

# Identifying and Monitoring of Wind Erosion Prone Areas Using Remote Sensing Data and Random Forest Algorithm in Northern Baluchestan Region

Zohreh Hashemi\*<sup>1</sup>, Mansoor Sarani<sup>1</sup>, Mohammad Khosroshahi<sup>2</sup>, Hamidreza Abbasi<sup>2</sup>, Azadeh Gohardoust<sup>2</sup>

Agricultural and natural resources research and education center of Sistan, Agricultural research, education and extension organization, Zabol, Iran.

Agricultural and natural resources research and education center of Sistan, Agricultural research, education and extension organization, Karj, Iran.

\* Corresponding Author: Hashemi\_343@yahoo.com

## ABSTRACT

**Introduction:** Wind erosion is one of the most serious environmental issues in the world. The most important effects resulting from wind erosion include the formation of wind deposits, sparsity of vegetation cover, changes in soil texture, reduction of soil fertility, land degradation, and air pollution. Studying of wind erosion is one of the effective steps in the managing and control of this phenomenon. In this regard, the tools that have become importance for identifying and monitoring of wind erosion include remote sensing technology and artificial intelligence, which is designed based on numerous algorithms. The aim of this study is to identify and monitor areas susceptible and sensitive to wind erosion using Landsat satellite imagery, machine learning technology, and the Random Forest algorithm over the years 2013 to 2023 in the study area.

**Materials and Methods:** In this study, three remote sensing indices-including the Soil Adjusted Vegetation Index (SAVI), the Normalized Difference Moisture Index (NDMI), and the Land Surface Temperature (LST) index, were used for the identification of areas sensitive to wind erosion during the period from 2013 to 2023. In this regard, Landsat 8 satellite images and OLI sensor data from the month of June were used. For the identify and monitor areas susceptible to wind erosion, the machine learning method and the Random Forest (RF) algorithm were utilized. The wind erosion assessment resulting from the Random Forest algorithm was classified into four classes: low, moderate, severe, and very severe. Additionally, the Random Forest algorithm also showed the relative importance of input indices for identifying areas susceptible to wind erosion during the 2013-2023 period. The accuracy and validation of the Random Forest algorithm model were determined using statistical indices: coefficient of determination ( $R^2$ ), Root Mean Squared Error (RMSE), Mean Squared Error (MSE), and Area Under the ROC Curve (AUC).

**Results and Discussion:** The results of the wind erosion assessment in the 2013-2023 period showed that the SAVI index increased from 2013, with maximum values of 0.78 and minimum values of -0.41, to 2018, with maximum values of 0.79 and minimum values of -0.09. From 2018 to 2022, the amount of vegetation cover showed a significant decrease, with maximum values of 0.00015 and minimum values of -0.00005. The NDMI index from 2013 with a maximum value of 0.91 and a minimum value of -1, to 2016 with a maximum value of 0.51 and a minimum value of -0.99, indicates a decreasing trend in surface soil moisture. From 2016 to 2018, with a maximum value of 1 and a minimum of -0.77, it indicated an increasing trend in surface soil moisture. Also, from 2018 to 2023, with maximum values of 0.84 and a minimum of -1, it indicates a decreasing trend in soil surface moisture. The LST (Land Surface Temperature) index also fluctuated between 2013 and 2023, based on vegetation cover and soil surface moisture indices. The most critical status in terms of wind erosion was estimated to be in the year 2022, with an area of 3,530,221 hectares (99.86%) classified as very severe. The validation results of the Random Forest algorithm for identifying areas susceptible to wind erosion in the study area during the years 2013 to 2023 showed that the Correlation coefficients ( $R^2$ ) were estimated to be between 0.4 and 0.87, the Root Mean Square Error (RMSE) between 0.022 and 0.069, the Mean Square Error (MSE) between 0 and 0.0048, and the Area Under the ROC Curve (AUC) value to be greater than 0.923. The results indicate the high efficiency of the Random Forest algorithm for identifying areas sensitive to wind erosion in the study area. The SAVI index was found to be one of the most effective indices examined for wind erosion in the study area.

**Conclusion:** The results indicate that the year 2022 was found to be the most critical year in terms of the wind erosion phenomenon, classified as very severe. The influential factors on wind erosion during the years 2013 to 2023 are the status of vegetation cover and surface soil moisture. In this research, the information obtained from the monitoring and identification of erosion-susceptible areas can be utilized for project planning, with the aim of managing and controlling wind erosion in the study area.

**Keywords:** Wind erosion, Remote sensing, Machine learning method, Random Forest, Northern Baluchestan region.

## شناسایی و پایش مناطق مستعد به فرسایش بادی با استفاده از داده های سنجش از دور و الگوریتم جنگل تصادفی در منطقه شمال بلوچستان

زهره هاشمی<sup>۱\*</sup>، منصور سارانی<sup>۱</sup>، محمد خسروشاهی<sup>۲</sup>، حمیدرضا عباسی<sup>۲</sup>، آزاده گوهردوست<sup>۲</sup>

مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی سیستان، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، ایران

موسسه تحقیقات جنگلها و مراتع، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، ایران

\*نویسنده عهده دار مکاتبات: [Hashemi\\_343@yahoo.com](mailto:Hashemi_343@yahoo.com)

### چکیده

**سابقه و هدف:** فرسایش بادی یکی از جدی ترین مسائل زیست محیطی در جهان است. مهمترین اثرات حاصل از فرسایش بادی شامل تشکیل رسوبات بادی، فقر پوشش گیاهی، تغییر بافت خاک، کاهش حاصل خیزی خاک، تخریب اراضی و آلودگی هوا می باشد. بررسی فرسایش بادی یکی از مراحل موثر در مدیریت و کنترل این پدیده می باشد. در این راستا ابزارهایی که برای شناسایی و پایش فرسایش بادی اهمیت یافته است شامل فناوری سنجش از دور و هوش مصنوعی که بر پایه الگوریتم های متعددی طراحی شده است. هدف از این مطالعه شناسایی و پایش مناطق مستعد و حساس به فرسایش بادی با استفاده از تصاویر ماهواره لندست، فناوری یادگیری ماشین و کاربرد الگوریتم جنگل تصادفی طی سال های ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۳ در منطقه مورد مطالعه می باشد.

**مواد و روش ها:** در این مطالعه برای شناسایی مناطق حساس به فرسایش بادی از سه شاخص سنجش از دور شامل شاخص پوشش گیاهی تعدیل شده خاک (SAVI)، شاخص تفاضلی نرمال شده رطوبت (NDMI) و شاخص دمای سطح زمین (LST) در دوره زمانی ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۳ استفاده گردید. در این راستا از تصاویر ماهواره لندست ۸ و سنجنده OLI مربوط به ماه خرداد استفاده شد. برای شناسایی و پایش مناطق مستعد به فرسایش بادی از روش یادگیری ماشین و الگوریتم جنگل تصادفی (RF) بهره گرفته شد. ارزیابی فرسایش بادی حاصل از الگوریتم جنگل تصادفی در چهار کلاس کم، متوسط، شدید و خیلی شدید طبقه بندی شد. همچنین الگوریتم جنگل تصادفی اهمیت نسبی شاخص های ورودی برای شناسایی مناطق مستعد به فرسایش بادی در دوره زمانی ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۳ را نیز نشان داد. صحت و اعتبارسنجی مدل الگوریتم جنگل تصادفی با شاخص های آماری، ضریب همبستگی ( $R^2$ )، جذر میانگین مربعات خطا (RMSE)، میانگین مربعات خطا (MSE) و سطح زیر منحنی راک (AUC) تعیین گردید.

**نتایج و بحث:** نتایج ارزیابی فرسایش بادی در بازه زمانی ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۳ نشان داد، شاخص SAVI از سال ۲۰۱۳ با مقادیر حداکثر ۰/۷۸ و حداقل ۰/۴۱- تا سال ۲۰۱۸ با مقادیر حداکثر ۰/۷۹ و حداقل ۰/۰۹- افزایش یافته است. از سال ۲۰۱۸ تا سال ۲۰۲۲ با مقادیر حداکثر ۰/۰۰۱۵ و حداقل ۰/۰۰۰۵- میزان پوشش گیاهی کاهش چشمگیر را نشان داد. شاخص NDMI از سال ۲۰۱۳ با میزان حداکثر ۰/۹۱ و حداقل ۱- تا سال ۲۰۱۶ با مقدار حداکثر ۰/۵۱ و حداقل ۰/۹۹- بیانگر روند کاهشی رطوبت سطح خاک است. از سال ۲۰۱۶ تا سال ۲۰۱۸ با مقدار حداکثر ۱ و حداقل ۰/۷۷- نشان دهنده روند افزایشی رطوبت سطحی خاک بوده است. همچنین از سال ۲۰۱۸ تا سال ۲۰۲۳ با مقادیر حداکثر ۰/۸۴ و حداقل ۱- بیانگر روند کاهشی رطوبت سطحی خاک می باشد. شاخص LST

در دوره زمانی ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۳ نیز براساس شاخص‌های پوشش گیاهی و رطوبت سطحی خاک نوسان داشته است. بحرانی‌ترین وضعیت از حیث فرسایش بادی مربوط به سال ۲۰۲۲، با سطح ۳۵۳۰۲۲۱ هکتار (۹۹/۸۶ درصد) در کلاس بسیار شدید برآورد شد. نتایج اعتبارسنجی الگوریتم جنگل تصادفی جهت شناسایی مناطق مستعد به فرسایش بادی در منطقه مورد مطالعه طی سال‌های ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۳ نشان داد، ضرایب همبستگی بین ۰/۴ تا ۰/۸۷، مجذور مربعات خطا بین ۰/۰۶۹ تا ۰/۰۲۲، میانگین مربعات خطا بین ۰ تا ۰/۰۴۸ و میزان سطح زیر منحنی راک بیش از ۰/۹۲۳ برآورد گردید. نتایج بیانگر کارایی بالای الگوریتم جنگل تصادفی جهت شناسایی مناطق حساس به فرسایش بادی در منطقه مورد مطالعه است. از موثرترین شاخص‌های مورد بررسی در فرسایش بادی در منطقه مورد مطالعه شاخص SAVI به‌دست آمد.

**نتیجه‌گیری:** نتایج بیانگر سال ۲۰۲۲ بحرانی‌ترین سال از لحاظ پدیده فرسایش بادی در کلاس بسیار شدید به‌دست آمد. از عوامل موثر بر فرسایش بادی طی سال‌های ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۳ عوامل وضعیت پوشش گیاهی و عامل رطوبت سطحی خاک می‌باشد. در این تحقیق از اطلاعات حاصل از پایش و شناسایی مناطق مستعد به فرسایش می‌توان برای برنامه‌ریزی پروژه‌ها، با هدف مدیریت و کنترل فرسایش بادی در منطقه مورد مطالعه بهره جست.

**واژه‌های کلیدی:** فرسایش بادی، سنجش از دور، روش یادگیری ماشین، الگوریتم جنگل تصادفی، منطقه شمال بلوچستان.

## ۱- مقدمه

فرسایش بادی یکی از عوامل تاثیرگذار بر تخریب اراضی، به‌ویژه در مناطق خشک و نیمه‌خشک محسوب می‌شود (Buschiazzo & Zobeck, 2008; Yan et al., 2013) و تقریباً ۲۸ درصد از کل اراضی در کره زمین تحت فرسایش بادی قرار دارند (Du et al., 2022). فرسایش بادی تحت تاثیر عوامل متعددی از جمله شرایط باد، پوشش گیاهی، توزیع اندازه ذرات و کربنات کلسیم و مواد آلی در سطح خاک قرار دارد. همچنین ثابت شده است چرخه‌های انجماد و ذوب با شرایط رطوبتی مختلف خاک، انسجام خاکدانه‌های خاک را از بین می‌برد و در نتیجه فرسایش پذیری خاک را افزایش می‌بخشد (Xiao et al., 2020; Zhao et al., 2022). فرسایش بادی با برداشت ذرات غنی از مواد مغذی خاک، بافت خاک و میزان مواد آلی و معدنی خاک را تغییر می‌دهد. علاوه بر این گرد و غبار ناشی از فرسایش بادی که ترکیبی از ذرات معدنی معلق در اتمسفر است بر کیفیت هوا تاثیر می‌گذارد (Sharratt et al., 2009). به‌طوری‌که در اثر فرسایش بادی پایداری اراضی در مناطق خشک و نیمه‌خشک و محیط اطراف مناطق بادخیز به‌شدت تهدید می‌گردد (Heqiang et al., 2022). منطقه مورد مطالعه در اقلیم خشک و بیابانی قرار دارد و در این اکوسیستم عوامل اقلیمی رطوبت، درجه حرارت و باد از عوامل محدودکننده محسوب می‌شوند. بارندگی سالیانه اندک همراه با پراکنش نامنظم در طول سال و تغییرات شدید درجه حرارت روزانه، ماهانه و سالانه و همچنین پتانسیل تبخیر و تعرق از جمله ویژگی‌های مهم این مناطق است. وجود بادهای فصلی و محلی نیز به درجه خشکی این منطقه افزوده به‌طوری‌که هرچه شدت وزش باد شدیدتر باشد، به همان اندازه تبخیر و تعرق افزایش و میزان رطوبت محیط کاهش می‌یابد. در نتیجه عوامل رطوبت و درجه حرارت به‌طور مستقیم بر روی ویژگی‌های پوشش گیاهی و خاک موثر است. همچنین در منطقه مورد مطالعه با در نظر گرفتن کاهش رطوبت سطح خاک و افزایش دمای سطح زمین، میزان و تراکم پوشش گیاهی کاهش یافته است. با از بین رفتن پوشش گیاهی خصوصیات خاک از جمله بافت، ساختمان خاک، میزان چسبندگی ذرات خاک و حاصلخیزی خاک نیز تغییر و تحت فرسایش قرار گرفته و زمینه برای فرسایش بادی در منطقه مورد مطالعه مساعد می‌گردد. لذا در این مطالعه از سه شاخص سنجش از دور پوشش گیاهی تعدیل شده خاک (SAVI)، شاخص تفاضلی نرمال شده رطوبت (NDMI) و شاخص دمای سطح زمین (LST) در دوره زمانی ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۳ استفاده می‌شود. بنابراین مدیریت و کنترل فرسایش بادی نیازمند تلاش‌های چند جانبه متشکل از سیاست‌گذاری، مدیریت اکوسیستم و ظرفیت‌سازی است. لذا شناسایی مناطق مستعد و حساس به فرسایش خاک و آشکارسازی عوامل موثر بر آن، برای ارزیابی خطر فرسایش، مدیریت و کنترل فرسایش بادی، گامی ضروری و مؤثر در مدیریت و احیای اکولوژیکی مناطق تحت فرسایش است (Han et al., 2023).

از ابزارهای کاربردی در مطالعات فرسایش بادی می‌توان به سامانه اطلاعات جغرافیایی و سنجش از دور اشاره نمود. به طوری که این سامانه به طور مؤثری داده‌های مکانی و توصیفی مربوط به منابع مختلف را براساس اهداف کاربران، اطلاعات نگهداری، بازیابی و کاربردی می‌کند. پیشرفت‌های فوق‌العاده و سریع فناوری سامانه اطلاعات جغرافیایی و سنجش از دور، موجب شده است که جایگزین برخی روش‌های سنتی و معمول گردد (Alavipanah et al., 2004).

الگوریتم‌های متعددی برای شناسایی مناطق بحرانی فرسایش بادی بر پایه سیستم اطلاعات جغرافیایی، سنجش از دور و هوش مصنوعی طراحی شده است، که عملکرد هر الگوریتم در شناسایی مناطق حساس به فرسایش با توجه به عوامل مؤثر در نظر گرفته شده و نحوه جمع‌آوری داده‌های هر یک از این عوامل متفاوت است (Jabali & Zare chahouki, 2021). از روش‌های مورد استفاده در این تحقیق روش یادگیری ماشین است. این روش رویکردی تحلیلی است که از تکامل نظریه یادگیری محاسباتی و تشخیص الگو حاصل شده و مؤثرترین روشی است که در زمینه تحلیل‌گری داده‌ها به منظور پیش‌بینی روندها و تجویز رویکردهای تصمیم‌گیری مناسب بر اساس به‌کارگیری مدل‌ها و الگوریتم‌ها به کار گرفته می‌شود. مدل‌های تحلیلی حاصل از به‌کارگیری الگوریتم‌های یادگیری ماشین به محققان، مهندسان و تحلیل‌گران اجازه می‌دهد تا با کشف الگوهای پنهان یا روندهای تاریخی، تصمیمات قابل اعتماد و ارزشمندی اتخاذ نمایند (Ahuja & Angra, 2017). الگوریتم جنگل تصادفی (RF)<sup>۱</sup> حاصل از روش یادگیری ماشین، از الگوریتم‌های پایه است که از پیش‌بینی‌های چندگانه تکراری استفاده می‌کند. الگوریتم جنگل تصادفی هزاران متغیر ورودی را پذیرش می‌کند. این الگوریتم توانایی ارزیابی اهمیت نسبی متغیرها را دارد و می‌تواند مهمترین متغیر را در پیش‌بینی مدل شناسایی نماید (Rodriguez et al., 2012). لذا در مطالعه حاضر، به‌کارگیری داده‌های سنجش از دور و روش یادگیری ماشین و از الگوریتم جنگل تصادفی که مدل شناخته شده و پیشرفته داده‌کاوی است جهت شناسایی و پایش مناطق حساس به فرسایش بادی و ارزیابی میزان تخریب در سری زمانی ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۳ استفاده گردید.

منطقه شمال بلوچستان شامل دشت زاهدان و منطقه میرجاوه است. دشت زاهدان یک فرورفتگی محصور بین ارتفاعات اطراف بوده که به تدریج توسط رسوبات آبرفتی حاصل از تخریب و فرسایش ارتفاعات مذکور پر شده و به صورت کنونی درآمده است. دشت زاهدان و منطقه میرجاوه با توجه به خشکسالی‌های چند سال اخیر، از لحاظ منابع آبی دارای محدودیت می‌باشد. با کاهش منابع آب، تنوع گیاهی و جانوری کاهش و تخریب مراتع و پوشش گیاهی افزایش یافته است. در این راستا در اثر وزش بادهای محلی متأثر از باد ۱۲۰ روزه سیستان و کاهش رطوبت، خاک منطقه مورد مطالعه در معرض فرسایش بادی قرار گرفته است. در نتیجه افراد ساکن در منطقه مورد مطالعه با معضلات و مشکلات ناشی از فرسایش بادی از جمله طوفان‌های گرد و غبار مواجه هستند.

تبیین و به‌کارگیری مدل یادگیری ماشین و داده‌کاوی برای پیش‌بینی مکانی مناطق مستعد به وقوع فرسایش بادی توسط پژوهشگران مختلفی در سراسر جهان مورد بررسی قرار گرفته است. در ایران نیز محققان زیادی با استفاده از مدل‌های مختلف یادگیری ماشین به مطالعه و شناسایی مناطق مستعد فرسایش بادی پرداخته‌اند.

در مطالعه‌ای کانون‌های بحرانی فرسایش بادی در شهرستان رودبار جنوب در استان کرمان با استفاده از فناوری سنجش از دور، تصاویر لندست ۸ و سنجنده OLI<sup>۲</sup> شناسایی شد. ابتدا با استفاده از شاخص فاکتور مطلوبیت (OIF)<sup>۳</sup> مناسب‌ترین ترکیب باندی (۷، ۶، ۵) تعیین گردید. سپس تصاویر به سه روش متوازی‌السطوح<sup>۴</sup>، حداقل فاصله و حداکثر شباهت طبقه‌بندی شدند. نتایج حاصل از سه روش طبقه‌بندی نشان داد بیش از ۵۰ درصد سطح منطقه مورد مطالعه به‌عنوان منطقه برداشت فرسایش بادی می‌باشد. شامل اراضی کشاورزی، خشکه‌رودها و اراضی شور و سطوح شلجی شکل در واحد پلایا قرار گرفته است. نتایج بیانگر دقت بالای الگوریتم حداکثر شباهت با میزان ۹۵/۵۴ درصد و ضریب کاپا ۰/۹ نسبت به الگوریتم‌های به‌کار گرفته است (Mahdavi et al., 2017).

1. Random Forest
2. Operational Land Imager
3. Optimum Index Factor
4. parallelepiped algorithm

در پژوهشی مناطق حساس به فرسایش بادی و تعیین نقاط برداشت گرد و غبار با استفاده از الگوریتم‌های جنگل تصادفی (RF)، نسبت فراوانی (FR)<sup>1</sup> و وزن شاهد (WOE)<sup>2</sup> در استان خراسان رضوی صورت گرفت. منابع گرد و غبار را در منطقه مورد مطالعه با استفاده از تصاویر ماهواره ای MODIS طی دوره ۲۰۰۵-۲۰۱۶ شناسایی کردیم. از پارامترهای کاربری زمین، سنگ‌شناسی، شیب، خاک، ژئومورفولوژی، شاخص تفاضلی نرمال شده پوشش گیاهی (NDVI)<sup>3</sup> و فاصله از رودخانه به عنوان متغیرهای شرطی در مدل‌سازی استفاده شد. نتایج نشان داد که هر سه الگوریتم قابلیت بالایی جهت پهنه‌بندی مناطق برداشت گردوغبار را ارائه دادند. لذا در بین الگوریتم‌های استفاده شده الگوریتم جنگل تصادفی با میزان سطح زیر منحنی ۸۸ درصد عملکرد بهتری را نشان داد (Boroughani et al., 2020).

جهت شناسایی مناطق مستعد به گرد و غبار در استان‌های البرز و قزوین از الگوریتم‌های یادگیری ماشین شامل ماشین بردار پشتیبان (SVM)<sup>4</sup>، درخت طبقه‌بندی و رگرسیون (CART)<sup>5</sup>، جنگل تصادفی (RF) و الگوریتم آنالیز تشخیص ترکیبی (MDA)<sup>6</sup> استفاده گردید. از عوامل تاثیرگذار شامل کاربری اراضی، خاک‌شناسی، شیب، جهت، ارتفاع، پوشش گیاهی، رطوبت سطح توپوگرافیکی، نسبت سطح توپوگرافیکی و زمین‌شناسی در نظر گرفته شد. نتایج نشان داد فاکتور ارتفاع در همه مدل‌های به کار گرفته شده نسبت به دیگر عوامل مورد استفاده از اهمیت بیشتری برخوردار است. همچنین الگوریتم جنگل تصادفی با مقدار ۰/۹۶ و الگوریتم آنالیز تشخیص ترکیبی با میزان ۰/۹۴ بیشترین عملکرد را در شناسایی مناطق برداشت فرسایش بادی داشتند (Darvand et al., 2021).

پژوهشی برای پیش‌بینی فرسایش بادی در صحرای اولان‌بوهه چین با استفاده روش یادگیری ماشین و مدل جنگل تصادفی انجام شد. در این تحقیق نمونه‌برداری خاک با تیمارهای تر و خشک شدن خاک و انجماد و ذوب شدن خاک صورت گرفت. نمونه‌های تهیه شده در دستگاه تونل باد مورد آزمایش قرار گرفت و مجموعه‌ای از داده برای مدل‌سازی با مدل جنگل تصادفی به کار گرفته شد. نتایج نشان داد اندازه ذرات خاک از تپه‌های ماسه‌ای متحرک به ثابت کاهش یافته است. میزان کربن آلی خاک و کربنات کلسیم خاک نیز افزایش را نشان داد. مدل جنگل تصادفی با مقدار  $R^2$  برابر ۰/۸۹۸، کارایی مناسب را برای پیش‌بینی مکانی فرسایش بادی نشان داد (Zhao et al., 2022).

پهنه‌بندی مناطق مستعد به فرسایش بادی و کانون‌های گرد و غبار در استان اصفهان با بهره‌گیری از الگوریتم‌های یادگیری ماشین شامل RF، BRT<sup>7</sup>، SVM و CART انجام شد. در این مطالعه از عوامل دما، بارش، شیب، ارتفاع، آلبیدو، کاربری اراضی، سرعت باد فرساینده، شاخص رطوبت سطح خاک، شاخص شوری، و شاخص پوشش گیاهی استفاده شد. نتایج نشان داد اراضی بایر، شور و نیز کاربری مرتع فقیر بیشترین احتمال وقوع گردوغبار است. ارزیابی کارایی مدل‌ها نشان داد که مدل جنگل تصادفی با میزان  $AUC = 0/86$ <sup>8</sup> بهترین کارایی را داشته است بررسی تحلیل حساسیت جک‌نایف نیز نشان داد که در الگوریتم‌های RF، BRT و CART عامل بارش بیشترین اثرگذاری را در پهنه‌بندی و تعیین مناطق مستعد گردوغبار داشته و در الگوریتم SVM عامل دما و پس از آن بارش بیشترین اثرگذاری را داشته است (Afshari & Vali, 2023).

مناطق حساس به فرسایش خاک در منطقه چیتاگونگ بنگلادش از طریق فناوری‌های یادگیری ماشین انجام شد. الگوریتم‌های مورد استفاده شامل درخت طبقه‌بندی و رگرسیون (CART)، شبکه عصبی مصنوعی (ANN)<sup>9</sup>، ماشین بردار پشتیبان (SVM) و جنگل تصادفی (RF) استفاده شد. در این مطالعه ۱۸ عامل فرسایش خاک در نظر گرفته شد. نتایج حاصل از بررسی‌های انجام شده نشان داد

- 1 . Frequency Ratio
- 2 . Weights of Evidence
- 3 . Normalized Difference Vegetation Index
5. Support Vector Machine
6. Classification and Regression Tree
7. Multivariate Discriminant Analysis
- 7 . Boosted Regression Tree
- 8 . Area Under Curve
- 9 . Artificial Neural Network

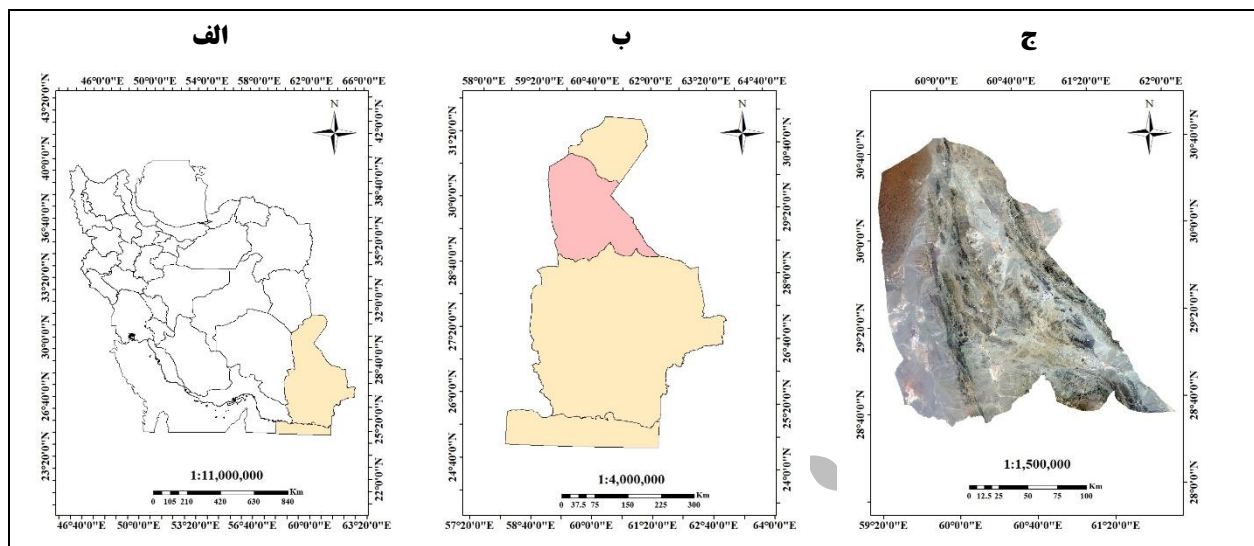
الگوریتم جنگل تصادفی با میزان  $AUC=0/86$  دارای بالاترین دقت در تعیین مناطق حساس به فرسایش می‌باشد. طبق نتایج حاصل از مدل جنگل تصادفی حدود  $71/55$  درصد از سطح منطقه در کلاس متوسط فرسایش خاک قرار گرفته است (Sadia et al., 2023). تاکنون روش‌های مختلفی جهت پایش و شناسایی مناطق مستعد به فرسایش بادی توسط پژوهشگران طراحی گردیده است. هر کدام از این روش‌ها دارای معایب و مزایایی می‌باشد. با پیشرفت فناوری‌های سنجش از دور و هوش مصنوعی، وضعیت و شدت فرسایش بادی از لحاظ زمانی و مکانی بررسی می‌شود. در تحقیقات بررسی شده در مطالعه حاضر، از الگوریتم‌های مختلف روش یادگیری ماشین استفاده گردیده است. محققان براساس صحت‌سنجی صورت گرفته، در اکثر مطالعات به برتری روش جنگل تصادفی در استنتاج شناسایی مناطق مستعد به فرسایش بادی اذعان نموده‌اند.

هدف از این مطالعه شناسایی مناطق مستعد و حساس به فرسایش بادی با استفاده از تصاویر ماهواره لندست و فناوری یادگیری ماشین و کاربرد الگوریتم جنگل تصادفی طی سال‌های  $2013$  تا  $2023$  در منطقه شمال بلوچستان می‌باشد. در مطالعات قبلی صورت گرفته در بخش‌هایی از منطقه مورد مطالعه، از مدل‌های تجربی و براساس نظرات کارشناسی و به‌صورت کاملاً کیفی، مناطق حساس به فرسایش بادی مکان‌یابی و میزان شدت آن ارزیابی گردیده است. اما مطالعه حاضر به منظور پایش و شناسایی مناطق مستعد به فرسایش بادی برای نخستین بار از داده‌های سنجش از دور و الگوریتم جنگل تصادفی در منطقه شمال بلوچستان استفاده می‌گردد. که از جنبه‌های نوآوری این پژوهش محسوب می‌گردد.

## ۲- مواد و روش‌ها

### ۲-۱- منطقه مورد مطالعه

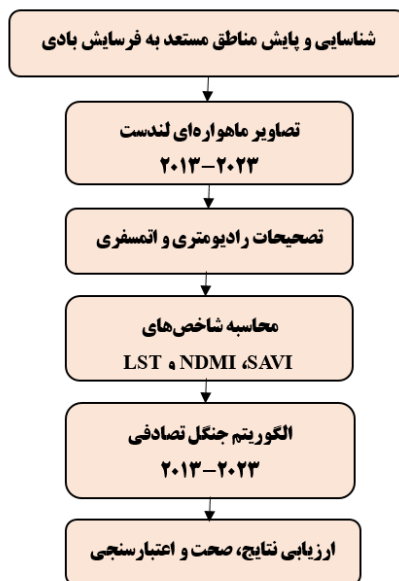
منطقه مورد مطالعه با مساحت  $3535308$  هکتار در محدوده طول جغرافیایی  $59$  درجه،  $29$  دقیقه و  $40$  ثانیه تا  $61$  درجه  $55$  دقیقه و  $22$  ثانیه و عرض جغرافیایی  $28$  درجه،  $32$  دقیقه و  $54$  ثانیه تا  $30$  درجه،  $46$  دقیقه و  $4$  ثانیه قرار دارد (شکل ۱). شمال بلوچستان دارای آب و هوای خشک تا نیمه‌خشک است. بارش متوسط سالانه آن در بلندمدت به  $31/2$  میلی‌متر می‌رسد که این موضوع در مقایسه با آمارهای جهانی و کشوری نشان از خشک بودن منطقه دارد. عمده‌ترین بارش این منطقه در دی‌ماه با میانگین  $11$  میلی‌متر دریافت می‌شود. بر اساس آمار بلندمدت، متوسط دمای هوای معادل  $23/8$  درجه سانتیگراد است. دی‌ماه با  $9$  درجه سردترین و مرداد با  $35/6$  درجه سانتیگراد گرم‌ترین ماه‌های سال می‌باشند. میانگین حداکثر رطوبت نسبی ماهیانه نیز به میزان  $23$  درصد در دی‌ماه ثبت شده است. طول دوره خشکی آن  $180$  روز، یعنی حدود  $6$  ماه که از اوایل اسفند آغاز و تا اواخر آبان‌ماه ادامه دارد (General Directorate of Meteorological of Sistan and Baluchestan Province, 2021). محدوده مورد مطالعه تحت تأثیر بادهای  $120$  روزه زابل و بادهای با جهت شمال‌شرقی و جنوب‌شرقی قرار دارد. براساس تقسیم‌بندی دمارتن ضریب خشکی  $2/45$  بیانگر اقلیم گرم و خشک برای منطقه مورد مطالعه است. از لحاظ سنگ‌شناسی هر سه نوع سنگ‌های آذرین، رسوبی و دگرگونی در این منطقه وجود دارد. این سنگها در ارتفاعات به‌صورت کوه‌های نه‌چندان بلند، در ابتدای دشت به‌صورت تپه ماهورها و در داخل دشت به‌صورت تپه‌ها و ارتفاعات منفردی نمایان شده است. پوشش گیاهی منطقه مورد مطالعه با توجه به خشکسالی‌های چند سال اخیر و عوامل اقلیمی نامساعد عمده‌تاً گونه‌های بوته‌ای و درختچه‌ای می‌باشد که منحصراً در مسیل‌ها و دشت‌های سیلابی به‌صورت پراکنده وجود دارد. در بسیاری از نقاط پوشش گیاهی خشک گردیده و گونه‌های علفی و یکساله کاملاً از بین رفته‌اند به‌طوری‌که مناطقی که قابلیت مرتع داشته و در گذشته مورد بهره‌برداری و استفاده دام منطقه بوده است، به مناطق کاملاً بیابانی با پوشش بسیار ضعیف بوته‌ای تبدیل شده است. منطقه مورد مطالعه شامل کاربری‌های کشاورزی و باغات، اراضی مرتعی فقیر تا متوسط، جنگل‌های کم‌تراکم، تپه‌های ماسه‌ای و اراضی بایر می‌باشد (General Directorate of Natural Resources of Sistan and Baluchestan Province, 2004).



شکل ۱. موقعیت منطقه مورد مطالعه الف) کشور ایران ب) استان سیستان و بلوچستان ج) منطقه شمال بلوچستان

## ۲-۲- روش تحقیق

مراحل کلی اجرای تحقیق، جهت شناسایی و پایش مناطق مستعد به فرسایش بادی در منطقه مورد مطالعه طبق شکل ۲ انجام پذیرفت.



شکل ۲. نمودار روند پژوهش

### ۲-۲-۱- داده‌های سنجش از دور



### ۳-۲-۲-۳- شاخص دمای سطح زمین (LST)

دمای سطح زمین از اساسی‌ترین پارامترهای فیزیکی در فرآیندهای سطحی است که به تغییرات اقلیمی در مقیاس جهانی و منطقه‌ای و خصوصیات سطحی زمین پاسخ می‌دهد (Owen et al., 1998). همچنین دمای سطح زمین عامل مهمی است که فرآیندهای فیزیکی، شیمیایی و بیولوژیکی و روابط بین زمین و جو را کنترل می‌کند و بیش‌ترین تأثیر را بر وضعیت پوشش گیاهی و آب خاک دارد (Urquert, 2018). به منظور انجام تصحیح رادیومتریک، برای تبدیل ارزش رقومی تصویر (DN)<sup>۱</sup> به تابش طیفی (Lλ)<sup>۲</sup> مربوط به باندهای اپتیک و میزان دمای روشنایی برای باندهای حرارتی از روابط ۳ و ۴ استفاده شد

$$L\lambda = Lmin + \left( \frac{Lmax-Lmin}{255} \right) \times DN \quad \text{رابطه (۳)}$$

$$L\lambda = ML \times DN + AL \quad \text{رابطه (۴)}$$

در این روابط Lmax و Lmin پیوستگی کالیبراسیون یا مقادیر حداکثر و حداقل رادیانس باند حرارتی سنجنده، که این مقادیر در فایل هدر ماهواره موجود است، ML مقیاس‌سازی ضربی باند خاص، AL مقیاس‌سازی جمعی باند خاص، که این مقادیر در فایل مرجع تصاویر اخذ شده موجود است.

گام بعدی تبدیل رادیانس طیفی به دمای جسم سیاه است، که از رابطه پلانک (رابطه ۵) برای تبدیل مقادیر تابش طیفی به دمای جسم سیاه یا دمای روشنایی (TB)<sup>۳</sup> استفاده می‌شود (Das & Angadi, 2020).

$$TB = \frac{K2}{\ln\left(\frac{K1}{L\lambda} + 1\right)} \quad \text{رابطه (۵)}$$

K<sub>1</sub> ثابت تبدیل حرارتی اول و K<sub>2</sub> ثابت تبدیل حرارتی دوم در باندهای حرارتی مربوط به هر سنجنده ماهواره لندست طبق جدول ۱ برآورد گردید.

جدول ۱. مقدار ثابت باندهای حرارتی سنجنده‌های ماهواره لندست (Das & Angadi, 2020)

سنجنده	K <sub>1</sub>	K <sub>2</sub>
TM	۶۰۷/۷۶	۱۲۶۰/۵۶
OLI	۷۷۴/۸۸۵۳	۱۳۲۱/۰۷۸۹

در گام سوم بعد کسری پوشش گیاهی (FVC) با استفاده از رابطه ۶ که در این رابطه از شاخص نرمال شده تفاضل پوشش گیاهی (NDVI) که از رابطه ۷ بدست آمده استفاده می‌شود (Rouse et al., 1974).

$$NDVI = \frac{(NIR-RED)}{(NIR+RED)} \quad \text{رابطه (۶)}$$

در این رابطه NIR مقدار مادون قرمز نزدیک برای هر پیکسل در تصویر و RED مقدار باند قرمز برای هر پیکسل در تصویر

$$FVC = \frac{NDVI-NDVimin}{NDVimax-NDVimin} \quad \text{رابطه (۷)}$$

در گام چهارم ضریب انتشار سطح زمین (LSE) یا گسیل‌مندی سطح ε از رابطه ۸ محاسبه می‌گردد (Das & Angadi, 2020)

$$\varepsilon = 0.004 FVC + 0.986 \quad \text{رابطه (۸)}$$

در نهایت دمای سطح زمین از رابطه ۹ برآورد گردید (Das & Angadi, 2020).

$$LST = \frac{BT}{1 + \lambda \left( \frac{BT}{P} \times \ln \varepsilon \right)} \quad \text{رابطه (۹)}$$

1 . Digital Number  
2 . Spectral Radiances  
3 . Temperature Brightness

در این رابطه LST دمای سطح زمین برحسب درجه کلونین،  $\lambda$  طول موج رادیانس ساطع شده، P معادل ۱۴۳۸۰ و  $\epsilon$  گسیل‌مندی سطح می‌باشد.

جهت تبدیل درجه حرارت کلونین به درجه سلسیوس از رابطه ۱۰ استفاده شد.

$$TC = LST - 273.15$$

رابطه (۱۰)

#### ۴-۲-۲-۲-۴ الگوریتم جنگل تصادفی

الگوریتم جنگل تصادفی یک روش غیرپارامتری و متعلق به خانواده روش‌های دسته‌جمعی است (Dietterich, 2000). این الگوریتم شامل مجموعه‌ای متشکل از طبقه‌بندی‌های درخت تصمیم است (Breiman, 2001). در این روش یک‌سوم داده‌های اصلی در ایجاد هر درخت استفاده نمی‌شوند که تحت عنوان نمونه‌های بیرون از سبد (OOB) نامیده می‌شوند. چون این نمونه‌ها در آموزش درخت استفاده نشده‌اند در تست مورد استفاده قرار می‌گیرند و بنابراین نیازی به اعتبارسنجی مستقل در این روش نمی‌باشد. تکنیک جنگل تصادفی همچنین اهمیت متغیرها به دو روش میانگین کاهش دقت<sup>۲</sup> و میانگین کاهش جینی<sup>۳</sup> در مدل‌سازی را نیز تعیین می‌کند (Breiman & Cutler, 2004).

در این مطالعه متغیرهای ورودی شامل شاخص‌های پوشش گیاهی تعدیل شده خاک، دمای سطح زمین و تفاضلی نرمال شده رطوبت، جهت شناسایی مناطق مستعد به فرسایش بادی در بازه زمانی ۲۰۱۳-۲۰۲۳ استفاده گردید. فایل‌های رستری حاصل از شاخص‌های ورودی به فرمت اکسل تبدیل شدند. از الگوریتم جنگل تصادفی بر روی داده‌ها و از نرم‌افزار متلب<sup>۴</sup> استفاده گردید. جهت ارزیابی و اعتبارسنجی مدل جنگل تصادفی از شاخص‌های آماری ضریب همبستگی ( $R^2$ )، خطای جذر میانگین مربعات (RMSE)<sup>۵</sup>، خطای میانگین مربعات (MSE)<sup>۶</sup> و سطح زیرمنحنی (AUC)<sup>۷</sup> از روابط ۱۱ تا ۱۴ استفاده شد.

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i^* - Y_i^*)^2}{\sum_{i=1}^n (X_i - Y_i)^2} \quad \text{رابطه (۱۱)}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - Y_i)^2} \quad \text{رابطه (۱۲)}$$

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - Y_i)^2 \quad \text{رابطه (۱۳)}$$

در این روابط  $X_i$ ،  $Y_i$ ،  $X_i^*$  و  $Y_i^*$  به ترتیب مربوط به مقادیر اندازه‌گیری و برآورد شده، میانگین مقادیر اندازه‌گیری و برآورد شده می‌باشد.  $n$  مجموع نقاط آموزشی تعریف شده است.

$$AUC = \frac{\sum TP + \sum TN}{\sum TP + \sum TN + \sum FP + \sum FN} \quad \text{رابطه (۱۴)}$$

در این رابطه  $TP$  و  $TN$  به ترتیب تعداد نقاط عدم فرسایش بادی و در معرض فرسایش بادی را مدل به درستی تشخیص داده است.  $FP$  و  $FN$  به ترتیب تعداد نقاط عدم بیابان‌زایی و بیابان‌زایی را مدل به درستی تشخیص نداده است (Fathi Zad, 2019).

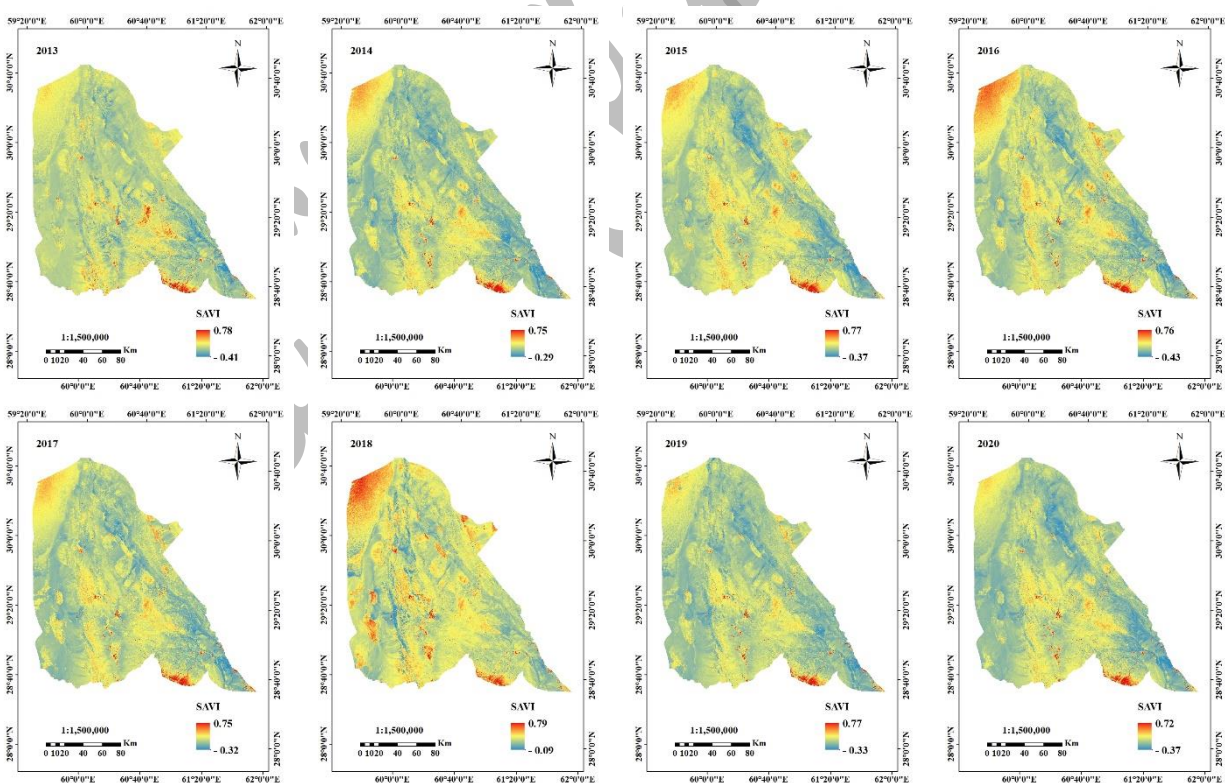
### ۳- نتایج و بحث

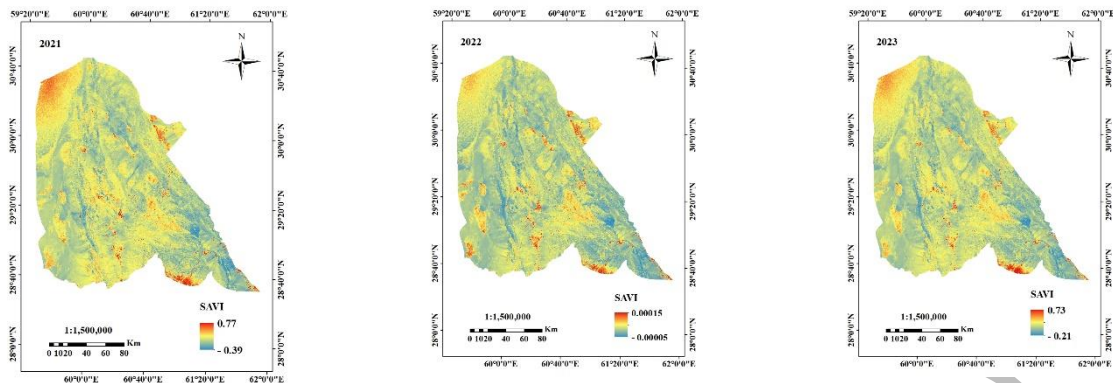
#### ۳-۱- تغییرات شاخص پوشش گیاهی تعدیل شده خاک

1. Out of Bag
2. Mean Decrease in Accuracy
3. Mean Decrease in Gini Coefficient
4. MATLAB R2018b
5. Root Mean Square Error
6. Mean Square Error
7. Area Under Curve

شکل ۳ نقشه‌های حاصل از برآورد شاخص SAVI طی سال‌های ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۳ را نشان می‌دهد. مقادیر مثبت و نزدیک به عدد یک بیانگر افزایش تراکم پوشش گیاهی است. مقادیر منفی نشان‌دهنده مناطق مرطوب است. مقدار شاخص SAVI در طی سال‌های مورد بررسی در منطقه مورد مطالعه تغییراتی را نشان می‌دهد. به طوری که میزان شاخص SAVI از سال ۲۰۱۳ با مقادیر حداکثر ۰/۷۸ و حداقل ۰/۴۱- تا سال ۲۰۱۸ با مقادیر حداکثر ۰/۷۹ و حداقل ۰/۰۹- افزایش یافته است. در بعد مکانی نیز از سال ۲۰۱۳ تا سال ۲۰۱۸ کمترین مقدار شاخص SAVI در بخش شرقی که شامل مناطق مرطوب می‌باشد. که با مساعد شدن شرایط اقلیمی و سیلابی شدن مسیل‌ها و افزایش میزان رطوبت خاک، پوشش گیاهی در این بازه زمانی، اراضی منطقه مورد مطالعه از وضعیت مطلوبی برخوردار بوده است. در این باره نتایج بررسی حاضر با مطالعات مومانه (۲۰۲۲) و بید (۲۰۱۶) مطابقت دارد. زیرا افزایش میزان رطوبت خاک بر پویایی پوشش گیاهی موثر بوده است.

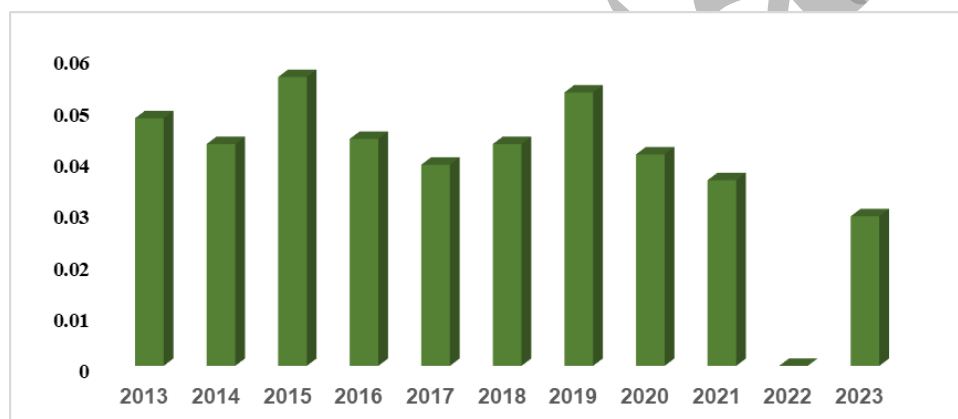
از سال ۲۰۱۸ تا سال ۲۰۲۲ با مقادیر حداکثر ۰/۰۰۰۱۵ و حداقل ۰/۰۰۰۰۵- میزان پوشش گیاهی کاهش چشمگیر را نشان می‌دهد. در این سال‌ها در بخش‌های مختلف منطقه مورد مطالعه به علت کاهش میزان بارندگی شاخص SAVI کاهش یافته است. زیرا در این دوره زمانی شرایط خشکسالی بر روی رشد گیاهان در منطقه مورد مطالعه تأثیرگذار بوده است. به طوری که مقدار بارندگی برای تأمین آب گیاهان منطقه کافی نبوده و شرایط اقلیمی و اداپتیکی برای رویش گیاهان مرتعی و زراعی در منطقه مورد مطالعه مناسب نمی‌باشد. همچنین به علت عدم مدیریت صحیح مراتع و چرای مفرط و طولانی در شرایط حاد اقلیمی سبب تضعیف و عدم زادآوری پوشش گیاهی و افزایش گونه‌های مهاجم در ترکیب پوشش گیاهی گردیده است. لذا با این شرایط وضعیت پوشش گیاهی در مراتع سیر قهقرایی داشته است. نتایج تحقیقات ژائو و همکاران (۲۰۱۸) و الکافی و همکاران (۲۰۲۳) با مطالعه حاضر همسو است. زیرا خشکسالی و فقدان آب سبب تنش در رشد و زادآوری گیاهان و به تبع آن موجب فقر پوشش گیاهی در مراتع گردیده است.





شکل ۳. توزیع مکانی- زمانی شاخص SAVI در بازه زمانی ۲۰۲۳ - ۲۰۱۳

شکل ۴ میانگین شاخص پوشش گیاهی نشان‌دهنده تغییرات پوشش گیاهی در سال‌های مورد بررسی ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۳ است. حداکثر پوشش گیاهی در سال‌های ۲۰۱۵ و ۲۰۱۹ می‌باشد و حداقل پوشش گیاهی در سال ۲۰۲۲ را نشان داده است.

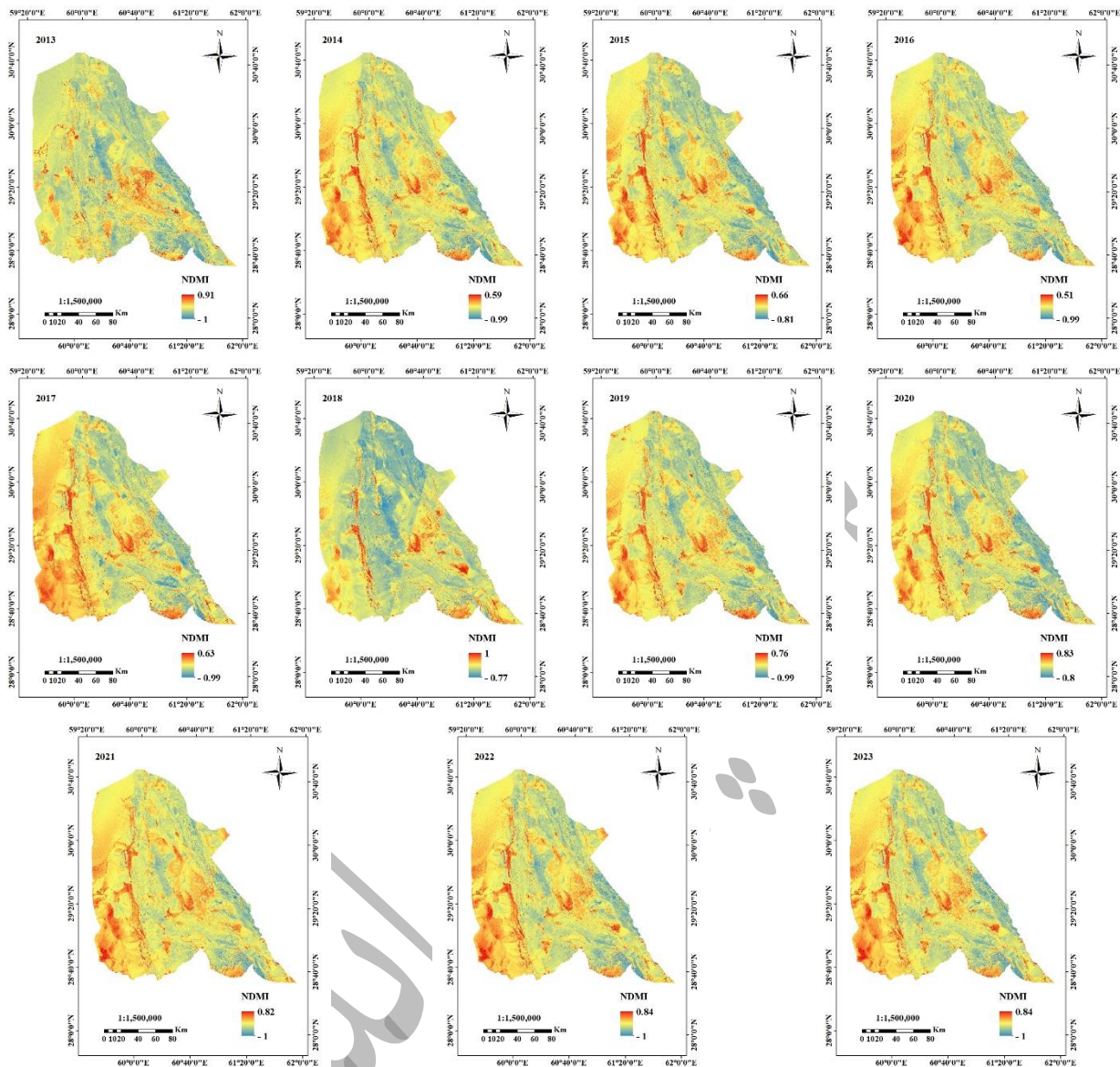


شکل ۴. میانگین تغییرات شاخص SAVI در بازه زمانی ۲۰۲۳ - ۲۰۱۳

### ۲-۳- تغییرات شاخص تفاضلی نرمال شده رطوبت

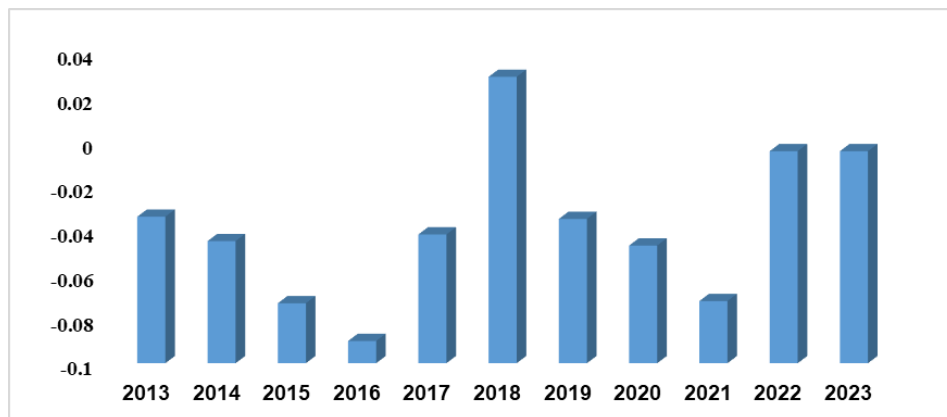
شکل ۵ میزان شاخص NDMI طی سال‌های ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۳ را نشان می‌دهد. مقادیر مثبت و تمایل به عدد +۱ نشان‌دهنده میزان افزایش رطوبت و مقادیر به سمت -۱ بیانگر میزان خشکسالی و کاهش رطوبت در منطقه مورد مطالعه است. از سال ۲۰۱۳ با میزان حداکثر ۰/۹۱ و حداقل -۱ تا سال ۲۰۱۶ با مقدار حداکثر ۰/۵۱ و حداقل -۰/۹۹ که با کاهش مقادیر حداکثر بیانگر روند کاهشی رطوبت سطح خاک است. از سال ۲۰۱۶ تا سال ۲۰۱۸ با مقدار حداکثر ۱ و حداقل -۰/۷۷ که با افزایش مقادیر حداکثر و کاهش حداقل نشان‌دهنده روند افزایشی رطوبت سطحی خاک بوده است. همچنین از سال ۲۰۱۸ تا سال ۲۰۲۳ با مقادیر حداکثر ۰/۸۴ و حداقل -۱ بیانگر روند کاهشی رطوبت سطحی خاک می‌باشد. در بعد مکانی نیز در سال‌های مورد بررسی در تمامی بخش‌های منطقه مورد مطالعه شاهد کمبود میزان رطوبت سطحی خاک برای تأمین نیاز آبی گیاهان هستیم. لذا تغییرات میزان رطوبت سطحی خاک را می‌توان به ارتباط تغییرات شرایط اقلیمی از جمله میزان بارندگی، شدت وزش باد و جاری شدن سیلاب در مسیل‌ها در منطقه مورد مطالعه دانست (General Directorate of Natural Resources of Sistan and Baluchestan Province, 2004).

از سال ۲۰۱۸ تا سال ۲۰۲۳ به دلیل خشکسالی‌های متوالی رطوبت سطحی خاک کاهش چشمگیری یافته و در واقع در کلیه بخش‌های منطقه مورد مطالعه با بحران برداشت ذرات خاک از سطح اراضی فاقد پوشش گیاهی به وسیله باد مواجه هستیم. نتایج تحقیق حاضر با مطالعات نوری‌سالمه و همکاران (۲۰۲۰) و جیانگ و همکاران (۲۰۰۷) مطابقت دارد.



شکل ۵. توزیع مکانی- زمانی شاخص NDMI در بازه زمانی ۲۰۲۳-۲۰۱۳

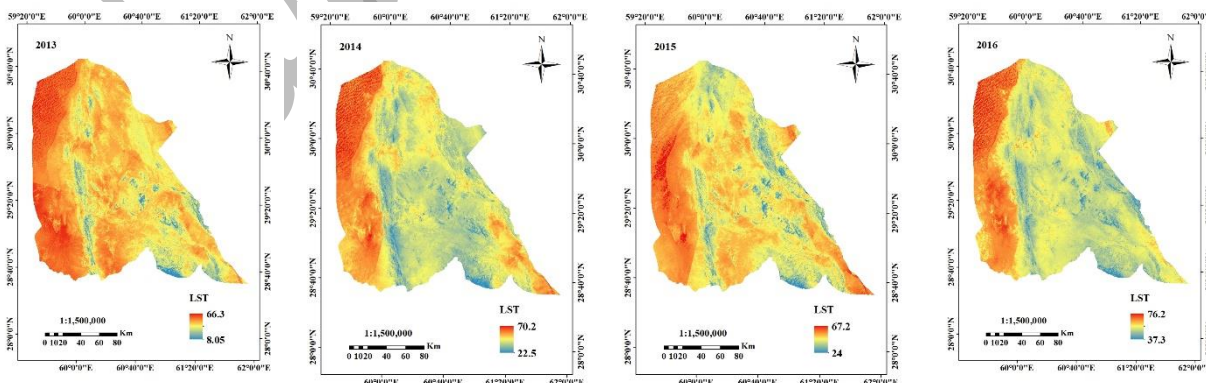
شکل ۶ میانگین شاخص رطوبت در طی سال‌های ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۳ را نشان می‌دهد. بیشترین میزان شاخص رطوبت مربوط به سال ۲۰۱۸ با میزان ۰/۰۲۹ می‌باشد. در واقع در این سال اراضی منطقه مورد مطالعه از لحاظ رطوبت سطحی خاک در وضعیت مطلوب قرار دارد.

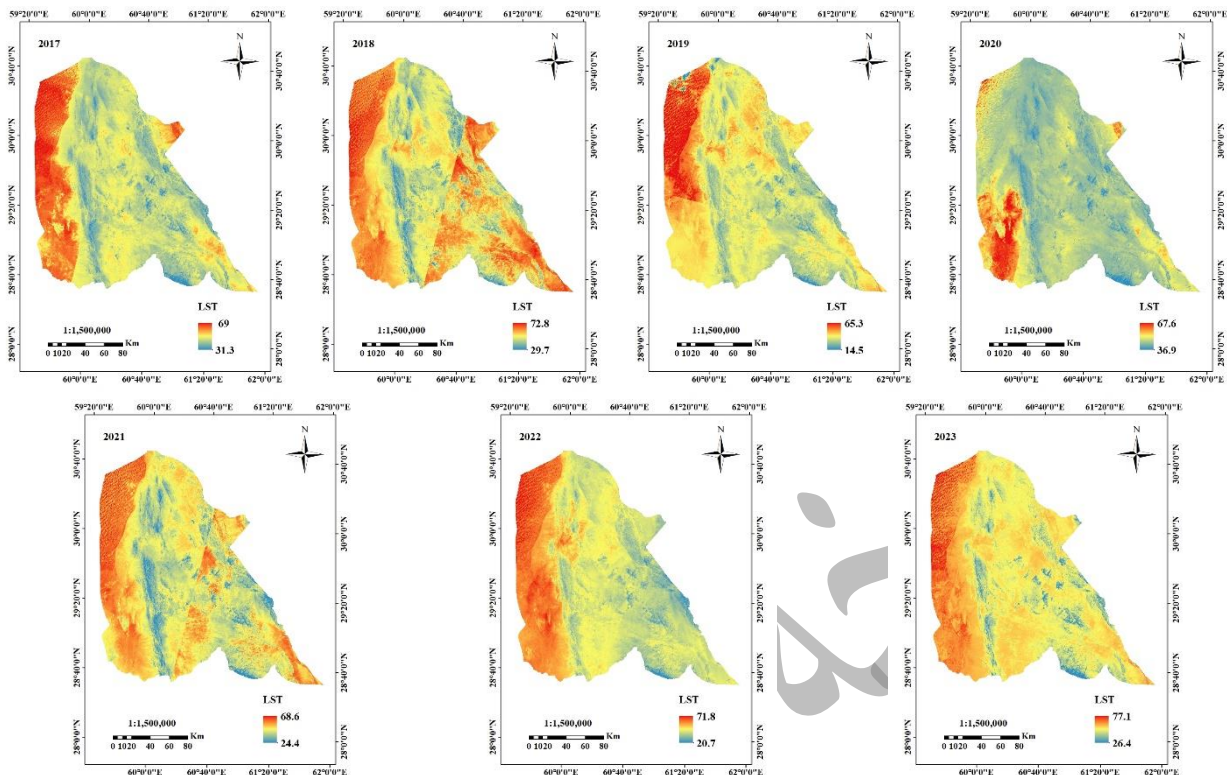


شکل ۶. میانگین تغییرات شاخص NDMI در بازه زمانی ۲۰۱۳ - ۲۰۲۳

### ۳-۳- تغییرات شاخص دمای سطح زمین

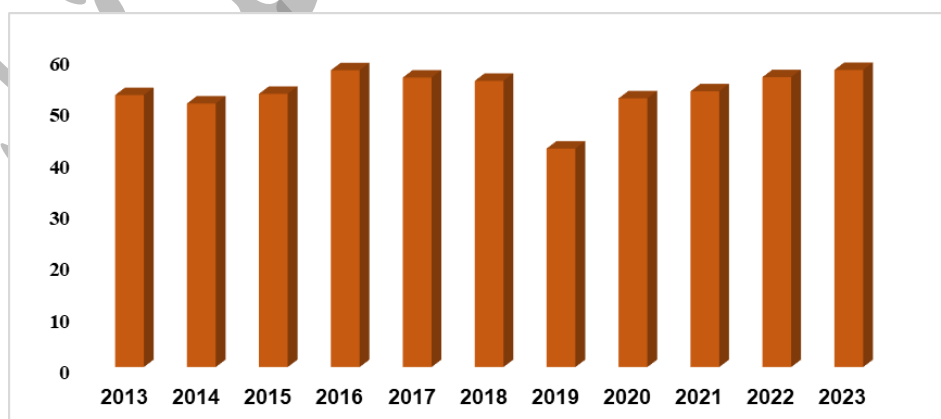
شکل ۷ نقشه‌های حاصل از شاخص دمای سطح زمین در سال‌های ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۳ را نشان می‌دهد. دمای سطح زمین در این دوره زمانی دارای نوساناتی است. از سال ۲۰۱۳ با میزان حداکثر ۶۶/۳ و حداقل ۸/۰۵ درجه سانتی‌گراد تا سال ۲۰۱۶ با مقادیر حداکثر ۷۶/۲ و حداقل ۳۷/۳ درجه سانتی‌گراد که با افزایش مقادیر نشان‌دهنده روند افزایشی دما است. در سال ۲۰۱۷ دمای سطح زمین با میزان حداکثر ۶۹ و حداقل ۳۱/۳ درجه سانتی‌گراد کاهش می‌یابد. اما در سال ۲۰۱۸ دمای سطح زمین با مقدار حداکثر ۷۲/۸ و حداقل ۲۹/۷ درجه سانتی‌گراد دمای سطح زمین افزایش یافته است. در سال ۲۰۱۹ با میزان حداکثر ۶۵/۳ و حداقل ۱۴/۵ درجه سانتی‌گراد دمای سطح زمین کاهش یافته است. اما از سال ۲۰۱۹ تا سال ۲۰۲۳ با مقدار حداکثر ۷۷/۱ و حداقل ۲۶/۴ درجه سانتی‌گراد دمای سطح زمین روند افزایشی داشته است. در بخش غربی منطقه مورد مطالعه در طی سال‌های مورد بررسی ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۳ بیشترین دمای سطح زمین برآورد گردید. زیرا در سال‌های که خاک سطحی به دلیل خشکسالی‌های متوالی، عدم پوشش گیاهی مؤثر، دمای سطح زمین افزایش یافته است. نتایج حاصل از این پژوهش با مطالعه هاشمی و همکاران (۲۰۲۲) مشابهت دارد.





شکل ۷. توزیع مکانی- زمانی شاخص LST در بازه زمانی ۲۰۱۳ - ۲۰۲۳

شکل ۸ میانگین شاخص دمای سطح زمین طی سال‌های ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۳ را نشان می‌دهد. کمترین میانگین دمای سطح زمین متعلق به سال ۲۰۱۹ با میزان ۴۲/۴ درجه سانتی‌گراد است. زیرا در این سال شرایط رطوبتی خاک که متأثر از سال‌های قبل می‌باشد مناسب و پوشش گیاهی نیز در منطقه مورد مطالعه نیز در وضعیت مطلوب می‌باشد. در نتیجه میانگین دمای سطح زمین در کمترین مقدار قرار دارد. بیشترین میزان شاخص دمای سطح زمین مربوط به سال ۲۰۲۳ با مقدار ۵۷/۶۵ درجه سانتی‌گراد می‌باشد.



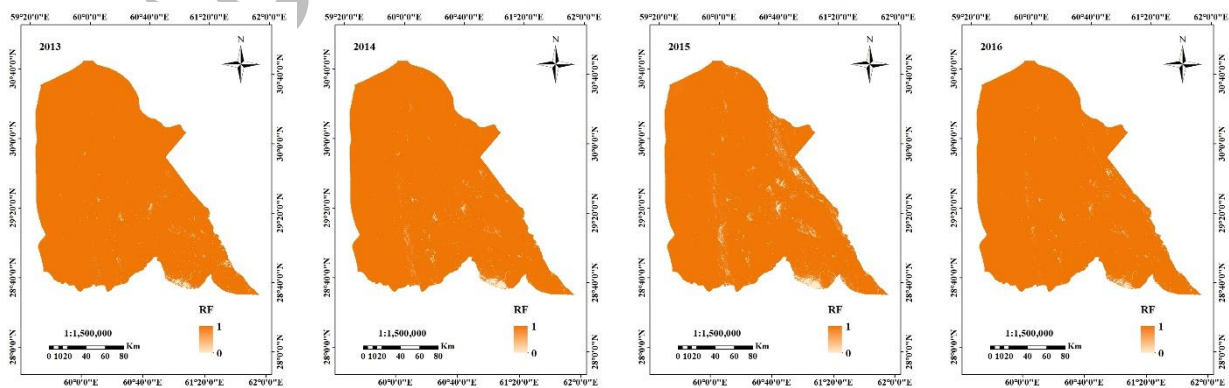
شکل ۸. میانگین تغییرات شاخص LST در بازه زمانی ۲۰۱۳ - ۲۰۲۳

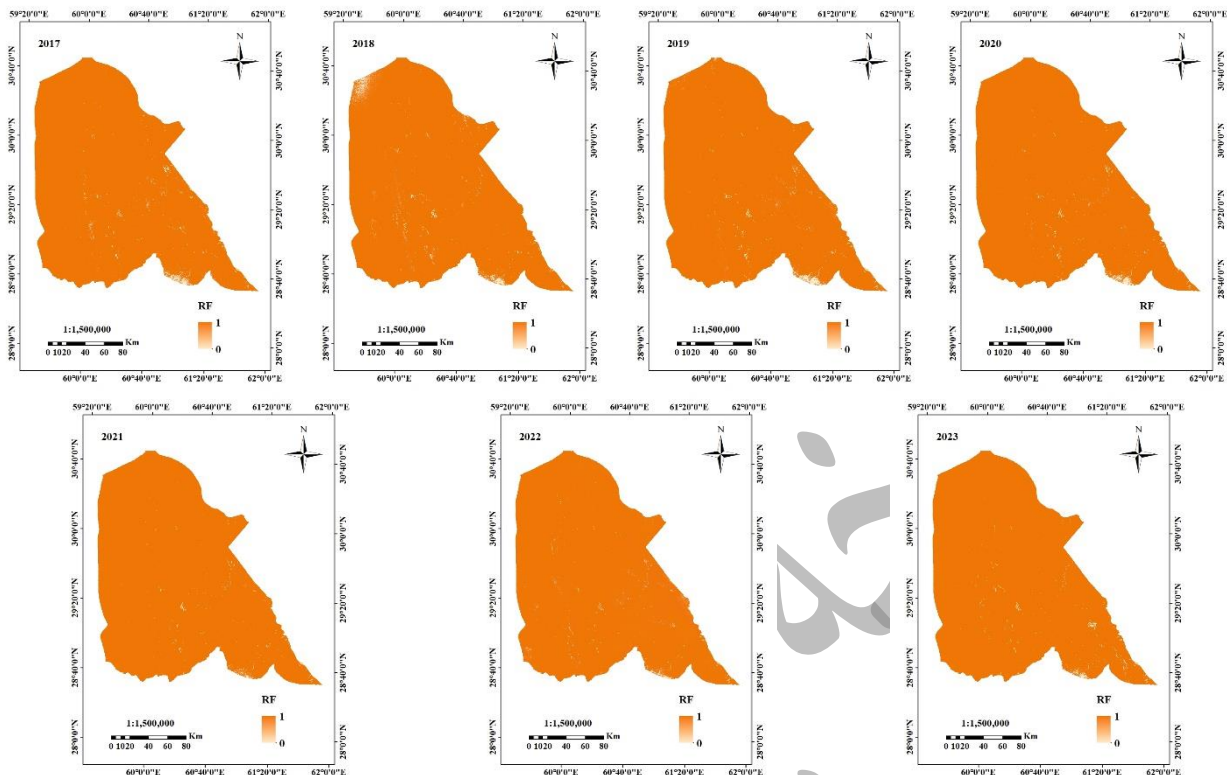
#### ۳-۴- شناسایی و پایش مناطق مستعد به فرسایش بادی به روش جنگل تصادفی

جهت شناسایی و پایش مناطق تحت فرسایش بادی ابتدا سه شاخص پوشش گیاهی، رطوبت سطحی خاک و دمای سطح زمین محاسبه شد. سپس الگوریتم جنگل تصادفی بر روی داده‌های حاصل از سه شاخص مذکور اعمال گردید. در نتیجه مناطق مستعد و حساس به فرسایش بادی برای سال‌های مورد مطالعه به دست آمد. مناطق مستعد به فرسایش بادی در چهار کلاس کم، متوسط، شدید و بسیار شدید طبقه‌بندی شد. طبق جدول ۲ و شکل ۹ از سال ۲۰۱۳ تا سال ۲۰۲۳ بیشترین مساحت مناطق تحت فرسایش بادی متعلق به کلاس بسیار شدید قرار دارد و کمترین سطح مناطق حساس به فرسایش بادی در کلاس متوسط به دست آمد. بحرانی‌ترین شرایط از حیث فرسایش بادی مربوط به سال ۲۰۲۲ با سطح ۳۵۳۰۲۲۱ هکتار (۹۹/۸۶ درصد) که مناطق حساس به فرسایش بادی در کلاس بسیار شدید را شامل می‌شود. باتوجه به اینکه کاربری اراضی منطقه مورد مطالعه شامل اراضی بایر، تپه‌های ماسه‌ای، اراضی کشاورزی محدود و مراتع فقیر با پوشش نامرغوب است. لذا این اراضی به دلیل عوامل اقلیمی نامساعد از جمله کاهش بارندگی و وزش بادهای فرساینده، خشکسالی‌های متوالی و مدیریت نادرست و غیراصولی اراضی در منطقه مورد مطالعه باعث افزایش وسعت و شدت فرسایش بادی در منطقه مورد مطالعه گردیده است. نتایج حاصل از این تحقیق با مطالعات قبالی و زارع چاهوکی (۲۰۲۱) مطابقت و با مطالعه دو و همکاران (۲۰۲۲) همسو نیست. زیرا با اجرای پروژه‌های جنگل کاری و افزایش میزان رطوبت سطحی خاک در منطقه شمال چین طی دو دهه گذشته (۲۰۲۰-۲۰۰۰) سبب کاهش فرسایش بادی گردیده است.

جدول ۲. کلاس‌های فرسایش بادی در دوره زمانی ۲۰۲۳ - ۲۰۱۳ با استفاده از الگوریتم جنگل تصادفی

سال	طبقه کم		طبقه متوسط		طبقه شدید		طبقه بسیار شدید	
	مساحت (هکتار)	مساحت (درصد)	مساحت (هکتار)	مساحت (درصد)	مساحت (هکتار)	مساحت (درصد)	مساحت (هکتار)	مساحت (درصد)
۲۰۱۳	۲۴۹۹۷	۰/۷۱	۳۵۵۲	۰/۱	۹۹۱۸	۰/۲۸	۳۴۹۶۸۴۱	۹۸/۹۱
۲۰۱۴	۱۶۴۸۳	۰/۴۷	۳۹۰۶	۰/۱۱	۵۷۰۲	۰/۱۶	۳۵۰۹۲۱۷	۹۹/۲۶
۲۰۱۵	۱۹۱۶۵	۰/۵۴	۷۵۷۴	۰/۲۲	۱۶۲۸۳	۰/۴۶	۳۴۹۲۲۸۶	۹۸/۷۸
۲۰۱۶	۹۴۹۸	۰/۲۷	۲۳۲۷	۰/۰۶	۴۱۷۸	۰/۱۲	۳۵۱۹۳۰۵	۹۹/۵۵
۲۰۱۷	۸۵۹۶	۰/۲۴	۳۱۵۱	۰/۰۹	۴۸۲۲	۰/۱۴	۳۵۱۸۷۳۹	۹۹/۵۳
۲۰۱۸	۱۰۶۳۸	۰/۳	۴۱۶۷	۰/۱۲	۶۰۲۲	۰/۱۷	۳۵۱۴۴۸۱	۹۹/۴۱
۲۰۱۹	۱۸۱۶۳	۰/۵۱	۳۷۱۸	۰/۱۱	۴۱۷۴	۰/۱۲	۳۵۰۹۲۵۳	۹۹/۲۶
۲۰۲۰	۱۳۵۷۸	۰/۳۹	۲۳۳۹	۰/۰۷	۳۳۵۵	۰/۰۹	۳۵۱۶۰۳۶	۹۹/۴۵
۲۰۲۱	۷۴۰۴	۰/۲۱	۹۵۵	۰/۰۳	۱۳۷۶	۰/۰۴	۳۵۲۵۵۷۳	۹۹/۷۲
۲۰۲۲	۹	۰/۰۰۳	۰	۰	۵۰۷۸	۰/۱۴	۳۵۳۰۲۲۱	۹۹/۸۶
۲۰۲۳	۸۵۹۳	۰/۲۴	۱۰۸۳	۰/۰۳	۴۲۵۸	۰/۱۲	۳۵۲۱۳۷۴	۹۹/۶۱





شکل ۹. نقشه‌های فرسایش بادی با استفاده از الگوریتم جنگل تصادفی در بازه زمانی ۲۰۱۳ - ۲۰۲۳

جدول ۳ نتایج اعتبارسنجی الگوریتم جنگل تصادفی جهت شناسایی مناطق مستعد به فرسایش بادی در منطقه مورد مطالعه طی سال‌های ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۳ را نشان می‌دهد. جهت تعیین کارایی الگوریتم جنگل تصادفی از ضریب همبستگی ( $R^2$ )، ضرایب مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE)<sup>۱</sup>، میانگین مربعات خطا (MSE)<sup>۲</sup> و سطح زیر منحنی ROC<sup>۳</sup> (AUC) استفاده شد. نتایج نشان داد در طی دوره زمانی ۲۰۱۳-۲۰۲۳، ضرایب همبستگی بین ۰/۴ تا ۰/۸۷، مجذور مربعات خطا بین ۰/۰۲۲ تا ۰/۰۶۹، مربعات خطا بین ۰ تا ۰/۰۴۸ و میزان سطح زیر منحنی راک بیش از ۰/۹۲۳ برآورد گردید. با توجه به اینکه میزان ضریب همبستگی و سطح زیر منحنی راک بالا است و مقادیر ضرایب خطا پایین می‌باشد. می‌توان نتیجه گرفت که الگوریتم جنگل تصادفی در منطقه مورد مطالعه جهت شناسایی مناطق حساس به فرسایش بادی در بازه زمانی ۲۰۱۳-۲۰۲۳ از کارایی بالایی برخوردار است. نتایج حاصل از تحقیق حاضر با مطالعات هاشمی و همکاران (۲۰۲۴)، سعدی و همکاران (۲۰۲۳) و فنگ (۲۰۲۲) در برآورد فرسایش خاک مطابقت دارد.

جدول ۳: نتایج ارزیابی الگوریتم جنگل تصادفی در سال‌های ۲۰۱۳ - ۲۰۲۳

سال	$R^2$	RMSE	MSE	AUC
۲۰۱۳	۰/۸۶	۰/۰۴۱۴	۰/۰۰۱۷	۰/۹۹۸
۲۰۱۴	۰/۷۸	۰/۰۴۲۳	۰/۰۰۱۷	۰/۹۹۸
۲۰۱۵	۰/۶۶	۰/۰۶۹۴	۰/۰۰۴۸	۰/۹۶۸
۲۰۱۶	۰/۷۷	۰/۰۳۶۶	۰/۰۰۱۳	۰/۹۵۱
۲۰۱۷	۰/۷۸	۰/۰۳۵۷	۰/۰۰۱۳	۰/۹۳۷

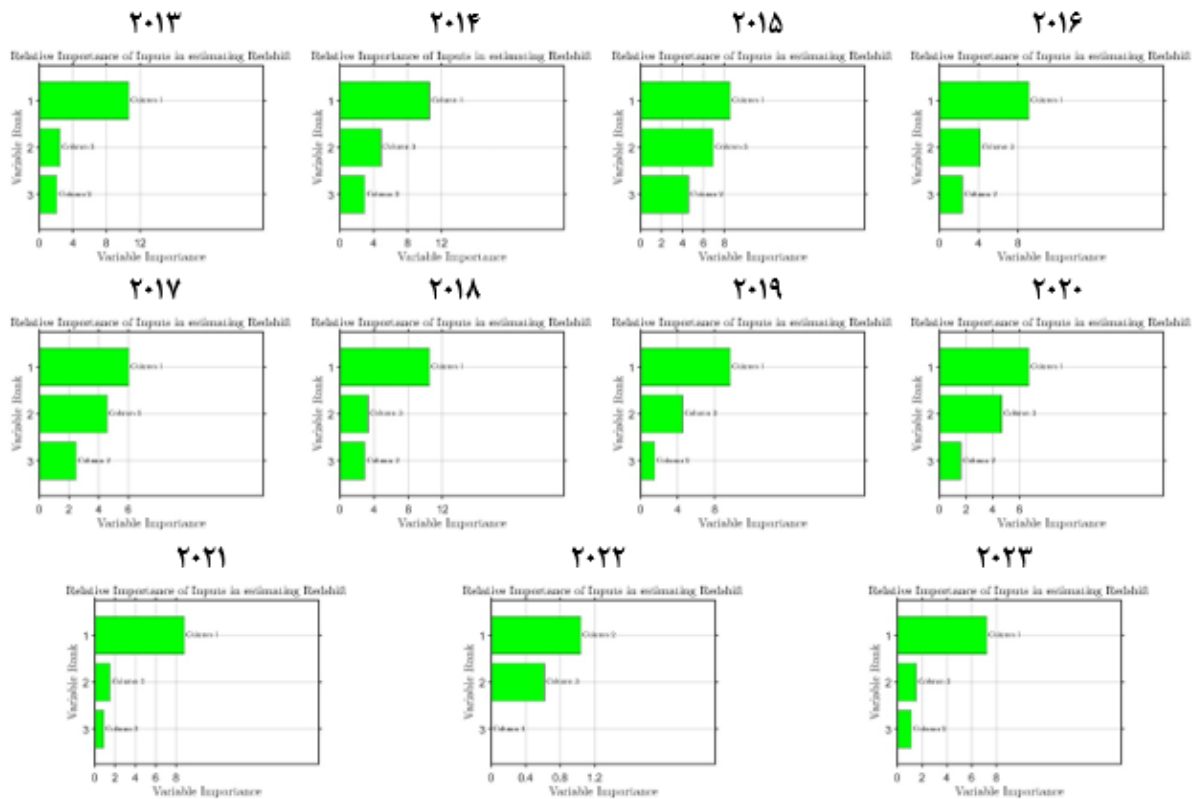
1 . Root Mean Square Error

2 . Mean Square Error

3 . Receiver Operating Characteristic

۰/۹۹۴	۰/۰۰۲۱	۰/۰۴۵۴	۰/۷	۲۰۱۸
۰/۹۵۹	۰/۰۰۱۴	۰/۰۳۶۸	۰/۸۶	۲۰۱۹
۰/۹۶۳	.	۰/۰۰۳	۰/۸۷	۲۰۲۰
۰/۹۲۳	.	۰/۰۲۲۴	۰/۸۷	۲۰۲۱
۰/۹۶۷	۰/۰۰۲۶	۰/۰۵۱۵	۰/۴	۲۰۲۲
۰/۹۵۱	.	۰/۰۳۰۲	۰/۸۳	۲۰۲۳

شکل ۱۰ اهمیت نسبی شاخص‌های ورودی برای شناسایی مناطق مستعد به فرسایش بادی در الگوریتم جنگل تصادفی را نشان می‌دهد. در این شکل هریک از ستون‌ها، شاخص‌های موثر در شناسایی مناطق بحرانی فرسایش بادی را بیان می‌کنند. به طوری که ستون ۱ شاخص پوشش گیاهی تعدیل شده خاک (SAVI)، ستون ۲ شاخص تفاضلی نرمال شده رطوبت (NDMI) و ستون ۳ شاخص دمای سطح زمین (LST) را شامل می‌شود. در بازه زمانی مورد بررسی از سال ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۱ عامل وضعیت پوشش گیاهی در اولویت قرار دارد. عامل دمای سطح زمین در رتبه دوم و عامل رطوبت سطحی خاک در رتبه سوم قرار دارد. اما در سال ۲۰۲۲ عامل رطوبت سطحی خاک در رتبه اول، عامل دمای سطح زمین در رتبه دوم و در نهایت عامل پوشش گیاهی در رتبه سوم قرار می‌گیرد. در واقع شدت شرایط خشکسالی در سال ۲۰۲۲ و فقدان رطوبت در خاک سبب قرار گرفتن عامل رطوبت سطحی خاک در رتبه اول شده است.



شکل ۱۰. اهمیت نسبی شاخص‌های ورودی در فرسایش بادی حاصل از الگوریتم جنگل تصادفی در دوره زمانی ۲۰۱۳-۲۰۲۳

#### ۴- نتیجه‌گیری

در مطالعه حاضر، مناطق حساس به فرسایش از لحاظ زمانی-مکانی با استفاده از الگوریتم جنگل تصادفی و داده‌های سنجش از دور در منطقه شمال بلوچستان پایش و بررسی شد. از سه شاخص پوشش گیاهی تعدیل شده خاک (SAVI)، تفاضلی نرمال شده رطوبت (NDMI) و دمای سطح زمین (LST) در بازه زمانی ۲۰۲۳-۲۰۱۳ استفاده گردید. به طوری که از سال ۲۰۱۳ تا سال ۲۰۱۸ شرایط اقلیمی و ادا فیکه در شرایط نرمال قرار دارد. در نتیجه رطوبت سطح خاک افزایش و در اثر آن میزان پوشش گیاهی نیز افزایش یافته است. اما از سال ۲۰۱۸ تا ۲۰۲۳ به دلیل شرایط اقلیمی نامساعد از جمله کاهش بارندگی، شدت وزش باد و خشکسالی‌های متوالی با کاهش میزان رطوبت سطحی خاک، پوشش گیاهی کاهش و میزان دمای سطح زمین افزایش گردیده است. به طوری در طی این سال‌ها تخریب پوشش گیاهی و فقدان رطوبت سطحی خاک از عوامل اصلی فرسایش بادی و افزایش حساسیت اراضی به فرسایش خاک می‌باشد. همچنین در طی سال‌های ۲۰۱۳ تا سال ۲۰۲۳ بیشترین مساحت مناطق تحت فرسایش بادی متعلق به کلاس بسیار شدید قرار گرفت و کمترین سطح مناطق حساس به فرسایش بادی در کلاس متوسط به دست آمد. بحرانی‌ترین شرایط از حیث فرسایش بادی مربوط به سال ۲۰۲۲ با سطح ۳۵۳۰۲۲۱ هکتار (۹۹/۸۶ درصد) که مناطق حساس به فرسایش بادی در کلاس بسیار شدید را شامل شد. با توجه به میزان ضریب همبستگی ۰/۸۷ و سطح زیرمنحنی راک ۰/۹۲۳ بالا و مقادیر پایین ضرایب خطا مجذور مربعات خطا بین ۰/۰۶۹ تا ۰/۰۲۲ و مربعات خطا بین ۰ تا ۰/۰۴۸ بیانگر عملکرد مناسب الگوریتم جنگل تصادفی برای شناسایی مناطق حساس به فرسایش بادی در بازه زمانی ۲۰۲۳-۲۰۱۳ در منطقه شمال بلوچستان می‌باشد. نتایج ارائه شده در این تحقیق به عنوان یک روش کاربردی جهت پایش و شناسایی مناطق مستعد به فرسایش بادی قرار گیرد. همچنین این مطالعه می‌تواند مبنایی برای برنامه‌ریزی پروژه‌ها، با هدف مدیریت و کنترل فرسایش بادی در منطقه شمال بلوچستان باشد.

#### ۵- منابع

- Afshari, M., & Vali, A. A., 2023, **Effectiveness of Remote Sensing and Machine Learning Algorithms in Zoning Areas Prone to Dust in Isfahan Province**, *Desert Management*, 11(3), 73-88. <https://doi.org/10.22034/JDMAL.2023.2011344.1438>
- Ahuja, S & Angra, S., 2017, **Machine learning and its applications: A review**, In 2017 international conference on big data analytics and computational intelligence (ICBDAC), 57-60. <https://doi.org/10.1109/ICBDACI.2017.8070809>
- Alavipanah, S. K., Matinfar, H., & Sarmadian, F., 2004, **Evaluation of the usability of satellite data terms of time saving**, National Productivity Conference of the Iranian Academy of Sciences, 425-439. <https://civilica.com/doc/11595>
- Alavipanah, S. K., 2018, **Application of remote sensing in the earth sciences (Soil)**, University of Tehran Press.
- Al Kafy, A., Bakshi, A., Saha, M., Al Faisale, A., Almulhim, A. I., Rahaman, Z. A., & Mohammad, P., 2023, **Assessment and prediction of index based agricultural drought vulnerability using machine learning algorithms**, *Sci. Total Environ*, 867, 1-78. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.161394>
- Bid, S., 2016, **Change Detection of Vegetation Cover by NDVI Technique on Catchment Area of the Panchet Hill Dam, India**, *Int. J. Res. Geogr. (IJRG)*, 2(3), 11-20. <http://dx.doi.org/10.20431/2454-8685.0203002>
- Boroughani, M., Pourhashemi, S., Hashemi, H., Salehi, M., Amirahmadi, A., Zangane Asadi, M.A., & Berndtsson, R., 2020, **Application of remote sensing techniques and machine learning algorithms in dust source detection and dust source susceptibility mapping**, *Ecological Informatics*, 56, 101059. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2020.101059>
- Breiman, L., 2001, **Random forests**, *Machine learning*, 45(1), 5-32. <https://doi.org/10.1023/A:1010950718922>
- Breiman, L., & Cutler, A., 2004, **Random Forests**, Department of Statistics, University of Berkeley. [http://www.stat.berkeley.edu/~breiman/RandomForests/cc\\_home.htm](http://www.stat.berkeley.edu/~breiman/RandomForests/cc_home.htm)

Buschiazzo, D. E., & Zobeck, T. M., 2008, **Validation of WEQ, RWEQ and WEPS wind erosion for different arable land management systems in the Argentinean Pampas**, In *Earth Surface Processes and Landforms*, 33, 1839–1850. <https://doi.org/10.1002/esp.1738>

Darvand, S., Khosravi, H., Keshtkar, H. R., Zehtabian, G. R., & Rahmati, O., 2021, **Comparison of machine learning models to prioritize susceptible areas to dust production**, *Journal of Range and Watershed Management*, 74(1), 53-68. <https://doi.org/10.22059/jrwm.2021.321033.1580>

Das, S. & Angadi, D., 2020, **Land use-land cover (LULC) Transformation and its Relation with Land Surface Temperature Changes: A Case Study of Barrackpore Subdivision, West Bengal, India**, *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 19, 1-28. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2020.100322>

Dietterich, T., 2000, **An experimental comparison of three methods for constructing ensembles of decision trees: Bagging boosting and randomization**, *Machine Learning*, 40, 139 –157. <https://doi.org/10.1023/A:1007607513941>

Du, H., Liu, X., Jia, X., Li, S., & Fan, Y., 2022, **Assessment of the effects of ecological restoration projects on soil wind erosion in northern China in the past two decades**, *Catena*, 215, 106360. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2022.106360>

Fathi Zad, H., 2019, **Investigating the process of soil degradation in the Yazd-Ardakan Plain using remote sensing and with emphasis on drought and land use change**, PhD thesis, Faculty of natural resources and desertification, Yazd University.

Feng, K., Wang, T., Liu, S., Kang, W., Chen, X., Guo, Z., & Zhi, Y., 2022, **Monitoring Desertification Using Machine-Learning Techniques with Multiple Indicators Derived from MODIS Images in Mu Us Sandy Land, China**, *Remote sensing*, 14, 1-21. <https://doi.org/10.3390/rs14112663>

General Directorate of Meteorology of Sistan and Baluchestan Province., 2021, *Meteorological Quarterly*, 4, 1-22. <http://www.Sbmeteo.ir>

General Directorate of Natural Resources of Sistan and Baluchestan Province., 2004, **Executive plan for desertification and sand stabilization in Mirjaveh region (Zahedan City)**, Basic studies, pp.125.

Han, Y., Zhao, W., Ding, J., & Ferreira, C. S.S., 2023, **Soil erodibility for water and wind erosion and its relationship to vegetation and soil properties in China's drylands**, *Science of the Total Environment*, 903, 166639. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.166639>

Hashemi, Z., Sodaeizadeh, H., Mokhtari, M. H., 2022, **Investigation of the Relationship between Land Surface Temperature with Vegetation and Surface Moisture in the Land Use of Zahak Area of Sistan Plain Using Landsat Satellite Images**, *Iranian Remote Sensing & GIS*, 14(1), 21-42. <https://doi.org/10.52547/GISJ.14.1.21>

Hashemi, Z., Sodaeizadeh, H., Mokhtari, M. H., Hakimzadeh Ardakani, M. A., & Kamali Aliabadi, K., 2024, **Monitoring and forecasting desertification and land degradation using remote sensing and machine learning techniques in Sistan plain, Iran**, *Journal of African Earth Sciences*, 218, 105375. <https://doi.org/10.1016/j.jafrearsci.2024.105375>

Jebali, A., & Zare Chahouki, A., 2021, **Evaluation of Wind Erosion Risk in Abarkouh Plain Using Landsat Satellite Imageries**, *Desert Management*, 9(3), 17-32. <https://doi.org/10.22034/JDMAL.2021.538377.1350>

Jiang, N., Bai, X., & Sun, J., 2007, **Classification evaluation model of statistic data based on multiattribute decision-making**. *Acta Geod. et Cartogr. Sin*, 36 (2), 198–202. <https://doi.org/10.3321/j.issn:1001-1595.2007.02.015>

Kazeminiya, A. R., 2017, Application of remote sensing and GIS in vegetation survey, *Scientific-Promotional Journal of Mapping and Spatial Information Engineering*, 9(1), 75-85. <http://gej.issge.ir/article-1-260-fa.html>

Mahdavi, R., Alievazi, A., Gholami, H., & Kamali, A., 2017, Identifying the sediment source zones using maximum likelihood, minimum distance and parallelepiped algorithms (Case Study: South Roudbar, Kerman), *Iranian Journal of Range and Desert Research*, 24(3), 610-622. <https://doi.org/10.22092/ijrdr.2017.113368>

- Moumane, A., Karkouri, J. A., Benmansour, A., El Ghazali, F. E., Fico, J., Karmaoui, A., Batchi, M., 2022, **Monitoring long-term land use, land cover change, and desertification in the Ternata oasis, Middle Draa Valley, Morocco**. Remote Sensing. Appl: Socity. Environment. 26. 1-21. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2022.100745>
- Noorisameleh, Z., Khaledi, S., Shakiba, A., Zeaiean Firouzabadi, P., Gough, W. A., & Qader Mirza, M. M., 2020, **Comparative evaluation of impacts of climate change and droughts on river flow vulnerability in Iran**, Water Sci. Eng, 13(4), 265-274. <https://doi.org/10.1016/j.wse.2020.05.001>
- Owen, T.W., Carlson, T.N., & Gillies, R.R., 1998, **An Assessment of Satellite Remotely Sensed Land Cover Parameters in Quantitatively Describing the Climatic Effect of Urbanization**, International Journal of Remote Sensing, 19, 1663-1681. <https://doi.org/10.1080/014311698215171>
- Rodriguez, V., Ghimire, B., Rogan, J., Chica-Olmo, M., & Rigol-Sánchez, J.P, 2012, **An assessment of the effectiveness of a Random Forest classifier for land-cover classification**. ISPRS Journal of Photogram Remote Sensing, 67, 9 -104. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2011.11.002>
- Rouse, J., Haas, R., Schell, J., Deering, D., & Harlan, J., 1974, **Monitoring the Vernal Advancements and Retrogradation (Green Wave Effect) of Natural Vegetation**, NASA/GSFC, Greenbelt, MD, USA, Final Report, 1–137. <https://ntrs.nasa.gov/api/citations/19750020419/downloads/19750020419.pdf>
- Sadia, H., Kumar Sarkar, S., & Haydar, M., 2023, **Soil erosion susceptibility mapping in Bangladesh**, Ecological Indicators, 156, 111182. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2023.111182>
- Sharratt, B., Feng, G., & Wendling, L., 2009, **Loss of soil and PM10 from agricultural fields associated with high winds on the Columbia Plateau**, Earth Surf. Proc. Land, 34, 613–628. <https://doi.org/10.1002/esp.1425>
- Urqueta, H., Jodar, J., Herrera, C., Wilke, H.G., Medina, A., Urrutia, J., Custodio, E., & Rodríguez, J., 2018, **Land Surface Temperature as an Indicator of the Unsaturated Zone Thickness: A Remote Sensing Approach in the Atacama Desert**, Science of Total Environment, 612, 1234-1248. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2017.08.305>
- Wilson, E., & Sader, S., 2002, **Detection of Forest Harvest Type Using Multiple Dates of Landsat TM Imagery**. Remote Sensing Environment, 80, 385–396. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(01\)00318-2](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(01)00318-2)
- Xiao, L., Yao, K., Li, P., Liu, Y., & Zhang, Y., 2020, **Effects of freeze-thaw cycles and initial soil moisture content on soil aggregate stability in natural grassland and Chinese pine forest on the Loess Plateau of China**, Journal Soils Sediments, 20, 1222–1230. <https://doi.org/10.1007/s11368-019-02526-w>
- Xu, H., 2007, **Extraction of Urban Built-up Land Features from Landsat Imagery Using a Thematic-oriented Index Combination Technique**, Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 73(12), 1381–1391. <https://doi.org/10.14358/PERS.73.12.1381>
- Yan, Y., Xin, X., Xu, X., Wang, X., Yang, G., Yan, R., & Chen, B., 2013, **Quantitative effects of wind erosion on the soil texture and soil nutrients under different vegetation coverage in a semiarid steppe of northern China**, Plant Soil, 369, 585–598. <https://doi.org/10.1007/s11104-013-1606-3>
- Zhao, Y., Gao, G., Ding, G., Wang, L., Chen, Y., Zhao, Y., Yu, M., & Zhang, Y., 2022, **Assessing the influencing factors of soil susceptibility to wind erosion: A wind tunnel experiment with a machine learning and model-agnostic interpretation approach**, Catena, 215, 106324. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2022.106324>
- Zhao, Y., Wang, X., Novillo, C. J., Arrogante-Funes, P., Vazquez-Jiménez, R., & Maestre, F.T., 2018, **Albedo estimated from remote sensing correlates with ecosystem multifunctionality in global drylands**, Journal Arid Environment. 157 (9), 116–123. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jaridenv.2018.05.010>