Shahid Chamran University of Ahvaz
OPEN ACCESS Adv. Appl. Geol. Spring 2026, Vol. 16(1): 132 - 152

Research Article

Dust Hazard Modeling Using Machine Learning Algorithms: A Case Study in Isfahan Province

Foroohe Kafi[1], Mojgan Entezari [2]*, Rahman Zandi[3]

1- Ph.D. student, Department of Physical Geography, Faculty of Geographical Sciences and Planning, University of Isfahan, Isfahan, Iran
2- Professor of Geomorphology, Department of Physical Geography, Faculty of Geographical Sciences and Planning, University of Isfahan, Isfahan, Iran
3- Associate Professor, Department of Natural Geography, Faculty of Geographical Sciences and Planning, Isfahan University, Isfahan, Iran

Keywords: *Dust, Machine Learning, BRT, Isfahan Province, Environmental Hazard, Spatial Zoning, ROC Curve*

1. Introduction

The phenomenon of dust and sandstorms is recognized as one of the major environmental hazards prevalent across the world's arid and semi-arid regions. In recent years, these events have gained critical significance as an environmental challenge, often intensifying due to climate change and the exacerbation of prolonged droughts (Firoozian et al., 2016). The propensity for dust generation is directly and indirectly influenced by numerous parameters, among which climatic and edaphic (soil-related) factors are considered crucial determinants.

Specifically, Isfahan Province, located in a region characterized by a dry and semi-dry climate and adjacent to vast desert areas, is not immune to this hazard (Xuan et al,2004). The province is subjected to frequent dust and sandstorm events throughout the year. Consequently, addressing the occurrence of these events and modeling their risk—with the ultimate goal of identifying and prioritizing sensitive areas—holds paramount importance for regional management and public safety (Almazroui, 2019).

To achieve a robust and accurate assessment, this research leverages Machine Learning (ML) models as powerful tools for modeling this complex phenomenon and delineating susceptible zones (Amin sarikhani et al,2021). The study period spans from 1995 to 2021, utilizing hourly dust event codes as the dependent variable. To establish a comprehensive set of predictors, various spatial data layers were prepared at the provincial level, including: land use maps, soil science data, geological formations, the Vegetation Cover Index (NDVI), historical precipitation records, average temperature, relative humidity, maximum wind speed, and topographic humidity (Gholami et al,2020).

The methodological foundation of the study is built upon the application of advanced machine learning algorithms, namely Boosted Regression Trees (BRT) and Generalized Linear Models (GLM), for the risk modeling exercise. Model validation and performance comparison were rigorously conducted using the Receiver Operating Characteristic (ROC) curve analysis (Boroughani & Pourhashemi, 2019). The derived dust hazard zoning maps, based on the superior performing model, are intended to serve as an essential instrument for environmental planning and crisis management efforts within Isfahan Province.

2. Material and Methods

The methodological phase of this research was systematic, progressing from data preparation to model execution and validation (Kaskaoutis et al,2007).

* Corresponding author: m.entezari@geo.ui.ac.ir
DOI: 10.22055/aag.2026.51777.2561
Received: 2026-02-22
Accepted: 2026-06-15

ISSN: 2717-0764

The dependent variable consisted of hourly codes representing dust events recorded across the statistical period of 1995–2021. Independent variables, categorized into climatic and terrestrial factors, were meticulously prepared:

Climatic Parameters: Average temperature, precipitation (mm), relative humidity (%), and maximum wind speed (m/s) were mapped, often using the IDW (Inverse Distance Weighting) method for spatial interpolation.

Terrestrial Parameters: This included Land Use maps, Soil Science data, Geological maps, and Topographic Moisture Index (TWI). TWI was specifically extracted to quantify the role of topography in controlling soil moisture, a key factor in dust emission potential. All variables were processed and converted into numerical and raster data formats with a uniform spatial resolution suitable for integration within the GIS environment.

A crucial preliminary step involved assessing the level of multi collinearity among the independent predictor variables to ensure model stability and accuracy. This was achieved by examining the Variance Inflation Factor (VIF). Results confirmed that the maximum VIF value, associated with the average temperature variable at 3.283.283.28, remained well below the generally accepted threshold of 555. This finding assures that the predictor variables offered unique, non-redundant information to the modeling process.

The dust hazard modeling was then executed using two distinct machine learning paradigms: BRT and GLM. Points corresponding to the presence and absence of dust events were designated, and the set of calibrated climatic and terrestrial variables was introduced to both models (Kaskaoutis et al, 2021).

The performance and predictive accuracy of the implemented models were evaluated using the Area Under the Curve (AUC) metric derived from the ROC curve analysis. As detailed in Table 1, the AUC value quantifies a model's ability to correctly classify between areas prone to dust (positive class) and those that are not (negative class). An AUC of 0.50.50.5 indicates random guessing, while 1.01.01.0 signifies perfect prediction. This comparison allowed for the selection of the most reliable model for final spatial zoning.

Table 1. Description of AUC values

Test quality	AUC value
Weak	0.5-0.6
Medium	0.6-0.7
Good	0.7-0.8
Very good	0.8-0.9
Excellent	0.9-1

3. Results and Discussions

The results indicated that the BRT model outperformed the GLM, achieving an AUC of 0.727 compared to 0.616 for the GLM. Key influencing factors identified in the model included maximum wind speed, rainfall, and relative humidity, with wind speed being the most significant driver of dust events. Spatial zoning maps generated from the BRT model highlighted high-risk areas predominantly situated in the eastern parts of Isfahan, underscoring the spatial distribution of dust hazard risks.

Moreover, the study emphasizes the necessity of using machine learning algorithms to integrate complex environmental data, thereby allowing for a more nuanced understanding of the factors contributing to dust storms. The findings demonstrate the potential for utilizing these models in environmental planning, offering a robust framework for identifying vulnerable areas and implementing mitigation strategies.

ISSN: 2717-0764
CC BY

4. Conclusion

This investigation successfully modeled and mapped the spatial risk of dust and sandstorm occurrence in Isfahan Province for the period 1995–2021. The research process—involving the meticulous preparation of climatic and terrestrial data layers, multi collinearity assessment, variable importance determination, and the application of machine learning models—achieved its primary goal of identifying key causal factors and accurately zoning the susceptible areas.

The validation process confirmed that the Advanced Tree Regression (BRT) model is the optimal choice for this specific context, achieving the highest AUC of 0.7270.7270.727. This superiority highlights BRT's capability to effectively model the intricate, non-linear interplay between diverse environmental parameters and the physical process of dust emission.

The final zoning maps, generated using the calibrated BRT parameters, are invaluable assets for environmental planners and crisis managers in Isfahan. They provide a clear, spatially explicit guide to the most critical dust hotspots, particularly in the eastern sectors of the province. The study concludes that the simultaneous deployment of advanced ML models, like BRT, alongside classical statistical models, like GLM, offers a more comprehensive and realistic understanding of the dust phenomenon, facilitating the adoption of targeted, proactive measures to mitigate the adverse social, economic, and health impacts associated with dust storms in the region.

5. References

Almazroui, M., 2019. Assessment of meteorological droughts over Saudi Arabia using surface rainfall observations during the period 1978–2017. Arabian Journal of Geosciences 12(22), 694.

Sarikhani, A., Dehghani, M., karimi-jashni, A., Saadat, S., 2021. New Approach for Dust Storm Detection Using MODIS Data. Iranian journal of science and technology, Transactions og civil engineering 45 (2), 963-969.

Boroghni, M., Poorhashmi, S., 2019. Zoning of dust emission risk areas using remote sensing and data mining models in Razavi Khorasan Province. Environmental Erosion Research 1–22. Mountain Belt, Iran. Ore Geology Reviews 34, 521-532. https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2008.05.00

Firouzian, S., Mohammadi Sadegh, S., 2016. Investigating the effects of social damage from fine dust (case study of Sistan County), Fourth International Conference on Research in Engineering Science and Technology, September 2016.

Gholami, H., Mohamad far, A., Sorooshian, A., Jansen, JD., 2020 a. Machine-learning algorithms for predicting land susceptibility to dust emissions: The case of the Jazmurian Basin, Iran. Atmospheric Pollution Research 11(8), 1303-1315, https://doi.org/10.1016/j.apr.2020.05.009

Kaskaoutis, D.G., Kambezidis, H.D., Hatzianastassiou, N., Kosmopoulos, P.G., Badarinath, KVS., 2007. Aerosol climatology: dependence of the Angstrom exponent on wavelength over four AERONET sites. Atmospheric Chemistry and Physics 7, 7347–7397, https://doi.org/10.5194/acpd-7-7347-2007, 2007.

Xuan, J., Sokolik, I. N., Hao, J., Guo, F., Mao, H., Yang, G., 2004. Identification and characterization of sources of atmospheric mineral dust in East Asia. Atmospheric Environment 38(36), 6239-6252.

HOW TO CITE THIS ARTICLE:
Kafi, F., Entezari, M., Zandi, R,. 2026. Dust Hazard Modeling Using Machine Learning Algorithms: A Case Study in Isfahan Province. Adv. Appl. Geol. 16 (1), 132-152.
DOI: 10.22055/aag.2026.51777.2561
https://aag.scu.ac.ir/article_20744.html

©2026 The author(s). This is an open access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution (CC BY 4.0), which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, as long as the original authors and source are cited. No permission is required from the authors or the publishers

ISSN: 2717-0764

زمین‌شناسی کاربردی پیشرفته
بهار ۱۴۰۵، دوره ۱۶، شماره ۱

مقاله پژوهشی

مدل سازی خطر گردوغبار با استفاده از الگوریتم های BRT و GLM مطالعه موردی استان اصفهان

فروهه کافی
دانشجوی دکتری دانشکده علوم جغرافیایی و برنامه‌ریزی، دانشگاه اصفهان، اصفهان، ایران

مژگان انتظاری
استاد دانشکده علوم جغرافیایی و برنامه ریزی، دانشگاه اصفهان، اصفهان، ایران

رحمان زندی
دانشیار گروه جغرافیای طبیعی، دانشکده علوم جغرافیایی و برنامه‌ریزی، دانشگاه اصفهان، اصفهان، ایران
m.entezari@geo.ui.ac.ir
تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۱۲/۰۳ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۵/۰۳/۲۵

چکیده
گرد و غبار از مخاطرات طبیعی رایج در مناطق خشک و نیمه خشک بوده که طی سال‌های اخیر به عنوان یک چالش زیست محیطی در این مناطق محسوب می‌شود. پدیده گرد و غبار تحت تاثیر مستقیم و غیرمستقیم پارامترهای متعددی بوده که در این میان پارامترهای اقلیمی و ادافیکی از عوامل مهم تاثیر گذار بر این پدیده می‌باشد. بدین منظور در این پژوهش به دلیل اهمیت پدیده گرد وغبار در استان اصفهان به واسطه خشکسالی های اخیر به مدلسازی خطر این پدیده پرداخته شده است. استان اصفهان به عنوان منطقه‌ای با اقلیم خشک و نیمه خشک و همجوار بودن با مناطق بیابانی از این پدیده مستثنی نبوده و در طول سال تحت تاثیر رخدادهای گرد و غبار قرار می‌گیرد. لذا پرداختن به وقایع گرد و غبار و مدلسازی آن در راستای شناسایی مناطق حساس از اهمیت بالایی در این استان برخوردارمی‌باشد. بدین جهت مدل‌های یادگیری ماشین به عنوان ابزاری قدرتمند جهت مدلسازی این پدیده و شناسایی مناطق حساس به کاربرده شد. جهت ارزیابی وقایع گرد و غبار، کدهای ساعتی معرف گرد و غبار طی دوره آماری ۱۹۹۵ -۲۰۲۱ استفاده شد. همچنین نقشه‌های کاربری اراضی، خاکشناسی، زمین شناسی، پوشش گیاهی شاخص (NDVI) بارندگی، دمای متوسط، رطوبت نسبی، سرعت باد حداکثر و رطوبت توپوگرافی، به عنوان عوامل موثر بر پدیده گرد و غبار در سطح استان تهیه گردید. الگوریتم‌های یادگیری ماشین شامل BRT و GLM جهت مدلسازی خطر گرد و غبار به کار برده شد. منحنی راک(ROC) نیز جهت صحت سنجی اعتبارومقایسه مدلهای یادگیری ماشین مورد استفاده قرار گرفت. نتایج حاصل از مدلسازی نشان داد سطح زیرمنحنی مدل‌های BRT و GLM به ترتیب بیشترین و کمترین مقدار را دارا می‌باشند که حاکی از عملکرد بهتر مدل BRT نسبت به GLM می‌باشد. لذا نتایج حاصل از این مدل می تواند در تهیه نقشه خطر گرد و غبار در استان اصفهان استفاده گردد. نتایج این مدل نشان می دهد که نیمه شرقی استان از خطر بالاتری نسبت به بخش غربی و سایر نواحی برخوردار می‌باشد.

واژه های کلیدی: *گرد و غبار، یادگیری ماشین، BRT، استان اصفهان.*

۱-مقدمه
پدیده گردوغبار یکی از مخاطرات عمده زیست‌محیطی در مناطق خشک و نیمه‌خشک جهان است که در سال‌های اخیر در اثر تغییرات اقلیمی و تشدید خشکسالی‌ها شدت یافته است (Firouzian et al, 2016). بسیاری از این ذرات به‌قدری کوچک هستند که طبق قانون استوکس، سرعت سقوط آن‌ها در جو بسیار پایین است؛ ازاین‌رو برای مدت طولانی در هوا باقی‌مانده و باعث کاهش دید، آلودگی هوا و تهدید سلامت موجودات زنده می‌شوند.

طوفان‌های گردوغبار معمولاً در مناطق خشک و نیمه‌خشک تشکیل می‌شوند، اما در دهه‌های اخیر به دلیل تغییرات اقلیمی و الگوهای ناپایدار جوی، وقوع آن‌ها در

سایر نواحی جهان نیز افزایش یافته است (Kaskaoutis et al., 2007)ایران به دلیل قرارگیری در کمربند خشک و نیمه‌خشک زمین و مجاورت با بیابان‌های فعال عراق، اردن و شبه جزیره عربستان، یکی از کشورهایی است که بیشترین آسیب را از این پدیده متحمل شده است (Sadeghi Ravesh & Khosravi, 2022). علاوه بر این، رطوبت هوا، شدت و سرعت باد، ویژگی‌های فیزیکی خاک و تراکم پوشش گیاهی نیز در میزان وقوع و پراکندگی گردوغبار نقش کلیدی دارند (Zolfaghari et al, 2005). علل شکل‌گیری گردوغبار به‌طور کلی به دو دسته عوامل طبیعی و انسانی تقسیم می‌شوند(Sabouri et al, 2011). از جمله عوامل طبیعی می‌توان به کاهش بارندگی، پراکنش نامناسب نزولات جوی در طول سال، دوره‌های خشک طولانی، تبخیر زیاد و حساسیت خاک به فرسایش بادی اشاره کرد. در کنار آن، عامل‌های انسانی مانند چرای بیش از حد دام، توسعه کشاورزی در اراضی حساس، تخریب پوشش گیاهی برای تأمین انرژی، و مدیریت غیراصولی منابع خاک و آب، زمینه را برای تشدید وقوع طوفان‌های گردوغبار فراهم کرده است (Ahmadi et al, 2010). با توجه به این موارد، کشورهای واقع در کمربند خشک، از جمله ایران، بیش از سایر مناطق در معرض آسیب‌های مستقیم گردوغبار قرار دارند.

در ایران، استان اصفهان نمونه بارزی از مناطق در معرض بحران گردوغبار است. شرایط اقلیمی گرم و خشک، کاهش نزولات جوی، تخریب مراتع، وزش بادهای شدید و گسترش فعالیت‌های انسانی حساس به بیابان‌زایی باعث شده است که این استان در سال‌های اخیر مکرراً با رخدادهای گردوغبار مواجه شود (Nasiri et al, 2014). این پدیده علاوه بر کاهش کیفیت هوا و تهدید سلامت عمومی، آثار اقتصادی و اجتماعی فراوانی بر بخش‌های کشاورزی، صنعت و زندگی شهری داشته و به یکی از چالش‌های اصلی زیست‌محیطی این منطقه تبدیل شده است. همچنین مطالعات نشان داده‌اند که مدیریت نادرست این پدیده سبب شده است ذرات معلق تقریباً در تمام ماه‌های سال در هوای اصفهان حضور داشته باشند، که خود بیانگر ضرورت اقدامات مدیریتی و تحقیقاتی فوری است.اولین گام در جهت مقابله با خسارات ناشی از گردوغبار، شناسایی و اولویت‌بندی کانون‌های اصلی شکل‌گیری آن است(Boroghni, 2019). با توجه به هزینه و زمان‌بر بودن مطالعات میدانی در گستره وسیع مناطق بیابانی، بهره‌گیری از فناوری‌های نوین نظیر تصاویر ماهواره‌ای و تکنیک‌های سنجش از دور جایگزین مناسبی است. این فناوری‌ها داده‌های به‌روزتری ارائه می‌دهند و قابلیت پردازش سریع و دقیق اطلاعات محیطی را دارند. افزون بر آن، روش‌های هوش مصنوعی و مدل‌های یادگیری ماشینی می‌توانند با تحلیل داده‌های اقلیمی، توپوگرافی، پوشش گیاهی و سایر متغیرهای مؤثر، روابط بین آن‌ها را شناسایی کرده و مناطق حساس به وقوع گردوغبار را با دقت بالا پیش‌بینی کنند. به‌کارگیری این روش‌ها علاوه بر کاهش هزینه‌ها و زمان مطالعات، می‌تواند در تصمیم‌گیری‌های مدیریتی، برنامه‌ریزی منابع طبیعی و کنترل بحران‌های زیست‌محیطی کشور موثر واقع شود.

بنابراین، با توجه به نقش گسترده گردوغبار در تخریب محیط زیست و تهدید سلامت انسان‌ها، ضرورت دارد تا منشأ و کانون‌های فعال گردوغبار شناسایی، ردیابی و پایش شوند و از ظرفیت داده‌های ماهواره‌ای و الگوریتم‌های پیشرفته یادگیری ماشینی برای مدل‌سازی و مدیریت بهتر این پدیده استفاده شود. چنین رویکردی می‌تواند زمینه‌ساز کاهش خسارات اقتصادی و زیست‌محیطی و برقراری پایداری در مناطق آسیب‌پذیر مانند استان اصفهان باشد.

۲-پیشینه و سابقه تحقیق

Pourhashemi و همکاران (۲۰۱۸) استفاده از شاخص‌های آشکارسازی گردوغبار بر روی تصاویر ماهواره‌ای مادیس در خراسان رضوی، به ترسیم نقشه واحدهای ژئومورفولوژی و کاربری اراضی کانون‌های برداشت گردوغبار پرداخته‌اند. آنها ۶۵ کانون برداشت گردوغبار را برای دوره آماری ۲۰۰۵-۲۰۱۶ شناسایی کرده‌اند. نتایج حاصل از تهیه نقشه کاربری اراضی و همپوشانی با کانون‌های گردوغبار نشان می‌دهد که کانون‌های گردوغباری تنها در ۸ نوع کاربری از ۱۱ کاربری منطقه، شامل اراضی دیم، جنگل، اراضی کشاورزی آبی، مراتع، سطوح آبی، سطوح رسی، سطوح نمکی، قرار گرفته‌اند.

Behnoud و همکاران (۲۰۲۰) با استفاده از مدل DPSIR و الویت‌بندی راهکارهای ارائه شده، و با بهره‌گیری

از تکنیک‌های AHP و TOPSIS، به بررسی عوامل موثر بر گردوغبار محلی پرداخته‌اند. نتایج به دست آمده نشان می‌دهد که مدل DPSIR در تشخیص مهم‌ترین عوامل موثر بر گردوغبار محلی، از بین عوامل متعدد ارائه شده توسط کارشناسان، کارایی لازم را دارد و بر لزوم استفاده از این مدل در حل مشکلات زیست محیطی تأکید دارد. همچنین، نتایج الویت‌بندی نشان می‌دهد که منابع آبی و بهره‌گیری از عناصر طبیعت، از اهمیت بسیاری برخوردار هستند و حفظ آنها در منطقه امری حیاتی است.

طبق نظرGholami و همکاران (۲۰۲۰) با استفاده از پارامترهای هواشناسی، سنگ‌شناسی، خاک و فعالیت‌های انسانی به عنوان فاکتورهای بالقوه ناشی از گردوغبار و با بهره‌گیری از الگوریتم ماشین بردار پشتیبان، میزان حساسیت حوضه جازموریان در جنوب شرق ایران را نسبت به انتشار گردوغبار ارزیابی کرده‌اند. برای ارزیابی میزان صحت مدل‌ها و عملکرد آن‌ها از نمودار تیلور (شامل ضریب همبستگی، جذر میانگین مربعات خطا و میانگین خطای مطلق) استفاده شده است. بر اساس نتایج به‌دست‌آمده، میزان حساسیت حوضه به چهار کلاس طبقه‌بندی شده است.

همان طور که در مطالعه Jafari و همکاران (۲۰۲۱) مشخص شده است که با استفاده از پارامترهای موثر مانند پوشش گیاهی، دمای سطح زمین، رطوبت خاک، بافت خاک و شیب، و همچنین شناسایی طوفان‌های گرد و غبار ناشی از این مناطق بر اساس ۳۱ تصویر مودیس در سال ۲۰۱۶، منابع گرد و غبار را شناسایی و با استفاده از داده‌های مدل رقومی ارتفاعی زمین، پس از نرمال‌سازی پارامترها، نقشه منبع گرد و غبار با استفاده از منطق فازی تهیه و با ماتریس خطا و نقشه منبع غبار موجود را مورد ارزیابی قرار داده‌اند. هدف اصلی پژوهش حاضر مدل سازی گرد و غبار به عنوان یکی از مخاطرات محیطی بر اساس الگوریتم های هوش مصنوعی (BRT و GLM) در استان اصفهان می باشد.

Afshari و همکاران (۲۰۲۳) این پژوهش با بهره‌گیری از داده‌های سنجنده MODIS، کدهای هواشناسی و عمق اپتیکی آئروسل، به پهنه‌بندی مناطق مستعد گردوغبار در استان اصفهان طی دوره ۲۰۰۱–۲۰۲۲ پرداخته است. متغیرهای اقلیمی، توپوگرافیک و سطحی به‌عنوان عوامل پیش‌بینی‌کننده در مدل‌های یادگیری ماشین به‌کار گرفته شدند و نتایج، بیشترین استعداد گردوغبار را در اراضی بایر، شور و مراتع با پوشش گیاهی ضعیف نشان داد. ارزیابی عملکرد مدل‌ها برتری الگوریتم جنگل تصادفی (۰/۸۶ =AUC) را تأیید کرده و تحلیل حساسیت، نقش غالب بارش و در مدل SVM دما را در کنترل گردوغبار مشخص ساخت.

همچنین پژوهش Negahban و همکاران (۲۰۲۴) با هدف شناسایی مناطق مستعد تشکیل کانون‌های گردوغبار و تحلیل عوامل مؤثر بر آن در جنوب‌غرب کشور انجام شد. در این تحقیق با بهره‌گیری از داده‌های سنجش‌ازدور (MODIS، CHIRPS، SRTM) و ابزارهایی مانند Google Earth Engine، ArcGIS و IDRISI، نقشه غلظت گردوغبار با استفاده از شاخص AOD تهیه گردید. نتایج نشان داد بین غلظت گردوغبار و پارامترهای محیطی نظیر NDVI، بارش، دما، ارتفاع و سرعت باد همبستگی معناداری وجود دارد. همچنین واحدهای ژئومورفولوژیک تپه‌های ماسه‌ای و دشت‌ها بیشترین پتانسیل ایجاد کانون‌های گردوغبار را نشان داده و بخش‌هایی از شمال‌غرب اهواز تا محدوده امیدیه مستعدترین مناطق شناسایی شدند.

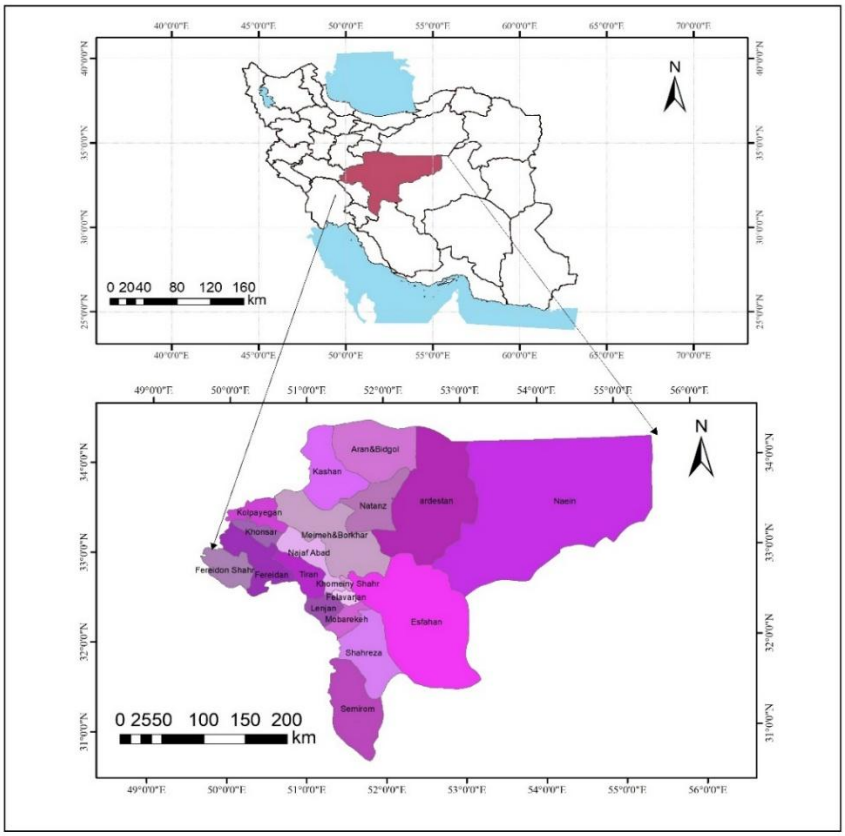
Alizadeh و همکاران (۲۰۲۵) این پژوهش با هدف بررسی و پیش‌بینی پدیده گردوغبار در شهر کرمانشاه، با استفاده از داده‌های هواشناسی ۳ ساعته دوره ۲۰۰۰–۲۰۲۰انجام شد. پس از نرمال‌سازی داده‌ها، از مدل‌های ANN برای پیش‌بینی غلظت گردوغبار و ANFIS برای خطایابی و تحلیل سری زمانی در محیط MATLAB استفاده گردید. نتایج نشان داد حداقل نقطه شبنم بیشترین همبستگی پیرسون را با گردوغبار داشته و بیشینه غلظت پیش‌بینی‌شده ۳۴۵۱/۲۳ میکروگرم بر مترمکعب برآورد شد. همچنین، مدل ANFIS با تابع عضویت زنگوله‌ای خطی درجه ۳ بهترین عملکرد را داشته و احتمال رخداد حداکثر گردوغبار در ۲۰ سال آینده برابر ۹۴٪ برآورد گردید.

۳-منطقه مورد مطالعه

استان اصفهان با مساحت حدود ۱۰۷۰۱۹ کیلومتر مربع، در محدوده ۳۰ درجه و ۴۳ دقیقه تا ۳۴ درجه و ۲۷ دقیقه

عرض شمالی خط استوا و ۴۹ درجه و ۳۸ دقیقه تا ۵۵ درجه و ۳۲ دقیقه طول شرقی از نصف النهار گرینویچ واقع شده است (شکل ۱). این استان از سمت شمال به استان‌های سمنان و قم، از سمت جنوب به استان فارس، از سمت غرب به استان‌های چهارمحال و بختیاری و لرستان، از سمت جنوب غرب به استان کهکیلویه و بویر احمد، و از سمت شرق به استان‌های یزد و خراسان جنوبی محدود می‌شود. ارتفاعات مناطق مختلف استان باعث تنوع آب و هوا (بارندگی، درجه حرارت، رطوبت نسبی و غیره) شده است.

۵۸٪/۷۳سطح استان مناطق خشک را شامل می‌شود (مناطق شرقی، شمال شرقی، و نواحی پست مرکزی استان) و ۲۸٪ مناطق نیمه خشک (نواحی مرتفع مرکزی و شمالی استان) و ۱۳/۲۷ مناطق نیمه مرطوب و مرطوب (نواحی مرتفع غربی و جنوبی استان) را شامل می‌شود (سازمان هواشناسی ایران). اصفهان، با اختصاص ۶/۵۷ ٪ از مساحت کل کشور در مرکز فلات ایران قرار گرفته است.



شکل ۱- نقشه موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه.(a) کشور ایران، و(b) استان اصفهان

Fig 1. Geographical location map of the study area. (a) Iran, and (b) Isfahan Province.

۴-روش تحقیق

این پژوهش با هدف بررسی و مدلسازی خطر گردوغبار در منطقه مطالعاتی، در چند مرحله متوالی انجام شد. در گام نخست، وضعیت و ویژگی‌های رخدادهای گردوغبار با استفاده از داده‌های ساعتی ایستگاه‌های سینوپتیک منطقه و ایستگاه‌های همجوار برای بازه زمانی ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۵ میلادی مورد بررسی قرار گرفت. بدین منظور، رخدادهای مرتبط با گردوغبار بر اساس کدهای استاندارد هواشناسی استخراج و سپس با تکیه بر شاخص دید افقی و مطابق با طبقه‌بندی سازمان جهانی هواشناسی، از نظر شدت به سه گروه گردوغبار شدید، متوسط و ضعیف تقسیم‌بندی شدند.

در مرحله بعد، لایه‌های اطلاعاتی مورد نیاز برای مدلسازی تهیه و آماده‌سازی گردید. برای این منظور، علاوه بر پارامترهای اقلیمی شامل دمای متوسط، میزان بارندگی،

رطوبت نسبی و سرعت باد، عوامل توپوگرافی و زمینی نیز در نظر گرفته شد. شاخص رطوبت توپوگرافی(TWI) به‌منظور بیان نقش توپوگرافی در کنترل رطوبت خاک استخراج شد و متغیرهایی نظیر زمین‌شناسی، کاربری اراضی، خاک و پوشش گیاهی پس از کدگذاری، به داده‌های عددی و رستری تبدیل شدند. به‌منظور تحلیل مکانی برخی متغیرها، از روش‌های درون‌یابی در محیط GIS استفاده شد و کلیه لایه‌ها با قدرت تفکیک مکانی یکسان آماده گردیدند.

در ادامه، به‌منظور افزایش دقت و پایداری نتایج، میزان هم‌خطی بین متغیرهای مستقل بررسی شد. برای این کار از شاخص تورم واریانس (VIF) استفاده گردید تا از نبود همبستگی شدید میان عوامل مؤثر اطمینان حاصل شود و تنها متغیرهای مناسب وارد فرآیند مدلسازی شوند.

پس از آماده‌سازی داده‌ها، مدلسازی خطر گردوغبار با بهره‌گیری از الگوریتم‌های یادگیری ماشین (BRT و GLM) انجام گرفت. الگوریتم(BRT) Boosted Regression Trees رویکردی ترکیبی است که از ادغام درخت‌های رگرسیون و روش تقویت‌سازی تدریجی شکل می‌گیرد. درخت‌های رگرسیون به‌عنوان مدل‌های غیرپارامتری قادرند ساختارهای پیچیده، روابط غیرخطی و تعاملات میان متغیرهای پیش‌بین را بدون نیاز به فرض‌های آماری سخت شناسایی کنند. در روش BRT مجموعه‌ای بزرگ از درخت‌های کوچک به‌صورت افزایشی و با تمرکز بر خطاهای باقی‌مانده مدل قبلی ساخته می‌شوند. ترکیب این درخت‌ها یک مدل قدرتمند و انعطاف‌پذیر ایجاد می‌کند که توانایی بالایی در تحلیل داده‌های محیطی و اکولوژیک، شناسایی الگوهای غیرخطی و ارائه پیش‌بینی‌های دقیق دارد.

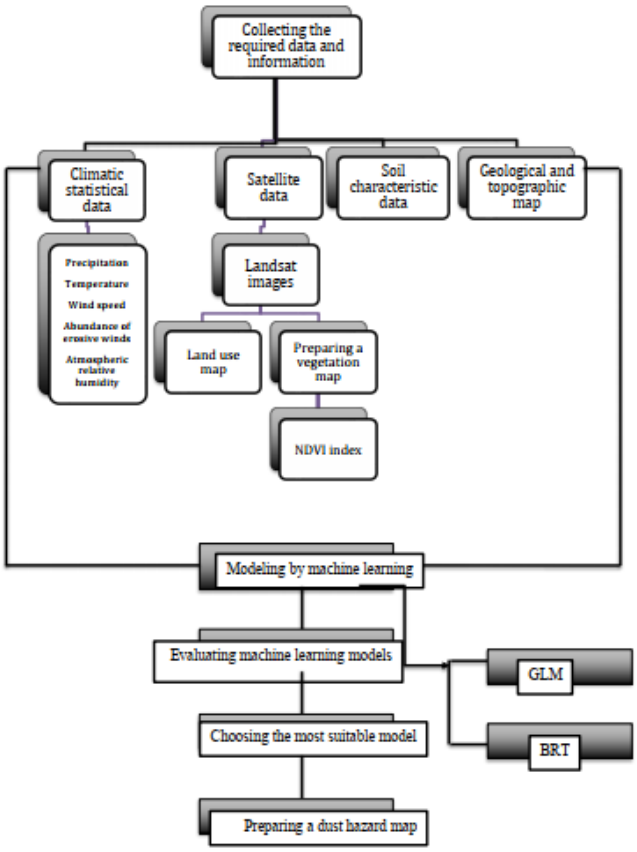
مدل(GLM) Generalized Linear Model نسخه تعمیم‌یافته مدل خطی کلاسیک است که امکان تحلیل داده‌هایی با توزیع‌های مختلف از خانواده توزیع‌های نمایی (مانند پواسون، باینومیال و گاما) را فراهم می‌کند. در GLM رابطه میان میانگین متغیر وابسته و ترکیب خطی متغیرهای مستقل از طریق یک تابع لینک مناسب برقرار می‌شود. این ویژگی به GLM اجازه می‌دهد داده‌های شمارشی، دودویی و پیوسته غیرنرمال را به‌صورت معتبر مدل‌سازی کند. سادگی ساختار ریاضی، قابلیت تفسیر بالا و امکان انجام آزمون‌های آماری از دلایلی است که GLM را به یکی از روش‌های متداول در مدل‌سازی زیست‌محیطی و علوم اکولوژی تبدیل کرده است. ابتدا نقاط وقوع و عدم وقوع گردوغبار تعیین و سپس مجموعه‌ای از متغیرهای اقلیمی، توپوگرافی و زمینی به‌عنوان عوامل پیش‌بینی‌کننده به مدل معرفی شدند. خروجی این مرحله به‌صورت نقشه‌های پهنه‌بندی خطر گردوغبار ارائه شد که علاوه بر نمایش توزیع مکانی مناطق مستعد، اهمیت نسبی هر یک از عوامل مؤثر را نیز مشخص می‌کند.

در نهایت، ارزیابی عملکرد مدل‌ها با استفاده از منحنی ROC و شاخص سطح زیر منحنی (AUC) انجام شد. منحنی ROC(Receiver Operating Characteristic) به عنوان ابزاری مهم در ارزیابی عملکرد مدل‌های پیش‌بینی، به تصویر کشیدن رابطه بین حساسیت (True Positive Rate) و شروع مثبت کاذب(False Positive Rate) در سطوح مختلف قطع‌نامه به‌کار می‌رود. این منحنی به پژوهشگران این امکان را می‌دهد که توانایی یک مدل را در تمیز دادن بین دو یا چند دسته (مانند مثبت و منفی) بررسی کنند. شاخص سطح زیر منحنی(AUC) ، به‌عنوان یک معیار کلیدی در ارزیابی عملکرد مدل، نشان‌دهنده احتمال این است که یک نمونه انتخابی از یک کلاس مثبت نسبت به یک نمونه انتخابی از کلاس منفی، نمره پیش‌بینی بالاتری خواهد داشت. AUC ارزش‌هایی بین ۰ تا ۱ دارد؛ به‌طوری که مقدار ۰/۵ نشان‌دهنده عملکرد تصادفی و مقدار ۱ نشان‌دهنده عملکرد کامل مدل است. استفاده از منحنی ROC و شاخص AUC در تحلیل‌های پیش‌بینی، به خصوص در حوزه‌های پزشکی و علوم داده‌ها، به شناخت بهتر عملکرد مدل‌ها و انتخاب بهترین معیارهای تصمیم‌گیری کمک می‌کند. این شاخص امکان مقایسه دقت مدل‌ها را فراهم کرده و نشان می‌دهد که هر مدل تا چه اندازه در تفکیک مناطق دارای گردوغبار و فاقد آن موفق عمل کرده است. بر اساس نتایج حاصل، مدلی که بیشترین مقدار AUC را به خود اختصاص داد، به‌عنوان مدل برتر و قابل اعتماد برای پهنه‌بندی خطر گردوغبار در منطقه مطالعاتی انتخاب شد.

جدول۱- توصیف مقادیر AUC

Table 1. Description of AUC values

Test quality	AUC value
Weak	۰/۰-۶/۵
Medium	۰/۰-۷/۶
Good	۰/۰-۸/۷
Very good	۰/۰-۹/۸
Excellent	۰-۱/۹



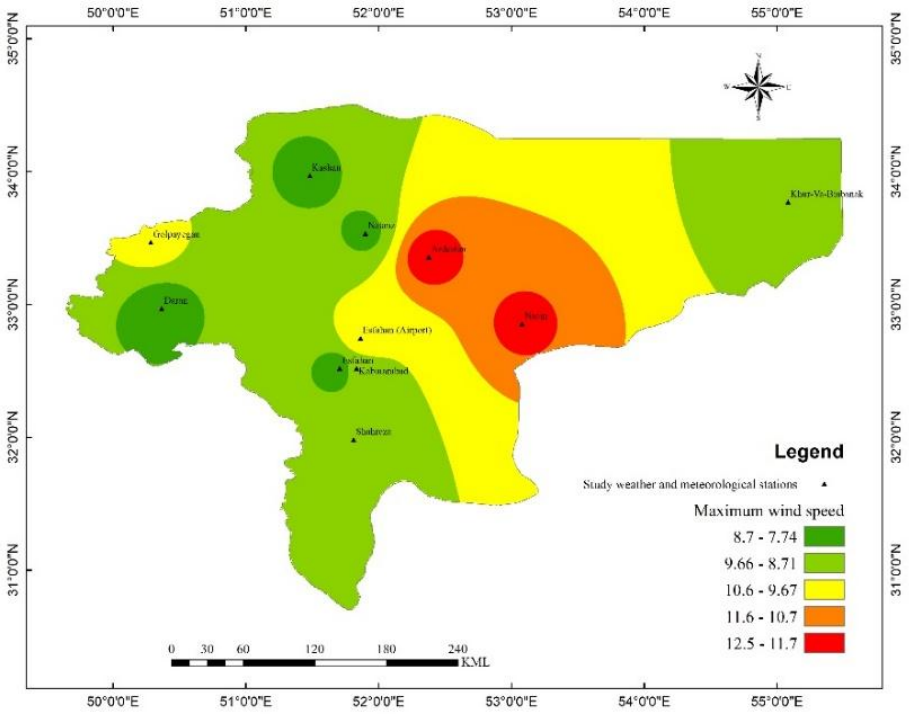
شکل ۲-فلوچارت روش تحقیق

Fig.2. Research Methodology

۵-بحث و نتایج

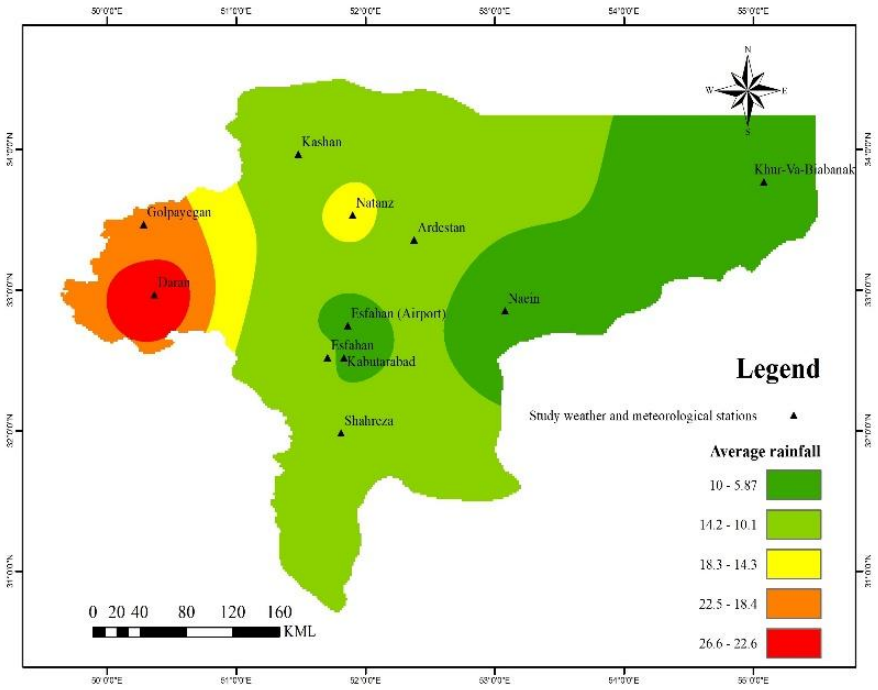
۵-۱- پارامترهای اقلیمی

شکل‌های ۳ تا ۶ نقشه‌های پهنه بندی پارامترهای بارندگی، دمای متوسط، رطوبت نسبی، و سرعت حداکثر باد را نمایان می‌سازند. بر اساس این نقشه‌ها، بارندگی در استان اصفهان در بازه زمانی ۱۹۹۵ تا ۲۰۲۱ میان ۷۰ تا ۳۱۹ میلیمتر متغیر بوده است. بیشترین و کمترین مقدار بارش به ترتیب در نواحی غربی و شمال غربی استان رخ داده است. میانگین حداکثر سرعت باد در بازه ۸-۱۱ متر بر ثانیه بوده و در قسمت‌های مرکزی استان بیشتر از سایر مناطق است. میانگین دمای متوسط در بازه ۱۱/۲ تا ۲۱ درجه سلسیوس قرار دارد، که در قسمت‌های شرقی و مرکزی استان بیشتر از مناطق دیگر است. رطوبت نسبی نیز در بازه ۲۸/۴ تا ۴۱/۷درصد متغیر بوده و در مناطق غربی و جنوب غربی استان بیشترین مقدار را نشان می‌دهد.



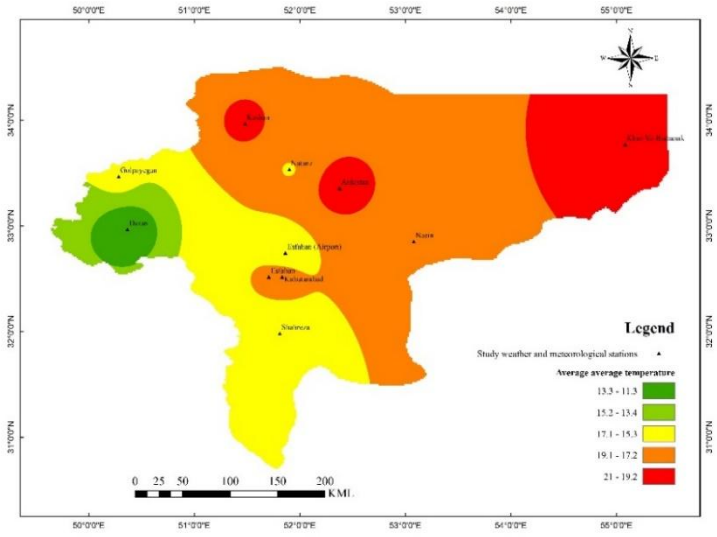
شکل۳- نقشه پهنه‌بندی میانگین حداکثر سرعت باد استان اصفهان از سال۱۹۹۵-۲۰۲۱ با استفاده از روشIDW(ترسیم: نگارندگان)

Fig. 3. Zoning map of the average maximum wind speed of Isfahan province from 1995-2021 using the IDW method (Drawing: Authors)



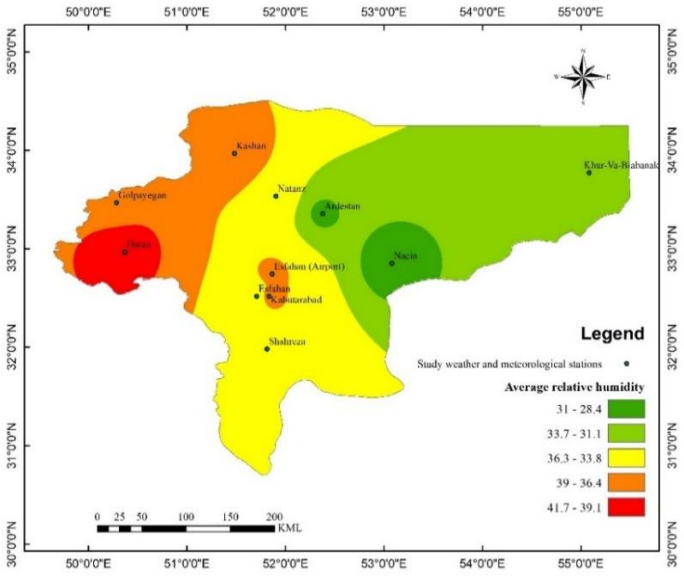
شکل۴- نقشه پهنه‌بندی میانگین بارندگی استان اصفهان از سال ۱۹۹۵-۲۰۲۱ با استفاده از روش IDW (ترسیم: نگارندگان)

Fig. 4. Zoning map of average rainfall in Isfahan province from 1995-2021 using the IDW method (Drawing: Authors)



شکل ۵-نقشه پهنه‌بندی میانگین دمای متوسط استان اصفهان از سال ۱۹۹۵-۲۰۲۱ با استفاده از روش IDW (ترسیم: نگارندگان)

Fig. 5. Zoning map of the average temperature of Isfahan province from 1995-2021 using the IDW method (Drawing: Authors)



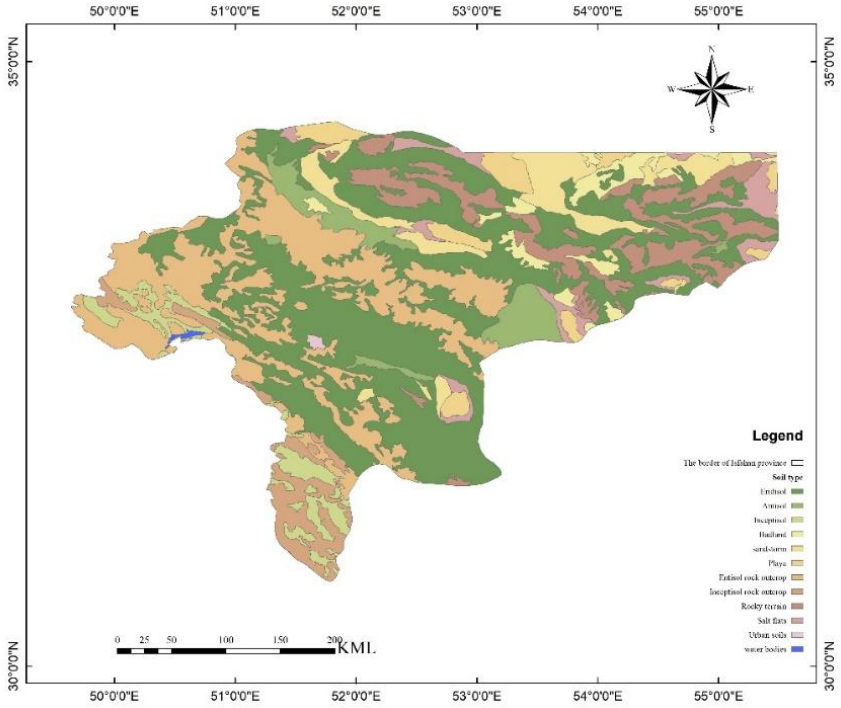
شکل ۶-نقشه پهنه‌بندی متوسط رطوبت نسبی استان اصفهان از سال۱۹۹۵-۲۰۲۱ با استفاده از روش IDW (ترسیم: نگارندگان)

Fig. 6. Zoning map of average relative humidity of Isfahan province from 1995-2021 using the IDW method (Drawing: Authors).

۵-۲-پارامترهای زمینی

۵-۲-۱- خاک شناسی استان اصفهان

بر اساس نقشه زیر (شکل ۷) ،بیشترین رده خاک تشکیل‌دهنده استان اصفهان، اریدی سول‌ها می‌باشند،خاکی را که بیش از نیم سال خشک باشد وبدون اپی پدون مالیک باشد را خاک اریدی سول می نامند که خاک متداول مناطق خشک وبیابانی هستند ، سپس رخنمون‌های سنگی آنتی سول، که دارای تکامل پروفیلی کم است اطلاق می‌شود، و در ادامه زمین‌های صخره‌ای که شامل گونه‌های آتشفشانی، رسوبی و تخریبی و مربوط به زمان پرکامبرین هستند (Khayamim, 2019) .



شکل۷- نقشه خاک شناسی استان اصفهان (ترسیم: نگارندگان)
Fig. 7. Soil map of Isfahan province (Drawing: Authors)

۵-۲-۲- کاربری اراضی استان اصفهان

اراضی بر اساس شکل ظاهری و نحوه تشکیل به ۹ تیپ اصلی تقسیم می‌شوند. هر کدام از تیپ‌های اراضی نیز با توجه به نوع خاک، شیب، پستی و بلندی، نحوه تکامل و تشکیل خاک و افقهای تشخیصی به چند واحد اراضی تقسیم می‌شوند. تیپ کوه‌ها شامل بزرگترین عوارض و ناهمواری‌ها و چین‌خوردگی‌ها در اقصی نقاط استان می‌باشد. بالا بودن شیب و نرخ فرسایش در این تیپ، سبب کاهش عمق خاک و تکوین آن گردیده است (Isfahan Provincial Crisis Management Office, 2012). نواحی شمال، شمال شرق و شرق استان دارای کمترین ارتفاع و بیشترین شوری را در کل استان دارا می‌باشند که اغلب به کاربری مرتع فقیر، اراضی شور و باتلاقی و اراضی بایر تخصیص یافته‌اند.

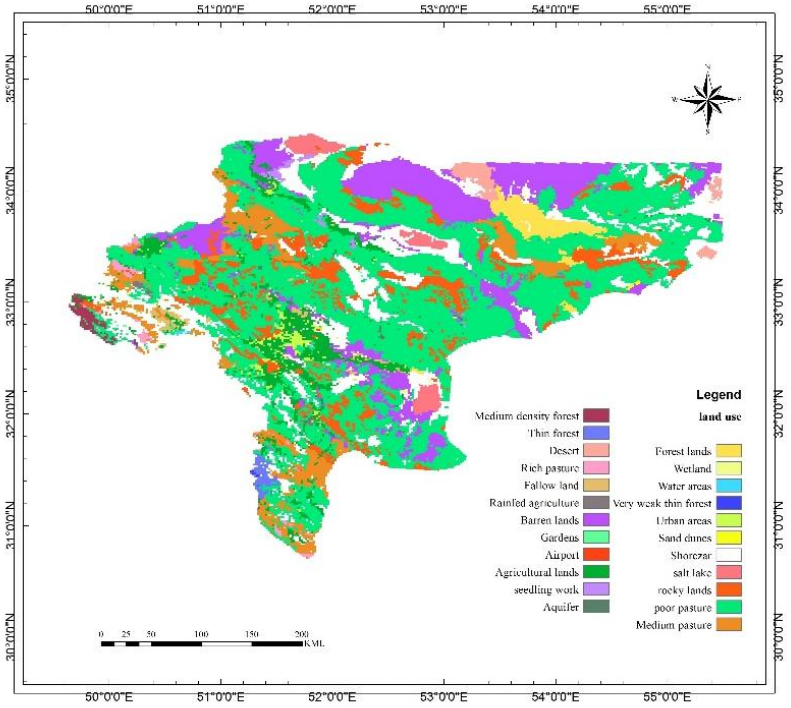
۵-۲-۳- زمین شناسی استان اصفهان

استان اصفهان یکی از گسترده‌ترین استان‌های کشور است و در بخش مرکزی فلات ایران واقع شده است. از نظر زمین‌شناسی، در این استان توالی‌های گسترده از نهشته‌های رسوبی، سنگ‌های دگرگونی و آذرین به سن‌های گوناگون وجود دارد. سنگ‌های دگرگونی اغلب منسوب به پرکامبرین ـ پالئورزوئیک واقع در نواحی خاوری و نهشته‌های مزوزوئیک و سنوزوئیک در سایر بخش‌های استان رخنمون دارند. نوار ماگمایی ارومیه-دختر از شمال غرب به جنوب شرق از بخش میانی استان عبور می‌کند. استان اصفهان از دیدگاه ساختاری گستره‌ای است که از خاور به باختر شامل پهنه‌های ساختاری ایران مرکزی، ارومیه-دختر، سنندج-سیرجان و بخش‌هایی از بلندی‌های زاگرس می‌شود

۵-۲-۴- رطوبت توپوگرافی

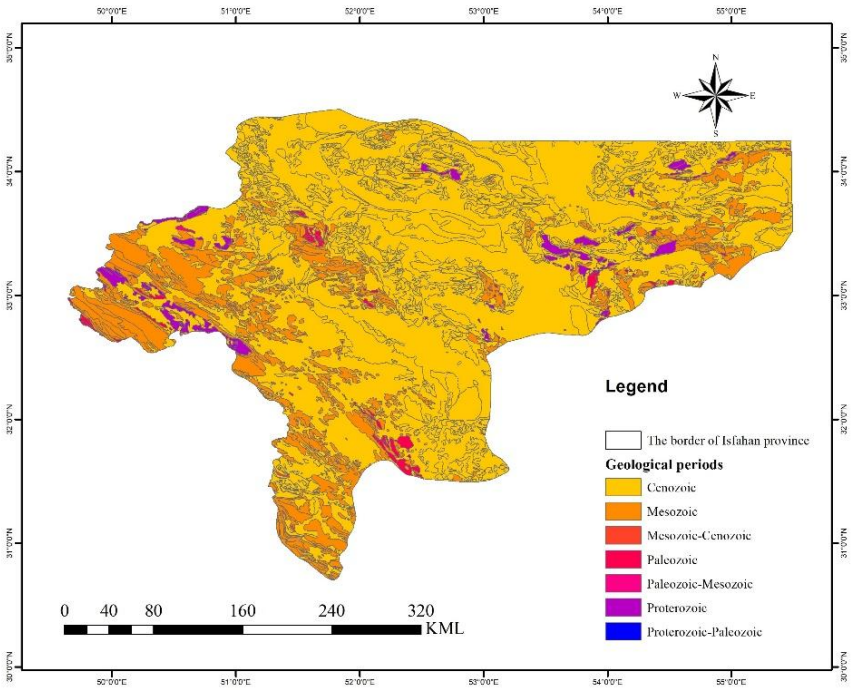
نقشه رطوبت توپوگرافی (شکل۱۰) یک شاخص رطوبت پایدار است که برای تعیین کنترل توپوگرافی روی فرآیندهای هیدرولوژیکی به‌کار برده شده است. این شاخص برای توصیف شرایط رطوبتی در مقیاس حوضه استفاده می‌شود و مناطق اشباع سطحی و توزیع مکانی رطوبت خاک در حوضه‌ها را با تفاوت شیب آب زیرزمینی و شیب سطح زمین تقریب می‌زند. بر اساس شاخص نرمال شده تفاوت رطوبت، بیشترین مقدار رطوبت سطح خاک مربوط به اراضی کشاورزی و مرتع با کیفیت خوب است و کمترین

آن در نواحی شمال، شمال شرق و شرق استان قابل مشاهده است. رنگ‌های مختلف در نقشه رطوبت توپوگرافی از سبز به قرمز تغییر می‌کنند که نشان‌دهنده میزان رطوبت است. رنگ سبز مناطق کم‌رطوبت را نشان می‌دهد، درحالی که رنگ قرمز به معنی بیشترین رطوبت است.



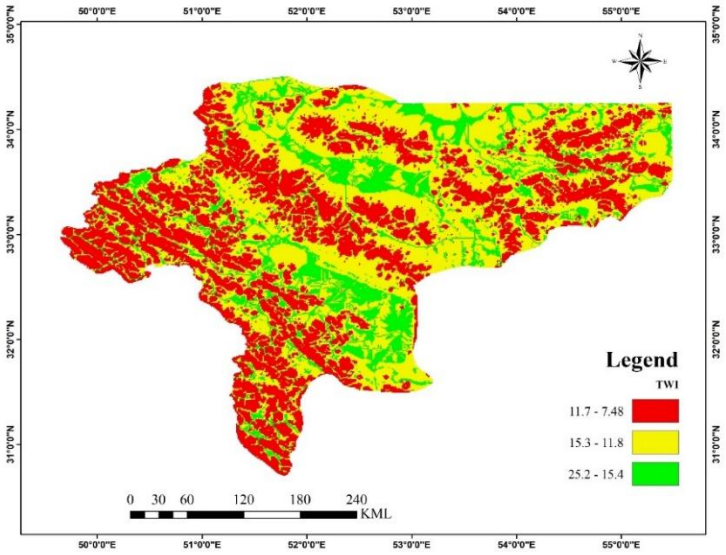
شکل ۸-نقشه کاربری اراضی استان اصفهان (ترسیم: نگارندگان)

Fig. 8. Land use map of Isfahan Province (Drawing: Authors)



شکل ۹- نقشه زمین شناسی استان اصفهان (ترسیم: نگارندگان)

Fig. 9. Geological map of Isfahan Province (Drawing: Authors)



شکل ۱۰-نقشه رطوبت توپوگرافی استان اصفهان(ترسیم: نگارندگان)

Fig. 10. Topographic humidity map of Isfahan province (Drawing: Authors)

۶-بررسی پدیده گردوغبار در استان اصفهان

۶-۱-آماده‌سازی اطلاعات ورودی به مدل (متغییر وابسته): داده‌های گرد و غبار

در این بخش بعد از طبقه بندی رخدادهای گرد و غبار براساس دید افقی، فراوانی این رخدادها محاسبه شده و نقشه گرد و غبار براساس مقادیر فراوانی در کل دوره مطالعاتی ترسیم گردید که در شکل (۱۱) نشان داده شده است. بطوریکه ایستگاه های اردستان واصفهان ونطنز دارای بیشترین فراوانی و ایستگاه های داران وکبوتر آباد نیز از کمترین وقایع گرد و غبار طی دوره آماری ۱۹۹۵ تا ۲۰۲۱ برخوردار بوده است.

۶-۲-نتایج بررسی هم‌خطی عوامل موثر در وقوع گردو غبار

برای بررسی هم‌خطی بین متغیرهای مستقل از عامل تورم واریانس(VIF) استفاده شد. در صورتی بین عوامل موثر یا همان متغیرهای مستقل اثر هم‌خطی وجود ندارد که که عامل تورم واریانس کوچک‌تر از ۵ باشد. مقادیر VIF برای هر یک از متغییرهای مستقل موثر بر خطر گرد و غبار در جدول (۲) نشان داده شده است. براساس نتایج حاصل از محاسبه VIF، هیچ اثر هم‌خطی میان متغییرهای مستقل مشاهده نمی‌شود.

۶-۳-نتایج اهمیت متغیرهای مورداستفاده در خطر وقوع گرد و غبار در محدوده مطالعاتی

به منظور تعین اهمیت هریک از عوامل موثر بر وقوع پدیده گرد و غبار از معیار میانگین کاهشی دقت استفاده گردید. میانگین کاهشی دقت معیار مناسب‌تری برای اولویت‌بندی معیارها در مدل‌سازی طبقه‌بندی دارا می‌باشد. نتایج میانگین کاهشی دقت خطر گرد و غبار درشکل(۱۲) آمده است. نتایج نشان داد که در این پژوهش، حداکثر سرعت باد، بارندگی و رطوبت نسبی سه عامل موثر در ایجاد خطر گرد و غبار می‌باشند.

۷-بحث

۷-۱-اجرای مدل ها وپهنه بندی مکانی مناطق مستعد گردوغبار

مدل برای روش‌های رگرسیون درختی پیشرفته، مدل خطی تعمیم یافته اجراگردید.

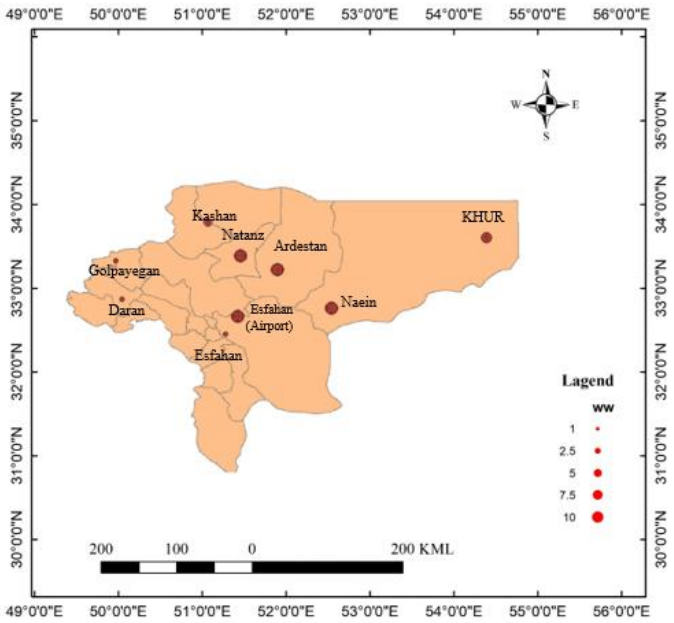
۷-۲-مدل رگرسیون درختی پیشرفته (Boosted Regression Tree)

یک مدل رگرسیون ماشینی است که برای حل مسائل دسته‌بندی و رگرسیون مورد استفاده قرار می‌گیرد. این مدل از ترکیب دو تکنیک، الگوریتم‌های درخت تصمیم و روش‌های افزایشی، ساخته شده است. به عنوان یک تکنیک داده‌کاوی بر اساس درخت‌های طبقه‌بندی و رگرسیون

همراه با الگوریتم Boosting طراحی شده است. بر خلاف الگوریتم‌هایی که بر اساس میانگین به پیش‌بینی می‌پردازند، این مدل از روش پیش‌برنده مرحله‌ای و آمار ناپارامتری استفاده می‌کند. این مدل قابل استفاده در پیش‌بینی پیامدهای درخت رگرسیونی (پیامدهای کمی) یا درخت طبقه‌بندی (طبقه‌بندی شده) می‌باشد.

۷-۳-مدل خطی تعمیم یافته(Generalized Linear Model)

مدل‌های خطی تعمیم یافته چارچوبی را جهت مدلسازی آماری در بسیاری از زمینه‌های تحقیقاتی فراهم می‌کند. این مدل برای اولین بار توسط Chandler و Wheater (۲۰۰۲) در زمینه هیدرولوژی مورد استفاده قرار گرفت. رگرسیون چندگانه و فرم عموم شده آن(GLM) اغلب برای مدلسازی پراکنش گونه‌ها به کار می‌رود و با هدف کاهش فرض‌های محدود کننده در رگرسیون خطی توسعه یافته است. این مدل می‌تواند متغیرهای وابسته را از هر توزیع احتمالی از خانواده نمایی در نظر بگیرد. در مدل‌های خطی تعمیم یافته، به جای متغیر پاسخ با استفاده از یک تابع ربط، از یک تبدیل از متغیر پاسخ برای مدلسازی استفاده می‌شود. جدا از این تبدیل، شکل کلی مدل‌های خطی تعمیم یافته به صورت رگرسیون خطی است.



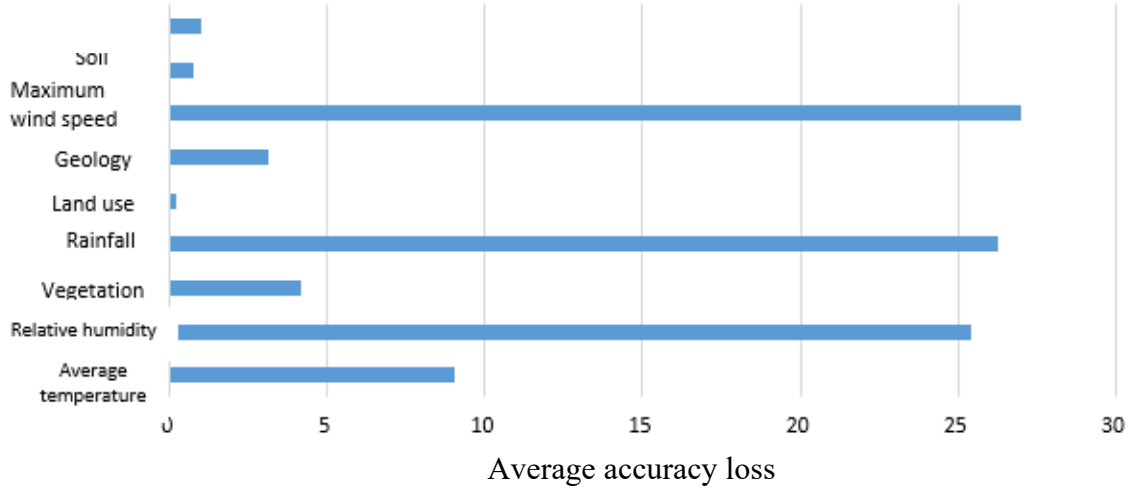
شکل ۱۱- نقشه انواع گردوغبار استان اصفهان(ترسیم: نگارندگان)

Fig. 11. Map of dust types in Isfahan Province (Drawing: Authors)

جدول۲- بررسی هم‌خطی بین متغیرهای مستقل در خطر گرد و غبار

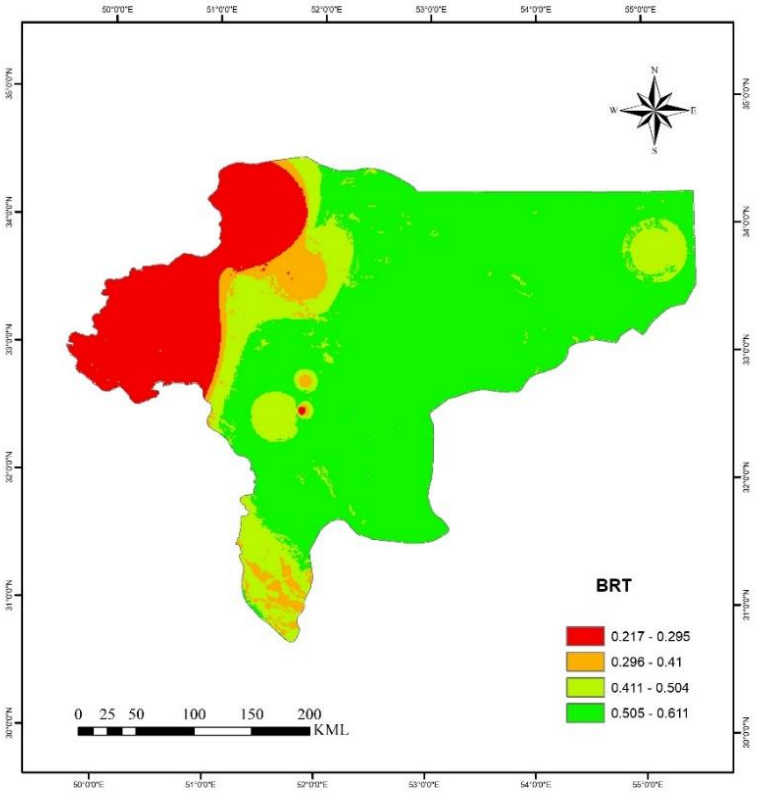
Table 2. Investigating collinearity between independent variables in dust hazard

VIF	Influencing factors
۳	Rainfall
۳/۲۸	Average temperature
۳/۰۲	Relative humidity
۱/۱۶	Wind speed
۱/۰۷	Geology
۱/۱۴	Land use
۱/۲۵	NDVI
۱/۸۸	TWI
۱/۳۳	Soil



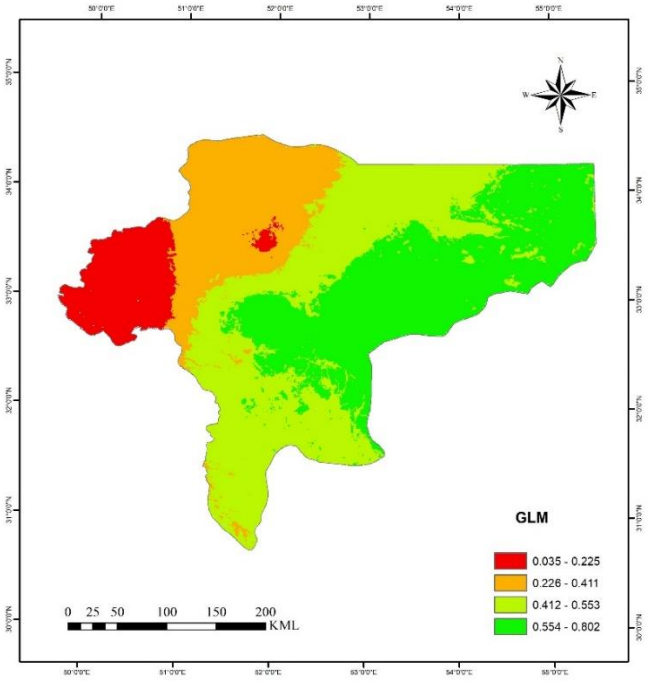
شکل۱۲- نتایج تعیین مهمترین عوامل موثر بر وقوع خطر گرد و غبار در استان اصفهان (ترسیم: نگارندگان)

Fig. 12. Results of determining the most important factors affecting the occurrence of dust hazards in Isfahan Province (Drawing: Authors)



شکل ۱۳- نقشه پهنه بندی مناطق مستعد وقوع گردوغبار بر اساس مدل رگرسیون درختی پیشرفته (BRT) (ترسیم: نگارندگان)

Fig. 13. Zoning map of dust-prone areas based on the Advanced Tree Regression Model (BRT) (Drawing: Authors)



شکل۱۴- نقشه پهنه بندی مناطق مستعد وقوع گردوغبار بر اساس مدل خطی تعمیم یافته (GLM) (ترسیم: نگارندگان)
Fig. 14. Zoning map of dust-prone areas based on generalized linear model (GLM) (Drawing: authors).

۷-۴-مقایسه مدل های مختلف یادگیری ماشین

در این بخش نمودار ROC برای هر مدل ترسیم گردید و مقادیر مربوط به سطح زیرمنحنی برای هر مدل جهت مقایسه عملکرد مدل ها مقایسه شد. شکل های ۱۵ و۱۶ نمودارهای ROC را برای هر مدل نشان می دهد. همچنین مقادیر سطح زیرمنحنی مربوط به مدل‌های پهنه بندی در جدول ارائه شده است.

۷-۵-نتایج مدل رگرسیون درختی پیشرفته (BRT)

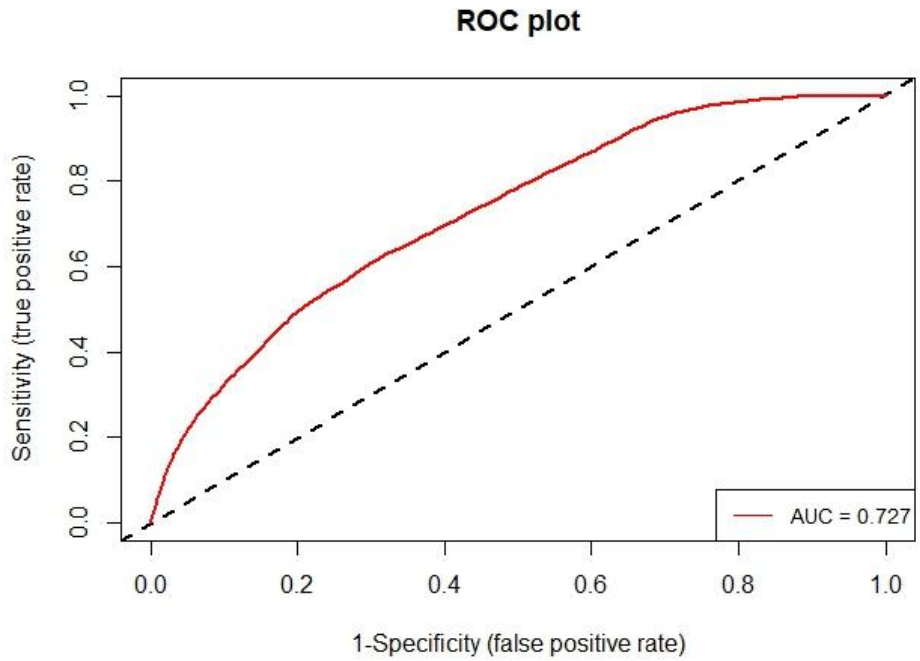
این نمودار ROC نمایشی از عملکرد یک مدل رگرسیون درختی پیشرفته را ارائه می‌دهد که AUC (مساحت زیر منحنی) برابر با ۰/۷۲۷ است. این مقدار نشان‌دهنده یک عملکرد خوب برای مدل است. به طور کلی، هرچه مقدار AUC بالاتر باشد، عملکرد مدل بهتر و دقت پیش‌بینی بیشتری دارد.

۷-۶-مدل خطی تعمیم یافته (GLM)

این نمودار ROC نمایشی از عملکرد یک مدل خطی تعمیم یافته را ارائه می‌دهد که AUC (مساحت زیر منحنی) برابر با ۰/۶۱۶ است. این مقدار نشان‌دهنده یک عملکرد ضعیفتر برای مدل است. هرچه مقدار AUC کمتر باشد، نشان‌دهنده دقت پایین‌تر و عملکرد ضعیف‌تر مدل در پیش‌بینی‌های خود است.

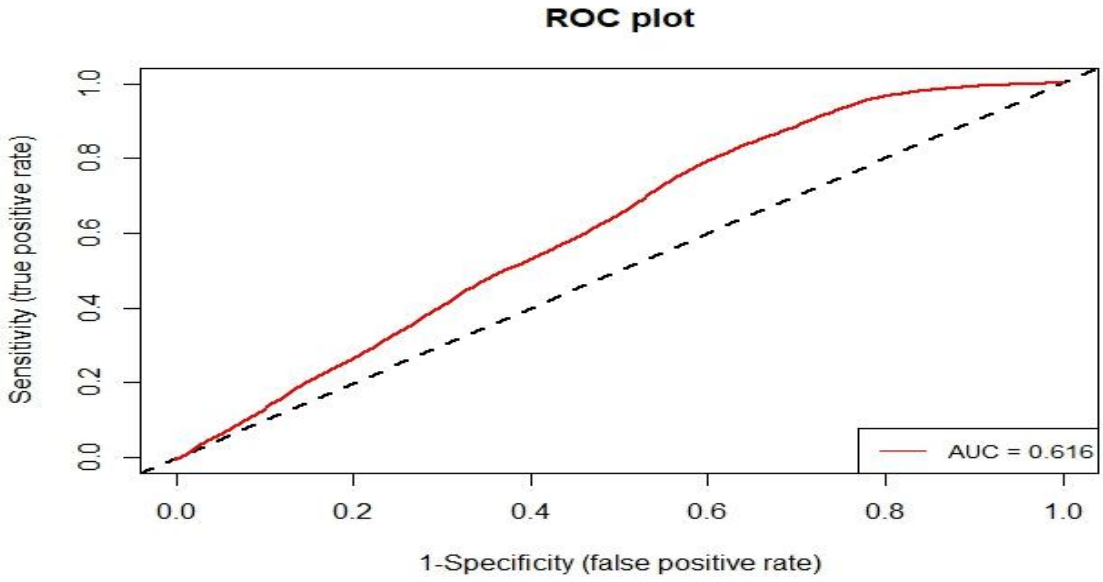
جدول ۳- توصیف مقادیر AUCدر مدل های پهنه بندی
Table 3. Describing AUC values in zoning models

Zoning model	Test quality	AUC value
BRT	Very good	۰/۷۲۷
GJM	Weak	۰/۶۱۶



شکل۱۵- مقادیر سطح زیر منحنی (AUC) در منحنی مشخصه عملکردسیستم (ROC) برای نقشه مدل BRT

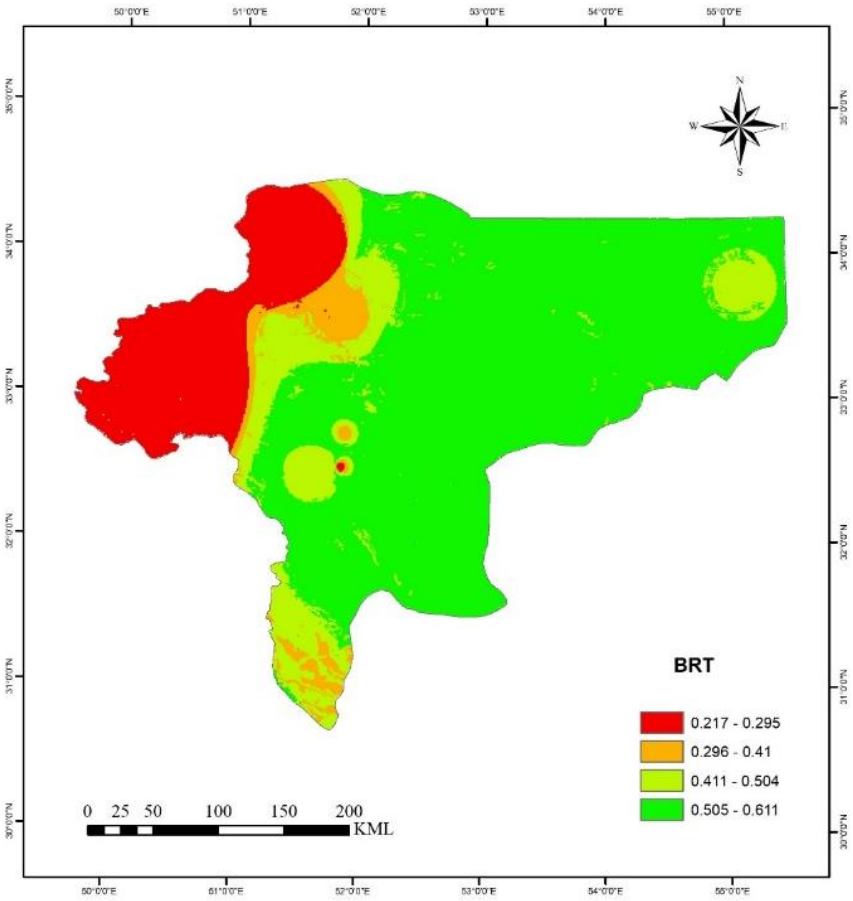
Fig. 15. Area under the curve (AUC) values in the receiver operating characteristic (ROC) curve for the BRT model map



شکل۱۶- مقادیر سطح زیر منحنی (AUC) در منحنی مشخصه عملکردسیستم (ROC) برای نقشه مدل GLM

Fig. 16. Area under the curve (AUC) values in the receiver operating characteristic (ROC) curve for the GLM model map

در نهایت نقشه حاصل از مدل انتخابی در محیط GIS برطبق روش NATURAL BREAK به پنج طبقه دسته بندی گردید که این طبقات مناطق با خطر بالا (با پتاسیل بالای تولید گرد و غبار)، خطر متوسط و خطر کم گرد و غبار را نشان می دهد. نتایج حاصل از پژوهش نشان داد که مدل رگرسیون درخت خطی پیشرفته (BRT) با مقدار AUC=۰/۷۲۷ بهترین کارایی را داشته است .شکل ۱۷- نقشه نهایی پهنه بندی مدل BRT



شکل ۱۷- نقشه نهایی پهنه‌بندی مدل BRT
Fig. 17. Final zoning map of the BRT model

۸-نتیجه گیری

این بخش به ارائه نتایج حاصل از مدل‌سازی و پهنه‌بندی مکانی خطر وقوع پدیده گردوغبار در استان اصفهان طی دوره آماری ۱۹۹۵ تا ۲۰۲۱ اختصاص دارد. فرآیند پژوهش شامل آماده‌سازی لایه‌های اطلاعاتی (پارامترهای اقلیمی و زمینی)، ارزیابی هم‌خطی، تعیین اهمیت عوامل، و اجرای مدل‌های یادگیری ماشین بود. هدف اصلی، شناسایی عوامل کلیدی و پهنه‌بندی دقیق مناطق مستعد گردوغبار بود.

یکی از مراحل حیاتی در مدل‌سازی رگرسیونی، اطمینان از عدم وجود هم‌خطی (Multi collinearity) شدید بین متغیرهای مستقل است. این ارزیابی با استفاده از عامل تورم واریانس (VIF) انجام شد. نتایج حاصل از محاسبه VIF برای تمامی پارامترهای ورودی مدل‌سازی (شامل عوامل اقلیمی و زمینی) نشان داد که حداکثر مقدار VIF متعلق به متغیر دمای متوسط با مقدار ۳/۲۸بود. از آنجا که این مقدار به وضوح کمتر از حد مجاز پذیرش (معمولاً ۵) است، این یافته حاکی از آن است که متغیرهای

پیش‌بینی‌کننده اطلاعات منحصر به فردی را ارائه می‌دهند و هیچ‌گونه هم‌پوشانی یا وابستگی خطی قوی بین آن‌ها وجود ندارد، که این امر اعتبار نتایج مدل‌ها را افزایش می‌دهد.

برای درک بهتر فرآیند فیزیکی وقوع گردوغبار، اهمیت نسبی هر یک از متغیرهای ورودی با استفاده از معیار میانگین کاهشی دقت (Average Drop in Accuracy) ارزیابی شد. نتایج به وضوح نشان داد که عوامل اقلیمی سهم غالب‌تری دارند: در بین عوامل موثر بر گرد و غبار، پارامترحداکثر سرعت باد مهمترین عامل، بارندگی در رتبه دوم و رطوبت نسبی هوا در رتبه سوم قرار گرفتند.

این اولویت‌بندی با فرآیندهای تولید گردوغبار در مناطق خشک و نیمه‌خشک کاملاً همخوانی دارد.

دو مدل(BRT ، LGM) برای پهنه‌بندی مکانی اجرا شدند و عملکرد آن‌ها با معیار(Area Under the Curve) AUCمقایسه گردید.

مدل رگرسیون درختی پیشرفته(BRT) با کسب بالاترین مقدار AUC، به وضوح بهترین عملکرد را در پهنه‌بندی دقیق مناطق مستعد گردوغبار در استان اصفهان از خود به نمایش گذاشت. این برتری نشان‌دهنده توانایی بالای BRT در مدل‌سازی روابط غیرخطی پیچیده بین پارامترهای محیطی و پدیده گردوغبار است.

مقایسه مقاله حاضر و مقاله افشاری و ولی در سال ۱۴۰۲ نشان می‌دهد هر دو پژوهش با هدف مدلسازی و پهنه‌بندی خطر گردوغبار در استان اصفهان و با بهره‌گیری از رویکردهای یادگیری ماشین انجام شده‌اند. مقاله افشاری بر استفاده از داده‌های سنجش‌ازدور (AOD سنجنده MODIS) و مقایسه چندین الگوریتم پیشرفته تمرکز دارد، درحالی‌که مقاله حاضر از کدهای ساعتی گردوغبار و مجموعه‌ای گسترده‌تر از متغیرهای اقلیمی و محیطی بهره گرفته است. از نظر روش‌شناسی، تفاوت اصلی در نوع داده‌های ورودی و انتخاب الگوریتم‌ها (GLM و BRT در برابر RF، SVM و CART) مشاهده می‌شود. نتایج هر دو مطالعه برتری مدل‌های مبتنی بر درخت را تأیید می‌کند، هرچند الگوی فضایی مناطق پرخطر در دو پژوهش یکسان نیست. در مجموع، مقاله حاضر ضمن هم‌راستایی موضوعی با پژوهش مرجع، از نظر داده، روش و نتایج فضایی دارای استقلال و نوآوری علمی است.

بر اساس ارزیابی‌ها، مدل BRT به عنوان مدل نهایی و بهینه انتخاب گردید. با استفاده از پارامترهای کالیبره شده این مدل، نقشه‌های نهایی پهنه‌بندی خطر وقوع گردوغبار تهیه شد که به روشنی توزیع مکانی خطر را در سطح استان مشخص می‌کند. بر همین اساس، مدل BRT توانایی بیشتری در شناسایی کانون‌های فعال و بحرانی گردوغبار، به‌ویژه در نواحی شرقی و جنوب‌شرقی استان اصفهان، از خود نشان داده است. در مقابل، مدل GLM بیشتر برای شناسایی مناطق مستعد بالقوه در مقیاس منطقه‌ای مناسب است. این تفاوت‌ها نشان می‌دهد که به‌کارگیری هم‌زمان مدل‌های یادگیری ماشین و مدل‌های آماری کلاسیک می‌تواند به درک جامع‌تر و واقع‌بینانه‌تری از فرآیند گردوغبار منجر شود این نقشه‌ها ابزاری حیاتی برای برنامه‌ریزی‌های زیست‌محیطی و اتخاذ تدابیر پیشگیرانه هدفمند توسط مدیریت بحران استان اصفهان محسوب می‌شوند.

مراجع

Afshari, M., vali, A.,2023. The efficiency of remote sensing and machine learning algorithms in the zoning of susceptible areas to dust in Isfahan province. Desert Management 11(3), 73-88. https://doi.org/10.22034/jdmal.2023.2011344.1438

Ahmadi, A., Shayganpour, N., 2010.Wind erosion and its control methods in arid and semi-arid regions of Iran .In The Second National Conference on Wind Erosion and Dust Storms Yazd .

Alizadeh, T., Rezaei Banafshe, M., Goodarzi, G., Rostamzadeh H., 2025. Prediction of dust storm using artificial neural networks in Kermanshah. Journal of Applied Researches in Geographical Sciences 25(78), 278-297. https://doi.org/10.61186/jgs.25.78.3

Behnoud, M., Marvati, M., Ghanei Bafghi, M.J., 1401. Prioritizing factors affecting dust using the DPSIR model and decision-making methods in Regan County, Kerman Province. Desert Ecosystem Engineering 9(26), 15-28. https://doi.org/ 10.22052/deej.2020.9.26.11

Boroghni, M., Poorhashmi, S., 2019. Zoning of dust emission risk areas using remote sensing and data mining models in Razavi Khorasan Province. Environmental Erosion Research 1–22. Mountain Belt, Iran. Ore Geology Reviews 34, 521-532. https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2008.05.00

Chandler, R.E., Wheater, H.S., 2002. Analysis of rainfall variability using generalized linear models: A case study from the west of Ireland, Water Resour. Research 38(10), 1192, https://doi.org/10.1029/2001WR000906.

Firouzian, S., Mohammadi Sadegh, S., 2016. Investigating the effects of social damage from fine dust (case study of Sistan County), Fourth International Conference on Research in Engineering Science and Technology, September 2016.

Gholami, H., Mohamad far, A., Sorooshian, A., Jansen, JD., 2020 a. Machine-learning algorithms for predicting land susceptibility to dust emissions: The case of the Jazmurian Basin, Iran. Atmospheric Pollution Research 11(8), 1303-1315, https://doi.org/10.1016/j.apr.2020.05.009

Isfahan Provincial Crisis Management Office., 2012.

Jafari, M., Zehtabian, G.R., Ahmadi, H., Mesbahzadeh, T., Norouzi, A.A., 2019. Detection and routing of dust events using remote sensing and numerical models in Isfahan province. Quarterly Journal of Environmental Sciences 18(1), 105-116. https://doi.org/10.29252/envs.18.1.105

Kaskaoutis, D.G., Kambezidis, H.D., Hatzianastassiou, N., Kosmopoulos, P.G., Badarinath, KVS., 2007. Aerosol climatology: dependence of the Angstrom exponent on wavelength over four AERONET sites. Atmospheric Chemistry and Physics 7, 7347–7397, https://doi.org/10.5194/acpd-7-7347-2007, 2007.

Khayamim, F., Khademi, H., 2019. Main topic: Soil genesis and classification—Spatial variations of calcium carbonate, salinity, and gypsum in surface soils of Isfahan Province and their relation to climate. Proceedings of the 16th Iranian Soil Science Congress, Zanjan, Iran

Negahban, S., Ganjaeian, H., Qeysarian, S.S., Ebrahimi, A., 2014. Identification of dust centers and analysis of factors affecting their occurrence based on remote sensing data (Case study: Southwest Iran). Geography and Environmental Hazards 13(4), 386-405. https://doi.org/ 10.22067/geoeh.2024.89088.1504

Nasiri, E., Ahmadi, H., Ahmadi, T., 2015. Extended abstract Statistical analysis of dust disaster occurrence and representation of smart city conceptual model for its collation (Cace Study: Ilam and Dehloran cities). Journal of Geography and Regional Development12(2), 129-155. https://doi.org/ 10.22067/geography. v12i23.47542

Pourhashemi, S., Amirahmadi, A., Zanganeh diasa, M.A., Salehi, S.M., 2022. Determination of Geomorphological and Land Use Features of Dust Harvesting Sources (Case Study: Khorasan Razavi Provience). Journal of Arid Regions Geographic Studies 9 (34), 14-24. -. https://doi.org/ 10.29252/geores.34.1.1

Sabouri, R., Afkhami, M., Zarasvand, A.R., Khodaday, M., 2011. Determining the effectiveness of Karun River water quality parameters in dust event conditions in the form of a prediction model; Case study: Ahvaz urban section, Scientific Research Quarterly of Wetlands, Islamic Azad University, Ahvaz Branch 2 (7), 47-56, https://doi.org/10.7763/IJESD.2011.V2.103

Sadeghi Ravesh, M.H., Khosravi, H., 1401. Evaluation and quantitative analysis of strategies to combat desertification with multiple decision-making approaches in a fuzzy environment. Integrated Watershed Management 2(2), 31-47. https://doi.org/ 10.22034/iwm.2022.556144.1035

Zolfaghari, H., Abedzadeh, H., 2005. Synoptic analysis of dust systems in western Iran. Geography and Development 3 (6), 188-1730.