Geography

Journal Homepage: https://mag.iga.ir

Online ISSN: 2717-2996

Numerical Modeling and Prediction of Dust Dispersion Patterns 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.
   E-mail: foroohe.kafi251@gmail.com
2. Professor of Geomorphology, Department of Physical Geography, Faculty of Geographical Sciences and Planning, University of Isfahan, Isfahan, Iran. Corresponding Author
   E-mail: m.entezari@geo.ui.ac.ir
3. Associate Professor, Department of Natural Geography, Faculty of Geographical Sciences and Planning, University of Isfahan, Isfahan, Iran.
   E-mail: rahmanzandi@gmail.com

ARTICLEINFO

Article type:
Research Paper

Article History:
Received:
02 Jul 2026
Received in revised:
20 Sep 2026
Accepted:
29 Sep 2026
Available online:
22 Nov 2026

Keywords
Dust storm
Susceptibility mapping
Machine learning,
Support Vector Machine (SVM) GLM-POLY
GIS, Isfahan Province

ABSTRACT

This study aimed to model and map the spatial susceptibility to dust occurrence across Isfahan Province using two machine-learning algorithms: Support Vector Machine (SVM) and Polynomial Generalized Linear Model (GLM-POLY). Dust occurrence events were extracted from hourly synoptic meteorological codes recorded at weather stations during the period 1995–2021. A comprehensive set of nine predictor variables was prepared and integrated within a GIS framework, including climatic factors (maximum wind speed, precipitation, mean temperature, and relative humidity), vegetation cover (Normalized Difference Vegetation Index, NDVI), land-surface characteristics (geology, soil, and land use), and topographic wetness conditions (Topographic Wetness Index, TWI). Prior to modeling, multicollinearity among predictors was assessed using the Variance Inflation Factor (VIF), confirming the absence of severe collinearity (maximum VIF = 3.28 for mean temperature). Model performance was evaluated using the Receiver Operating Characteristic (ROC) curve and the Area Under the Curve (AUC), supported by 5-fold cross-validation to ensure robustness and generalizability.The results demonstrated that SVM outperformed GLM-POLY, achieving an AUC of 0.712 compared to 0.621 for GLM-POLY. Variable importance analysis, based on the mean decrease in accuracy, identified maximum wind speed, precipitation, and relative humidity as the three most influential predictors of dust occurrence. The spatial susceptibility map generated from the SVM model revealed that the eastern, southeastern, and central parts of the province exhibit substantially higher susceptibility than the western regions. This spatial pattern is closely associated with the combined effects of drier climatic conditions (lower precipitation and humidity), higher wind speeds, sparse vegetation cover, and the prevalence of vulnerable land-use types and soil formations that offer limited protection against wind erosion.

Citation: Kafi, F., Entezari, M. & Zandi, R. (2026). Numerical Modeling and Prediction of Dust Dispersion Patterns in Isfahan Province, Geography, 24 (90), 69- 92.
http://doi.org/10.22034/jiga.2026.2093080.1507

© The Author (s). Publisher: Iranian Geographical Associati This is an open access article under the CC BY NC license (https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/)

Extended Abstract

Introduction

Dust storms are among the important environmental hazards in arid and semi-arid regions and can have substantial environmental, public health, agricultural, and socio-economic consequences. In Iran, the occurrence of dust storms has become an important environmental concern, particularly in dry and semi-arid regions where climatic and surface conditions can facilitate wind erosion and dust production. Changes in climatic conditions, including increasing temperature, decreasing precipitation, and recurrent drought, together with degradation of vegetation cover and changes in land-surface conditions, can increase the susceptibility of exposed surfaces to wind erosion. Isfahan Province is particularly susceptible to dust occurrence because of its predominantly arid to semi-arid climate, low precipitation, degraded rangelands, strong winds, and the presence of areas with limited vegetation cover and other surface conditions favorable to wind erosion. Consequently, identifying areas with greater susceptibility to dust occurrence is important for environmental planning and the management of dust-related hazards in the province.

The occurrence and spatial distribution of dust are controlled by the interaction of climatic and environmental factors. Wind speed provides the atmospheric force required for the detachment and transport of surface particles, whereas precipitation and relative humidity influence surface moisture and vegetation conditions. Temperature can also affect surface dryness and environmental conditions associated with dust occurrence. In addition, vegetation cover, soil characteristics, geology, land use, and topographic conditions contribute to differences in the susceptibility of land surfaces to wind erosion. Therefore, assessment of dust susceptibility requires the simultaneous consideration of multiple climatic and environmental variables rather than reliance on a single controlling factor.

The spatial heterogeneity of these factors and the difficulty of conducting extensive field investigations across large areas have increased the importance of remote sensing and Geographic Information System (GIS) techniques in environmental studies. These approaches provide an effective framework for preparing, standardizing, integrating, and analyzing spatial information derived from climatic observations and environmental datasets. In recent years, machine-learning methods have also been increasingly applied to environmental susceptibility modeling because of their ability to identify complex relationships between multiple predictor variables and the occurrence of environmental phenomena.

Previous studies in Iran have used meteorological observations, satellite-derived information, aerosol optical depth, vegetation indices, and environmental variables to identify dust-prone areas. Studies conducted in Isfahan Province and other parts of Iran have demonstrated the importance of climatic variables, vegetation conditions, land-surface characteristics, and topography in explaining the spatial distribution of dust occurrence. However, the direct comparison of different machine-learning approaches using the same set of climatic and environmental predictors and within the same spatial framework remains important for evaluating their relative performance in dust susceptibility mapping. Accordingly, the present study aimed to model and map the spatial susceptibility to dust occurrence in Isfahan Province using Support Vector Machine (SVM) and Polynomial Generalized Linear Model (GLM-POLY) approaches and to identify the relative importance of the climatic and environmental variables used in the modeling framework. Dust occurrence observations derived from hourly synoptic meteorological codes for 1995–2021 were combined with climatic, environmental, vegetation, soil, geological, land-use, and topographic information to develop and evaluate the models

Methodology

The study was conducted in Isfahan Province using data covering the period 1995–2021. Dust occurrence events were identified from hourly dust-related meteorological codes recorded at synoptic weather stations in the study area and neighboring stations. Presence locations were determined from recorded dust events, whereas absence locations were selected randomly from areas without recorded dust occurrence during the statistical period. The resulting dataset was divided into training and testing subsets, with 70% of the observations used for model training and 30% for model testing.

A set of climatic and environmental variables was prepared as predictor variables. The climatic variables included precipitation, mean temperature, relative humidity, and maximum wind speed. Because these variables were available as point observations from meteorological stations, spatially continuous surfaces were generated using the Inverse Distance Weighting (IDW) interpolation method. The environmental variables included geology, soil, land use, Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), and Topographic Wetness Index (TWI). The NDVI layer was used to represent the spatial condition of vegetation cover, while TWI was used to represent the potential spatial distribution of topographic moisture conditions. The land-use and soil layers were derived from the available spatial datasets and converted into compatible raster layers. Geological, soil, and land-use classes were coded appropriately for incorporation into the modeling procedure. All spatial layers were standardized with respect to their coordinate reference system, spatial extent, and cell size to ensure their compatibility and spatial integration. The values of all predictor variables were subsequently

extracted at the presence and absence locations. Before model development, multicollinearity among the predictor variables was evaluated using the Variance Inflation Factor (VIF). The SVM and GLM-POLY models were then developed using the selected predictor variables. The relative importance of the variables was evaluated using the mean decrease in accuracy criterion. Model performance was assessed using the Receiver Operating Characteristic (ROC) curve and the Area Under the Curve (AUC). The model with the higher AUC value was selected as the superior model for producing the final dust susceptibility map. The resulting map was classified into four susceptibility classes—very low, low, moderate, and high—using the Natural Breaks classification method

Results and Discussion

The VIF analysis indicated that the predictor variables did not exhibit severe multicollinearity. The highest VIF value was recorded for mean temperature (3.28), which remained below the threshold of 5. Therefore, the predictor variables were retained for subsequent modeling. The analysis of variable importance showed that maximum wind speed was the most influential variable, followed by precipitation and relative humidity. The dominant contribution of these climatic variables is consistent with the role of atmospheric conditions in controlling the detachment and transport of surface particles. Maximum wind speed directly influences the capacity of the atmosphere to mobilize particles, whereas precipitation and relative humidity affect surface moisture and, consequently, the susceptibility of the land surface to wind erosion.The comparison of the two machine-learning models based on the ROC curve and AUC demonstrated that SVM performed better than GLM-POLY. The SVM model achieved an AUC of 0.712, whereas the AUC of GLM-POLY was 0.621. The higher AUC obtained by SVM indicates its comparatively better ability to discriminate between areas associated with dust occurrence and areas without recorded occurrence within the framework of the present study. Accordingly, SVM was selected as the optimal model for the final spatial susceptibility mapping.The spatial distribution obtained from the SVM model showed that the eastern, southeastern, and central parts of Isfahan Province generally exhibited higher susceptibility to dust occurrence than the western parts of the province. This spatial pattern can be interpreted in relation to the combined distribution of climatic and surface conditions. Parts of the eastern and southeastern areas are characterized by relatively dry conditions, lower vegetation cover, and land-surface characteristics that can provide less protection against wind erosion. At the same time, higher maximum wind speeds in parts of the central province can provide favorable atmospheric conditions for particle mobilization and transport. The higher precipitation and relative humidity observed in the western and southwestern parts of the province are also consistent with their comparatively lower modeled susceptibility.The spatial pattern therefore indicates that dust susceptibility in Isfahan Province is not controlled by a single environmental factor but reflects the combined influence of atmospheric conditions and surface characteristics. The final susceptibility map classified the province into four classes using the Natural Breaks method and provided a spatial representation of areas with different levels of susceptibility to dust occurrence. It should be noted, however, that the present study models the spatial susceptibility to dust occurrence based on recorded events and selected environmental and climatic predictors; therefore, the results should not be interpreted as a direct identification of the exact source or transport pathway of individual dust events.

Conclusion

This study evaluated the spatial susceptibility to dust occurrence in Isfahan Province during 1995–2021 using two machine-learning approaches, SVM and GLM-POLY. The modeling framework integrated climatic variables, including maximum wind speed, precipitation, mean temperature, and relative humidity, with environmental variables comprising NDVI, geology, soil, land use, and TWI. The VIF analysis confirmed the absence of severe multicollinearity among the predictor variables, while the variable-importance analysis identified maximum wind speed, precipitation, and relative humidity as the three most influential predictors.
The model comparison demonstrated that SVM performed better than GLM-POLY, with AUC values of 0.712 and 0.621, respectively. Therefore, SVM was selected as the superior model for spatial susceptibility mapping. The resulting map indicated relatively higher dust susceptibility in the eastern, southeastern, and central parts of Isfahan Province, whereas the western parts generally showed lower susceptibility. The observed spatial pattern reflects the combined influence of climatic conditions and land-surface characteristics rather than the effect of an individual variable. The final susceptibility map can provide useful spatial information for environmental planning, prioritization of dust-prone areas, and the development of targeted management measures in Isfahan Province.

Funding

There is no funding support.

Authors' Contribution

The authors' contributions are equal.

Conflict of Interest
Author declared no conflict of interest.

Acknowledgments
We are grateful to all the scientific consultants of this paper

References

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

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

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, 9(3), 1–22. https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2008.05.00

Dehshiri, S. S. H., & Firoozabadi, B. (2023). A multi-objective framework to select numerical options in air quality prediction models: A case study on dust storm modeling. Science of The Total Environment, 863, 160681. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2022.160681

Fyfe, J., Kharin, V., Santer, B., Cole, J., & Gillett, N. (2021). Significant impact of forcing uncertainty in a large ensemble of climate model simulations. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 118(23), e2016549118. https://doi.org/10.1073/pnas.2016549118

Kok, J. F., Adebiyi, A. A., Albani, S., Balkanski, Y., Checa-Garcia, R., Chin, M., Colarco, P. R., Hamilton, D. S., Huang, Y., Ito, A., Klose, M., Leung, D. M., Li, L., Mahowald, N. M., Miller, R. L., Obiso, V., García-Pando, C. P., Rocha-Lima, A., Wan, J. S., & Whicker, C. A. (2021). Improved representation of the global dust cycle using observational constraints on dust properties and abundance. Atmospheric Chemistry and Physics, 21(10), 8127–8167. https://doi.org/10.5194/acp-21-8127-2021

Luo, H., Li, Y., Gao, X., Meng, X., Yang, X., & Yan, J. (2023). Carbon emission prediction model of prefecture-level administrative region: A land-use-based case study of Xi'an city, China. Applied Energy, 348, 121488. https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2023.121488

Middleton, N. (2019). Variability and trends in dust storm frequency on decadal timescales: Climatic drivers and human impacts. Geosciences, 9(6), 261. https://doi.org/10.3390/geosciences9060261

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 (Case Study: Ilam and Dehloran cities). Journal of Geography and Regional Development, 12(23), 165–184. https://doi.org/10.22067/geography.v12i23.47542

Negahban, S., Ganjaeian, H., Qeysarian, S. S., & Ebrahimi, A. (2024). 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

Siebers, P., Lim, Z., Figueredo, G., & Hey, J. (2020). An innovative approach to multi-method integrated assessment modelling of global climate change. Journal of Artificial Societies and Social Simulation, 23(4), 1–25. https://doi.org/10.18564/jasss.4209

Song, Z., Wang, C., Hou, Y., Wang, B., & Chen, W. (2024). Time series analysis of PM2.5 pollution risk based on the supply and demand of PM2.5 removal service: A case study of the urban areas of Beijing. Environmental Monitoring and Assessment, 196(7), Article 637. https://doi.org/10.1007/s10661-024-12831-8

نشریهٔ جغرافیا

Journal Homepage: https://mag.iga.ir

شاپا الکترونیکی: ۲۹۹۶-۲۷۱۷

مدل‌سازی عددی و پیش‌بینی الگوی پراکندگی گردوغبار در استان اصفهان

فروهه کافی[۱]، مژگان انتظاری[۲]، رحمان زندی[۳]

۱.دانشجوی دکتری، گروه جغرافیای طبیعی، دانشکده علوم جغرافیایی و برنامه‌ریزی، دانشگاه اصفهان، اصفهان، ایران. **ایمیل:** foroohe.kafi251@gmail.com

۲. نویسنده مسئول، استاد ژئومورفولوژی، گروه جغرافیای طبیعی، دانشکده علوم جغرافیایی و برنامه‌ریزی، دانشگاه اصفهان، اصفهان، ایران. **ایمیل:** m.entezari@geo.ui.ac.ir

۳. دانشیار، گروه جغرافیای طبیعی، دانشکده علوم جغرافیایی و برنامه‌ریزی، دانشگاه اصفهان، اصفهان، ایران. **ایمیل:** rahmanzandi@gmail.com

اطلاعات مقاله

نوع مقاله:
مستخرج از رساله پایان نامه ارشد

تاریخ دریافت:
۱۴۰۵/۰۴/۱۱

تاریخ بازنگری:
۱۴۰۵/۰۶/۳۰

تاریخ پذیرش:
۱۴۰۵/۰۷/۰۷

تاریخ چاپ:
۱۴۰۵/۰۹/۰۱

واژگان کلیدی:
گردوغبار، پهنه‌بندی استعداد، یادگیری ماشین، ماشین بردار پشتیبان (SVM)، مدل خطی تعمیم‌یافته‌ی چندجمله‌ای (GLM-POLY)، سامانه‌ی اطلاعات جغرافیایی (GIS)، استان اصفهان

چکیده

پژوهش حاضر با هدف مدل‌سازی و پهنه‌بندی مکانی استعداد وقوع گردوغبار در استان اصفهان، با به‌کارگیری دو الگوریتم یادگیری ماشین شامل ماشین بردار پشتیبان (SVM) و مدل خطی تعمیم‌یافته‌ی چندجمله‌ای(GLM-POLY) ، انجام شده است. رخدادهای گردوغبار بر اساس کدهای ساعتی هواشناسی ثبت‌شده در ایستگاه‌های سینوپتیک طی دوره‌ی آماری ۲۰۲۱-۱۹۹۵ استخراج گردید. مجموعه‌ای جامع از ۹ متغیر پیش‌بین شامل عوامل اقلیمی (حداکثر سرعت باد، بارندگی، دمای متوسط و رطوبت نسبی)، پوشش گیاهی) شاخص تفاضل نرمال‌شده‌ی پوشش گیاهی(NDVI - ، ویژگی‌های سطح زمین (خاک، زمین‌شناسی و کاربری اراضی) و شرایط رطوبتی توپوگرافی) شاخص رطوبت توپوگرافی (TWI - تهیه و در محیط سامانه‌ی اطلاعات جغرافیایی (GIS) تلفیق شدند. پیش از اجرای مدل‌ها، هم‌خطی میان متغیرهای مستقل با استفاده از شاخص تورم واریانس (VIF) ارزیابی گردید که تأییدکننده‌ی عدم وجود هم‌خطی شدید بود) بیشترین مقدار VIF معادل ۳.۲۸ مربوط به دمای متوسط .(عملکرد مدل‌ها با استفاده از منحنی مشخصه‌ی عملکرد گیرنده (ROC) و شاخص سطح زیر منحنی (AUC) و همچنین اعتبارسنجی متقاطع ۵-تایی مورد ارزیابی و مقایسه قرار گرفت.یافته‌های پژوهش نشان داد که مدل SVM با مقدار AUC برابر با ۰.۷۱۲ عملکرد بهتری نسبت به مدل-GLM POLYبا AUC معادل ۰.۶۲۱ دارد. تحلیل اهمیت متغیرها بر اساس معیار میانگین کاهش دقت، مشخص کرد که به‌ترتیب حداکثر سرعت باد، بارندگی و رطوبت نسبی، سه عامل تأثیرگذار و کلیدی در وقوع گردوغبار استان هستند. نقشه‌ی استعداد مکانی حاصل از مدل برتر (SVM) آشکار ساخت که بخش‌های شرقی، جنوب‌شرقی و مرکزی استان از استعداد نسبتاً بیشتری برای وقوع گردوغبار در مقایسه با نواحی غربی برخوردارند. این الگوی فضایی با برهم‌کنش عوامل اقلیمی خشک‌تر (بارندگی و رطوبت کمتر)، سرعت باد بیشتر در برخی نواحی، پوشش گیاهی ضعیف‌تر و وجود کاربری‌ها و سازندهای سطحی آسیب‌پذیر که حفاظت ناچیزی در برابر فرسایش بادی فراهم می‌کنند، همبستگی نزدیکی دارد.

استناد: کافی، فروهه؛ انتظاری، مژگان و زندی، رحمان. (۱۴۰۵). مدل‌سازی عددی و پیش‌بینی الگوی پراکندگی گردوغبار در استان اصفهان، جغرافیا، (۹۰)۲۴، ۹۲-۶۹

http://doi.org/10.22034/jiga.2026.2093080.1507

© نویسندگان

صاحب امتیاز: انجمن جغرافیایی ایران

مقدمه

گردوغبار یکی از مهم‌ترین مخاطرات محیطی در مناطق خشک و نیمه‌خشک جهان، به‌ویژه در خاورمیانه و شمال آفریقا، است که در اثر فرسایش بادی و برداشت، انتقال و پراکنش ذرات ریز از سطح زمین ایجاد می‌شود. این پدیده می‌تواند پیامدهای گسترده‌ای برای سلامت انسان، کشاورزی، زیست‌بوم‌ها و فعالیت‌های اقتصادی داشته باشد. در ایران نیز افزایش رخدادهای گردوغبار در دهه‌های اخیر، نگرانی‌هایی را در زمینه پیامدهای زیست‌محیطی، بهداشتی و اقتصادی آن ایجاد کرده است. تغییرات اقلیمی، به‌ویژه افزایش دما و کاهش بارش، می‌توانند با افزایش خشکی محیط و کاهش پوشش گیاهی، شرایط مساعدتری برای فرسایش بادی و وقوع گردوغبار فراهم کنند (Middleton, 2019). برآورد انتشار جهانی گردوغبار نشان می‌دهد که بخش عمده انتشار گردوغبار منشأ طبیعی دارد؛ به‌طوری‌که سهم منابع طبیعی حدود ۷۵ درصد و منابع انسان‌زاد حدود ۲۵ درصد برآورد شده است. همچنین، خاورمیانه و آسیای مرکزی سهم قابل‌توجهی از انتشار جهانی گردوغبار را به خود اختصاص می‌دهند (Kok et al., 2021).استان اصفهان به دلیل برخورداری از شرایط اقلیمی خشک و نیمه‌خشک، کاهش نزولات جوی، تخریب مراتع، وزش بادهای شدید و گسترش فعالیت‌های انسانی حساس به بیابان‌زایی، از مناطق مستعد وقوع گردوغبار در ایران محسوب می‌شود. رخدادهای گردوغبار در این استان علاوه بر کاهش کیفیت هوا و تهدید سلامت عمومی، می‌توانند پیامدهای اقتصادی و اجتماعی قابل‌توجهی برای بخش‌های کشاورزی، صنعت و سکونتگاه‌های شهری داشته باشند. ازاین‌رو، شناسایی مناطق مستعد وقوع گردوغبار و تعیین عوامل مؤثر بر پراکنش مکانی آن، از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است.یکی از نخستین اقدامات در مدیریت پیامدهای گردوغبار، شناسایی و اولویت‌بندی مناطق مستعد و کانون‌های شکل‌گیری آن است (Boroghni et al., 2019). با توجه به گستردگی مناطق خشک و بیابانی و محدودیت مطالعات میدانی در مقیاس وسیع، استفاده از داده‌های سنجش از دور و سامانه‌های اطلاعات جغرافیایی می‌تواند امکان تهیه و تلفیق اطلاعات مکانی مربوط به عوامل مؤثر بر گردوغبار را فراهم کند. همچنین، روش‌های یادگیری ماشینی با قابلیت تحلیل هم‌زمان مجموعه‌ای از متغیرهای اقلیمی و محیطی، امکان شناسایی الگوهای پیچیده میان عوامل مؤثر و رخداد گردوغبار و پهنه‌بندی مناطق مستعد را فراهم می‌کنند.

مبانی نظری

گردوغبار: تعریف، فرآیندها و پیامدها

پدیده گردوغبار[1]یکی از مهم‌ترین مخاطرات جوی–محیطی در مناطق خشک و نیمه‌خشک جهان محسوب می‌شود. این پدیده در نتیجه‌ی برداشت، انتقال و رسوب‌گذاری ذرات ریز (به‌ویژه با قطر کمتر از ۱۰ میکرون) از سطح زمین توسط نیروی باد شکل می‌گیرد .(Middleton, 2019) فرآیند وقوع گردوغبار شامل سه مرحله‌ی اصلی است: ۱– جدایش: که در آن تنش برشی ناشی از باد بر ذرات سطحی غلبه کرده و آن‌ها را از بستر جدا می‌کند. ۲– انتقال: ذرات جدا شده، بسته به اندازه و سرعت باد، به‌صورت جهشی، معلق یا خزشی جابه‌جا می‌شوند. ۳– رسوب‌گذاری: با کاهش سرعت باد یا تغییر شرایط جوی، ذرات از ستون هوا خارج شده و در سطح زمین ته‌نشین می‌شوند.(Kok et al., 2021)

[1] Dust Storm

پیامدهای گردوغبار فراتر از یک مخاطره‌ی صرفاً طبیعی است و ابعاد گسترده‌ای از جمله سلامت عمومی (بیماری‌های تنفسی و قلبی–عروقی)، کشاورزی (کاهش فتوسنتز و آسیب به محصولات)، حمل‌ونقل (کاهش دید)، اقتصاد (هزینه‌های سنگین درمانی و خسارات به زیرساخت‌ها) و اکوسیستم‌ها (تغییر در چرخه ی عناصر غذایی) را در بر می‌گیرد (Negahban et al., 2024). برآوردها نشان می‌دهد که سهم منابع طبیعی در انتشار جهانی گردوغبار حدود ۷۵ درصد و منابع انسان‌ساخت (ناشی از تغییر کاربری اراضی، خشک شدن تالاب‌ها و...) حدود ۲۵ درصد است.(Kok et al., 2021)

عوامل کنترل‌کننده ی وقوع گردوغبار

استعداد وقوع گردوغبار در یک منطقه، تابعی پیچیده و غیرخطی از برهم‌کنش سه دسته عامل اصلی است :عوامل اقلیمی، عوامل سطح زمین، و عوامل توپوگرافی (Afshari & Vali, 2023). درک این برهم‌کنش‌ها، پایه و اساس هرگونه مدل‌سازی مکانی برای این پدیده است.

عوامل اقلیمی :این عوامل، نیروی محرکه و زمینه‌ساز اصلی وقوع گردوغبار هستند.

سرعت باد: مهم‌ترین عامل در فرآیند جدایش ذرات است. افزایش سرعت باد، تنش برشی وارد بر سطح را افزایش داده و در صورت فراتر رفتن از آستانه ی بحرانی، منجر به حرکت ذرات می‌شود. با این حال، این عامل به‌شدت تحت تأثیر شرایط سطح زمین است.

بارندگی : نقش دوگانه دارد. از یک سو با افزایش رطوبت خاک و چسبندگی ذرات، مقاومت سطح را افزایش می‌دهد و از سوی دیگر با تقویت پوشش گیاهی، از فرسایش بادی می‌کاهد. کاهش بارش و خشکسالی‌های پی‌درپی، مهم‌ترین عامل افزایش استعداد گردوغبار در مناطق خشک است.(Middleton, 2019)

دما: با افزایش تبخیر و تعرق، رطوبت سطح را کاهش داده، خشکی خاک را تشدید کرده و زمینه را برای کاهش پوشش گیاهی و افزایش فرسایش‌پذیری فراهم می‌کند.

رطوبت نسبی: به‌عنوان شاخصی از خشکی جو و سطح، با رطوبت خاک ارتباط مستقیم دارد و مقادیر پایین آن، شرایط را برای وقوع گردوغبار مساعدتر می‌سازد.

عوامل سطح زمین : این عوامل، بستر و منبع اولیه ی تولید ذرات را تعیین می‌کنند.

پوشش گیاهی : مهم‌ترین عامل کنترل‌کننده ی فرسایش بادی است. ریشه گیاهان خاک را تثبیت کرده و اندام‌های هوایی آن‌ها با افزایش زبری سطح، سرعت باد را در نزدیکی سطح کاهش می‌دهند. شاخص NDVI (شاخص تفاضل نرمال‌شده پوشش گیاهی) به‌عنوان یک شاخص کمی و معتبر برای نمایش وضعیت پوشش گیاهی در مطالعات مکانی استفاده می‌شود.

ویژگی‌های خاک و زمین‌شناسی : بافت خاک (درصد رس، سیلت و شن)، میزان ماده ی آلی، رطوبت و نوع رسوبات سطحی، تعیین‌کننده ی اصلی میزان ذرات قابل برداشت و آستانه ی فرسایش هستند. واحدهای زمین‌شناسی متفاوت، مواد مادری با حساسیت فرسایشی مختلف را ایجاد می‌کنند.(Boroghni & Poorhashmi, 2019)

کاربری اراضی : فعالیت‌های انسانی مانند کشاورزی نامناسب، چرای مفرط دام و تغییر کاربری اراضی، با تخریب ساختار خاک و حذف پوشش گیاهی، حساسیت زمین به فرسایش بادی را به‌شدت افزایش می‌دهند. اراضی بایر، شور و مراتع تخریب‌یافته، از مستعدترین کاربری‌ها برای تولید گردوغبار هستند.

عوامل توپوگرافی و رطوبتی : اگرچه توپوگرافی به‌تنهایی باعث ایجاد گردوغبار نمی‌شود، اما از طریق کنترل الگوهای زهکشی، تجمع آب و رطوبت خاک بر استعداد وقوع آن تأثیر می‌گذارد. شاخص رطوبت توپوگرافی (TWI) به‌عنوان یک

شاخص مؤثر برای نمایش پتانسیل رطوبت نسبی سطوح مختلف به‌کار می‌رود. مناطقی با TWI پایین، از رطوبت کمتری برخوردار بوده و استعداد بیشتری برای فرسایش بادی دارند.(Luo et al., 2023)

بنابراین، مدل‌سازی موفق استعداد گردوغبار، مستلزم در نظر گرفتن هم‌زمان و تعامل تمامی این عوامل در یک چارچوب جامع و مبتنی بر داده‌های مکانی است.

در دهه ی اخیر، با پیشرفت فناوری‌های سنجش از دور و سامانه‌های اطلاعات جغرافیایی (GIS) و همچنین ظهور الگوریتم‌های قدرتمند یادگیری ماشین، مطالعات مربوط به شناسایی، پایش و پهنه‌بندی خطر گردوغبار تحولی چشمگیر یافته است. مرور نظام‌مند این مطالعات، خلأهای پژوهشی موجود را نمایان می‌کند.مطالعات مبتنی بر سنجش از دور و داده‌های هواشناسی: بسیاری از پژوهش‌های اولیه و معاصر بر استفاده از شاخص‌های سنجش از دور نظیر عمق اپتیکی آئروسل (AOD) و تصاویر ماهواره‌ای مانند (MODIS) برای شناسایی کانون‌های گردوغبار متمرکز بوده‌اند. به‌عنوان مثال، نگهبان و همکاران (۱۴۰۳) در جنوب‌غرب ایران، با تلفیق داده‌هایMODIS ، CHIRPSوSRTM ، نقشه ی غلظت گردوغبار را تهیه و ارتباط آن را با متغیرهایی چونNDVI ، بارش و دما بررسی کردند. نتایج آن‌ها نشان داد که واحدهای ژئومورفولوژیک تپه‌های ماسه‌ای و دشت‌ها، بیشترین پتانسیل را برای ایجاد کانون‌های گردوغبار دارند.مطالعات مبتنی بر مدل‌های آماری و داده‌کاوی: در کنار روش‌های سنتی آماری، مدل‌های داده‌کاوی و شبکه‌های عصبی مصنوعی به‌طور گسترده‌ای برای پیش‌بینی زمانی و مکانی گردوغبار به‌کار گرفته شده‌اند. علی‌زاده و همکاران (۱۴۰۴) با استفاده از مدل ANNموفق به پیش‌بینی غلظت گردوغبار در کرمانشاه شدند و مدل ANFIS را برای تحلیل خطا و سری‌زمانی مناسب‌تر یافتند. در سطح بین‌المللی، تحقیقات نشان داده است که مدل‌های عددی مانند WRF-Chem نیز توانایی شبیه‌سازی طوفان‌های گردوغبار را دارند، اما خروجی آن‌ها به شدت به شرایط اولیه و گزینه‌های مدل‌سازی حساس است و نیازمند تحلیل‌های تکمیلی می‌باشد.(Dehshiri & Firoozabadi, 2023) مطالعات مبتنی بر الگوریتم‌های یادگیری ماشین در پهنه‌بندی مکانی: در سال‌های اخیر، الگوریتم‌های یادگیری ماشین نظیر جنگل تصادفی(RF) ، ماشین بردار پشتیبان (SVM)و مدل‌های تعمیم‌یافته (GLM) به‌عنوان ابزارهای قدرتمندی برای پهنه‌بندی استعداد وقوع مخاطرات طبیعی از جمله گردوغبار معرفی شده‌اند. افشاری و ولی (۱۴۰۲) در مطالعه‌ای در استان اصفهان، با استفاده از داده‌های MODIS و کدهای هواشناسی، به مقایسهٔ عملکرد چند مدل یادگیری ماشین پرداختند و دریافتند که مدل جنگل تصادفی با مقدار AUCبرابر ۰٫۸۶، بهترین عملکرد را در پهنه‌بندی مناطق مستعد گردوغبار دارد. همچنین، آن‌ها تحلیل حساسیت را برای شناسایی مهم‌ترین متغیرها انجام دادند که نقش بارش و دما را برجسته ساخت.

شکاف و جایگاه پژوهش حاضر (نوآوری): با وجود پیشرفت‌های یادشده، مرور دقیق منابع نشان می‌دهد که بخش قابل‌توجهی از مطالعات، یا بر شاخص‌های سنجش از دور به‌عنوان متغیر وابسته مانند (AOD) متمرکز بوده‌اند و یا از مجموعه محدودی از متغیرهای پیش‌بین استفاده کرده‌اند. خلأ اصلی در مطالعاتی است که به‌صورت هم‌زمان و با یک چارچوب داده‌ای یکسان، عملکرد مدل‌های مختلف یادگیری ماشین را در پهنه‌بندی خطر با استفاده از داده‌های واقعی رخدادهای گردوغبار (حضور/عدم حضور) در مقیاس استانی، با درنظرگرفتن تمامی دسته‌های عوامل مؤثر (اقلیمی، سطح زمین و توپوگرافی) مقایسه کنند، به‌ویژه در مناطقی مانند استان اصفهان که شرایط خشک و نیمه‌خشک، آن را به یکی از کانون‌های حساس کشور تبدیل کرده است.

پژوهش حاضر با هدف پر کردن این خلأ انجام شده است و سعی دارد با به‌کارگیری رخدادهای واقعی گردوغبار از کدهای سینوپتیک (به‌عنوان متغیر وابسته) و با تلفیق جامع‌ترین مجموعه ممکن از متغیرهای پیش‌بین شامل متغیرهای اقلیمی، NDVI، خاک، زمین‌شناسی، کاربری اراضی وTWI ، به‌طور مستقیم به مقایسه ی عملکرد دو الگوریتم پرکاربرد اما با ماهیت

متفاوت، یعنی SVM با قابلیت بالا در مدل‌سازی روابط غیرخطی و GLM-POLY به‌عنوان توسعه‌یافته ی مدل‌های خطی برای شناسایی روابط چندجمله‌ای در پهنه‌بندی استان اصفهان بپردازد. این رویکرد، امکان انتخاب مدل بهینه را بر اساس معیارهای عینی فراهم کرده و درک دقیق‌تری از اهمیت نسبی هر یک از عوامل مؤثر در این منطقه ارائه می‌دهد.

روش تحقیق

داده‌های مورد استفاده و آماده‌سازی

متغیر وابسته: شناسایی رخدادهای گردوغبار: رخدادهای گردوغبار بر اساس کدهای استاندارد هواشناسی (کد ۰۶ تا ۰۹ و ۳۰ تا ۳۵ گزارش‌های هواشناسی) از داده‌های ساعتی و روزانه‌ی ۱۰ ایستگاه سینوپتیک استان اصفهان و ۶ ایستگاه همجوار طی دوره ی ۱۹۹۵–۲۰۲۱ استخراج شدند. برای هر رخداد، مکان (مختصات ایستگاه) و شدت (بر اساس دید افقی) ثبت گردید. به‌منظور ایجاد مجموعه‌داده‌ی تعادلی برای مدل‌سازی، از روش حضور/عدم حضور استفاده شد. نقاط حضور (۱) بر اساس روزهای ثبت‌کننده ی گردوغبار و نقاط عدم حضور (۰) با نمونه‌برداری تصادفی از روزها و ایستگاه‌های فاقد گردوغبار تولید شدند. نهایتاً مجموعه‌داده‌ای متشکل از ۳۲۰ نقطه (۱۶۰ نقطه حضور و ۱۶۰ نقطه عدم حضور) ایجاد و به‌صورت تصادفی به دو زیرمجموعه ی آموزش ٪۷۰ (یا ۲۲۴ نقطه) و آزمون ٪۳۰ (یا ۹۶ نقطه) تقسیم شد.

متغیرهای مستقل و نحوهٔ تهیه: بر اساس مبانی نظری، ۹ متغیر مستقل شامل متغیرهای اقلیمی (بارندگی، دمای متوسط، رطوبت نسبی و حداکثر سرعت باد)، متغیرهای سطح زمین (خاک، زمین‌شناسی، کاربری اراضی)، پوشش گیاهی شاخص (NDVI و توپوگرافی شاخص رطوبت توپوگرافی TWI) تهیه شدند. تمامی لایه‌های مکانی، به مختصات جغرافیایی (WGS-84 (UTM Zone 39N تبدیل، به یک‌اندازه‌سلول ۲۵۰ متر درآمده و با یکدیگر هم‌مرز شدند.

داده‌های اقلیمی: به‌دلیل پراکندگی ایستگاه‌ها، از روش درون‌یابی وزن‌دهی معکوس فاصله (IDW) با توان ۲ برای تولید سطوح پیوسته استفاده شد.

شاخص NDVI : میانگین سالانه از تصاویر سنجنده‌ی MODIS سریTerra/Aqua ، محصول (MOD13A3) با قدرت تفکیک مکانی ۱ کیلومتر، برای دورهی ۲۰۰۰–۲۰۲۱ استخراج شد.

شاخص TWI : با استفاده از مدل رقومی ارتفاعی SRTM دقت ۳۰ متر در محیط GIS محاسبه گردید.

لایه‌های خاک، زمین‌شناسی و کاربری اراضی: از سازمان‌های مربوطه دریافت و پس از رستری‌سازی و کدگذاری (بر اساس کلاس‌های موجود)، به مدل وارد شدند.

پیش‌پردازش: بررسی هم‌خطی متغیرها

پیش از ورود به مدل‌ها، به‌منظور اطمینان از نبود همبستگی شدید بین متغیرهای مستقل، آزمون هم‌خطی با استفاده از شاخص (Variance Inflation Factor) VIFانجام شد. مقدار VIF کمتر از ۵، به‌عنوان آستانه‌ی عدم وجود هم‌خطی شدید در نظر گرفته شد. نتایج (جدول ۱) نشان داد که تمامی متغیرها دارای VIF کمتر از ۵ هستند و بنابراین برای ورود هم‌زمان به مدل مناسب تشخیص داده شدند.

جدول ۱. نتایج آزمون هم‌خطی(VIF)

متغیر	VIF	متغیر	VIF
بارندگی	۳.۰۰	زمین‌شناسی	۱.۰۷
دمای متوسط	۳.۲۸	کاربری اراضی	۱.۱۴
رطوبت نسبی	۳.۰۲	NDVI	۱.۲۵
حداکثر سرعت باد	۱.۱۶	TWI	۱.۸۸
		خاک	۱.۳۳

الگوریتم‌های مدل‌سازی

ماشین بردار پشتیبان(SVM)

SVMیک الگوریتم نظارت‌شده است که با یافتن یک ابرصفحه‌ی بهینه، دو کلاس (حضور و عدم حضور) را در یک فضای ویژگی با حداکثر فاصله از یکدیگر جدا می‌کند. در این پژوهش، از تابع هسته‌ی پایه‌ی شعاعی (RBF) برای مدل‌سازی روابط غیرخطی استفاده شد.

مدل خطی تعمیم‌یافته با جملات چندجمله‌ای(GLM-POLY)

مدل GLM با تابع پیوند لوجیت (رگرسیون لجستیک) برای داده‌های باینری به‌کار گرفته شد. برای درنظرگرفتن روابط غیرخطی، جملات چندجمله‌ای (تا درجه‌ی ۲) به مدل افزوده شدند تا مدل قادر به شناسایی اثرات متقابل و منحنی‌گونه‌ی متغیرها بر وقوع گردوغبار باشد. برای انتخاب متغیرهای نهایی و جلوگیری از بیش‌برازش، از روش حذف گام‌به‌گام بر اساس معیار AIC استفاده شد.

ارزیابی و اعتبارسنجی مدل‌ها: برای مقایسه‌ی عملکرد دو مدل، از منحنی مشخصه‌ی عملکرد گیرنده (ROC) و شاخص سطح زیر منحنی (AUC) استفاده شد. منحنی ROC توانایی مدل را در تفکیک صحیح کلاس‌ها در تمامی آستانه‌ها نشان می‌دهد و شاخصAUC ، عددی بین ۰ و ۱ است که هرچه به ۱ نزدیک‌تر باشد، عملکرد مدل بهتر است. برای افزایش اعتبار، از روش اعتبارسنجی متقاطع ۵–تایی (5-Fold CV) نیز بر روی داده‌های آموزش استفاده شد تا از پایداری مدل‌ها اطمینان حاصل گردد. مدلی که در هر دو مرحله (آزمون و اعتبارسنجی متقاطع) دارای AUC بالاتری باشد، به‌عنوان مدل برتر انتخاب می‌شود.

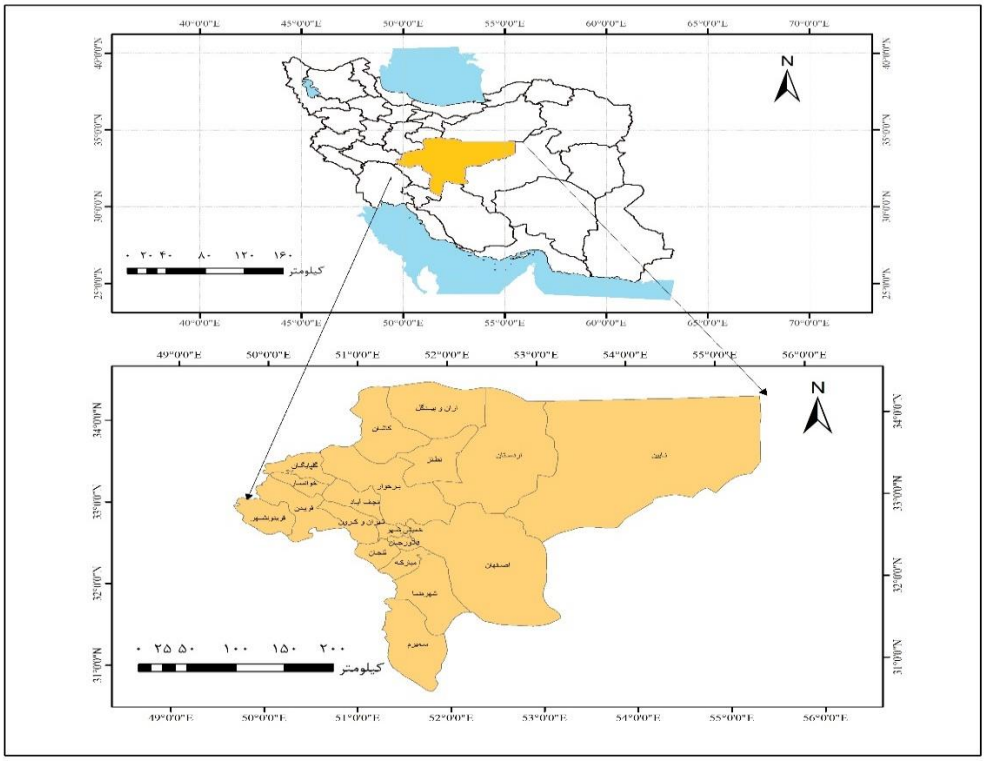
پهنه‌بندی نهایی استعداد گردوغبار: پس از انتخاب مدل برتر، نقشه‌ی پیوسته‌ی احتمال وقوع گردوغبار برای کل استان تولید شد. برای تبدیل این نقشه به طبقات قابل‌استفاده، از روش طبقه‌بندی شکست‌های طبیعی (Natural Breaks - Jenks)استفاده گردید. این روش با کمینه‌سازی واریانس درون‌کلاسی، نقاط شکست بهینه را برای تقسیم‌بندی داده‌ها به ۴ کلاس استعداد خیلی‌کم، کم، متوسط و زیاد تعیین می‌کند. در شکل شماره ۲ مراحل انجام پژوهش به صورت گام به گام آورده شده است.



شکل (۲) مراحل انجام پژوهش

محدوده مورد مطالعه

استان اصفهان با مساحتی حدود ۱۰۷،۰۰۰ کیلومتر مربع در مرکز فلات ایران (عرض شمالی ′۴۳ °۳۰ تا ′۲۷ °۳۴ و طول شرقی ′۳۸ °۴۹ تا ′۳۲ °۵۵) واقع شده است. اقلیم استان عمدتاً خشک و نیمه‌خشک با میانگین بارندگی سالانهٔ ۱۳۰ تا ۲۰۰ میلی‌متر است که توزیع مکانی ناهمسانی دارد؛ بخش‌های غربی و جنوب‌غربی بارندگی بیشتری دریافت کرده و نواحی شرقی و مرکزی با خشکی شدید مواجه هستند. این ناهمگونی اقلیمی و محیطی، زمینه‌ساز اصلی تفاوت مکانی استعداد وقوع گردوغبار در سطح استان است(سازمان نقشه برداری کشور) (شکل ۱).

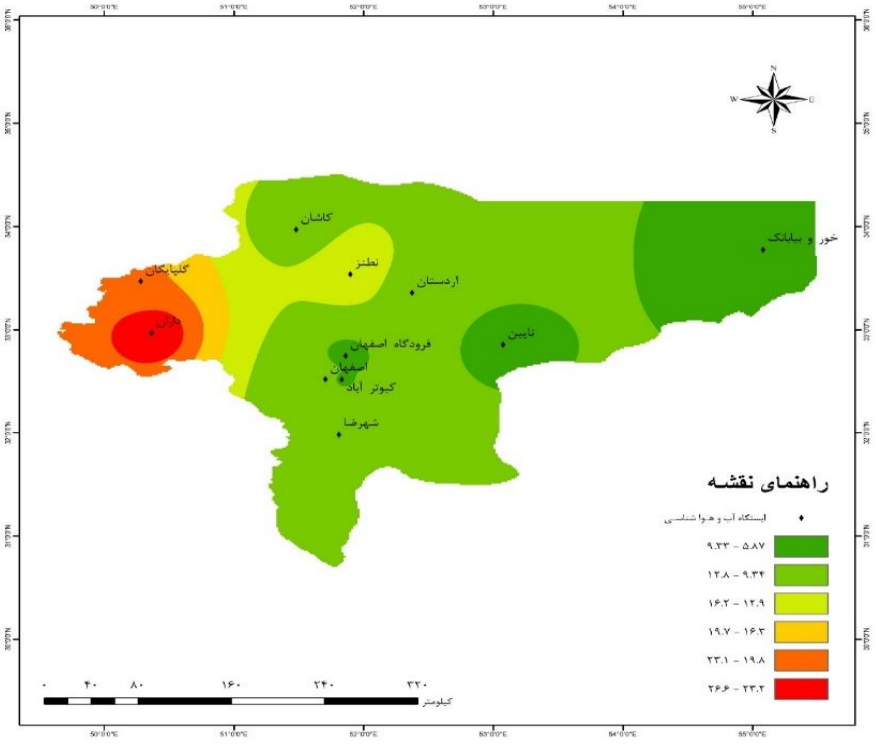


شکل(۱). نقشه موقعیت سیاسی و جغرافیایی استان اصفهان
(ترسیم: نگارندگان)

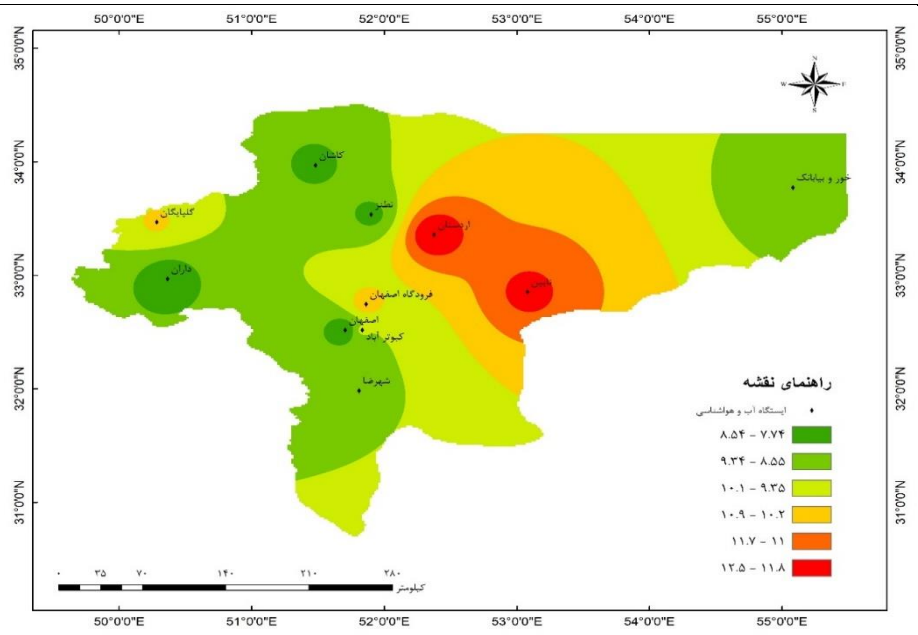
بحث و یافته‌ها

شکل‌های ۳ تا ۶ نقشه‌های پهنه‌بندی پارامترهای بارندگی، دمای متوسط، رطوبت نسبی و سرعت حداکثر باد را نشان می‌دهند. بر اساس این نقشه‌ها، مقدار بارندگی سالانه در استان اصفهان طی دوره ۱۹۹۵ تا ۲۰۲۱ بین ۷۰ تا ۳۱۹ میلی‌متر متغیر بوده است. بیشترین بارش در نواحی غربی و شمال‌غربی استان و کمترین آن در سایر مناطق مشاهده می‌شود. میانگین سرعت حداکثر باد بین ۸ تا ۱۱ متر بر ثانیه است و مقادیر بالاتر عمدتاً در قسمت‌های مرکزی استان رخ داده است. میانگین دمای متوسط سالانه بین ۱۱/۲ تا ۲۱ درجه سلسیوس بوده و مقادیر بالاتر در نواحی شرقی و مرکزی استان ثبت شده است. رطوبت نسبی نیز بین ۲۸/۴ تا ۴۱/۷ درصد متغیر است و بیشترین مقادیر در مناطق غربی و جنوب‌غربی استان مشاهده می‌شود .با توجه به ماهیت داده‌های اقلیمی مورد استفاده، تعداد و پراکنش ایستگاه‌های هواشناسی و هدف پژوهش که تولید سطوح پیوسته از میانگین بلندمدت متغیرهای اقلیمی برای ورود به مدل مکانی بوده است، روش IDW به‌عنوان روش درون‌یابی مورد استفاده قرار گرفت. این روش یک روش قطعی مبتنی بر فاصله است که در آن مقدار برآوردشده در هر سلول از میانگین وزنی مقادیر مشاهده‌شده در ایستگاه‌های اطراف به دست می‌آید و وزن نقاط با افزایش فاصله کاهش می‌یابد. انتخاب IDW در این پژوهش با هدف ایجاد یک سطح مکانی یکنواخت و قابل تلفیق با سایر لایه‌های محیطی انجام شد. با این حال، از آنجا که روش‌های زمین‌آماری مانند کریجینگ می‌توانند ساختار مکانی متغیرهای اقلیمی را نیز در نظر بگیرند، در نسخه اصلاح‌شده این محدودیت به‌عنوان یکی از محدودیت‌های روش‌شناختی پژوهش مورد توجه قرار گرفت. از آنجا که داده‌های اقلیمی مورد استفاده در پژوهش به‌صورت

مقادیر نقطه‌ای در ایستگاه‌های هواشناسی در دسترس بودند، به‌منظور تبدیل این داده‌ها به سطوح پیوسته مکانی از روش درون‌یابی وزن‌دهی معکوس فاصله (IDW) استفاده شد. در این روش، مقدار هر سلول بر اساس مقادیر ثبت‌شده در ایستگاه‌های پیرامونی و با اختصاص وزن بیشتر به ایستگاه‌های نزدیک‌تر برآورد می‌شود. بدین ترتیب، نقشه‌های پیوسته مکانی برای میانگین بارندگی، میانگین دمای متوسط، متوسط رطوبت نسبی و میانگین حداکثر سرعت باد طی دوره ۱۹۹۵–۲۰۲۱ تولید شدند .انتخاب IDW در این پژوهش با هدف تبدیل داده‌های نقطه‌ای ایستگاه‌های هواشناسی به لایه‌های پیوسته و هم‌ساختار با سایر متغیرهای محیطی انجام شد. پس از تهیه نقشه‌های درون‌یابی‌شده، تمامی لایه‌ها به ساختار رستری با اندازه سلول یکسان تبدیل و برای ورود به مدل‌های یادگیری ماشین آماده شدند.

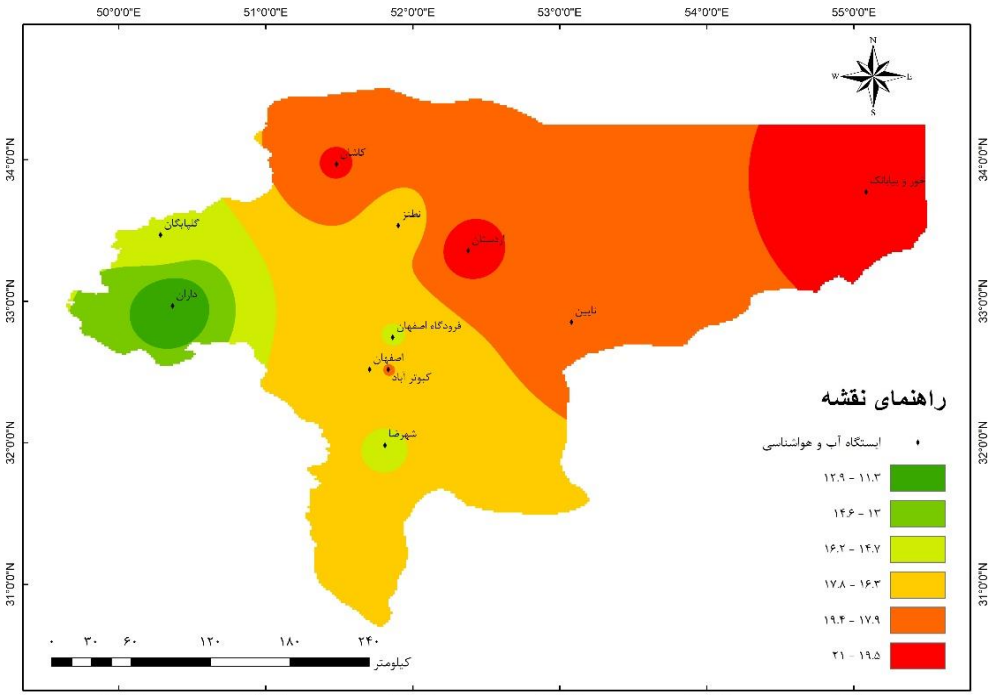


شکل(۳). نقشه پهنه‌بندی بارندگی استان اصفهان از سال۱۹۹۵-۲۰۲۱ با استفاده از روشIDW
(ترسیم: نگارندگان)



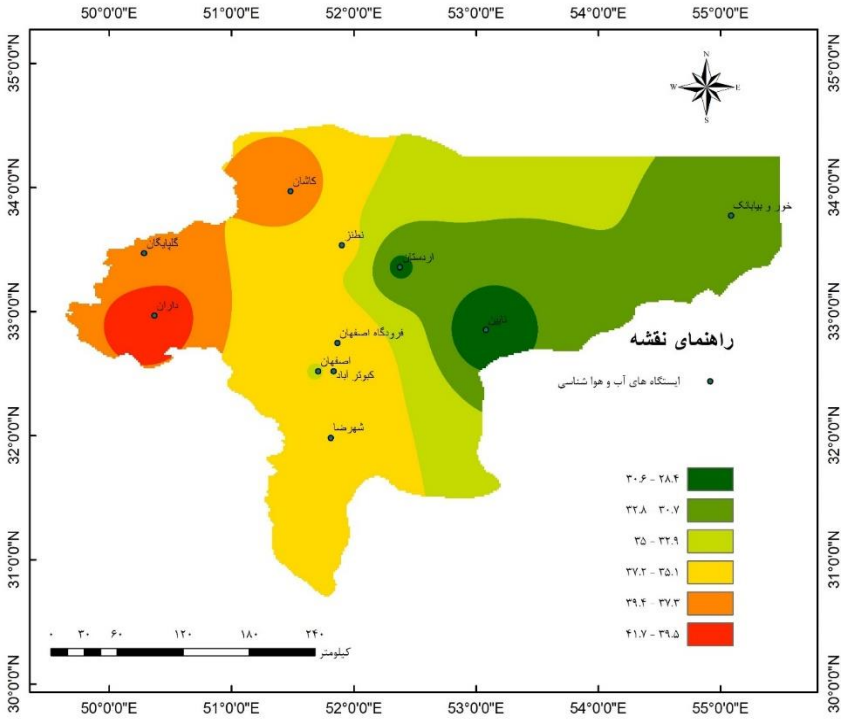
شکل(۴). نقشه پهنه‌بندی میانگین حداکثر سرعت باد استان اصفهان از سال۱۹۹۵-۲۰۲۱ با استفاده از روشIDW

(ترسیم: نگارندگان)



شکل (۵). نقشه پهنه‌بندی میانگین دمای متوسط استان اصفهان از سال۱۹۹۵-۲۰۲۱ با استفاده از روش IDW

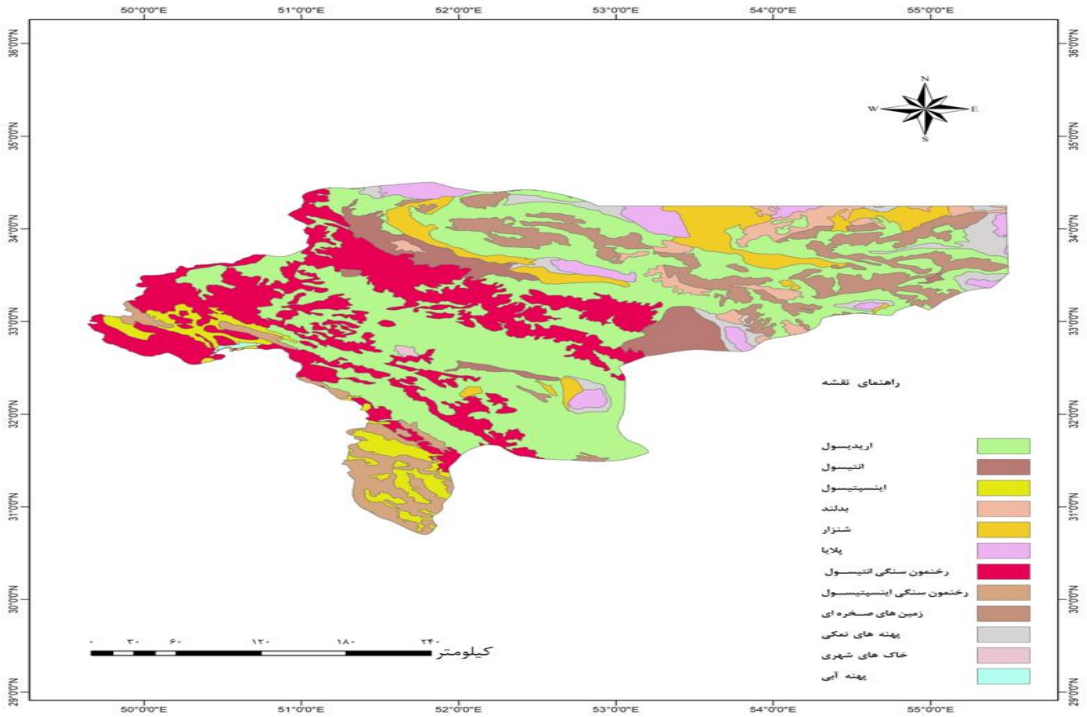
(ترسیم: نگارندگان)



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

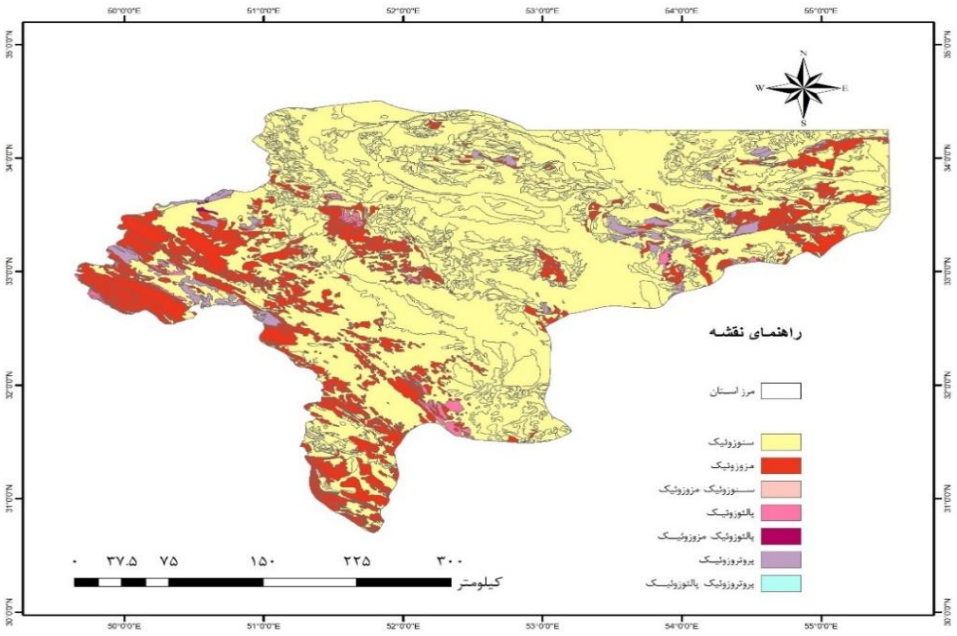
-تهیه لایه‌های خاک، زمین‌شناسی و کاربری اراضی

به‌منظور لحاظ‌کردن ویژگی‌های سطح زمین، لایه‌های خاک، زمین‌شناسی و کاربری اراضی در فرآیند مدل‌سازی مورد استفاده قرار گرفتند. با توجه به (شکل۶) لایه خاک از نقشه خاک‌شناسی محدوده مطالعه تهیه شد و پس از آماده‌سازی، به ساختار رقومی مناسب برای تحلیل مکانی تبدیل شد.لایه زمین‌شناسی(شکل ۷) نیز با هدف لحاظ‌کردن تفاوت مکانی واحدهای زمین‌شناسی و ویژگی مواد سطحی تهیه شد. واحدهای زمین‌شناسی پس از آماده‌سازی در محیط GIS به ساختار رستری تبدیل و با سایر لایه‌های اطلاعاتی هم‌مقیاس شدند.لایه کاربری اراضی نیز بر اساس نقشه موجود کاربری اراضی استان اصفهان تهیه و پس از آماده‌سازی و کدگذاری به ساختار رقومی تبدیل شد. این لایه به‌عنوان یکی از متغیرهای پیش‌بین در فرآیند مدل‌سازی مورد استفاده قرار گرفت.(شکل ۸)



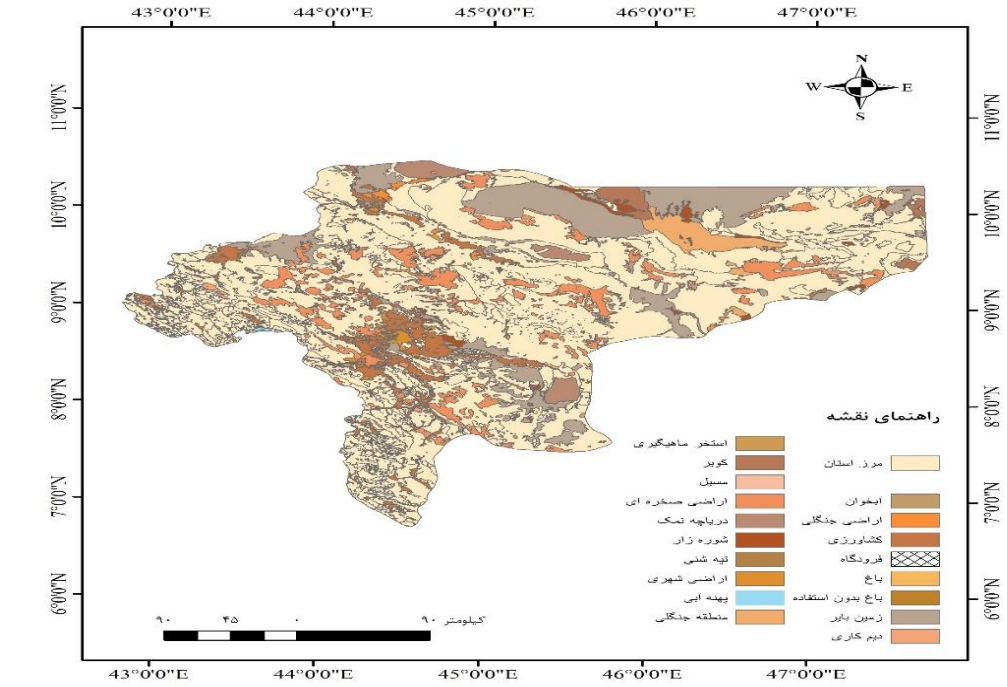
شکل(۷). نقشه خاک شناسی استان اصفهان

(ترسیم: نگارندگان)



شکل (۸). نقشه زمین شناسی استان اصفهان

(ترسیم: نگارندگان)



شکل (۹). نقشه کاربری اراضی استان اصفهان

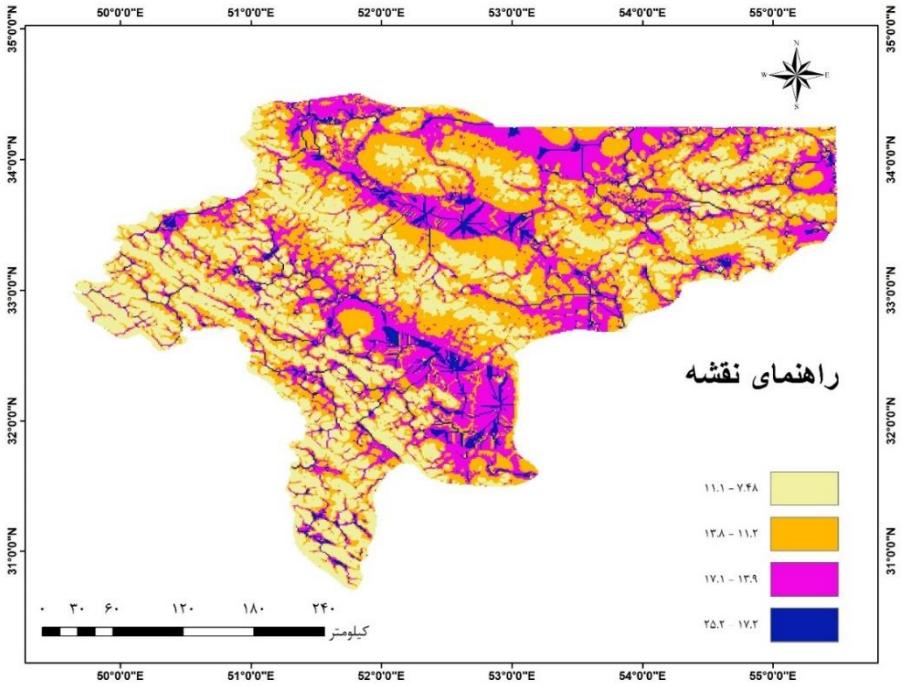
(ترسیم: نگارندگان)

-تهیه شاخص رطوبت توپوگرافی

به‌منظور لحاظ‌کردن شرایط توپوگرافی و وضعیت بالقوه رطوبتی سطح زمین، شاخص رطوبت توپوگرافی (TWI) تهیه شد. این شاخص بر اساس ویژگی‌های توپوگرافی، ظرفیت بالقوه یک موقعیت برای تجمع و حفظ رطوبت را بیان می‌کند و از رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$TWI = \ln\left(\frac{a}{\tan\beta}\right)$$

که در آن، a مساحت آبگیر بالادست ویژه و β زاویه شیب است. اطلاعات توپوگرافی محدوده مطالعه به‌عنوان داده پایه مورد استفاده قرار گرفت و پس از استخراج پارامترهای مورد نیاز، برا اساس (شکل۵) نقشه TWI در محیط GIS تهیه شد. پس از تولید نقشه، لایه TWI نیز از نظر محدوده مکانی و اندازه سلول با سایر لایه‌های اطلاعاتی یکسان‌سازی شد.



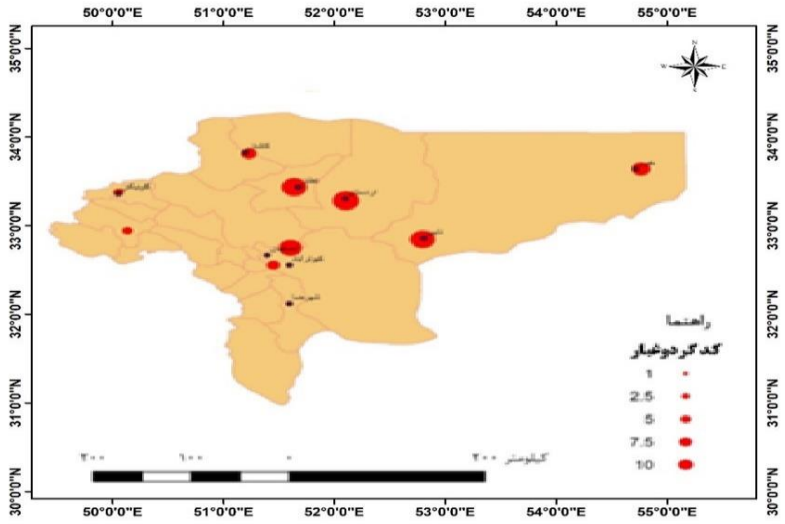
شکل (۱۰). نقشه رطوبت توپوگرافی استان اصفهان

(ترسیم: نگارندگان)

بررسی پدیده گردوغبار در استان اصفهان

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

پس از طبقه‌بندی رخدادهای گردوغبار بر اساس دید افقی، فراوانی وقایع محاسبه و نقشه پهنه‌بندی فراوانی گردوغبار برای کل دوره مطالعاتی ترسیم شد (شکل ۱۰). ایستگاه‌های اردستان، اصفهان و نطنز دارای بیشترین فراوانی و ایستگاه‌های داران و کبوترآباد دارای کمترین فراوانی وقایع گردوغبار در دوره ۱۹۹۵–۲۰۲۱ بودند.



شکل (۱۱). نقشه انواع گردوغبار استان اصفهان

(ترسیم: نگارندگان)

-یکسان‌سازی و استخراج داده‌های مدل

پس از تهیه تمامی لایه‌های اطلاعاتی، داده‌ها در یک چارچوب مکانی مشترک قرار گرفتند. در این مرحله، لایه‌های برداری در صورت نیاز به ساختار رستری تبدیل شدند و تمامی لایه‌ها از نظر سیستم مختصات، محدوده مطالعه و اندازه سلول یکسان‌سازی شدند. سپس مقادیر متغیرهای پیش‌بین در محل داده‌های رخداد گردوغبار استخراج شد.در نهایت، یک ماتریس داده شامل متغیر وابسته و مجموعه متغیرهای پیش‌بین اقلیمی و محیطی تشکیل شد. این ماتریس مبنای اجرای دو الگوریتم SVM و GLM-POLY قرار گرفت.

ارزیابی عملکرد مدل‌ها

به‌منظور ارزیابی و مقایسه عملکرد دو مدل SVM وGLM-POLY ، از منحنی مشخصه عملکرد گیرنده (ROC)[1] و شاخص سطح زیر منحنی[2] (AUC) استفاده شد. منحنی ROC توانایی مدل در تفکیک نمونه‌های دارای رخداد از نمونه‌های فاقد رخداد را در آستانه‌های مختلف نشان می‌دهد و مقدار AUC خلاصه‌ای از توان تفکیک مدل در کل دامنه آستانه‌است.بر اساس نتایج به‌دست‌آمده، مقدار AUC مدل SVM برابر با **۰/۷۱۲** و مقدار AUC مدل GLM-POLYبرابر با **۰/۶۲۱** بود. بنابراین، SVMدر میان دو الگوریتم مورد بررسی، توان تفکیک بیشتری نشان داد و به‌عنوان مدل برتر انتخاب شد.

جدول۲. توصیف مقادیر AUC

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

نتایج اهمیت

متغیرهای مورداستفاده در خطر وقوع گرد و غبار در محدوده مطالعاتی

برای تعیین اهمیت عوامل مؤثر بر وقوع گردوغبار از معیار میانگین کاهشی دقت استفاده گردید. نتایج (جدول۳) نشان داد که حداکثر سرعت باد، بارندگی و رطوبت نسبی سه عامل مهم و مؤثر در ایجاد خطر گردوغبار در استان اصفهان هستند.

1Receiver Operating Characteristic
2 Area Under the Curve

جدول(۳). نتایج تعیین مهمترین عوامل موثر بر وقوع خطر گرد و غبار در استان اصفهان

۲۷/۵	حداکثر سرعت باد
۲۶/۲	بارندگی
۲۵/۴	رطوبت نسبی
۸/۷	دمای متوسط
۸/۵	پوشش گیاهی
۴/۲	زمین‌شناسی
۱/۸	توپوگرافی
۱/۳	خاک
۰/۴	کاربری اراضی

اجرای مدل ها وپهنه بندی مکانی مناطق مستعد گردوغبار

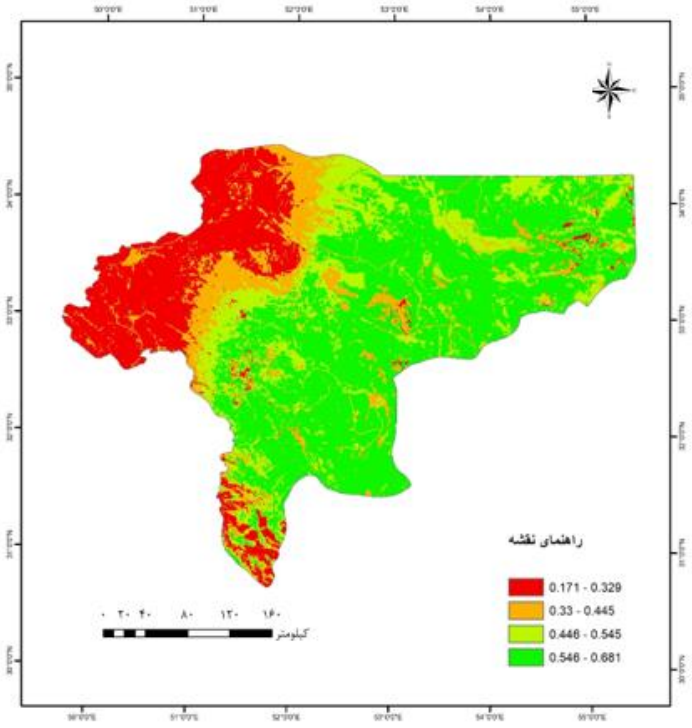
مدلسازی با دو الگوریتم ماشین بردار پشتیبان، مدل خطی تعمیم یافته چندگانه اجراگردید.

مدل بردار پشتیبان (SVM)[1]

یکی از روش‌های تصمیم‌گیری در ماشین نظارت شده استفاده می‌شود که برای حل مسائل طبقه‌بندی و رگرسیون، تفکیک گروه‌ها، بهبود ورگرسیون استفاده می‌شود. ویژگی اصلی این روش، توانایی بالا در استفاده از نمونه‌های تعلیمی کمتر و رسیدن به دقت بالاتر در مقایسه با سایر روش‌ها است. اگر طبقات تفکیک خطی نداشته باشند، SVM فضای پدیده‌ها را در فضای چندبعدی با استفاده از کرنل ترسیم می‌کند. سپس طبقات را در فضای جدید، تفکیک می‌سازد.

این روش در حل مشکلات طبقه‌بندی پیچیده موفق بوده است (Tzotsos et al, 2011) .رگرسیون ماشین بردار از دو دسته داده، یکی داده‌های جهت آموزش مدل و دیگری داده‌های آزمون برای پیش‌بینی و تست اطلاعات استفاده می‌کند (قلدره و همکاران، ۲۰۲۳). این روش پس از مشخص شدن و وارد کردن پارامترهای اقلیمی از جمله دمای متوسط، یارش، رطوبت نسبی، سرعت باد و رطوبت گردوغبار (متغیرهای مستقل) و داده‌های گردوغبار (متغیرهای وابسته)، مدل ماشین بردار را به تجزیه و تحلیل روابط میان داده‌ها معرفی می‌کند. این مدل از این جهت در پتانسیل یابی مخاطرات محیطی مورد استفاده قرار می‌گیرد.

1. Support vector machine

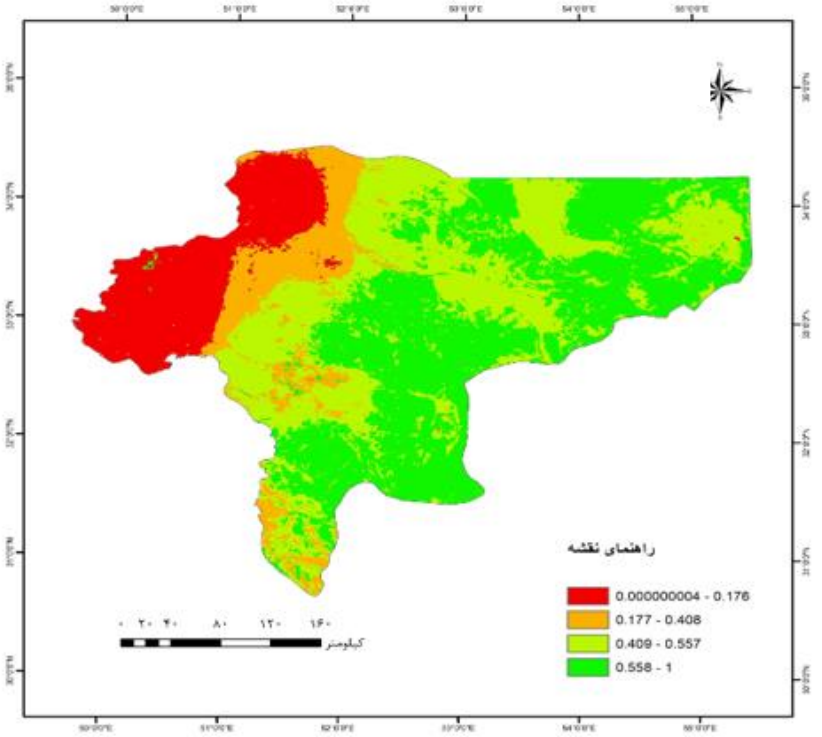


شکل (۱۲). نقشه پهنه بندی مناطق مستعد وقوع گردوغبار بر اساس مدل بردار پشتیبان(SVM)

(ترسیم: نگارندگان)

مدل خطی تعمیم یافته چندگانه (GLMPOLY)

مدل خطی تعمیم یافته چندگانه (GLMPOLY) یک الگوریتم یادگیری ماشین است که از خطی تعمیم یافته برای حل مسائل پیش‌بینی یا تخمین استفاده می‌کند. این مدل یک ترکیب از خطی تعمیم یافته و چندجمله‌ای است که به تعدادی از ویژگی‌های ورودی اختصاص می‌دهد. الگوریتم GLMPOLY در واقع یک تعمیم از مدل خطی تعمیم یافته (GLM) به چند ویژگی است. در مدل خطی تعمیم یافته، از تابعی خطی از ویژگی‌های ورودی استفاده می‌شود و وزن‌های مختلف به آن‌ها اهمیت داده می‌شود. اما GLMPOLY با اضافه کردن جملات چندجمله‌ای (polynomial terms) به مدل، توانایی نمایش روابط غیرخطی بین ویژگی‌ها را نیز فراهم می‌کند. استفاده از این مدل ممکن است بهبود قابل توجهی در عملکرد مدل‌های پیش‌بینی، به خصوص زمانی که روابط بین ویژگی‌ها غیرخطی باشند، داشته باشد.



شکل(۱۳). نقشه پهنه بندی مناطق مستعد وقوع گردوغبار بر اساس مدل خطی تعمیم یافته چندگانه(GLMPOLY)

(ترسیم: نگارندگان)

مقایسه مدل های مختلف یادگیری ماشین

برای ارزیابی و مقایسه عملکرد دو مدل، از نمودار ROC استفاده شد که نتایج آن در شکل‌های ۱۴ و ۱۵ نمایش داده شده است.

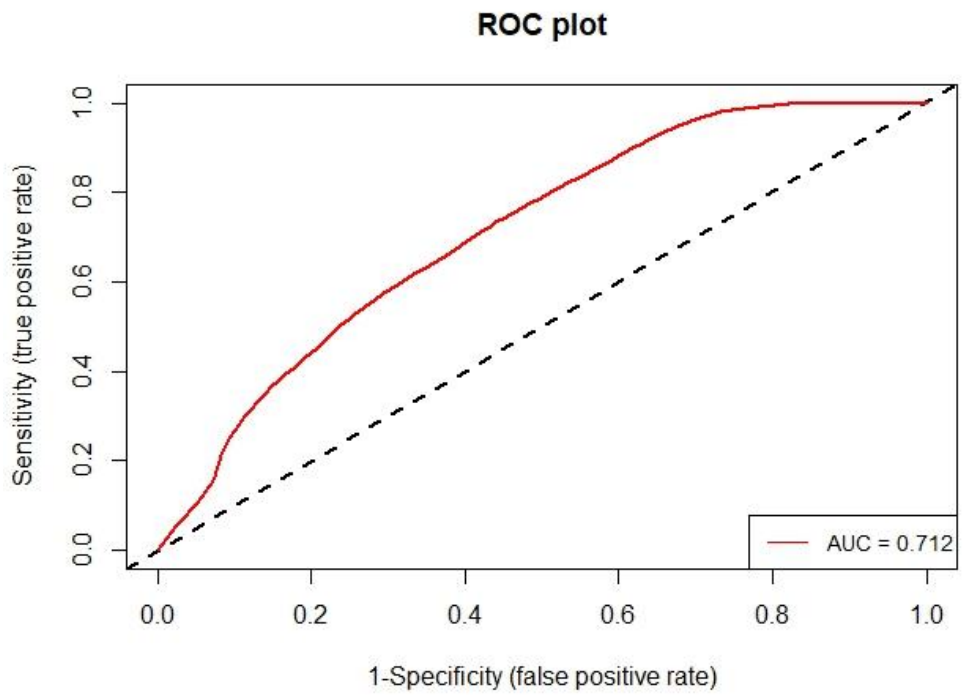
مدل ماشین بردار پشتیبان (SVM) عملکرد بهتری از خود نشان داد. مساحت زیر منحنی (AUC) برای این مدل برابر با ۰/۷۱۲ است. این مقدار نشان‌دهنده عملکرد خوب مدل SVM در پیش‌بینی و شناسایی مناطق مستعد گردوغبار است.

در مقابل، مدل خطی تعمیم‌یافته چندجمله‌ای (GLMPOLY) عملکرد ضعیف‌تری داشت و مساحت زیر منحنی (AUC) آن برابر با ۰/۶۲۱ است که حاکی از عملکرد متوسط این مدل می‌باشد.

با توجه به مقایسه انجام‌شده، مدل ماشین بردار پشتیبان (SVM) با مقدار AUC برابر ۰/۷۱۲ به‌عنوان مدل برتر انتخاب شد. بنابراین، نقشه نهایی پهنه‌بندی خطر گردوغبار استان اصفهان بر اساس خروجی این مدل تهیه و با روش Natural Breaks به چهار کلاس خطر (خیلی کم، کم، متوسط و بالا) تقسیم‌بندی گردید.

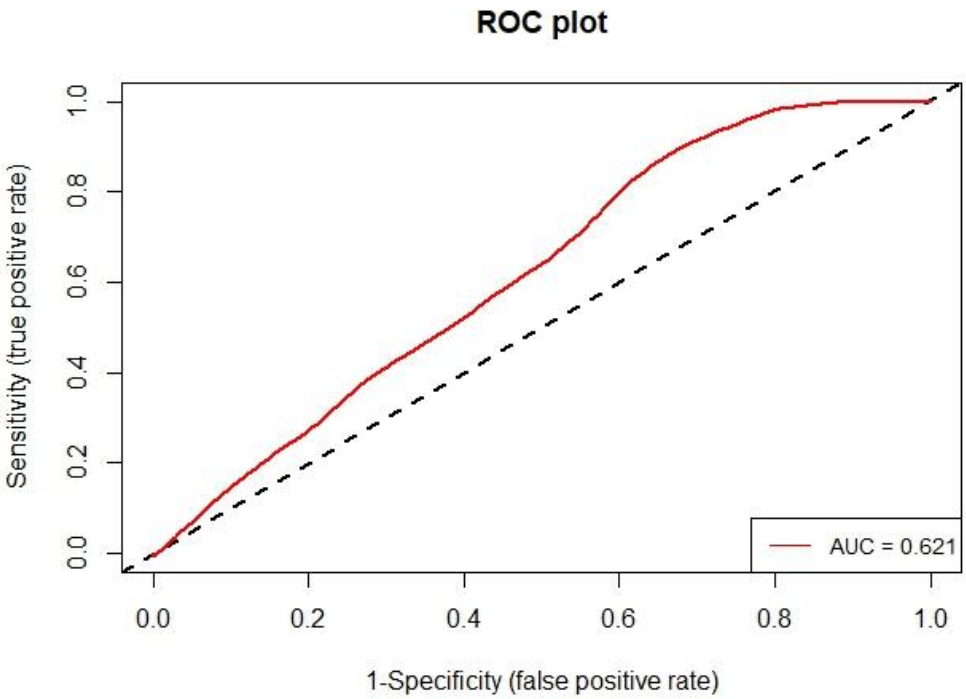
جدول (۴). توصیف مقادیر AUCدر مدل های پهنه بندی

مدل	تست کیفیت	AUCارزش
SVM	خوب	۰/۷۱۲
GLMPOLY	متوسط	۰/۶۲۱



شکل۱۴. مقادیر سطح زیر منحنی (AUC) در منحنی مشخصه عملکردسیستم (ROC) برای نقشه مدل SVM

(ترسیم: نگارندگان)



شکل۱۵. مقادیر سطح زیر منحنی (AUC) در منحنی مشخصه عملکردسیستم (ROC) برای نقشه مدل GLMPOLY

(ترسیم: نگارندگان)

نتیجه‌گیری

این پژوهش با هدف تحلیل، مدل‌سازی و پهنه‌بندی استعداد وقوع پدیده گردوغبار در استان اصفهان طی دوره آماری ۱۹۹۵–۲۰۲۱ و با استفاده از دو الگوریتم یادگیری ماشین، شامل ماشین بردار پشتیبان (SVM) و مدل خطی تعمیم‌یافته چندجمله‌ای (GLM-POLY)، انجام شد. در این راستا، مجموعه‌ای از متغیرهای اقلیمی شامل حداکثر سرعت باد، بارندگی، دمای متوسط و رطوبت نسبی، در کنار متغیرهای محیطی و سطح زمین شامل NDVI، زمین‌شناسی، خاک، کاربری اراضی و شاخص رطوبت توپوگرافی (TWI) تهیه و در فرآیند مدل‌سازی مورد استفاده قرار گرفت. نتایج حاصل نشان داد که الگوی مکانی استعداد وقوع گردوغبار در استان اصفهان حاصل برهم‌کنش مجموعه‌ای از عوامل اقلیمی، سطح زمین و شرایط توپوگرافی است و نمی‌توان این پدیده را به اثر یک متغیر منفرد نسبت داد. بررسی توزیع مکانی متغیرهای اقلیمی نشان داد که بارندگی سالانه در استان طی دوره مورد مطالعه در محدوده ۷۰ تا ۳۱۹ میلی‌متر قرار داشته و بیشترین مقادیر آن عمدتاً در بخش‌های غربی و شمال‌غربی و کمترین مقادیر در نواحی مرکزی، شرقی و جنوب‌شرقی مشاهده شده است.

دمای متوسط سالانه نیز بین ۲/۱۱ تا ۲۱ درجه سلسیوس متغیر بود و مقادیر بالاتر آن عمدتاً در بخش‌های مرکزی و شرقی استان مشاهده شد. رطوبت نسبی در محدوده ۴/۲۸ تا ۷/۴۱ درصد قرار داشت و بیشترین مقادیر آن در بخش‌های غربی و جنوب‌غربی مشاهده شد. همچنین، میانگین حداکثر سرعت باد در محدوده ۸ تا ۱۱ متر بر ثانیه قرار داشت و مقادیر بالاتر عمدتاً در بخش‌های مرکزی استان مشاهده شد. این الگوی فضایی نشان می‌دهد که بخش‌های مرکزی، شرقی و جنوب‌شرقی استان، در مقایسه با بخش‌های غربی، از ترکیب شرایط خشک‌تر، بارندگی کمتر، رطوبت نسبی پایین‌تر و در برخی نواحی سرعت باد بیشتر برخوردارند و ازاین‌رو می‌توانند شرایط مساعدتری برای وقوع گردوغبار داشته باشند. به‌منظور اطمینان از مناسب‌بودن متغیرهای ورودی برای مدل‌سازی، هم‌خطی بین متغیرهای مستقل با استفاده از شاخص عامل تورم واریانس (VIF) بررسی شد. نتایج نشان داد که مقدار VIF تمامی متغیرها کمتر از آستانه ۵ بوده و بیشترین مقدار مربوط به دمای متوسط با مقدار ۲۸/۳ است؛ بنابراین، هیچ‌یک از متغیرهای مورد استفاده دارای هم‌خطی شدید نبودند و مجموعه متغیرهای انتخاب‌شده از نظر هم‌خطی برای ورود هم‌زمان به مدل‌ها مناسب تشخیص داده شد.

این نتیجه از نظر روش‌شناختی اهمیت دارد، زیرا وجود هم‌خطی شدید میان متغیرهای پیش‌بین می‌تواند موجب کاهش پایداری مدل و دشواری در تفسیر سهم نسبی عوامل شود. نتایج تحلیل اهمیت متغیرها نیز نشان داد که عوامل اقلیمی در مقایسه با سایر متغیرهای واردشده به مدل نقش برجسته‌تری در تفکیک مناطق مستعد وقوع گردوغبار دارند. بر اساس معیار میانگین کاهش دقت، حداکثر سرعت باد مهم‌ترین عامل، بارندگی در رتبه دوم و رطوبت نسبی در رتبه سوم قرار گرفتند. اهمیت بالای حداکثر سرعت باد با سازوکار فیزیکی فرسایش بادی مطابقت دارد، زیرا افزایش سرعت باد در صورت فراهم‌بودن شرایط مناسب سطح زمین می‌تواند تنش برشی وارد بر سطح را افزایش داده و موجب جداشدن و انتقال ذرات شود. اهمیت بارندگی نیز بیانگر نقش شرایط رطوبتی در کنترل قابلیت فرسایش‌پذیری سطح است؛ به‌گونه‌ای که کاهش بارندگی و تداوم شرایط خشک می‌تواند با کاهش رطوبت خاک و تضعیف پوشش گیاهی، آمادگی سطح برای فرسایش بادی را افزایش

دهد. رطوبت نسبی نیز به‌عنوان سومین متغیر مهم، بیانگر نقش شرایط رطوبتی جو و وضعیت کلی خشکی محیط در کنترل استعداد وقوع گردوغبار است.

بااین‌حال، اهمیت بیشتر عوامل اقلیمی به معنای بی‌اهمیت‌بودن عوامل سطح زمین نیست، بلکه نشان می‌دهد که در مقیاس استانی، شرایط جوی نقش مهمی در فراهم‌کردن شرایط لازم برای برداشت و انتقال ذرات دارد و اثر آن در تعامل با ویژگی‌های سطح زمین معنا پیدا می‌کند؛ به عبارت دیگر، وجود یک سطح مستعد بدون فراهم‌بودن نیروی کافی باد الزاماً به تولید گردوغبار منجر نمی‌شود و در مقابل، وزش باد شدید نیز در صورت وجود پوشش گیاهی متراکم یا سطح مرطوب، الزاماً موجب برداشت گسترده ذرات نخواهد شد. پس از آماده‌سازی داده‌ها و بررسی هم‌خطی، دو الگوریتم SVM و GLM-POLY اجرا و عملکرد آن‌ها با استفاده از منحنی مشخصه عملکرد گیرنده (ROC) و شاخص سطح زیر منحنی (AUC) ارزیابی شد. نتایج نشان داد که مدل SVM با مقدار AUC برابر ۷۱۲/۰ عملکرد بهتری نسبت به مدل GLM-POLY با مقدار AUC برابر ۶۲۱/۰ داشته است و بر این اساس، SVM به‌عنوان مدل برتر برای تهیه نقشه نهایی استعداد وقوع گردوغبار انتخاب شد. عملکرد بهتر SVM را می‌توان تا حدودی به توانایی این الگوریتم در شناسایی روابط غیرخطی و پیچیده میان متغیرهای پیش‌بین و متغیر پاسخ نسبت داد؛ زیرا روابط میان عوامل اقلیمی، ویژگی‌های سطح زمین و وقوع گردوغبار ماهیتی چندعاملی و غیرخطی دارند و اثر یک متغیر می‌تواند تحت تأثیر وضعیت سایر متغیرها تغییر کند. بااین‌حال، مقدار AUC برابر ۷۱۲/۰ نشان‌دهنده عملکرد قابل قبول مدل است و نباید به‌عنوان دقت بسیار بالا یا پیش‌بینی قطعی وقوع گردوغبار تفسیر شود؛ بنابراین، خروجی مدل باید به‌عنوان نقشه «استعداد وقوع» و نه نقشه قطعی وقوع یا تولید گردوغبار در نظر گرفته شود. بر اساس خروجی مدل برتر SVM، تفاوت قابل توجهی در استعداد وقوع گردوغبار در بخش‌های مختلف استان مشاهده شد؛ به‌گونه‌ای که نواحی شرقی، جنوب‌شرقی و مرکزی استان در مقایسه با بخش‌های غربی از استعداد بیشتری برای وقوع و پراکنش گردوغبار برخوردار بودند.

این الگوی مکانی با توزیع متغیرهای اقلیمی و محیطی مورد استفاده در مدل سازگاری دارد. در بخش‌های مرکزی و شرقی استان، شرایط خشک‌تر، بارندگی کمتر و در برخی نواحی سرعت باد بالاتر مشاهده می‌شود، درحالی‌که بخش‌های غربی و جنوب‌غربی از بارندگی و رطوبت نسبی بیشتری برخوردارند. هم‌زمانی شرایط خشک‌تر با وجود سطوح کم‌پوشش می‌تواند مقاومت سطح زمین در برابر نیروی باد را کاهش داده و قابلیت برداشت ذرات را افزایش دهد. بررسی سایر متغیرهای محیطی نیز این تفسیر را تقویت می‌کند؛ به‌طوری‌که بخش‌هایی از شرق و شمال‌شرق استان دارای مقادیر پایین‌تر TWI هستند که بیانگر ظرفیت بالقوه کمتر برای تجمع رطوبت سطحی است. همچنین، وجود اراضی بایر، اراضی شور و باتلاقی و مراتع فقیر در برخی از این نواحی، با کاهش حفاظت سطح زمین در برابر فرسایش بادی همراه است و در صورت فراهم‌شدن سرعت باد کافی، می‌تواند قابلیت برداشت ذرات سطحی را افزایش دهد. از سوی دیگر، وجود خاک‌های خشک و بیابانی در بخش قابل توجهی از استان و گسترش برخی کاربری‌های کم‌پوشش در نواحی شرقی و شمال‌شرقی، با شرایط مساعد برای فرسایش بادی سازگاری دارد.

بنابراین، تمرکز پهنه‌های با استعداد بالاتر گردوغبار در شرق، جنوب‌شرق و مرکز استان را می‌توان نتیجه هم‌زمانی شرایط اقلیمی خشک‌تر، وضعیت رطوبتی ضعیف‌تر سطح، پوشش گیاهی محدود و وجود سطوح با

قابلیت بیشتر برای فرسایش بادی دانست. از دیدگاه ژئومورفولوژیکی نیز سطوح خشک، اراضی بایر، پهنه‌های شور و برخی سطوح کم‌پوشش در صورت برخورداری از مواد ریزدانه و خشک و قرارگرفتن در معرض بادهای نسبتاً شدید، می‌توانند شرایط مساعدی برای برداشت و انتقال ذرات فراهم کنند. بااین‌حال، باید توجه داشت که در پژوهش حاضر منشأ دقیق هر رخداد گردوغبار و سهم هر کانون در تولید یا انتقال ذرات به‌صورت مستقیم تعیین نشده است؛ بنابراین، نمی‌توان هر یک از پهنه‌های دارای استعداد بالا را به‌طور قطعی به‌عنوان کانون فعال تولید گردوغبار معرفی کرد.

همچنین، اگرچه موقعیت جغرافیایی استان و مجاورت بخش‌هایی از آن با نواحی خشک و بیابانی مرکز ایران می‌تواند به‌عنوان یکی از زمینه‌های منطقه‌ای مؤثر بر استعداد گردوغبار در نظر گرفته شود، مسیر انتقال و منشأ توده‌های گردوغبار در این پژوهش مستقیماً مدل‌سازی نشده است و تعیین سهم کانون‌های خارج از استان نیازمند تحلیل‌های تکمیلی مانند ردیابی پس‌گرد توده‌های هوا، بررسی جهت و سرعت باد، استفاده از داده‌های AOD و تحلیل هم‌زمانی رخدادهای گردوغبار در مناطق مبدأ و مقصد خواهد بود. در نهایت، با توجه به عملکرد بهتر مدل SVM، خروجی این مدل برای تهیه نقشه نهایی پهنه‌بندی استعداد وقوع گردوغبار مورد استفاده قرار گرفت و مقادیر پیوسته خروجی با استفاده از روش شکست‌های طبیعی (Natural Breaks/Jenks) به چهار طبقه شامل استعداد بسیار کم، کم، متوسط و بالا تقسیم شد. نقشه نهایی نشان داد که پهنه‌های با استعداد بالا عمدتاً در بخش‌های شرقی، جنوب‌شرقی و مرکزی استان تمرکز دارند، درحالی‌که بخش‌هایی از غرب و جنوب‌غرب استان عمدتاً در طبقات استعداد پایین‌تر قرار گرفته‌اند. این الگو نشان می‌دهد که مناطق دارای استعداد بالاتر عمدتاً در محل هم‌پوشانی چندین شرایط مساعد، شامل بارندگی کمتر، شرایط رطوبتی ضعیف‌تر، سرعت باد بیشتر در برخی نواحی و وجود سطوح کم‌پوشش، قرار گرفته‌اند؛ در مقابل، افزایش بارندگی، رطوبت نسبی و پوشش گیاهی در بخش‌هایی از غرب استان می‌تواند مقاومت سطح را در برابر فرسایش بادی افزایش داده و استعداد وقوع گردوغبار را کاهش دهد. از این منظر، نقشه نهایی حاصل از مدل SVM می‌تواند به‌عنوان ابزاری برای شناسایی مناطق اولویت‌دار در پایش و مدیریت گردوغبار، کنترل فرسایش بادی، حفاظت و احیای پوشش گیاهی و برنامه‌ریزی محیط‌زیستی در سطح استان مورد استفاده قرار گیرد.

بااین‌حال، تفسیر نتایج باید با توجه به محدودیت‌های داده‌ای و روش‌شناختی پژوهش انجام شود؛ از جمله اینکه داده‌های رخداد گردوغبار مبتنی بر گزارش‌های ایستگاه‌های هواشناسی بوده و پوشش مکانی آن‌ها به پراکنش ایستگاه‌ها وابسته است، برخی متغیرهای سطح زمین مانند NDVI به داده‌های سنجش از دور وابسته‌اند، و استفاده از لایه‌های موجود کاربری اراضی ممکن است تغییرات بهنگام کاربری را به‌طور کامل منعکس نکند. همچنین، اجرای مدل در مقیاس استانی می‌تواند موجب شود برخی تفاوت‌های محلی و فرآیندهای کوچک‌مقیاس در نقشه نهایی کمتر نمایان شوند. افزون بر این، مدل بر اساس داده‌های تاریخی دوره ۱۹۹۵–۲۰۲۱ آموزش داده شده است و بنابراین نقشه حاصل بیانگر الگوی استعداد وقوع گردوغبار بر اساس شرایط مشاهده‌شده در دوره مورد مطالعه است و نباید بدون انجام تحلیل‌های سناریویی برای پیش‌بینی قطعی شرایط آینده مورد استفاده قرار گیرد. در مجموع، نتایج پژوهش نشان داد که SVM با مقدار AUC برابر ۷۱۲/۰ در مقایسه با GLM-POLY با مقدار AUC برابر ۶۲۱/۰ عملکرد مناسب‌تری در پهنه‌بندی استعداد وقوع گردوغبار

استان اصفهان داشته است و حداکثر سرعت باد، بارندگی و رطوبت نسبی مهم‌ترین متغیرهای مؤثر در مدل بوده‌اند. همچنین، تمرکز پهنه‌های با استعداد بیشتر در شرق، جنوب‌شرق و مرکز استان بیانگر آن است که استعداد وقوع گردوغبار در استان اصفهان حاصل تعامل شرایط جوی مساعد برای برداشت و انتقال ذرات با ویژگی‌های سطحی و محیطی مستعد فرسایش بادی است و ازاین‌رو، مدیریت مؤثر این پدیده مستلزم رویکردی تلفیقی مبتنی بر پایش اقلیمی، مدیریت سطوح حساس، کنترل فرسایش بادی و حفاظت و احیای پوشش گیاهی است.

مشارکت نویسندگان

نویسندگان سهم برابر دارند.

تعارض منافع

بنا بر اظهار نویسندگان این مقاله تعارض منافع ندارد.

حامی مالی

این پژوهش که مستخرج از پایان نامه کارشناسی ارشد است، حامی مالی نداشته است.

تقدیر

نویسندگان مقاله از افرادی که در نشر مقاله همکاری داشته اند تشکر می کنند.

منابع

1) 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
2) Alizadeh, T., Rezaei Banafshe, M., Goodarzi, G., & Rostamzadeh, H. (2025). Prediction of dust storm using artificial neural networks in Kermanshah. jgs, 25(78), 278–297. https://doi.org/10.61186/jgs.25.78.3
3) 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, 9(3), 1–22. https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2008.05.00
4) Dehshiri, S. S. H., & Firoozabadi, B. (2023). A multi-objective framework to select numerical options in air quality prediction models: A case study on dust storm modeling. Science of The Total Environment, 863, 160681. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2022.160681
5) Fyfe, J., Kharin, V., Santer, B., Cole, J., & Gillett, N. (2021). Significant impact of forcing uncertainty in a large ensemble of climate model simulations. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 118(23), e2016549118. https://doi.org/10.1073/pnas.2016549118
6) Kok, J. F., Adebiyi, A. A., Albani, S., Balkanski, Y., Checa-Garcia, R., Chin, M., Colarco, P. R., Hamilton, D. S., Huang, Y., Ito, A., Klose, M., Leung, D. M., Li, L., Mahowald, N. M., Miller, R. L., Obiso, V., García-Pando, C. P., Rocha-Lima, A., Wan, J. S., & Whicker, C. A. (2021). Improved representation of the global dust cycle using observational constraints on dust properties and abundance. Atmospheric Chemistry and Physics, 21(10), 8127–8167. https://doi.org/10.5194/acp-21-8127-2021
7) Luo, H., Li, Y., Gao, X., Meng, X., Yang, X., & Yan, J. (2023). Carbon emission prediction model of prefecture-level administrative region: A land-use-based case study of Xi'an city, China. Applied Energy, 348, 121488. https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2023.121488
8) Middleton, N. (2019). Variability and trends in dust storm frequency on decadal timescales: Climatic drivers and human impacts. Geosciences, 9(6), 261. https://doi.org/10.3390/geosciences9060261
9) 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 (Case Study: Ilam and Dehloran cities). Journal of Geography and Regional Development, 12(23), 165–184. https://doi.org/10.22067/geography.v12i23.47542
10) Negahban, S., Ganjaeian, H., Qeysarian, S. S., & Ebrahimi, A. (2024). 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

11) Siebers, P., Lim, Z., Figueredo, G., & Hey, J. (2020). An innovative approach to multi-method integrated assessment modelling of global climate change. Journal of Artificial Societies and Social Simulation, 23(4), 1–25. https://doi.org/10.18564/jasss.4209
12) Song, Z., Wang, C., Hou, Y., Wang, B., & Chen, W. (2024). Time series analysis of PM2.5 pollution risk based on the supply and demand of PM2.5 removal service: A case study of the urban areas of Beijing. Environmental Monitoring and Assessment, 196(7), Article 637. https://doi.org/10.1007/s10661-024-12831-8