Mead



شکل (۲): شاخص‌های سنجش از دوری به منظور مدل‌سازی فرسایش بادی: الف) مقدار بارش؛ ب) مدل رقومی ارتفاعی؛ پ) رطوبت خاک؛ ت) شوری خاک؛ ث) پوشش گیاهی؛ ج) بافت سطحی خاک؛ چ) سرعت باد (۶ ایستگاه سینوپتیک)؛ ح) کاربری اراضی.

Figure (2): Remote sensing indices for wind erosion modeling: A) The amount of precipitation; B) Height digital model; P) Soil moisture; T) Soil salinity; C) Vegetation; J) Soil surface texture; H) Wind speed (6 synoptic stations). CH) Land use

مدل سازی فرسایش بادی

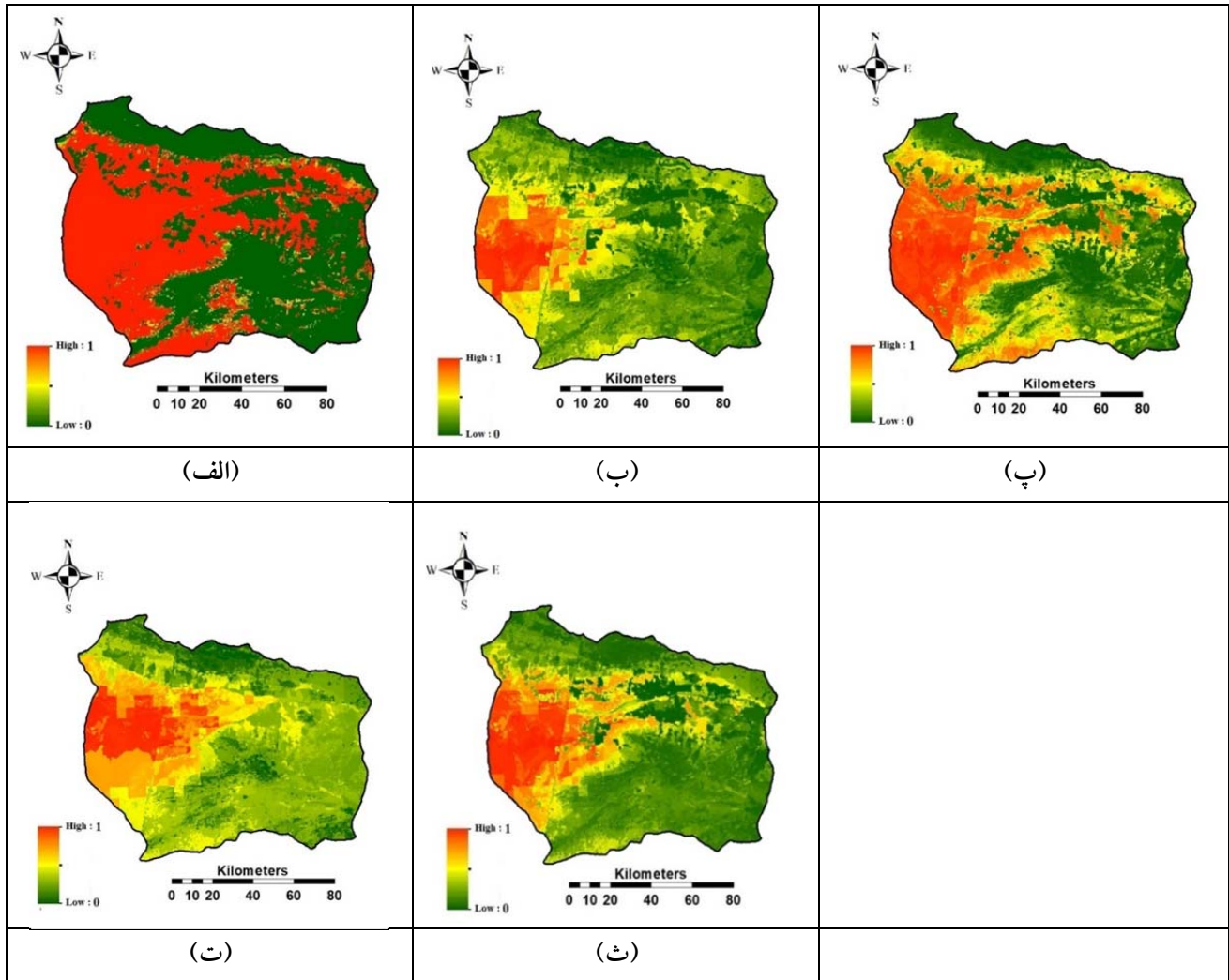
پس از تهیه نقشه‌های شاخص‌های سنجش از دوری و تعیین نقاط وجود و نبود فرسایش بادی، مدل‌سازی با استفاده از بسته sdm در محیط نرم‌افزاری R انجام شد (شکل ۳). پارامترهای آماری ضریب کاپا^۱، منحنی تشخیص عملکرد^۲ و آمار واقعی

مهارت^۳ برای ارزیابی نتایج مدل‌سازی استفاده شد (جدول ۳). براساس مدل‌سازی انجام‌شده، مدل SVM با $AUC = 0.95$ ، $TSS = 0.97$ و $kappa = 0.87$ بهترین عملکرد را داشته است. همچنین مدل GLM با $AUC = 0.71$ ، $TSS = 0.75$ و $kappa = 0.63$ ضعیف‌ترین مدل تشخیص داده شد. نتایج هر چهار مدل نشان‌دهنده شدت فرسایش بادی در غرب شهرستان

1. KAPPA
2. ROC

3. TSS

سبزوار است، که این شدت در مدل GLM نسبت به مدل‌های دیگر بیشتر است. مدل ترکیبی منطقه مورد مطالعه از نظر شدت فرسایش بادی ۴۴٪ در کلاس کم (۵۳۴۰ کیلومتر مربع)، ۱۶٪ در کلاس متوسط (۲۰۰۷ کیلومتر مربع)، ۱۵٪ در کلاس شدید (۱۹۱۶ کیلومتر مربع) و ۲۵٪ در کلاس بسیار شدید (۳۱۲۲ کیلومتر مربع) قرار گرفته است. با توجه به عدم قطعیت موجود در نتایج مدل‌ها، برای تهیه نقشه و بررسی روند تغییرات فرسایش بادی با دقت بالا باید از مدل‌های ترکیبی استفاده کرد. بنابراین در این تحقیق از میانگین وزنی ۴ مدل ذکر شده استفاده شد (شکل ۲). براساس



شکل (۳): نقشه‌های فرسایش بادی در شهرستان سبزوار با استفاده از مدل‌های مختلف در بسته SDM، به ترتیب الف) مدل GLM؛ ب) مدل RF؛ پ) مدل SVM؛ ت) مدل GBM؛ ث) مدل ترکیبی

Figure (3): Wind erosion maps in Sabzevar city using different models in the SDM package, respectively: A) GLM model; P) RF model; T) SVM model; C) GBM model and c- combined model

جدول (۳): ارزیابی عملکرد مدل‌های داده‌کاوی با استفاده از شاخص‌های آماری

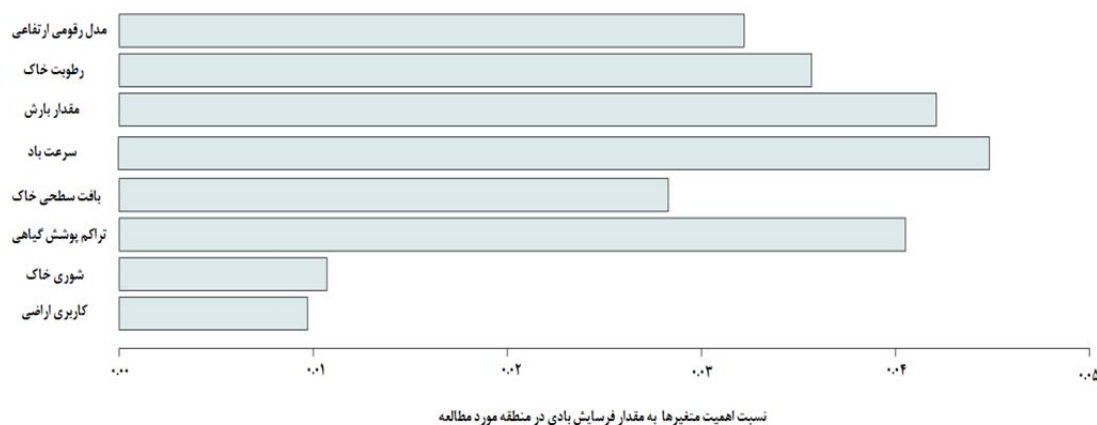
Table (3): Performance evaluation of data mining models using statistical indicators

روش‌های داده کاوی				مدل‌های ارزیابی عملکرد
SVM	GBM	RF	GLM	
۰/۹۵	۰/۷۶	۰/۹۲	۰/۷۱	AUC
۰/۹۷	۰/۸۱	۰/۸۸	۰/۷۵	TSS
۰/۸۷	۰/۶۸	۰/۸۱	۰/۶۳	KAPPA

مهم ترین متغیرها

شناسایی متغیرهای تأثیرگذار بر فرسایش بادی اهمیت فراوانی برای مطالعات محیط‌زیست، حفاظت از منابع طبیعی و توسعه پایدار دارد. با شناخت این متغیرها، می‌توانیم برنامه‌های مناسبی برای کنترل و کاهش فرسایش بادی ارائه دهیم و سیستم‌های مدیریت خاک را بهبود بخشیم. بر این اساس میزان اهمیت شاخص‌های مورد بررسی در مدل ترکیبی تعیین

شد. نتایج نشان داد که به ترتیب سرعت باد، بارش، تراکم پوشش گیاهی و رطوبت سطحی (NDMI)، بیشترین و تغییر کاربری اراضی، شوری خاک و بافت سطحی خاک کمترین اهمیت را نسبت به فرسایش بادی در منطقه دارند (شکل ۴). این اطلاعات می‌تواند به ما در تصمیم‌گیری‌های مدیریتی و برنامه‌ریزی کمک کند تا از خطرات ناشی از فرسایش بادی جلوگیری کنیم.



شکل (۴): اهمیت متغیرها در منطقه مورد مطالعه

Figure (4): Importance of variables in the study area

بحث

به منظور مدل‌سازی، پس از تعیین نقاط وجود و نبود فرسایش بادی منطقه، ۸ شاخص سنجش از دوری براساس مرور منابع انتخاب شد. مدل‌سازی فرسایش بادی با استفاده از ۴ روش بسته SDM در برنامه R انجام شد. نتایج مدل‌سازی در این مطالعه نشان داد که مدل SVM عملکرد بهتری نسبت به دیگر مدل‌ها داشته است. از دلایل کارایی بالای مدل SVM می‌توان به ویژگی‌هایی همچون استفاده این الگوریتم از توابع هسته، مسائل پیچیده و غیرخطی اشاره کرد. این مدل با تلاش برای حداکثر کردن حاشیه بین دسته‌ها، امکان تعمیم‌پذیری مدل به داده‌های جدید را فراهم می‌آورد. عدم وابستگی به اندازه نمونه‌ها و قابلیت تنظیم پارامترها نیز به این الگوریتم ارتقا می‌بخشد (عرب‌عامری و همکاران، ۲۰۲۰). به طور کلی، تفاوت در نتایج مدل‌ها تأییدکننده عدم قطعیت بین آن‌هاست. بنابراین همین موضوع منجر به ضرورت استفاده از روش ترکیبی شده است (نعیمی و همکاران، ۲۰۲۲). برای کاهش

عدم قطعیت در پیش‌بینی‌ها، استفاده از یک مدل برتر ضروری به نظر می‌رسد و استفاده از رویکرد ترکیبی راه‌حل مناسبی برای کاهش عدم قطعیت پیش‌بینی در مدل‌سازی محسوب می‌شود (آراجو و نیو، ۲۰۰۷). در این پژوهش از مدل‌سازی ترکیبی به‌عنوان یک فرایند سنتز نتایج مدل‌های فردی در قالب یک مدل یکپارچه برای افزایش دقت پیش‌بینی استفاده شد. روش‌های مختلفی برای ترکیب پیش‌بینی مدل‌ها در مدل ترکیبی وجود دارد که در این مطالعه از روش میانگین استفاده شده است. در روش میانگین، پیش‌بینی‌های تمام مدل‌ها جمع می‌شود و نتیجه نهایی برابر با میانگین این پیش‌بینی‌ها قرار می‌گیرد (ابراهیمی و همکاران، ۲۰۲۳). از آنجاکه مدل‌های مختلف می‌توانند در شرایط مختلف بهترین عملکرد را داشته باشند، ترکیب این مدل‌ها می‌تواند بهترین خروجی را در اختیار ما قرار دهد و عدم قطعیت را کاهش دهد (نعیمی و آراجو، ۲۰۱۶).

نتیجه‌گیری

فرسایش بادی و مدیریت آن همواره یکی از مباحث مهم در بسیاری از کشورها به شمار می‌آید. این پدیده تأثیر مستقیمی بر اجزای محیط‌زیست از جمله خاک، آب و هوا دارد. از این رو مدل‌سازی و تهیه نقشه فرسایش بادی نقش اساسی در مطالعات زیست‌محیطی ایفا می‌کند. در این مطالعه، ۴ مدل در قالب بسته آماری SDM اجرا و نتایج ارزیابی صحت به‌خوبی بهترین مدل را مشخص نمود. تفاوت در نتایج حاصل از عملکرد مدل‌ها، تأییدکننده عدم قطعیت بین آن‌هاست؛ بنابراین استفاده از رویکرد ترکیبی راه‌حل مناسبی برای کاهش عدم قطعیت در مدل‌سازی است. نتایج نشان داد مناطق غربی شهرستان سبزوار با رخساره اراضی تپه‌های لومی و ماسه‌ای مهم‌ترین کانون‌های تولید فرسایش بادی هستند. بر این اساس اقدامات اصلاحی و بیولوژیکی شامل کشت و توسعه پوشش جامعه گیاهی مقاوم به شوری، کشت گیاهان ماسه‌دوست و احداث بادشکن برای تپه‌های ماسه‌ای در این مناطق پیشنهاد می‌گردد. با توجه به اینکه زمان بسیاری از دست‌رفته و ممکن است اقدامات نیز اثربخشی مورد نظر را در پی نداشته باشد، با توجه به تشدید فراوانی وقوع گردوغبار در سال‌های اخیر و پیامدهای جبران‌ناپذیر آن، اجرای برنامه جامع مقابله با پدیده گردوغبار و فرسایش بادی در شهرستان سبزوار ضروری و فوری است. نقشه‌های شدت خطر فرسایش بادی به دست‌آمده در این پژوهش می‌تواند ابزاری کارآمد و مناسب در مدیریت و کاهش اثرات فرسایش بادی و تخریب سرزمین باشد.

نتایج هر چهار مدل نشان‌دهنده شدت فرسایش بادی در غرب شهرستان سبزوار است. این مناطق دارای سطوحی با توپوگرافی هموار، ارتفاع کم و پوشش گیاهی تنک است. همچنین وجود دشت‌های سیل‌تی و ماسه‌ای (پهنه‌های ماسه‌ای) در کنار غالب بودن بادهای فرساینده در این قسمت از منطقه، باعث تشدید پدیده فرسایش بادی شده است. این نتایج با یافته‌های سیلاخوری و همکاران (۲۰۱۶) که مناطق خشک با سطح هموار را به‌عنوان مناطقی که فرسایش بادی زیادی دارند تأیید می‌کند. اراضی بایر و رهاشده در مناطق غربی به دلیل عدم فشردگی لایه سطحی خاک، حساسیت بالایی نسبت به فرسایش بادی دارند، همچنین کمبود رطوبت و درنهایت کمبود پوشش گیاهی و عدم مدیریت و استفاده از زمین در این اراضی باعث ایجاد رخساره نیکای فعال شده که نشان‌دهنده افزایش حمل ذرات در فرسایش بادی در این منطقه است. همچنین محققان دیگر در مطالعات خود اظهار داشتند که خالی شدن پای بوته و تشکیل نیکاهای می‌تواند دال بر شدت برداشت رسوبات و افزایش فرسایش بادی در منطقه باشد (ژو^۱ و همکاران، ۲۰۰۸). افتخاری و همکاران (۲۰۱۴) نیز در تحقیقات خود به این نکته اشاره دارند که اگر آثار ناشی از فرسایش در سطح زمین قابل دیدن باشد (مانند پهنه‌ها و تپه‌های ماسه‌ای، بادبردگی اراضی و...)، نشان از تحت هشدار بودن وضعیت از نظر فرسایش بادی است که علت آن را می‌توان عدم پایداری و حساس بودن ذرات تشکیل‌دهنده آن‌ها نسبت به رژیم باد دانست (افتخاری و همکاران، ۲۰۱۴).

مهم‌ترین متغیرهای تأثیرگذار در شدت فرسایش بادی در منطقه مورد مطالعه، به ترتیب سرعت باد، بارش و رطوبت شناسایی شد. هر یک از این شاخص‌ها می‌تواند باعث تشدید فرسایش بادی در مناطق ذکرشده باشد. سرعت باد اصلی‌ترین عامل در فرسایش بادی است که باعث جابه‌جایی ذرات سطح خاک می‌شود. سیلاخوری و همکاران مهم‌ترین عوامل در تشدید بیابان‌زایی در اراضی بدون کاربری شهرستان سبزوار را انباشت خاک، آثار بادساییدگی و سرعت وزش باد معرفی کرد (سیلاخوری و همکاران، ۲۰۱۷).

منابع

1. Abuzaid, A. S., & Abdelatif, A. D. (2022). Assessment of desertification using modified MEDALUS model in the north Nile Delta. *Egypt, Geoderma*, 405. doi: [10.1016/j.geoderma.2021.115400](https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2021.115400).
2. Allouche, O., Tsoar, A., & Kadmon, R. (2006). Assessing the accuracy of species distribution models: Prevalence, kappa and the true skill statistic (TSS). *Journal of Applied Ecology*, 43(6), pp. 1223–1232. doi: [10.1111/j.1365-2664.2006.01214.x](https://doi.org/10.1111/j.1365-2664.2006.01214.x).
3. Arabameri, A., Asadi Nalivan, O., Saha, S., Roy, J., Pradhan, B., Tiefenbacher, J.P., & Thi Ngo, P.T. (2020). Novel ensemble approaches of machine learning techniques in modeling the gully erosion susceptibility. *Remote Sensing*, 12(11), p.1890. doi: [10.3390/rs12111890](https://doi.org/10.3390/rs12111890).
4. Araújo, M. B., & New, M. (2007). Ensemble forecasting of species distributions. *Trends in Ecology and Evolution*, 22(1), pp. 42–47. doi: [10.1016/j.tree.2006.09.010](https://doi.org/10.1016/j.tree.2006.09.010).
5. Asfaw, E., Suryabagavan, K. V., & Argaw, M. (2018). Soil salinity modeling and mapping using remote sensing and GIS: The case of Wonji sugar cane irrigation farm, Ethiopia. *Journal of the Saudi Society of Agricultural Sciences*, 17(3), pp. 250–258. doi: [10.1016/j.jssas.2016.05.003](https://doi.org/10.1016/j.jssas.2016.05.003).
6. Bashari, H., Boali, A., & Soltani, S. (2023). Accommodating uncertainty in soil erosion risk assessment: Integration of Bayesian belief networks and MPSIAC model, Natural Hazards Research. *Institute of Crustal Dynamics, China Earthquake Administration*. doi: [10.1016/j.nhres.2023.09.009](https://doi.org/10.1016/j.nhres.2023.09.009).
7. Belgiu, M., & Drăgu, L. (2016). Random forest in remote sensing: A review of applications and future directions. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, pp. 24–31. doi: [10.1016/j.isprsjprs.2016.01.011](https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2016.01.011).
8. Boali, A.H., & Mohammadian Behbahani, A. (2018). Comparative evaluation of wind erosion intensity modeling using WEHI and IRIFR models to present the management plan of Segzai Plain in Isfahan. *Soil and Water Conservation*, 27(4), 129–147. doi: [10.22069/jwsc.2020.17540.3305](https://doi.org/10.22069/jwsc.2020.17540.3305).
9. Boali, A., Bashari, H., & Jafari, R. (2019a). Evaluating the potential of Bayesian networks for desertification assessment in arid areas of Iran. *Land Degradation and Development*, 30(4), pp. 371–390. doi: [10.1002/ldr.3224](https://doi.org/10.1002/ldr.3224).
10. Boali, A., Bashari, H., & Jafari, R. (2019b). Evaluating the potential of Bayesian networks for desertification assessment in arid areas of Iran. *Land Degradation and Development*, 30(4), pp. 371–390. doi: [10.1002/ldr.3224](https://doi.org/10.1002/ldr.3224).
11. Bofana, J., Zhang, M., Nabil, M., Wu, B., Tian, F., Liu, W., Zeng, H., Zhang, N., Nangombe, S.S., Cipriano, S.A., & Phiri, E. (2020). Comparison of different cropland classification methods under diversified agroecological conditions in the Zambezi River Basin. *Remote Sensing*, 12(13), p. 2096. doi: [10.3390/rs12132096](https://doi.org/10.3390/rs12132096).
12. Congalton, R. G., & Mead, R. A. (1983). A quantitative method to test for consistency and correctness in photointerpretation. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 49(1), pp. 69–74.
13. Dehni, A., & Lounis, M. (2012). Remote sensing techniques for salt affected soil mapping: Application to the Oran region of Algeria. In *Procedia Engineering*, pp. 188–198. doi: [10.1016/j.proeng.2012.01.1193](https://doi.org/10.1016/j.proeng.2012.01.1193).
14. Devkota, K.C., Regmi, A.D., Pourghasemi, H.R., Yoshida, K., Pradhan, B., Ryu, I.C., Dhital, M.R., & Althuwaynee, O.F. (2013). Landslide susceptibility mapping using certainty factor, index of entropy and logistic regression models in GIS and their comparison at Mugling–Narayanghat road section in Nepal Himalaya. *Natural hazards*, 65, pp. 135–165. doi: [10.1007/s11069-012-0347-6](https://doi.org/10.1007/s11069-012-0347-6).
15. Dragomir, V. D. (2010). Environmentally sensitive disclosures and financial performance in a European setting. *Journal of Accounting & Organizational Change*, 6(3), pp. 359–388. doi: [10.1108/18325911011075222](https://doi.org/10.1108/18325911011075222).
16. Ebrahimi, E., Araújo, M.B., & Naimi, B. (2023). Flood susceptibility mapping to improve models of species distributions. *Ecological Indicators*, 157, p. 111250. doi: [10.1016/j.ecolind.2023.111250](https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2023.111250).
17. Eftekhari, R., Shahriari, A., & Ekhtizi, M. (2014). Evaluation and preparation of a map of the actual and potential state of desertification with an emphasis on wind erosion criteria in the southwest of Hirmand city using the MICD model. *Geography and Development*, 38(13), doi: [139-150. 10.22111/gdij.2015.1936](https://doi.org/10.22111/gdij.2015.1936).
18. Elnashar, A., Zeng, H., Wu, B., Gebremicael, T.G., & Marie, K. (2022). Assessment of environmentally sensitive areas to desertification in the Blue Nile Basin driven by the MEDALUS-GEE framework. *Science of the Total Environment*, 815, p. 152925. doi: [10.1016/j.scitotenv.2022.152925](https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2022.152925).
19. Emadodin, I., & Bork, H. R. (2012). Degradation of soils as a result of long-term human-induced transformation of the environment in Iran: An overview. *Journal of Land Use Science*, 7(2), pp. 203–219. doi: [10.1080/1747423X.2011.560292](https://doi.org/10.1080/1747423X.2011.560292).
20. Guo, B., Zang, W., Han, B., Yang, F., Luo, W., He, T., Fan, Y., Yang, X., & Chen, S. (2020). Dynamic monitoring of desertification in Naiman Banner based on feature space models with typical surface parameters derived from

- LANDSAT images. *Land Degradation & Development*, 31(12), pp. 1573-1592. doi: [10.1002/ldr.3533](https://doi.org/10.1002/ldr.3533).
21. Gurmessa, B., Demissie, A., & Lemma, B. (2015). Susceptibility of soil to wind erosion in arid area of the Central Rift Valley of Ethiopia, Environmental Systems Research. *Environmental Systems Research*, 4(1). doi: [10.1186/s40068-015-0033-2](https://doi.org/10.1186/s40068-015-0033-2).
 22. Hong, S.W., Lee, I.B., Seo, I.H., Kwon, K.S., Kim, T.W., Son, Y.H., & Kim, M. (2014). Measurement and prediction of soil erosion in dry field using portable wind erosion tunnel. *Biosystems engineering*, 118, pp.68-82. doi: [10.1016/j.biosystemseng.2013.11.003](https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2013.11.003).
 23. Ilderami, A., Moradi, M., & Ghorbani, M. (2016). The effect of the severity of wind erosion and desertification on habitat destruction in Hamadan region. *Geography and Environmental Planning*, 69(29), 21-42. doi: [10.22108/gep.2017.101162.1009](https://doi.org/10.22108/gep.2017.101162.1009).
 24. Kok, J.F., Adebisi, A.A., Albani, S., Balkanski, Y., Checa-Garcia, R., Chin, M., Colarco, P.R., Hamilton, D.S., Huang, Y., Ito, A., Klose, M., Li, L., Mahowald, N.M., Miller, R.L., Obiso, V., Pérez García-Pando, C., Rocha-Lima, A., & Wan, J.S. (2021). Contribution of the world's main dust source regions to the global cycle of desert dust. *Atmos. Chem. Phys.*, 21(10), 8169-8193, doi: [10.5194/acp-21-8169-2021](https://doi.org/10.5194/acp-21-8169-2021).
 25. Lamchin, M. et al. (2016). Assessment of land cover change and desertification using remote sensing technology in a local region of Mongolia, *Advances in Space Research*, 57(1), pp. 64–77. doi: [10.1016/j.asr.2015.10.006](https://doi.org/10.1016/j.asr.2015.10.006).
 26. Lee, E.J., Piao, D., Song, C., Kim, J., Lim, C.H., Kim, E., Moon, J., Kafatos, M., Lamchin, M., Jeon, S.W., & Lee, W.K. (2019). Assessing environmentally sensitive land to desertification using MEDALUS method in Mongolia. *Forest Science and Technology*, 15(4), pp. 210-220. doi: [10.1080/21580103.2019.1667880](https://doi.org/10.1080/21580103.2019.1667880).
 27. Li, J., Ma, X., & Zhang, C. (2020). Predicting the spatiotemporal variation in soil wind erosion across Central Asia in response to climate change in the 21st century. *Science of the Total Environment*, 709, p. 136060. doi: [10.1016/j.scitotenv.2019.136060](https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.136060).
 28. Meng, X., Gao, X., Li, S., Li, S., & Lei, J. (2021). Monitoring desertification in Mongolia based on Landsat images and Google Earth Engine from 1990 to 2020. *Ecological indicators*, 129, p. 107908. doi: [10.1016/j.ecolind.2021.107908](https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2021.107908).
 29. Naimi, B. et al. (2022). Potential for invasion of traded birds under climate and land-cover change. *Global Change Biology*, 28(19), pp. 5654–5666. doi: [10.1111/gcb.16310](https://doi.org/10.1111/gcb.16310).
 30. Naimi, B., & Araújo, M.B. (2016). sdm: a reproducible and extensible R platform for species distribution modelling. *Ecography*, 39(4), pp. 368-375. doi: [10.1111/ecog.01881](https://doi.org/10.1111/ecog.01881).
 31. Nauman, T.W., Munson, S.M., Dhital, S., Webb, N.P., & Duniway, M.C. (2023). Synergistic soil, land use, and climate influences on wind erosion on the Colorado Plateau: Implications for management. *Science of the Total Environment*, 893, p. 164605. doi: [10.1016/j.scitotenv.2023.164605](https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.164605).
 32. Paredes, M., Bertoldo, S., Carosso, L., Lucianaz, C., Marchetta, E., Allegretti, M., & Savi, P. (2019). Propagation measurements for a LoRa network in an urban environment. *Journal of Electromagnetic Waves and Applications*, 33(15), pp. 2022-2036. doi: [10.1080/09205071.2019.1661287](https://doi.org/10.1080/09205071.2019.1661287).
 33. Rahmati, O., Pourghasemi, H. R., & Melesse, A. M. (2016). Application of GIS-based data driven random forest and maximum entropy models for groundwater potential mapping: A case study at Mehran Region. *Iran, Catena*, 137, pp. 360–372. doi: [10.1016/j.catena.2015.10.010](https://doi.org/10.1016/j.catena.2015.10.010).
 34. Silakhouri, I., Vahabzadeh, G., & Parisai, Z. (2016). Assessing the risk of water and wind erosion and comparing their sedimentation potential in Harithabad Sabzevar area. *Geography and urban planning*. No. 22. Spring 2016. pp. 85-98. doi: [10.22111/gaij.2017.3018](https://doi.org/10.22111/gaij.2017.3018).
 35. Silakhouri, I., & Ownegh, M. (2017). Identification and classification of geomorphological facies of Sabzevar region using remote sensing and geographic information system. *Remote sensing and geographic information system in natural resources*, 9(1), Spring 2017.
 36. Santra, P., Kumar, M. and Panwar, N., 2017. Digital soil mapping of sand content in arid western India through geostatistical approaches, *Geoderma Regional*. Elsevier B.V., 9, pp. 56–72. doi: [10.1016/j.geodrs.2017.03.003](https://doi.org/10.1016/j.geodrs.2017.03.003).
 37. Wijitkosum, S. (2016). The impact of land use and spatial changes on desertification risk in degraded areas in Thailand Sustainable Environment Research The impact of land use and spatial changes on desertification risk in degraded areas in Thailand. *Sustainable Environment Research*. Elsevier Ltd, 26(2), pp. 84–92. doi: [10.1016/j.serj.2015.11.004](https://doi.org/10.1016/j.serj.2015.11.004).
 38. Xayasouk, T., Lee, H. M., & Lee, G. (2020). Air pollution prediction using long short-term memory (LSTM) and deep autoencoder (DAE) models. *Sustainability (Switzerland)*, 12(6). doi: [10.3390/su12062570](https://doi.org/10.3390/su12062570).
 39. Xiao, J. et al. (2006). Development of topsoil grain size index for monitoring desertification in arid land using remote sensing. *International Journal of Remote Sensing*, 27(12), pp. 2411–2422. doi: [10.1080/01431160600554363](https://doi.org/10.1080/01431160600554363).
 40. Yaghmaei, H., Sadeghi, S.H., Moradi, H., & Gholamalifard, M. (2018). Effect of Dam

- operation on monthly and annual trends of flow discharge in the Qom Rood Watershed, Iran. *Journal of Hydrology*, 557, pp. 254-264. doi: [10.1016/j.jhydrol.2017.12.039](https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2017.12.039).
41. Yesilnacar, E., & Topal, T. (2005). Landslide susceptibility mapping: A comparison of logistic regression and neural networks methods in a medium scale study, Hendek region (Turkey). *Engineering Geology*, 79(3-4), pp. 251-266. doi: [10.1016/j.enggeo.2005.02.002](https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2005.02.002).
42. Zhou, X., Lin, H. S., & White, E. A. (2008). Surface soil hydraulic properties in four soil series under different land uses and their temporal changes, *CATENA*, 73(2), pp. 180-188. doi: [10.1016/j.catena.2007.09.009](https://doi.org/10.1016/j.catena.2007.09.009).

Modeling Wind Erosion Via Google Earth Engine: A Case Study of Sabzevar City

Abdolhossein Boali,¹ Narges Kariminejad,^{2*} Mohsen Hosseinalizadeh³

Received: 27/03/2024

Accepted: 11/09/2024

Extended Abstract

Introduction: Characterized by fragile ecosystems, dry regions are prone to frequent damage and wind erosion, making it crucial to develop effective strategies for accurately assessing wind erosion. Therefore, this study sought to model and prepare a wind erosion risk map using remote sensing and machine learning approaches in Sabzevar City. Throughout the past decades, this region has continuously suffered from land degradation, water and wind erosion, land use conversion, and groundwater depletion. Thus, this study identified the most important parameters contributing to wind erosion in the study area after reviewing the sources of wind erosion and its evaluation models. Moreover, a distance measurement index was considered for each individual parameter. Also, machine learning methods were used to model and prepare the wind erosion map of Sabzevar city using the remote sensing indicators prepared and auxiliary points obtained by reviewing previous studies. Finally, to reduce the uncertainty of the results, the combined modeling method was used to prepare the wind erosion map.

Material and methods: fifty ground data points were collected through performing field visits and reviewing the previous studies conducted in the study area. Accordingly, eight factors, including wind speed, land use, soil salinity, soil moisture, soil texture, vegetation density, precipitation, and digital elevation model (DEM) were selected based on the review of the related literature review. Then, to model wind erosion in the study area, the values found for each of the aforementioned factors were correlated with the field data. Moreover, four machine learning techniques, including SVM, GBM, GLM, and RF were used to predict wind erosion risk in the study area. In addition, the kappa coefficient, ROC curve, and True Skill Statistics (TSS) were used to assess model performance. Finally, a combined model was employed in the SDM statistical package to minimize the uncertainty of regional modeling.

Results: The SVM model demonstrated the best performance with $AUC = 0.95$, $TSS = 0.97$, and $kappa = 0.87$. The results indicated that the eastern regions of the study area were affected the most by severe wind erosion. Moreover, the combined model revealed that 44% of the area fell within the low wind erosion class (5340 square kilometers), 16% in the medium class (2007 square kilometers), 15% in the severe class (1916 square kilometers), and 25% in the very severe class (3122 square kilometers). The results of the significance of the variables showed that wind speed, precipitation, vegetation density, and surface moisture (NDMI) were the most important factors that contributed to the region's wind erosion, respectively. Furthermore, land use change, soil salinity, and soil surface texture were found to have the least contribution to wind erosion in the study area, respectively. These findings can help the relevant decision-makers to set managerial policies and practical plans to avoid the risks of wind erosion.

Discussion and Conclusion: effective planning, optimal management, and corrective measures can be made and implemented to prevent land degradation and wind erosion in the affected areas by using the combined model with the least uncertainty. Generally, modeling wind erosion and preparing its map play a fundamental role in

1. Department of Arid Zone Management, Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources, Gorgan, Iran

2. Department of Natural Resources and Environmental Engineering, College of Agriculture, Shiraz University, Shiraz, Iran; Email: narges.karimi991@gmail.com

3. Department of Arid Zone Management, Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources, Gorgan, Iran

Doi: [10.22052/deej.2024.254641.1049](https://doi.org/10.22052/deej.2024.254641.1049)

environmental studies. In this study, four models were applied in the form of an SDM statistical package, where the accuracy of the evaluation results clearly identified the best model. The difference in the results obtained from the performance of the models confirmed the uncertainty between them. Therefore, it appears that using a combined approach can be a suitable solution to reduce the uncertainty of modeling. The results of the study also suggested that the western areas of Sabzevar City were the most important centers of wind erosion production, where the surface of the hills was loamy and sandy. Thus, to avoid wind erosion in the study area, some corrective and biological measures are suggested, including the cultivation and development of salinity-resistant plant community cover, the cultivation of sand-loving plants, and the construction of windbreaks for sand dunes. While the measures performed so far in combating dust storms and wind erosion in Sabzevar city have proved to be ineffective, the intensified occurrence of dust in the region throughout the recent years and the irreparable consequences it has brought about make it necessary to devise and implement a comprehensive plan to deal with those phenomena. In this regard, the wind erosion risk intensity maps prepared in this study can be an efficient and appropriate tool for managing and reducing the effects of wind erosion and land destruction.

Keywords: Wind Erosion, Land Degradation, Google Earth Engine, Spatial Modeling.