

## **Effectiveness of Remote Sensing and Machine Learning Algorithms in Zoning Areas Prone to Dust in Isfahan Province**

M. Afshari<sup>1</sup>, A. A. Vali<sup>2\*</sup>

1. PhD candidate, Desert control and management, Department of Natural Resources and Earth Science, University of Kashan, Kashan, Iran.
2. Associate professor, Department of Natural Resources and Earth Science, University of Kashan, Kashan, Iran.

\* Corresponding Author: Vali@kashanu.ac.ir

Received date: 19/09/2023

Accepted date: 25/10/2023



[10.22034/JDMAL.2023.2011344.1438](https://doi.org/10.22034/JDMAL.2023.2011344.1438)

### **Extended Abstract**

#### **Introduction**

Dust is a phenomenon that is mostly seen in arid and semi-arid areas due to high wind speeds and turbulence on the soil surface without vegetation, and prone to erosion. Wind erosion and its dust are a result of various factors including wind speed, vegetation cover, soil characteristics, and climatic conditions. The interaction of all of them leads to an increase or decrease in wind erosion and dust storms. The absence of sufficient information about the prevailing conditions in the region, and knowledge about sensitive and prone areas to dust storms is the cause of the problems caused by them. To address this phenomenon and provide effective management solutions, it is necessary to understand the areas that are most susceptible to dust and the factors that contribute to its occurrence. Remote sensing and modeling can be highly effective in investigating the dust phenomenon in this regard. Remote sensing data and machine learning have been utilized in numerous studies to investigate dust storms and their sources, as well as to model areas that are susceptible to this phenomenon. Although Isfahan province is considered one of the most significant geographical regions of the country, it is prone to repeated droughts, desertification, and dust storms due to its special geographical location, low rainfall, and proximity to the desert. Conducting studies that will lead us to a better understanding of dust-prone areas in this province is necessary. Therefore, In the current research, zoning of dust-prone areas in Isfahan province was done using meteorological codes related to dust, aerosol optical depth values of MODIS sensor of Terra satellite (2001-2022), and machine learning algorithms including RF, BRT, SVM, and CART.

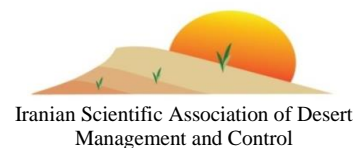
#### **Material and Methods**

Isfahan Province with an area of nearly 107017 km<sup>2</sup>, is located between 30° 43' to 34° 30' N and 49° 38' to 55° 31' E in Central Iran (Fig. 1). This province experiences an annual rainfall of between 40 mm and more than 800 mm. According to the Iran Meteorological Organization, the average annual temperature is between 10 °C and 20 °C. According to the Thornthwaite method, the climate of Isfahan province is arid in 58.73% of its area (eastern, northeastern, and sub-central parts of the province), semi-arid in 28% of its area (central



## Desert Management

www.isadmc.ir



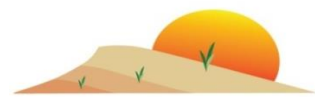
and northern parts of the province), and humid and semi-humid in 13.27% of its area (western and southern parts of the province). The first step was to determine the occurrence and non-occurrence points of dust through the use of AOD values. Predictive factors were determined by analyzing 10 different factors, which include land use, temperature, rainfall, erosive wind speed, slope, altitude, albedo, EVI, NDSI, and NDMI. The variance inflation factor (VIF) was used to calculate the correlation between the predictive factors in the next step. Machine learning algorithms were employed to model areas susceptible to dust, and the jackknife test was used to determine the significance of predictive factors in zoning. The model was verified by measuring the value of the area under the ROC curve (ROC-AUC).

### Results and Discussion

According to the zoning map for dust-prone areas in Isfahan province, areas with low altitude and flat parts of the north, parts of the northeast, southeast of the province, and the central areas towards the southwest and west of Isfahan province are susceptible to dust. In the RF model, the very low class had the highest percentage of areas that were prone to dust, with a value of 21.36%, and in the BRT model, 22.66% was in the medium class, and in the SVM and CART models, it was very high and low classes with values of 23.92% and 37.6%, respectively. The results of validation illustrated that the RF model with AUC of 0.86 was the most efficient, followed by BRT, CART, and SVM models with AUC values of 0.82, 0.79, and 0.77 respectively. According to the Jackknife test results, in RF, BRT, and CART models, rainfall had the most effect in modeling, while in the SVM model, temperature and rainfall had the most effect in the modeling. The results indicate that salty, barren, and rangeland with poor quality are the most susceptible areas to dust. The lack of vegetation or weak vegetation is a result of the low amount of surface soil moisture, lowest rainfall, and highest temperature in these areas. These areas are susceptible to dust, and when winds blow at a speed above the threshold for wind erosion, dust storms will happen. The validation results indicate that the RF model is the most effective among the applied models, followed by BRT, CART, and SVM models. The Random Forest algorithm is an advanced decision tree model that is utilized for classification and regression. This algorithm's performance is significantly better than other simple regression trees or parametric statistical methods, and it is determined by a large number of decision trees. Rainfall was identified as the most important factor in RF, BRT, and CART models by the jackknife test results. In the RF model, which is considered the best model, the temperature and altitude factors are more important than other factors, after the rainfall factor. The low rainfall in dust-prone areas can lead to soil dryness and low vegetation, which increases the conditions for wind erosion and dust.

**Keywords:** Random forest; Aerosol optical depth; Area under the curve; Jackknife





## کارآیی سنجش از دور و خوارزمیک‌های یادگیری ماشین در پهنه‌بندی مناطق مستعد گردوغبار استان اصفهان

مجید افشاری<sup>۱</sup>، عباسعلی ولی<sup>۲\*</sup>

۱. دانشجوی دکتری مدیریت و کنترل بیابان، گروه مدیریت سرزمین‌های خشک، دانشکده منابع طبیعی و علوم زمین، دانشگاه کاشان، کاشان، ایران.

۲. دانشیار گروه مدیریت سرزمین‌های خشک، دانشکده منابع طبیعی و علوم زمین، دانشگاه کاشان، کاشان، ایران.

\* نویسنده مسئول: [Vali@kashanu.ac.ir](mailto:Vali@kashanu.ac.ir)

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۰۶/۲۸ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۰۸/۰۳

doi: [10.22034/JDMAL.2023.2011344.1438](https://doi.org/10.22034/JDMAL.2023.2011344.1438)

### چکیده

گردوغبار پدیده‌ای است که عمدتاً در مناطق خشک و نیمه‌خشک در نتیجه سرعت زیاد باد و تلاطم آن بر روی سطح خاک بدون پوشش گیاهی و مستعد فرسایش ایجاد می‌شود. استان اصفهان یکی از مهمترین مناطق جغرافیایی کشور محسوب می‌شود که به دلیل موقعیت خاص جغرافیایی، میزان کم بارندگی، همجواری با کویر و بیابان‌های بزرگ کشور، زمینه برای خشکسالی‌های دوره‌ای، گسترش بیابان‌زائی و وقوع توفان‌های گردوغبار در این استان فراهم می‌باشد. بنابراین انجام مطالعاتی که ما را به شناخت صحیحی از مناطق مستعد گردوغبار در این استان برساند، بیش از پیش احساس می‌گردد. لذا در این تحقیق، با استفاده از کدهای هواشناسی گردوغبار و مقادیر عمق اپتیکی آئروسول، سنجنده مودیس ماهواره Terra (۲۰۰۱-۲۰۲۲) و الگوریتم‌های RF، BRT، SVM و CART به پهنه‌بندی مناطق مستعد گردوغبار در استان اصفهان پرداخته شد. بدین منظور، نقشه نقاط وقوع و عدم وقوع گردوغبار با استفاده از کدهای هواشناسی و مقدار عمق اپتیکی آئروسول تهیه شد. عوامل دما، بارش، شیب، ارتفاع، آلبدو، کاربری اراضی، سرعت باد فرساینده، شاخص رطوبت سطح خاک، شاخص شوری، و شاخص پوشش گیاهی به‌عنوان عوامل پیش‌بینی‌کننده در نظر گرفته شد و سپس با بهره‌گیری از خوارزمیک‌های (الگوریتم) یادگیری ماشین، پهنه‌بندی مکانی مناطق مستعد گردوغبار انجام شد. نتایج حاصل از پژوهش نشان داد که بیشترین احتمال وقوع گردوغبار مربوط به اراضی بایر، شور و نیز کاربری مرتع با تاج پوشش فقیر بوده است. ارزیابی کارآیی مدل‌ها نشان داد که مدل جنگل تصادفی با مقدار  $AUC=0/86$  بهترین کارآیی را داشته است و پس از آن به ترتیب خوارزمیک‌های BRT با  $AUC=0/82$ ، CART با  $AUC=0/79$  و SVM با مقدار  $AUC=0/77$  قرار دارد. بررسی تحلیل حساسیت جک‌نایف نیز نشان داد که در مدل‌های RF، BRT و CART عامل بارش بیشترین اثرگذاری را در پهنه‌بندی و تعیین مناطق مستعد گردوغبار داشته و در مدل SVM عامل دما و پس از آن بارش بیشترین اثرگذاری را داشته است.

واژگان کلیدی: جنگل تصادفی؛ عمق اپتیکی آئروسول؛ سطح زیر منحنی؛ جک‌نایف



## ■ مقدمه

گرد و غبار به‌عنوان مؤلفه اقلیمی در مناطق خشک و نیمه‌خشک (۳)، یکی از مهمترین مشکلات محیط‌زیستی در این مناطق محسوب می‌شود. از آنجایی که قسمت اعظمی از کشور ایران در مناطق خشک و نیمه‌خشک واقع شده‌است، در طول سال با پدیده گرد و غبار مواجه است، به‌طوری که مسئله گرد و غبار به یک چالش در کشور تبدیل شده و تقریباً تمام ارگان‌های مرتبط با محیط زیست را درگیر کرده است. در ایجاد فرسایش بادی و گرد و غبار ناشی از آن عواملی چون سرعت باد، پوشش گیاهی سطح خاک، خصوصیات خاک، عوامل اقلیمی و ... دخیل هستند که تمامی عوامل باهم در ارتباط بوده و منجر به افزایش یا کاهش فرسایش بادی و در نتیجه وقوع یا عدم وقوع طوفان‌های گرد و غبار در یک منطقه می‌شوند (۴). اقلیم گسترده خشک و نیمه‌خشک ایران، به دلیل شرایط خاص محیطی از جمله کمبود بارندگی، تراکم محدود پوشش گیاهی، برداشت نادرست منابع آب و غیره، زمینه را برای وقوع طوفان‌های گرد و غبار فراهم کرده است (۱۴). پدید گرد و غبار به‌عنوان یک چالش جدی برای تولید پایدار و مدیریت اراضی محسوب می‌شود. بنابراین مقابله با این پدیده به‌ویژه در کشورهای در حال توسعه از جمله ایران، امری لازم و ضروری می‌باشد به‌طوری‌که می‌توان با ارائه روش‌های مدیریتی مناسب، شدت این پدیده را کاهش داد و از گسترش آن جلوگیری کرد. نوسان اقلیم در سال‌های اخیر اثرات قابل توجهی بر بخش‌های مختلف زمین از جمله کشاورزی، منابع طبیعی، منابع آب داشته است. در این راستا بررسی تأثیر اقلیم بر پدیده‌های ثانوی از جمله گرد و غبار که در نتیجه تغییر عوامل هواشناسی ناشی از تغییر اقلیم رخ می‌دهد نیز مورد توجه قرار گرفته است. بارش، درجه حرارت و باد مهمترین عوامل اقلیمی هستند که در وقوع گرد و غبار نقش دارند (۱۶). علاوه بر عوامل اقلیمی، فعالیت‌های نادرست انسانی از جمله تغییر کاربری اراضی (۱۱)، تخریب پوشش گیاهی (۲) و ... در وقوع این پدیده اثرگذار است. اصولاً مشکلات ناشی از وقوع طوفان‌های گرد و غبار، به دلیل فقدان اطلاعات کافی در خصوص شرایط

حاکم بر منطقه، نحوه تغییرات این شرایط و عدم شناخت مناطق حساس و مستعد به وقوع گرد و غبار و یا عدم شناخت کانون‌های گرد و غبار می‌باشد. به همین دلیل به‌منظور مقابله با این پدیده و ارائه راهکارهای مدیریتی مناسب، شناخت مناطق مستعد وقوع گرد و غبار و عوامل مؤثر در وقوع این پدیده لازم و ضروری است.

مدلسازی که اغلب به صورت روابط ریاضی یا مدل‌های مفهومی بیان می‌شود، یکی از ابزارهای مناسب برای تصمیم‌گیری و پیش‌بینی پدیده‌های محیط‌زیستی و طبیعی است (۸). یادگیری ماشین (ML) به برنامه‌نویسی برای بهینه‌سازی یک عملکرد با استفاده از داده‌ها و تجربیات گذشته گفته می‌شود. در واقع یادگیری ماشین استخراج یک مدل کلی از روی داده‌ها (اکثراً دیجیتالی) است که می‌تواند برای پیش‌بینی و یا به منظور استخراج دانش از داده‌ها مورد استفاده قرار گیرد. سنجش از دور به‌عنوان یکی از مهمترین فناوری‌های مبتنی بر مطالعات مکانی و ویژگی‌های طیفی پدیده‌ها، نقش مهمی در بررسی‌های پدیده‌های زمینی دارد. در این راستا داده‌های سنجده مودیس، برای بررسی پدیده گردوغبار، می‌تواند بسیار مؤثر باشد. پژوهش‌های متعددی در سراسر جهان به بررسی پدیده گردوغبار و مدلسازی مناطق حساس به این پدیده با استفاده از داده‌های سنجش از دور و یادگیری ماشین صورت گرفته است که در ادامه به پاره‌ای از موارد اشاره شده است.

در پژوهشی با استفاده از مدل ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی پیچشی (کانولوشن) به تعیین مناطق برداشت گردوغبار در منطقه‌ای از چین پرداخته شده است. یافته‌های پژوهش نشان داد که مجموعه‌های بزرگ داده‌های ژئوشیمیایی همراه با فناوری یادگیری ماشین کاملاً قادر به ردیابی منابع گردوغبار هستند (۱۳). نتایج استفاده از سامانه عصبی فازی در پیش‌بینی و مدلسازی منابع گردوغبار نشان داد که مدل هیبرید شده DE ANFIS- دقت بیشتری دارد (۱۸). در مطالعه‌ای با استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین و متغیرهای BTDD2931، BTDD3132، NDDI و D2 برای تعیین کانون‌های گردوغبار، به مدلسازی مکانی مناطق

استفاده از خوارزمیک‌های یادگیری ماشین در استان ۲) مقایسه کارایی خوارزمیک‌های یادگیری ماشین ۳) الویت‌بندی عوامل اثرگذار بر گردوغبار بر اساس هر مدل. نتایج این تحقیق می‌تواند به مدیران و تصمیم‌گیران در شناخت بهتر مناطق مستعد گردوغبار در استان اصفهان و نیز تعیین کارایی شیوه‌های نوین در این حوزه کمک کند.

## ■ مواد و روش

### منطقه مورد بررسی

استان اصفهان با مساحتی حدود ۱۰۷۰۹۰ کیلومتر مربع (حدود ۶/۴٪ سطح کل کشور) در محدوده جغرافیایی ۳۰° ۴۳' و ۳۰° ۳۰' عرض شمالی و ۴۹° ۳۸' و ۵۵° ۳۰' طول شرقی واقع شده است (شکل ۱). این استان از شمال به استان‌های سمنان و قم، از جنوب به استان فارس، از غرب به استان‌های چهارمحال بختیاری و لرستان، از جنوب غرب به استان کهگیلویه و بویر احمد و از شرق به استان‌های یزد و خراسان جنوبی محدود می‌شود. اقلیم استان براساس روش تورنث‌وایت در ۵۸/۷۳٪ از سطح استان، خشک (مناطق شرقی، شمال شرقی و نواحی پست مرکزی استان)، در ۲۸٪ نیمه‌خشک (نواحی مرتفع مرکزی و شمالی استان) و در ۱۳/۲۷٪ نیمه‌مرطوب و مرطوب (نواحی مرتفع غربی و جنوبی استان) است (سازمان هواشناسی ایران).

### روش پژوهش

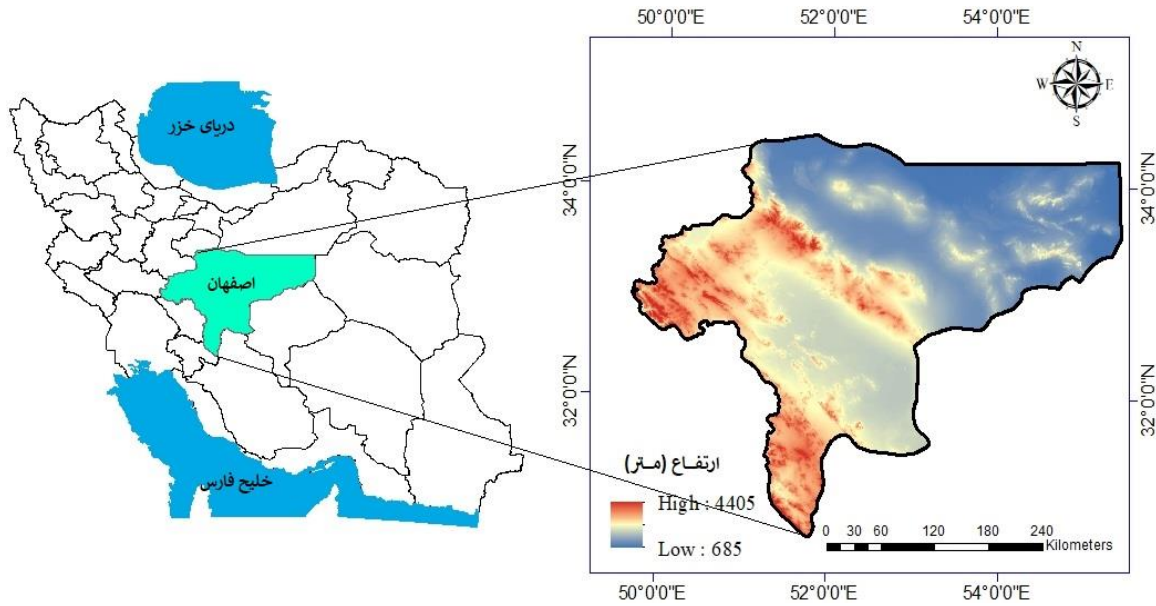
در آغاز با استفاده از مقادیر AOD نقاط وقوع و عدم وقوع گردوغبار تعیین شد. ده متغیر کاربری اراضی، دما، بارش، سرعت، شیب، ارتفاع، آلودگی، شاخص پوشش گیاهی، شاخص رطوبت سطح خاک و شاخص شوری سطح خاک به‌عنوان عوامل پیش‌بینی‌کننده تعیین شد و نقشه‌های مربوط به هر پارامتر تهیه گردید.

تمامی نقشه‌ها در محیط GIS به صورت نقشه‌های رستری با پیکسل‌سایزهای برابر تهیه شدند و جهت پهنه‌بندی، به فرمت ASCII درآمدند.

مستعد گردوغبار در استان‌های البرز و قزوین پرداختند. نتایج مطالعات آن‌ها نشان داد که در بین مدل‌های استفاده شده، مدل جنگل تصادفی بهترین کارایی را جهت مدلسازی مناطق مستعد گردوغبار داشته است (۸). در مطالعه‌ای، مسیریابی رخداد گردوغبار در استان اصفهان با استفاده از سنجش از دور و مدل عددی صورت گرفت. نتایج این مطالعات نشان می‌دهد که شمال عربستان به عنوان منشأ و مسیر جنوب غربی-شمال شرقی، مسیر اصلی ورود گرد و غبار برای اصفهان محسوب می‌شود (۱۲). در مطالعه‌ای دیگر، تعیین منابع برداشت گردوغبار و پهنه‌بندی آسیب‌پذیری مناطق برداشت گردوغبار در استان خراسان رضوی با استفاده از سنجش از دور و خوارزمیک‌های یادگیری ماشین از جمله وزن شواهد، جنگل تصادفی و نسبت فراوانی انجام گرفته است. نتایج مطالعات آن‌ها نشان داد که تمامی مدل‌ها قابلیت خوبی جهت پهنه‌بندی آسیب‌پذیری مناطق برداشت گردوغبار داشتند و در بین مدل‌های اعمال شده، خوارزمیک جنگل تصادفی کارایی بهترین نشان داده است (۶).

استان اصفهان با وسعت ۱۰۷۰۴۵ کیلومترمربع به لحاظ طبیعی و انسانی در شمار یکی از مهم‌ترین مناطق جغرافیایی کشور است. به دلیل موقعیت خاص جغرافیایی، میزان کم بارندگی، همجواری با کویر و بیابان‌های بزرگ کشور، زمینه برای خشکسالی‌های دوره‌ای، گسترش بیابان‌زائی و وقوع توفان‌های گرد و غبار در این استان فراهم می‌باشد (۲۴). بنابراین انجام مطالعاتی که با استفاده از شیوه‌های نوین ما را به شناخت صحیحی از مناطق مستعد گردوغبار و نیز کانون‌های این پدیده، در این استان برساند و به اولویت‌بندی عوامل اثرگذار بر این پدیده بپردازد، بیش از پیش احساس می‌گردد. لذا در این تحقیق، با استفاده از مقادیر AOD سنجنده MODIS ماهواره Terra، نقشه نقاط پیش‌بینی‌کننده وقوع و عدم وقوع گردوغبار تهیه شد و سپس با بهره‌گیری از خوارزمیک‌های یادگیری ماشین، به پهنه‌بندی مکانی مناطق برداشت گردوغبار در استان اصفهان پرداخته شد. به‌طور کلی اهداف پژوهش حاضر عبارتند از: (۱) پهنه‌بندی مکانی مناطق مستعد گردوغبار با

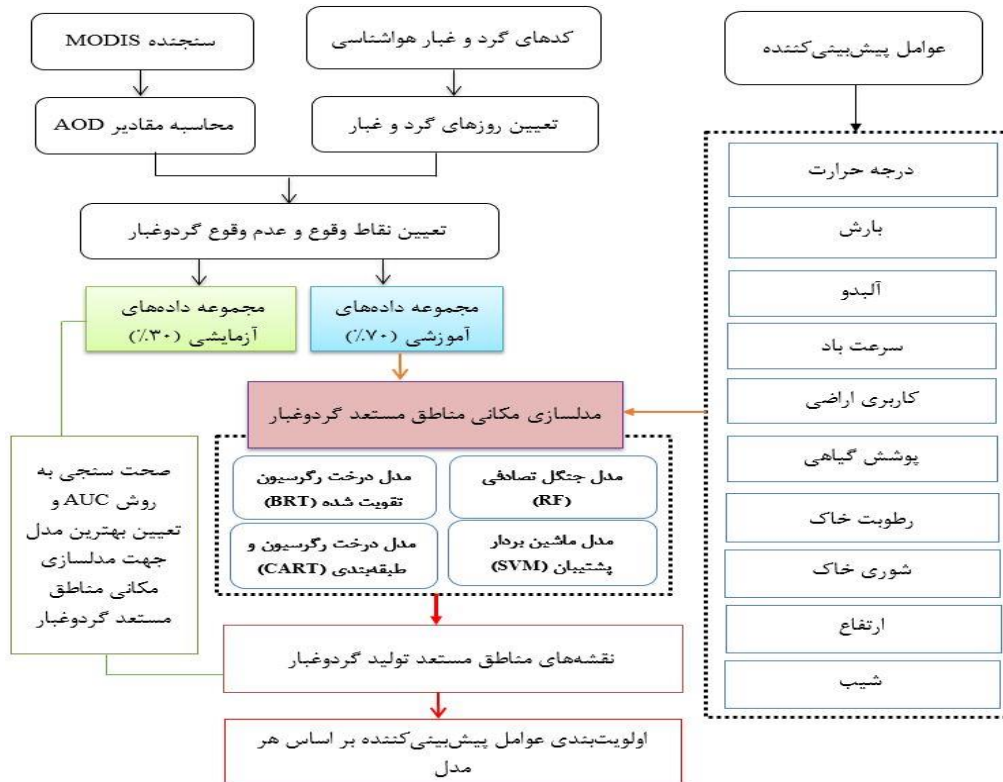
<sup>1</sup> Aerosol Optical Depth



شکل ۱. موقعیت جغرافیایی استان اصفهان

در مرحله بعد، همبستگی عوامل پیش‌بینی‌کننده با استفاده از عامل تورم واریانس ( $VIF^1$ ) محاسبه شد (۱). با استفاده از خوارزمیک‌های یادگیری ماشین، پهنه‌بندی مکانی مناطق برداشت گرد و غبار صورت گرفت و اهمیت عوامل پیش‌بینی‌کننده در پهنه‌بندی، با استفاده از آنالیز حساسیت جک‌نایف تعیین شد (۱). در پایان با استفاده از مقدار سطح زیر منحنی راک ( $ROC^2-AUC^3$ ) صحت‌سنجی مدل انجام شد (۸). مراحل مختلف پژوهش به‌طور اختصار در شکل ۲ ارائه شده است.

در مرحله بعد، همبستگی عوامل پیش‌بینی‌کننده با استفاده از عامل تورم واریانس ( $VIF^1$ ) محاسبه شد (۱). با استفاده از خوارزمیک‌های یادگیری ماشین، پهنه‌بندی مکانی مناطق برداشت گرد و غبار صورت گرفت و اهمیت عوامل پیش‌بینی‌کننده در پهنه‌بندی، با استفاده از آنالیز



شکل ۲. مراحل انجام پژوهش

<sup>3</sup> Receiver Operating Characteristic

<sup>1</sup> Variance Inflation Factor

<sup>2</sup> Area Under ROC Curve

### تعیین نقاط وقوع و عدم وقوع گردوغبار

(۲، ۸، ۱۸). با توجه به اینکه اختلاف انعکاس سطحی و ایجاد جریان‌های همرفتی می‌تواند منجر به تولید باد گردد، عامل آلودگی در این پژوهش برای بررسی نقش آن در بروز پدیده گردوغبار، به‌عنوان عامل پیش‌بینی‌کننده در نظر گرفته شده است. به‌منظور تهیه نقشه عوامل هواشناسی شامل دما، بارش و سرعت باد فرساینده (بیش از ۶ متر بر ثانیه)، از داده‌های ایستگاه‌های همدیدی سازمان هواشناسی استفاده شد. نقشه کاربری اراضی با استفاده از نقشه پایه سازمان منابع طبیعی و آبخیزداری تهیه شد و در پایان با استفاده از Google Earth در حد امکان مورد تصحیح و بازبینی قرار گرفت. همچنین برای تهیه نقشه‌های آلودگی، پوشش گیاهی، شاخص رطوبت و شوری خاک، تصاویر ماهواره‌ای سنجنده مودیس، MOD09A1، مورد استفاده قرار گرفت و در محیط GIS به صورت نقشه‌های رستری تهیه شد.

### تعیین همبستگی عوامل پیش‌بینی‌کننده

همبستگی زیاد بین متغیرهای پیش‌بینی‌کننده می‌تواند موجب کاهش دقت مدل شود. به‌منظور بررسی همبستگی خطی بین عوامل پیش‌بینی‌کننده، پیش از اعمال مدل‌های یادگیری ماشینی، روش‌های مختلفی وجود که در بیشتر موارد هر یک از این روش‌ها تأیید کننده روش‌های دیگر است (۱). یکی از روش‌های تشخیص وجود هم‌خطی که کاربرد زیادی دارد، استفاده از عامل تورم واریانس است. عامل تورم واریانس نشان می‌دهد که واریانس ضرایب تخمینی تا چه حد نسبت به حالتی که متغیرهای تخمینی، هم بستگی خطی ندارند، متورم شده است. به بیان ساده‌تر، VIF نشان می‌دهد که یک عامل تا چه اندازه تحت تأثیر دیگر عوامل پیش‌بینی‌کننده تغییر رفتار می‌دهد (رابطه ۱).

$$VIF_i = \frac{1}{1 - R_i^2} \quad (1)$$

در این رابطه، شاخص  $R^2$  بیانگر ضریب تبیین آمین متغیر مستقل روی بقیه است. محققان مختلف مقادیر

برای تهیه نقشه نقاط وقوع و عدم وقوع گردوغبار از کدهای هواشناسی که برای گردوغبار تعیین شده‌اند، طی سال‌های ۲۰۲۲-۲۰۰۱، استفاده شد. طبق تعریف سازمان جهانی هواشناسی (WMO) در بین کدهای ۱۰۰-۰ موجود برای پدیده‌های مختلف هواشناسی، ۱۱ کد برای گرد و غبار تعریف شده‌اند. پس از تعیین روزهای گرد و غبار در طول ۲۲ سال، از بیشینه مقدار AOD سنجنده MODIS ماهواره Terra برای تعیین عمق نوری ذرات معلق جو در روزهای وقوع گرد و غبار استفاده شد. داده‌های MCD19A2 با قدرت تفکیک زمانی یک روزه و قدرت تفکیک مکانی یک کیلومتر ارائه می‌شود. این محصول از پردازش سنجنده مودیس ماهواره Terra و Aqua تولید می‌شود و شامل داده‌های مربوط به AOD است. نقشه حاصل شده با نقشه مناطق برداشت، حمل و رسوب (DTS)، که از اداره کل منابع طبیعی استان اصفهان تهیه شد، مقایسه شد و بر اساس آن به دو طبقه کم و زیاد تقسیم شد. طبقه زیاد AOD و یا مناطقی که دارای بیشترین مقدار AOD بودند به‌عنوان مناطق برداشت گردوغبار و مناطقی با کمترین مقدار AOD، به‌عنوان منطقه عدم وقوع در نظر گرفته شدند. در هر یک از مناطق وقوع و عدم وقوع به‌طور تصادفی ۲۰۰ نقطه انتخاب شد. در ادامه مجموعه نقاط به صورت تصادفی به دو دسته گروه آموزشی یا واسنجی شامل ۷۰٪ نقاط، برای آموزش به مدل و گروه اعتبارسنجی شامل ۳۰٪ نقاط تقسیم شد.

### تهیه لایه‌های اطلاعاتی عوامل پیش‌بینی‌کننده

با بررسی پژوهش‌های پیشین صورت گرفته و نیز قابلیت دسترسی به آمار، عوامل مؤثر در وقوع گردوغبار انتخاب و اطلاعات مربوط به هر یک تهیه شد. شاخص‌های مورد استفاده در این مرحله شامل کاربری اراضی، دما، بارش، شیب، ارتفاع، سرعت باد فرساینده، آلودگی، شاخص پوشش گیاهی (EVI<sup>۱</sup>)، شاخص رطوبت سطح خاک (NDMI<sup>۲</sup>) و شاخص شوری سطح خاک (NDSI<sup>۳</sup>) می‌باشد

<sup>3</sup> Normalized Difference Moisture Index

<sup>4</sup> Normalized Difference Salinity Index

<sup>1</sup> Weather Meteorological Organization

<sup>2</sup> Enhanced Vegetation Index

صحيح تمرکز دارد. برای ارائه پیش‌بینی‌های قوی، نقاط قوت فرآیند تقویت و درخت‌های رگرسیون توسط درخت رگرسیون تقویت‌شده ترکیب می‌شوند (۱۵). این مدل متغیرهای طبقه‌بندی و پیوسته را پشتیبانی می‌کند. کلید اصلی تقویت، تبدیل بسیاری از یادگیرندگان ضعیف برای ایجاد یک یادگیرنده قدرتمند است.

درخت طبقه‌بندی و رگرسیون یک درخت دوتایی را با استفاده از تقسیم بازگشتی دوتایی ایجاد می‌کند که مسئله را به پاسخ‌های بله/خیر به عنوان مقادیر پیش‌بینی‌کننده تقسیم می‌کند. این مدل برای ایجاد رگرسیون و درخت‌های طبقه‌بندی استفاده می‌شود. زمانی که مقادیر هدف به صورت پیوسته است، درخت رگرسیون و زمانی که مقادیر هدف به صورت طبقه‌بندی است درخت طبقه‌بندی توسط این مدل تولید می‌شود (۲۱).

صحت‌سنجی نقشه‌های مناطق مستعد تولید گردوغبار مسئله مهم در حوزه مدلسازی و شبیه‌سازی، اطمینان از دقت مدل است. برای تعیین دقت و مقبولیت نتایج مدل‌های مورد استفاده، صحت‌سنجی در تمامی روش‌های مدلسازی و شبیه‌سازی مورد استفاده قرار می‌گیرد (۲۰). به‌منظور صحت‌سنجی نتایج حاصل از مدل، از منحنی راک و ۳۰٪ داده‌ها که جهت آزمایش و اعتبارسنجی به صورت تصادفی باقی مانده بود، استفاده شد. در نظر گرفتن سطح زیر این منحنی (AUC) یکی از رایج‌ترین روش‌های اعتبارسنجی است که در مدلسازی برای ارزیابی مدل‌های پیش‌بینی بکار می‌رود (۱۹). مقادیر سطح زیر منحنی بین صفر تا ۱ متغیر است و هرچه قدر مقدارها به ۱ نزدیک‌تر باشد، کارآیی مدل بهتر است (جدول ۱).

متفاوتی از VIF را نشان‌دهنده هم‌خط بودن عوامل می‌دانند. مقدار شاخص تورم واریانس بالای ۱۰ نشان‌دهنده وضعیت هم‌خطی بحرانی و مقدار نزدیک به ۱ نشان‌دهنده وضعیت مطلوب است (۹).

### پهنه‌بندی مکانی مناطق مستعد گردوغبار

به‌منظور پهنه‌بندی مناطق مستعد گردوغبار، خوارزمیک‌های جنگل تصافی<sup>۱</sup> (RF)، ماشین بردار پشتیبان<sup>۲</sup> (SVM) درخت رگرسیون تقویت‌شده<sup>۳</sup> (BRT) و مدل درخت طبقه‌بندی و رگرسیون<sup>۴</sup> (CART) مورد استفاده قرار گرفت. خوارزمیک جنگل تصادفی یکی از روش‌های پیشرفته مدل درخت تصمیم است که برای طبقه‌بندی و رگرسیون استفاده می‌شود. در مقایسه با دیگر درخت‌های رگرسیونی ساده و روش‌های آماری پارامتریک این خوارزمیک عملکرد بسیار دقیق‌تری دارد و بر پایه تعداد زیادی از درختان تصمیم تعریف شده است. انتخاب تعداد درختان بهینه به نحوی است که هم کمترین خطای آموزش در مدلسازی حاصل شود و هم زمان و محاسبات کامپیوتری زیادی برای تجزیه و تحلیل متغیرها لازم نباشد.

ماشین بردار پشتیبان برای رگرسیون و طبقه‌بندی مورد استفاده قرار می‌گیرد. با استفاده از مدل ماشین بردار پشتیبان می‌توان طبقات داده‌ها را به‌وسیله یک ابر صفحه از هم جدا کرد. این روش در یادگیری ماشین جزء روش‌های هسته‌ای می‌باشد و بر پایه تئوری یادگیری آماری و اصل به حداقل رساندن خطای عملیاتی شکل گرفته است. ماشین بردار پشتیبان نوع خاصی از شبکه‌های عصبی است که برخلاف دیگر شبکه‌های عصبی بر روی کمینه کردن خطای عملیاتی طبقه‌بندی یا مدلسازی مربوط به عدم عملکرد

جدول ۱. توصیف مقادیر AUC (۲۳)

کیفیت آزمون	مقدار AUC
ضعیف	۰/۵ - ۰/۶
متوسط	۰/۶ - ۰/۷
خوب	۰/۷ - ۰/۸
خیلی خوب	۰/۸ - ۰/۹
عالی	۰/۹ - ۱

<sup>3</sup> Boosted Regression Tree

<sup>4</sup> Classification and Regression Tree

<sup>1</sup> Random Forest

<sup>2</sup> Support Vector Machine



بخش‌هایی از شمال استان و قسمت‌های مرکزی و جنوب شرق استان بود. نقشه شیب استان به پنج کلاس طبقه‌بندی شد که کلاس ۵-۰٪ شیب بیشترین وسعت استان را به خود اختصاص داد. نواحی شمال، شمال شرق و شرق محدوده مطالعاتی کمترین مقدار ارتفاع و بیشترین مقدار شوری را در کل استان دارا می‌باشد که عمدتاً کاربری مرتع فقیر، اراضی شور و باتلاقی و اراضی بایر را شامل می‌شد. بر اساس شاخص نرمال شده تفاوت رطوبت که می‌تواند تنش آبی را در مراحل اولیه تعیین کند، بالاترین مقدار رطوبت سطح خاک با مقدار حدوداً ۰/۴۸ به اراضی کشاورزی و مرتع با کیفیت خوب اختصاص داشت و کمترین آن به نواحی شمال، شمال شرق و شرق استان اختصاص داشت. بیشترین مقدار شاخص EVI نیز به قسمت‌های جنوب، جنوب غرب و غرب استان تعلق داشت (شکل ۴). بر اساس شاخص نرمال شده تفاوت رطوبت که می‌تواند تنش آبی را در مراحل اولیه تعیین کند، بیشترین مقدار رطوبت سطح خاک با مقدار حدودی ۰/۴۸ به اراضی کشاورزی و مرتع با کیفیت خوب اختصاص دارد و کمترین آن به نواحی شمال، شمال شرق و شرق استان اختصاص دارد. بیشترین مقدار شاخص EVI به قسمت‌های جنوب، جنوب غرب و غرب استان تعلق دارد و بیشترین سرعت بادهای فرساینده نیز مربوط به غرب، جنوب غرب، جنوب، جنوب شرق تا شرق و قسمت‌هایی از نواحی مرکزی و شمالی استان می‌باشد.

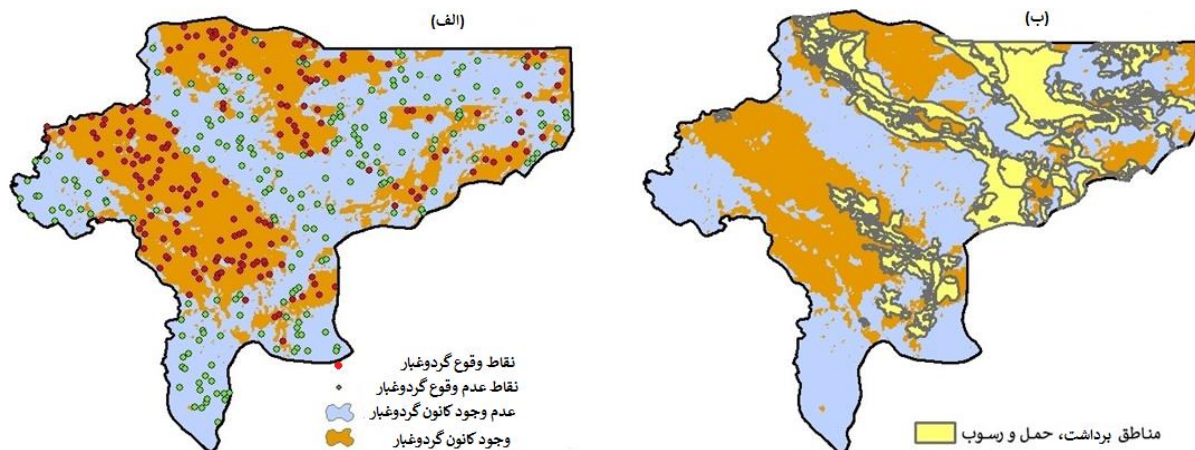
**اولویت‌بندی عوامل پیش‌بینی‌کننده بر اساس هر مدل**  
به‌منظور آنالیز حساسیت و تعیین اولویت عوامل پیش‌بینی‌کننده در هر مدل، آنالیز حساسیت جک‌نایف مورد بررسی قرار گرفت (۱، ۸). آزمون جک‌نایف از مشتق جزئی به‌منظور کاهش مقدار تخمین‌گر آریبی، بهره می‌گیرد.

## نتایج

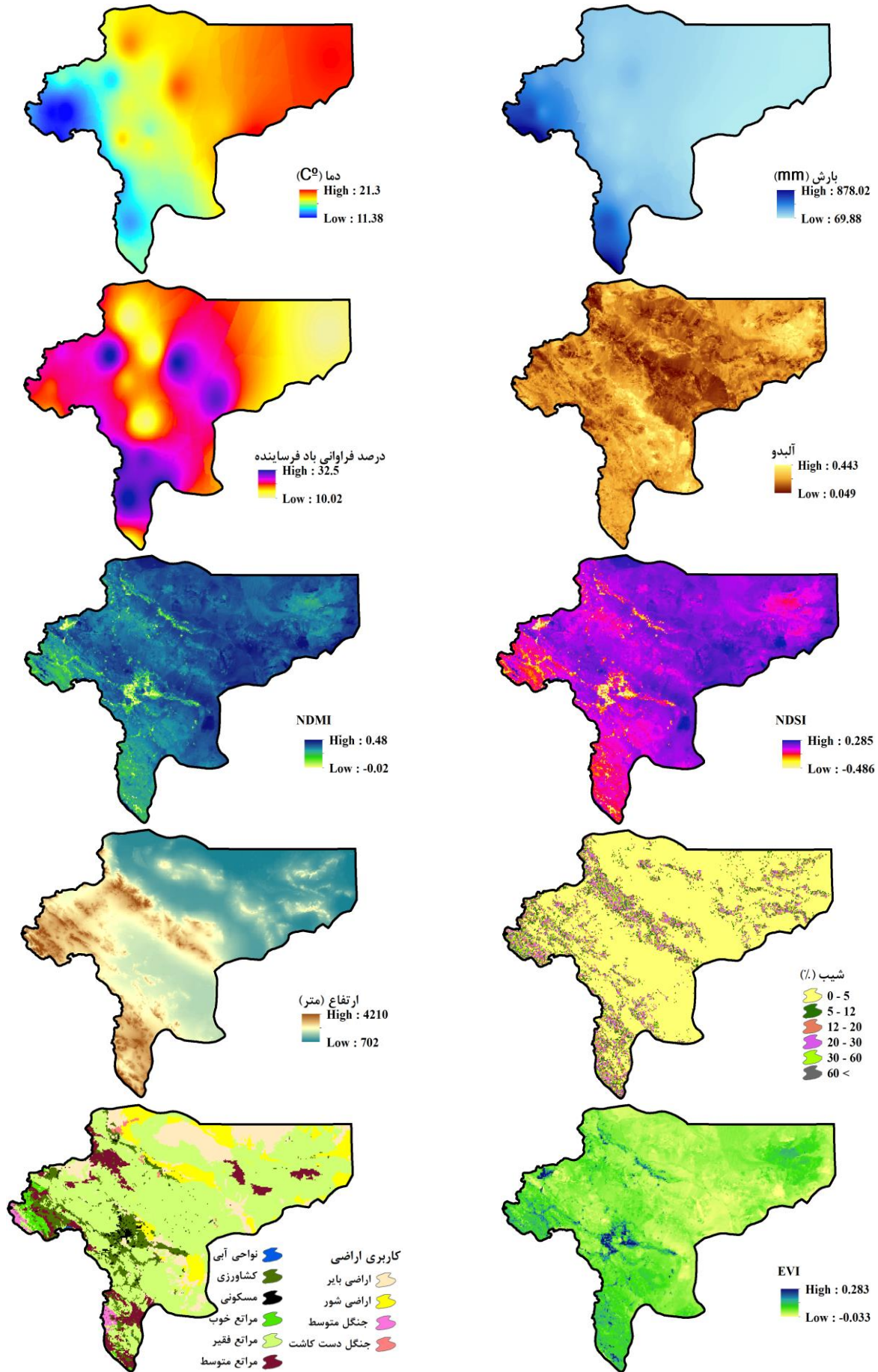
### نقشه نقاط وقوع و عدم وقوع گردوغبار و لایه‌های اطلاعاتی عوامل پیش‌بینی‌کننده

بر اساس نتایج پژوهش و مقادیر AOD، عمده نقاط وقوع گردوغبار در قسمت‌های شمالی، مرکزی به سمت غرب و جنوب غرب استان اصفهان واقع شد. لازم به ذکر است که نواحی برداشت، حمل و رسوب گردوغبار که در نقشه DTS توسط اداره کل منابع طبیعی استان ارائه شده است با مقادیر زیاد و یا کلاس یک AOD تا حدود زیادی همخوانی داشت. اگرچه نقشه AOD، مناطق وسیع‌تری از استان را در معرض وقوع گردوغبار نشان داد (شکل ۳).

پهنه‌بندی عوامل بارش، دما و درصد فراوانی سرعت باد که با استفاده از روش IDW در نرم‌افزار ArcGIS صورت گرفت، نشان‌دهنده مقادیر کم بارش و دمای بالا در قسمت‌های شمال، شمال شرقی، شرق و مرکزی استان بود. بیشترین درصد فراوانی بادهای فرساینده در نواحی مرکزی، جنوب، جنوب غرب تا جنوب شرق، غرب و نیز قسمت‌هایی از شمال استان دیده شد. بر اساس نقشه آلبدو بیشترین مقدار انعکاس سطحی زمین مربوط به نواحی شرقی،



شکل ۳. پراکنش نقاط وقوع و عدم وقوع گردوغبار (الف) و موقعیت مناطق برداشت، حمل و رسوب استان اصفهان (ب)



شکل ۴. نقشه عوامل پیش‌بینی‌کننده

## همبستگی عوامل

نتایج آزمون عامل تورم واریانس در جدول ۲ ارائه شده است. بر اساس نتایج این بخش، مقادیر VIF برای عوامل پیش‌بینی‌کننده زیر ۱۰ می‌باشد و به لحاظ همبستگی و هم‌خط بودن عوامل، مشکلی جهت مدلسازی ایجاد نمی‌کند.

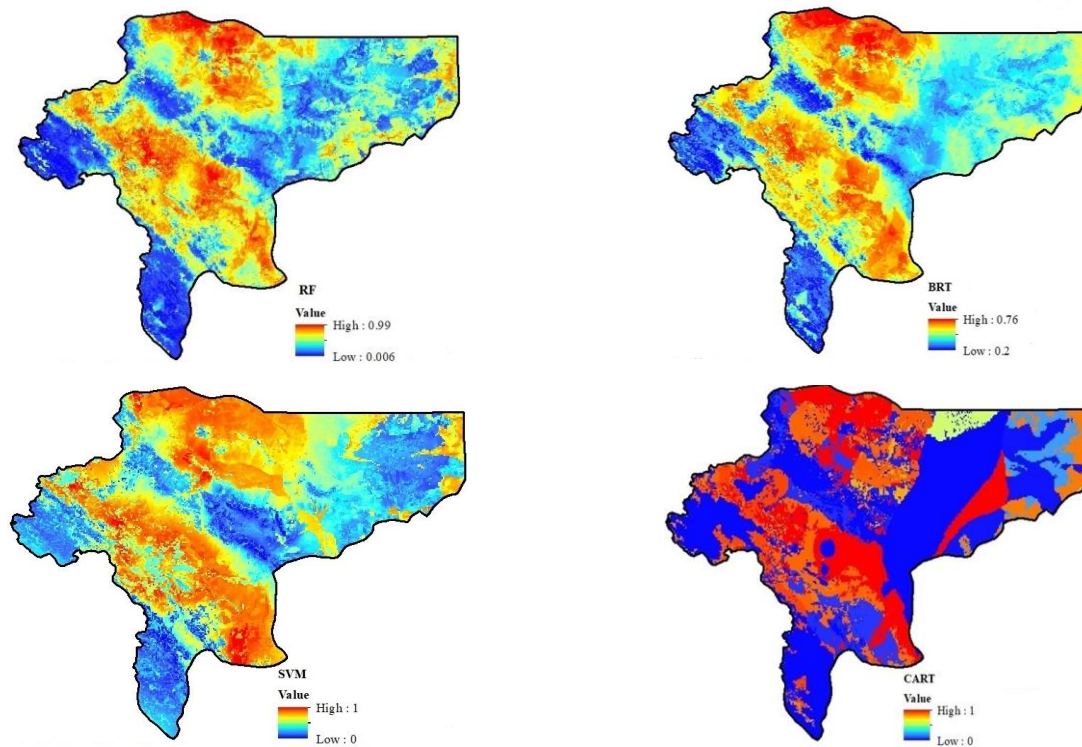
## پهنه‌بندی مکانی مناطق مستعد وقوع گردوغبار

نقشه پهنه‌بندی مناطق مستعد وقوع گردوغبار در استان اصفهان در شکل ۵ ارائه شده است. بر اساس نتایج بدست آمده از تمامی مدل‌ها، قسمت‌های کم ارتفاع و

مسطح شمال، بخش‌هایی از شمال شرق، جنوب شرق استان و نواحی مرکزی به سمت جنوب غرب و غرب استان اصفهان، مناطق آسیب‌پذیر در برابر وقوع گردوغبار می‌باشند. نقشه طبقه‌های مختلف مناطق مستعد وقوع گردوغبار و آسیب‌پذیری نیز در شکل ۶ ارائه شده است. بر اساس نقشه‌های بدست آمده، بیشترین درصد مناطق مستعد تولید گردوغبار در مدل RF به طبقه خیلی کم با مقدار ۲۱/۳۶٪ اختصاص داشت، در مدل BRT به طبقه متوسط با مقدار ۲۲/۶۶٪ و در طبقه‌های SVM و CART به ترتیب به طبقه‌های خیلی زیاد و کم با مقادیر ۲۳/۹۲٪ و ۳۷/۶٪ اختصاص داشت (جدول ۳).

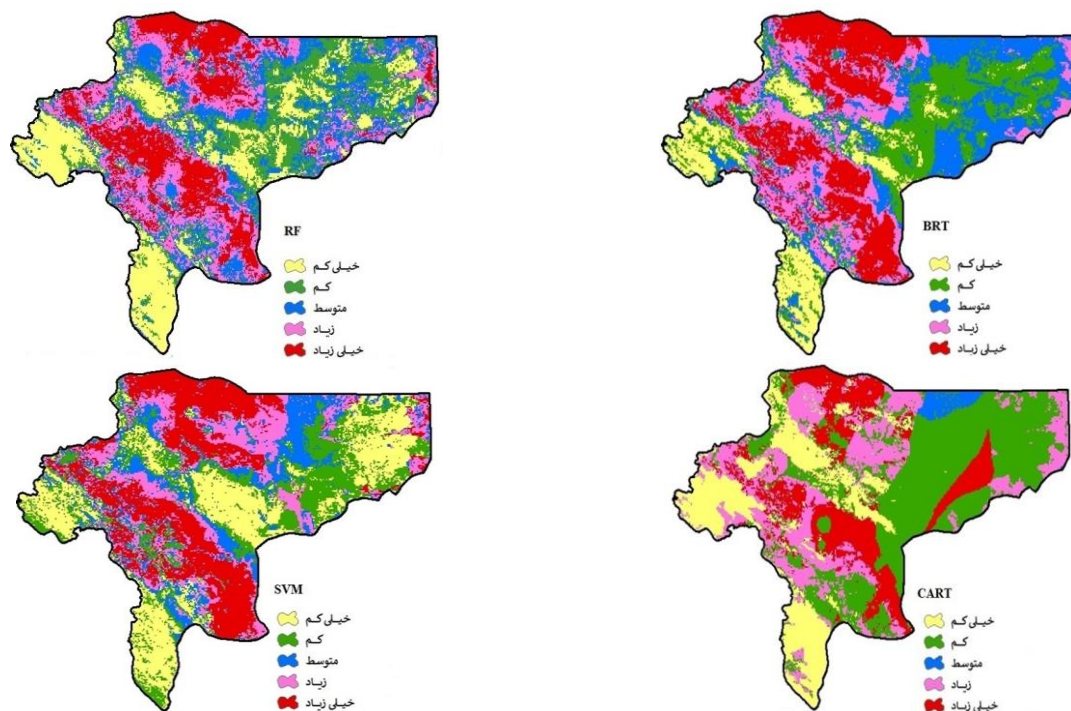
جدول ۲. مقدار عامل تورم واریانس

مقدار VIF	عوامل پیش‌بینی‌کننده	مقدار VIF	عوامل پیش‌بینی‌کننده
۲	ارتفاع	۱/۹	دما
۶	EVI	۱/۵	بارش
۲/۵	NDSI	۲/۲	شیب
۲/۱	NDMI	۱/۷	سرعت باد
۳/۲	کاربری اراضی	۱/۶	آلبدو



شکل ۵. نقشه‌های پهنه‌بندی مناطق مستعد وقوع گردوغبار بر اساس مدل‌های RF، BRT، SVM، CART و





شکل ۶. نقشه طبقه پهنه‌بندی مناطق مستعد وقوع گردوغبار بر اساس مدل‌های RF، BRT، SVM، CART و

جدول ۳. درصد طبقه‌های مختلف غبارخیز در هر مدل

مدل	کلاس	خیلی کم	کم	متوسط	زیاد	خیلی زیاد
مدل RF		۲۱/۳۶	۲۰/۱۱	۱۹/۹۲	۲۰/۹۲	۱۷/۶۹
مدل BRT		۱۳/۳۵	۲۱/۹۶	۲۲/۶۶	۲۰/۱۶	۲۱/۸۷
مدل SVM		۲۳/۷۱	۲۰/۶۴	۱۴/۴۵	۱۷/۲۹	۲۳/۹۲
مدل CART		۱۹/۴۵	۳۷/۶	۱/۸۵	۲۲/۹۳	۱۸/۱۶

از آن بارش بیشترین تأثیرگذاری را در مدلسازی داشتند.

#### ■ بحث و نتیجه‌گیری

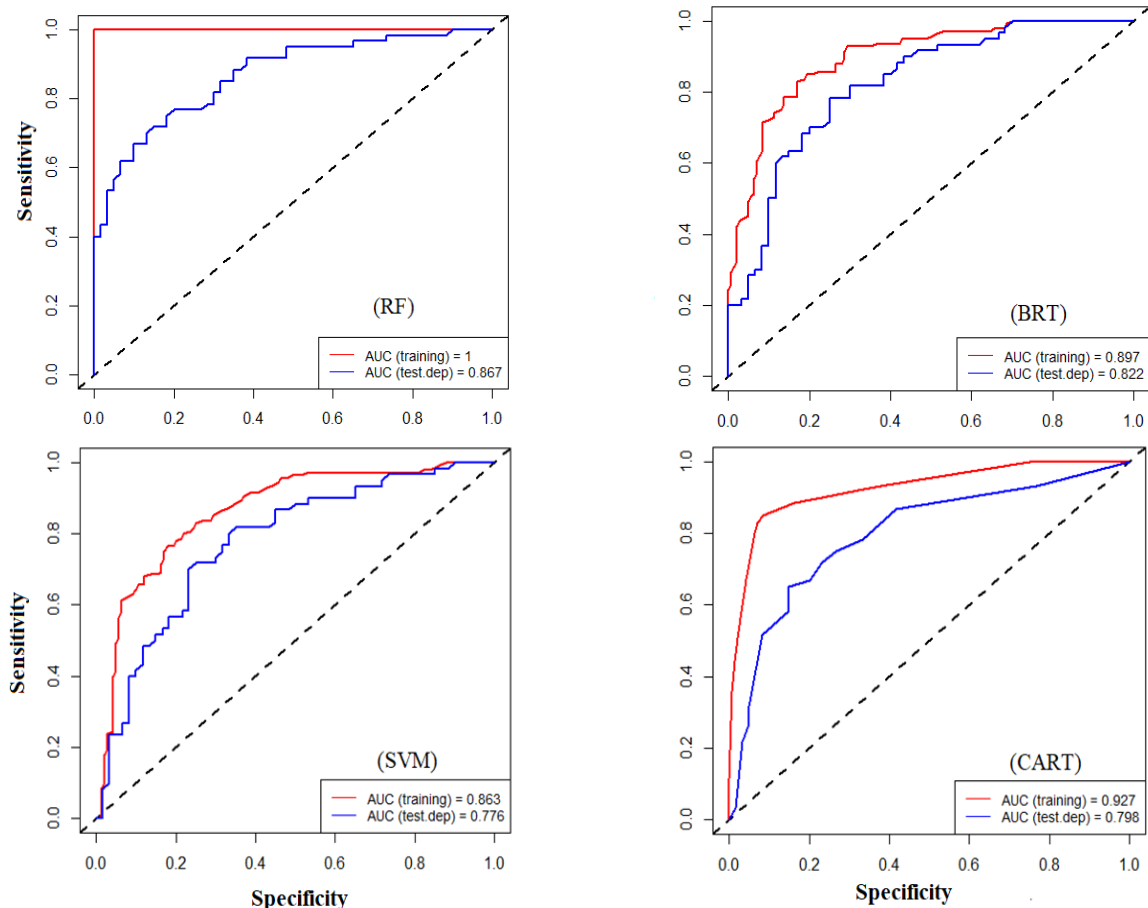
با توجه به اثرهای مخرب گردوغبار بر محیط‌زیست و جوامع انسانی، موقعیت خاص جغرافیایی استان اصفهان، میزان کم بارندگی و ... زمینه برای خشکسالی‌های دوره‌ای، گسترش بیابان‌زائی و وقوع توفان‌های گردوغبار در این استان فراهم می‌باشد. بنابراین انجام مطالعاتی که ما را به شناخت صحیحی از مناطق مستعد گردوغبار و نیز کانون‌های این پدیده، در این استان برساند، بیش از پیش احساس می‌گردد. در پژوهش حاضر با بهره‌گیری از خوارزمیک‌های یادگیری ماشین، پهنه‌بندی مکانی مناطق مستعد گردوغبار در استان اصفهان انجام شد.

#### ارزیابی نقشه‌های مناطق مستعد وقوع گردوغبار

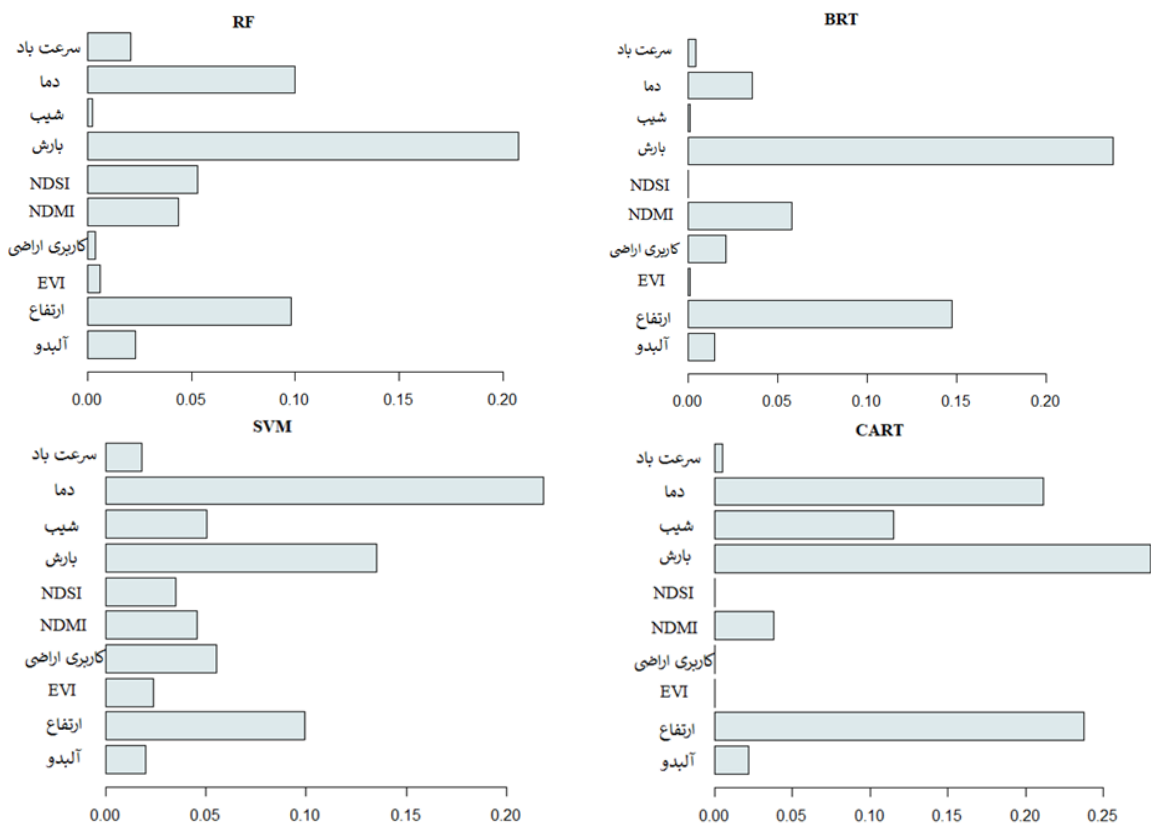
به‌منظور ارزیابی نتایج مدل‌های اعمال شده، مقدار AUC در منحنی ROC محاسبه شد. نتایج نشان داد که مدل جنگل تصادفی با  $AUC=0/۸۶$  بیشترین کارآیی را در بین خوارزمیک‌های مورد استفاده داشته و پس از آن به ترتیب مدل‌های BRT، CART و SVM به ترتیب با مقادیر AUC برابر با ۰/۸۲، ۰/۷۹ و ۰/۷۷ قرار دارد (شکل ۷).

#### اولویت‌بندی متغیرهای پیش‌بینی‌کننده در هر مدل

نتایج آنالیز حساسیت جک‌نایف بر اساس هر مدل در شکل ۸ ارائه شده است. بر اساس نتایج این آزمون، بارش در مدل‌های RF، BRT و CART بیشترین تأثیرگذاری در مدلسازی داشته‌است. در مدل SVM نیز متغیر دما و پس



شکل ۷. مقادیر سطح زیر منحنی (AUC) در منحنی مشخصه عملکرد سیستم (ROC) برای نقشه‌های پهنه‌بندی



شکل ۸. درصد اهمیت عوامل پیش‌بینی‌کننده در هر مدل بر اساس آنالیز حساسیت چک‌نایف

مدل به ارزیابی کارایی آن در مدلسازی مخاطرات طبیعی مختلف پرداخته‌اند، مطابقت دارد (۱، ۷، ۱۰، ۸).

نتایج آنالیز حساسیت جک‌نایف، عامل بارش را به‌عنوان مهمترین عامل استفاده شده در مدل‌های RF، BRT و CART معرفی کرد و در مدل SVM، بارش پس از درجه حرارت، مهمترین عامل پیش‌کننده در مدل بود. در مدل RF، به‌عنوان بهترین مدل، پس از عامل بارش، عوامل درجه حرارت و ارتفاع از اهمیت بیشتری نسبت به سایر عوامل برخوردار بود. با توجه به مقادیر کم بارندگی در نواحی مستعد گردوغبار می‌توان بیان کرد که بارش کم، خشکی خاک و در نتیجه آن، کاهش پوشش گیاهی، شرایط ایجاد فرسایش بادی و در نتیجه وقوع گردوغبار را افزایش می‌دهد. پژوهش ارزیابی نقش خشکسالی در فراوانی گردوغبار در استان خراسان رضوی، نتایج این بخش را تأیید می‌کند (۵).

با توجه به نتایج کلی پژوهش، فقدان پوشش گیاهی، کمبود بارش و عدم وجود عامل حفاظت‌کننده خاک در قسمت‌های شمالی، مرکزی و بخش‌هایی از شرق استان اصفهان از دلایل عمده وقوع گردوغبار در این استان بود. همچنین بر اساس نتایج اعتبارسنجی، خوارزمیک‌های RF، BRT، CART و SVM یادگیری ماشین از قابلیت مناسبی جهت پهنه‌بندی مناطق مستعد گردوغبار در استان برخوردار بودند. نتایج پژوهش حاضر می‌تواند به مدیران و تصمیم‌گیران در شناخت بهتر مناطق مستعد گردوغبار در استان اصفهان و نیز تعیین کارایی شیوه‌های نوین در این حوزه کمک کند.

#### ■ سپاسگزاری

این مقاله مستخرج از رساله دکتری دانشکده منابع طبیعی و علوم زمین دانشگاه کاشان می‌باشد. بدین‌وسیله از اداره کل منابع طبیعی استان اصفهان و سازمان هواشناسی ایران تقدیر و تشکر می‌گردد..

براساس نتایج پهنه‌بندی، بیشترین احتمال وقوع گردوغبار به اراضی شور و بایر و کاربری مرتع با تاج پوشش فقیر اختصاص دارد. این نواحی عمدتاً در نواحی شمالی، مرکزی و بخش‌هایی از قسمت‌های شرقی استان قرار دارد، کمترین میزان رطوبت سطحی خاک، کمترین مقدار بارش و بیشترین درجه حرارت را به خود اختصاص داده است و در نتیجه با فقدان پوشش گیاهی یا پوشش گیاهی ضعیف مواجه هستند. به دلیل عدم استقرار پوشش گیاهی در اراضی بایر و شور و نیز پوشش گیاهی تنک در اراضی مرتعی با تاج پوشش فقیر، این نواحی در معرض وقوع گردوغبار قرار دارند و با وزش بادهایی با سرعت بیش از سرعت آستانه فرسایش بادی، زمینه وقوع گردوغبار در این نواحی فراهم می‌باشد. تحلیل کمی بازخورد پوشش گیاهی بر وقوع گردوغبار در استان اصفهان کاهش پوشش گیاهی ناشی از کمبود بارندگی در قسمت‌های شرقی و مرکزی استان اصفهان را عامل مؤثر بر وقوع گردوغبار در این نواحی می‌داند (۲۲). پژوهش تعیین خصوصیات ژئومورفولوژیکی و کاربری اراضی مناطق برداشت گردوغبار در استان خراسان رضوی نیز بیشترین تعداد کانون‌های گردوغبار را به کاربری مرتع با تاج پوشش فقیر متعلق می‌دانند (۱۷).

مطابق با نتایج حاصل از صحت‌سنجی، مدل RF بهترین کارایی را در بین مدل‌های اعمال شده به خود اختصاص داد و پس از آن به ترتیب مدل‌های BRT، CART و SVM قرار داشت. الگوریتم جنگل تصادفی یکی از روش‌های پیشرفته مدل درخت تصمیم است که به‌منظور طبقه‌بندی و رگرسیون استفاده می‌شود. این الگوریتم عملکرد بسیار دقیق‌تری در مقایسه با سایر درخت‌های رگرسیونی ساده و یا روش‌های آماری پارامتریک دارد و بر اساس تعداد زیادی از درختان تصمیم، تعریف شده است. انتخاب تعداد درختان بهینه به نحوی است که کمترین خطای آموزش در مدلسازی حاصل شود. قابلیت بالای این الگوریتم در پژوهش حاضر با مطالعات متعددی که با بهره‌گیری از این

#### ■ References

1. Abolhasani, A., Zehtabian, G., Khosravi, H., Rahmati, O., Alamdarloo, E.H., & D'Odorico, P. (2022). A new conceptual framework for spatial predictive modelling of land degradation in a semiarid area. *Land Degradation & Development*, 33(17), 3358-3374. DOI: doi.org/10.1002/ldr.4391

2. Akhzari, D. & Haghghi, S. (2015). Effect of vegetation change of source area on dust storms occurrence in the west of Iran. *Ecopersia*, 3(4), 1133-1143. DOI: 20.1001.1.23222700.2015.3.4.3.3
3. Alipour, N., Mesbahzadeh, T., Ahmadi, H., Malekian, A., & Jafari, M. (2018). Synoptic analysis of dust events and its relation with drought in Alborz and Qazvin provinces, *Quarterly of Geography & Regional Planning*, 8(30), 59-68. DOI: 20.1001.1.22286462.1397.8.2.4.3 [In Persian]
4. Boali, A., Jafari, R., & Bashari, H. (2017). Wind erosion estimation and assessment using Bayesian belief networks in eastern Isfahan township. *Desert Ecosystem Engineering*, 6(14), 45-58. DOI: 10.22052/6.14.45 [In Persian]
5. Boroghani, M., Moradi, H.R., Zangane Asadi, M.A., & Pourhashemi, S. (2019). Evaluation of the role of drought in frequency of dust in Khorasan Razavi province. *Journal of Environment Science & technology*, 21(5), 109-121. DOI: 10.22034/JEST.2019.10464 [In Persian]
6. Boroghani, 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. DOI: doi.org/10.1016/j.ecoinf.2020.101059
7. Choubin, B., Abdolshahnejad, M., Moradi, E., Querol, X., Mosavi, A., Shamshirband, S. & Ghamisi, P. (2020). Spatial hazard assessment of the PM10 using machine learning models in Barcelona, Spain. *Science of The Total Environment*, 701, 134474. DOI: doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.134474
8. Darvand, S., Khosravi, H., Keshtkar, H.R., Zehtabian, Gh.R., & Rahmati, O. (2021). Comparison of machine learning models to prioritize susceptible areas to dust production. *Range and Watershed Management*, 74(1), 53-68. DOI: doi.org/10.22059/jrwm.2021.321033.1580 [In Persian]
9. Gareth, J., Daniela, W., Trevor, H., & Robert, T. (2013). *An introduction to statistical learning: with applications in R*. Springer.
10. Grinand, C., Vieilledent, G., Razafimbelo, T., Rakotoarijaona, J. R., Nourtier, M., & Bernoux, M. (2019). Landscape-scale spatial modelling of deforestation, land degradation and regeneration using machine learning tools. *Land Degradation & Development*, 31(13), 1699-1712. DOI: 10.1002/ldr.3526
11. Ghomeshion, M., Vali, A.A., Ranjbar Fordoei, A., & Mousavi, H. (2022). Investigating the effect of land cover on dust spatial distribution in Southern Khuzestan province. *ECOPERSIA*, 10(3), 179-189. DOI: 20.1001.1.23222700.2022.10.3.2.9
12. Jafari, M., Zehtabian, Gh.R., Ahmadi, H., Mesbahzadeh, T., & Norouzi, A.A. (2020). Detecting and routing of dust event using remote sensing and numerical modeling in Isfahan Province. *Environmental Science*, 18(1), 105-116. DOI: 10.29252/envs.18.1.105 [In Persian]
13. Lin, X., Chang, H., Wang, K., Zhang, G., & Meng, G. (2020). Machine learning for source identification of dust on the Chinese Loess Plateau. *Geophysical Research Letters*, 47(21), 2020GL088950. DOI: 10.1029/2020GL088950
14. Naeimi, M., Yousefi, M.J., Khosroshahi, M., Zandifar, S., & Ebrahimikhusfi, Z. (2020). Climatic factors affecting dune mobility in the west of Khorasan Razavi Province, Iran. *Geographical Research on Desert Areas*, 7(2), 25-45. [In Persian]

15. Naghibi, S.A., Pourghasemi, H.R., & Dixon, B. (2016). GIS-based groundwater potential mapping using boosted regression tree, classification and regression tree, and random forest machine learning models in Iran. *Environmental Monitoring and Assessment*, 188(1), 1-27. DOI: 10.1007/s10661-015-5049-6
16. Namdari, S., Karimi, N., Sorooshian, A., Mohammadi, G.H., & Sehatkashani, S. (2018). Impacts of climate and synoptic fluctuations on dust storm activity over the Middle East. *Atmospheric Environment*, 173: 265-276. DOI: doi.org/10.1016/j.atmosenv.2017.11.016
17. Pourhashemi, S.m., Amirahmadi, A., Zangane Asadi, M.A., & Salehi, M. (2019). Determination of Geomorphological and Land Use Features of Dust Harvesting Sources (Case Study: Khorasan Razavi Province). *Arid Region Geographic Studies*, 9(34), 14-24. [In Persian]
18. Rahmati, O., Panahi, M., Ghiasi, S.S., Deo, R.C., Tiefenbacher, J.P., Pradhan, B., Jahani, A., Goshtasb, H., Kornejady, A., Shahabi, H., & Shirzadi, A. (2020). Hybridized neural fuzzy ensembles for dust source modeling and prediction. *Atmospheric Environment*, 224, 117320. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2020.117320>
19. Rezaei, M., & JavanNezhad, R. (2020). Modeling the Role of Climate in Distribution of two-spotted spider mite: Case study of Tehran province. *Environmental Science Studies*, 5(2), 2554-2559. [In Persian]
20. Robinson, S. (2014). *Simulation: the practice of model development and use*. 2nd edition. Palgrave Macmillan.
21. Samadi, M., Jabbari, E., & Azamathulla, H.M. (2014). Assessment of M5' model tree and classification and regression trees for prediction of scour depth below free overfall spillways. *Neural Computing and Applications*, 24(2), 357-366. DOI: 10.1007/s00521-012-1230-9
22. Sohrabi, T., Vali, A.A., Ranjbar Fordoei, A., & Mousavi, S.H. (2019). Quantitative analysis of vegetation feedback on the occurrence of dust in arid ecosystems (case study: Isfahan province). *Range and Watershed Management*, 71(4), 973-985. DOI: doi.org/10.22059/jrwm.2019.273257.1337 [In Persian]
23. Yesilnacar, E.K. (2005). *The application of computational intelligence to landslide susceptibility mapping in Turkey*. The University of Melbourne, Department, 200.
24. Zaker Esfahani, A.R. (2012). Combating with desertification process by an emphasis on capabilities of desert areas (case study: Isfahan province). *Environmental Studies*, 38(3), 155-164. DOI: 10.22059/jes.2012.29157 [In Persian]