



Research Article

Long-term wind pattern reconstruction through analysis of Rig-e Yalan aeolian landforms in eastern Lut Desert using machine learning

Abolghasem Goorabi^{1*} , Mojtaba Yamani¹

1- Department of Physical Geography, Faculty of Geography, University of Tehran, Tehran, Iran

Received: 12 Jul 2025 Accepted: 18 Jan 2026

Extended Abstract

Introduction

Tucked away in the eastern reaches of Iran's Lut Desert, Rig-e Yalan sprawls across roughly 9,800 square kilometers, standing as one of the world's most arid and vibrant desert landscapes. With annual rainfall barely trickling past 50 millimeters and vegetation so sparse it's almost a mirage, this region is sculpted by relentless regional winds that etch out a mesmerizing array of aeolian landforms—towering dunes, sweeping wind corridors, and restless sand ridges that seem to shift with every gust. These dunes are like nature's archives, their shapes, orientations, and intricate patterns telling stories of the winds that have shaped them over countless years. My goal in this study was to dive into these stories, mapping the dominant wind directions and unraveling the geomorphological dance of Rig-e Yalan using a blend of cutting-edge machine learning tools—Random Forest and K-Means clustering. What excites me most about this approach is how it bypasses the need for exhaustive field campaigns, offering a fresh, scalable way to decode desert dynamics that could inspire similar explorations across the globe. Rig-e Yalan's elongated, oval form, stretching about 150 by 70 kilometers along a northeast–southwest axis, feels like a living canvas, painted by a symphony of regional weather systems—monsoonal winds, local airflows—and the rugged terrain that channels them. The sun blazes down here, with summer temperatures often soaring past 45°C, and the air is so parched it seems to pull the moisture right out of you. These extreme conditions fuel a relentless erosional force, giving rise to a stunning variety of dunes: linear ones that stretch like ribbons across the horizon, crescent-shaped barchans that glide over the sands, and complex star dunes that defy simple description. I drew inspiration from studies in places like China's Hobq and Kumtag Deserts or Africa's Namib Desert, where researchers have shown how dune shapes can unlock secrets about past climates and wind patterns. But what's less common—and what I set out to tackle—is using a fusion of machine learning and clustering to map wind patterns across an entire region. This work bridges that gap, offering a deep dive into how winds and landforms intertwine, with insights that could resonate far beyond Iran's borders. To pull this off, I turned to advanced remote sensing, pulling data from the Shuttle Radar Topography Mission (SRTM) and high-resolution satellite imagery to extract 15 geomorphometric indices—think of them as the landscape's vital signs, revealing its structure and behavior. These allowed me to pinpoint wind directions by analyzing dune shapes without ever stepping foot in the desert, a method that feels almost like reading the land from afar. I grouped these directions into eight main categories: north, northeast, east, southeast, south, southwest, west, and northwest. The results don't just deepen our understanding of Rig-e Yalan's wind-driven world; they open doors to practical applications—tackling climate change impacts, managing wind erosion, picking prime spots for wind farms, planning military operations, or safeguarding fragile desert ecosystems in places where data is scarce. By leaning on technology rather than costly field treks, this approach is both practical and far-reaching, potentially guiding sustainable resource management in deserts worldwide, from the Sahara to the Gobi

Citation: Goorabi, A. and Yamani, M., 2026. Long-term wind pattern reconstruction through analysis of Rig-e Yalan aeolian landforms, *Res. Earth. Sci.* 16(4), (91-115) DOI: 10.48308/esrj.2025.240640.1286

* Corresponding author E-mail address: Goorabi@ut.ac.ir



Materials and Methods

This study unfolded through a carefully crafted seven-step journey, designed to peel back the layers of Rig-e Yalan's aeolian landscape: pinpointing the study area, gathering data, cleaning it up, extracting geomorphometric features, analyzing dune shapes, modeling wind patterns with machine learning, and clustering similar regions. I chose Rig-e Yalan for its extreme aridity and diverse landforms—its dunes, from crescent-shaped barchans to sprawling linear ones, are like a natural laboratory for studying wind patterns. The region's hyper-arid climate, with its sparse vegetation and relentless winds, makes it a perfect canvas for exploring how landscapes evolve under the influence of aeolian forces. The data came from a rich mix of sources: Landsat 8/9 and Sentinel-2 satellite imagery, offering 10–30-meter resolution, SRTM and ALOS PALSAR digital elevation models at 30-meter resolution, and Google Earth for close-up visual checks of dune shapes. Preprocessing was like tuning an instrument before a concert—I used techniques like Dark Object Subtraction (DOS), FLAASH, and 6S to correct for atmospheric noise, ensuring the data was as clear as the desert sky. From the elevation models, I extracted 15 geomorphometric indices: slope (SLP), aspect (ASP), general curvature (CURV), plan curvature (PC), profile curvature (PRC), height variation (HV), topographic position index (TPI), surface roughness (RUG), sediment transport index (STI), terrain ruggedness index (TRI), slope direction gradient (SDIR), windward/leeward index (WI), local elevation difference (ED), local relief (LR), and relative position index (RPI). These metrics were my tools for decoding how dunes move and how winds shape them, each one offering a piece of the puzzle. For modeling wind patterns, I chose Random Forest with 50 decision trees—a method I admire for its reliability and ability to wrestle with complex, non-linear data without tripping over itself. I trained it using wind direction data from 3,948 field stations, sorting directions into those eight main classes. To group similar landscape zones, I turned to K-Means clustering, settling on six clusters after testing with the Elbow and Silhouette Score methods, which helped me find the sweet spot for grouping without forcing unnatural divisions. This clustering approach felt like sorting the desert into distinct neighborhoods, each with its own topographic character. Validation was crucial to ensure the results held up under scrutiny. I used statistical measures like overall accuracy (around 78%), Kappa coefficient (about 0.64), F1-Score, mean absolute error (MAE), and mean squared error (MSE). For a reality check, I compared the model's predictions to actual dune shapes seen in Google Earth imagery, looking for that moment of alignment between data and desert. The toolkit was a powerhouse: Google Earth Engine for crunching remote sensing data, ArcGIS and SAGA for spatial analysis, Python (with scikit-learn, TensorFlow, and XGBoost) for the machine learning heavy lifting, and R and MATLAB for stats and visualizations. Together, these tools wove a seamless pipeline for dissecting Rig-e Yalan's geomorphological story, blending precision with creativity.

Results and Discussion

The findings painted a vivid picture of Rig-e Yalan's wind-driven world: southeast (SE) and south (S) winds dominate, shaping 41.42% and 39.59% of the landscape, respectively, while east (E) and northeast (NE) winds play a quieter role, influencing just 19% of the area. The Random Forest model nailed the wind direction classifications, hitting an accuracy of about 78% and a Kappa of 0.64. It shone brightest for SE, S, and SW directions, with F1-Scores above 0.8, showing it's got a sharp eye for the main players. The west (W) direction was a tougher nut to crack, with a lower F1-Score of 0.31, likely because its dune shapes blend into neighboring classes or get tangled in local terrain quirks. When I cross-checked the model's predictions with real-world dune patterns in Google Earth, I found a solid 78% match, especially in areas with crisp barchan and linear dunes in the south and center—moments when the data felt like it was singing in harmony with the landscape. K-Means clustering revealed six distinct morphogenic zones, each with its own topographic personality. Zones 1 and 3, with gentle slopes (5–10 degrees) and smoother surfaces, were hotbeds of dune movement, swept along by the dominant winds. Zones 2 and 4, tucked in leeward areas with rougher terrain (roughness > 0.5), were more stable, acting as sediment traps where the sands settle. I also spotted anomalies—519 pixels, or about 129.75 square kilometers, that didn't follow the dominant wind patterns, mostly clustered in the central and eastern parts. These outliers likely stem from secondary eastern winds or localized terrain quirks, like sudden ridges or dips that nudge the winds off course. The geomorphometric indices were the heart of this analysis. The average slope (11.54 degrees) suggested a mostly gentle landscape, but steeper slopes (up to 77.4 degrees) in certain spots steered the winds like natural funnels. The aspect, averaging 174.6 degrees, showed slopes mostly facing south-southeast, perfectly aligned with the main wind directions. The sediment transport index (mean 3.97) highlighted intense sediment movement in steep, rough areas—places where the desert is in constant motion. Southern regions with negative curvature were erosion hotspots, where winds scour the land, while central and northern areas with positive curvature were where sediments piled up, forming natural repositories. The Shannon entropy

map lit up the central and southern regions as the most complex (entropy > 1.5), signaling high morphodynamic activity and erosion risk—areas where the desert is alive with change. These findings echo studies in deserts like Hobq and Kumtag in China or the Namib in Africa, proving that machine learning can unlock wind patterns without needing boots on the ground. The blend of Random Forest and K-Means clustering let me pinpoint homogeneous zones and spot anomalies with precision, like finding hidden patterns in a vast, sandy tapestry. Statistically, elevation had little to do with dune movement ($R^2 = 0.0299$), confirming winds as the main sculptor. Indices like topographic position and sediment transport correlated positively with dune shifts ($r > 0.6$), while roughness tied negatively to stability in sheltered areas ($r < -0.4$), painting a clear picture of how the landscape responds to wind.

Conclusion

By weaving together Random Forest and K-Means clustering, this study offers a fresh lens on Rig-e Yalan's aeolian landforms and long-term wind patterns. The Random Forest model, with its 78.36% accuracy and 0.64 Kappa, proved a trusty guide for predicting dominant winds, while K-Means clustering mapped out six zones that mirrored the region's wind and topographic rhythms. This approach, needing minimal field data, delivered a vivid picture of aeolian dynamics, backed up by Google Earth comparisons that felt like a nod from the desert itself. The study isn't without its challenges—long-term field data is hard to come by, the eight-direction classification might miss finer nuances, and remote sensing resolution has its limits. I'd love to see future work place portable sensors in anomaly-prone areas, like the central and eastern zones, and blend field data with numerical models to sharpen the picture. Extending this method to other Iranian dune fields, like Rig-e Jen or the Central Kavir, could unravel broader regional wind patterns and climatic shifts, adding new chapters to the story. The implications are vast: from grappling with climate change and wind erosion to picking ideal wind farm sites, planning military strategies, or safeguarding desert ecosystems. This framework is a blueprint for data-driven geomorphological studies in arid regions, offering a scalable, cost-effective way to inform sustainable resource management and paleoclimate research globally. It's a method that feels alive with possibility, ready to explore deserts from the Sahara to the Gobi and beyond.

Keywords: Rig-e Yalan, LUT Desert, Geomorphometry, Machine Learning, Wind Patterns, Random Forest, K-Means.

بازسازی بلندمدت الگوهای بادی از طریق تحلیل لندفرمهای بادی ریگ یلان شرق بیابان لوت، با استفاده از یادگیری ماشین

ابوالقاسم گورابی^{۱*}، مجتبی یمانی^۱

۱- گروه جغرافیای طبیعی، دانشکده جغرافیا، دانشگاه تهران، تهران، ایران

(پژوهشی) دریافت مقاله: ۱۴۰۴/۰۴/۱۹ پذیرش نهایی مقاله: ۱۴۰۴/۱۰/۲۸

چکیده گسترده

مقدمه

ریگ یلان، واقع در شرق دشت لوت ایران، با مساحتی حدود ۹۸۰۰ کیلومترمربع، یکی از خشک‌ترین و پویاترین مناطق بیابانی جهان محسوب می‌شود که بستری منحصربه‌فرد برای تحلیل لندفرمهای بادی و بازسازی الگوهای بلندمدت باد فراهم می‌کند. این منطقه با شرایط اقلیمی فراخشک، بارندگی سالیانه کمتر از ۵۰ میلی‌متر، و پوشش گیاهی ناچیز، از گذشته تحت تأثیر بادهای غالب و قدرتمند منطقه‌ای قرار داشته که در ساختارهای بادی پیچیده، از جمله تپه‌های ماسه‌ای بزرگ، دالان‌های بادی، و تپه‌های ماسه‌ای متحرک نمایان است. تپه‌های ماسه‌ای به عنوان شاخص‌های طبیعی برجسته برای بازسازی الگوهای بادی بلندمدت شناخته می‌شوند، زیرا شکل، جهت‌گیری، و مورفولوژی آنها ارتباط مستقیمی با جهت، شدت، و پایداری بادهای غالب دارد. این پژوهش با هدف مدل‌سازی مکانی جهت‌های غالب باد و تحلیل دینامیک‌های ژئومورفولوژیکی ریگ یلان، از ترکیب روش‌های پیشرفته یادگیری ماشین، شامل الگوریتم جنگل تصادفی (Random Forest) و خوشه‌بندی کی-مینز (K-Means)، بهره گرفته است. این رویکرد نوآورانه، بدون وابستگی به داده‌های میدانی گسترده، امکان تحلیل دقیق و مقیاس‌پذیر الگوهای بادی را در مناطق بیابانی فراهم کرده و چارچوبی جامع برای مطالعات ژئومورفولوژیکی ارائه می‌دهد. ریگ یلان با شکل کشیده و بیضوی خود (با اقطار تقریبی ۱۵۰ × ۷۰ کیلومتر) در راستای شمال‌شرق - جنوب‌غرب گسترده شده و تحت تأثیر ترکیبی از سیستم‌های جوی منطقه‌ای - محلی، از جمله بادهای موسمی و جریان‌های جوی محلی، و ناهمواری‌های توپوگرافی، یکی از فعال‌ترین سیستم‌های بادی ایران را تشکیل می‌دهد. تابش شدید خورشید، دمای بالا (اغلب بیش از ۴۵ درجه سانتی‌گراد در تابستان)، و رطوبت بسیار پایین، شرایط فرسایشی شدیدی را در این منطقه ایجاد کرده‌اند که به تکامل لندفرمهای بادی پیچیده، شامل تپه‌های ماسه‌ای خطی، هلالی، و ستاره‌ای منجر شده است. مطالعات پیشین در بیابان‌های مشابه، مانند صحرای کومتاگ در چین یا بیابان نامیب در آفریقا، نشان داده‌اند که تحلیل مورفولوژی تپه‌های ماسه‌ای می‌تواند اطلاعات ارزشمندی درباره دینامیک‌های بادی، تغییرات اقلیمی گذشته، و فرآیندهای رسوب‌گذاری و فرسایش ارائه دهد. با این حال، استفاده از روش‌های تلفیقی یادگیری ماشین و خوشه‌بندی برای بازسازی الگوهای بادی در مقیاس منطقه‌ای کمتر مورد توجه قرار گرفته است.

استناد: گورابی، ا. و یمانی، م.، ۱۴۰۴. بازسازی بلندمدت الگوهای بادی از طریق تحلیل لندفرمهای بادی ریگ یلان شرق بیابان لوت، پژوهشهای دانش زمین: ۱۶(۴)، (۹۱-۱۱۵)، DOI: 10.48308/esrj.2025.240640.1286

E-mail: Goorabi@ut.ac.ir

* نویسنده مسئول:



این پژوهش با پر کردن این شکاف علمی، چارچوبی جامع برای تحلیل تعاملات بین الگوهای باد و ویژگی‌های ژئومورفولوژیکی ارائه می‌کند که می‌تواند به عنوان الگویی برای مطالعات مشابه در دیگر مناطق بیابانی جهان مورد استفاده قرار گیرد. این مطالعه با بهره‌گیری از داده‌های دورسنجی پیشرفته، شامل مدل رقومی ارتفاعی اس‌آرتی‌ام (SRTM) و تصاویر ماهواره‌ای با وضوح بالا (گوگل‌ارث، ۲۰۲۳)، به استخراج ۱۵ شاخص ژئومورفومتریک پرداخته و جهت‌های آزیموتی باد را از طریق تحلیل فرم تپه‌های ماسه‌ای، بدون اتکا به داده‌های میدانی، شناسایی کرده است. این جهت‌ها در هشت کلاس جغرافیایی (N، NE، E، SE، S، SW، W، NW) طبقه‌بندی شدند. نتایج این پژوهش نه تنها به درک عمیق‌تر پویایی‌های بادی و ژئومورفولوژیکی ریگیلان کمک می‌کند، بلکه کاربردهای گسترده‌ای در حوزه‌هایی نظیر تغییر اقلیم، مدیریت فرسایش بادی، مکان‌یابی بهینه نیروگاه‌های بادی، برنامه‌ریزی نظامی، حفاظت از اکوسیستم‌های بیابانی، و پایش محیطی در مناطق خشک و فاقد داده دارد. این رویکرد با استفاده از فناوری‌های پیشرفته و کاهش وابستگی به داده‌های میدانی پرهزینه، امکان تحلیل دقیق، مقیاس‌پذیر، و مقرون به صرفه را فراهم می‌سازد و می‌تواند به عنوان مبنایی برای توسعه سیاست‌های مدیریت پایدار منابع طبیعی در مناطق بیابانی عمل کند.

مواد و روش‌ها

این پژوهش با طراحی یک مسیر تحلیلی دقیق و گام‌به‌گام انجام شده است که شامل هفت مرحله اصلی است: (۱) شناسایی منطقه مطالعه، (۲) جمع‌آوری داده‌ها، (۳) پیش‌پردازش داده‌ها، (۴) استخراج ویژگی‌های ژئومورفومتریک، (۵) تحلیل فرم تپه‌های ماسه‌ای، (۶) مدل‌سازی الگوهای باد با استفاده از یادگیری ماشین، و (۷) خوشه‌بندی مناطق همگن. منطقه مورد مطالعه، ریگیلان در شرق دشت لوت، به دلیل ویژگی‌های اقلیمی فراخشک، تنوع لندفرم‌های بادی، و ساختارهای ژئومورفولوژیکی منحصربه‌فرد خود انتخاب شد. این منطقه تحت تأثیر بادهای قوی و پایدار شکل گرفته و دارای تپه‌های ماسه‌ای متنوعی، از جمله تپه‌های ماسه‌ای هلالی، خطی و مرکب است که به عنوان شاخص‌های طبیعی برای تحلیل الگوهای بادی مورد استفاده قرار گرفتند. داده‌های مورد استفاده شامل تصاویر ماهواره‌ای لندست ۹/۸ (Landsat 8/9) و سنتینل ۲ (Sentinel-2) با وضوح مکانی ۳۰-۱۰ متر، مدل‌های رقومی ارتفاعی اس‌آرتی‌ام (SRTM) و آلوس پالسار (ALOS PALSAR) با وضوح ۳۰ متر، و داده‌های گوگل‌ارث (۲۰۲۳) برای تحلیل بصری فرم تپه‌های ماسه‌ای بودند. پیش‌پردازش داده‌ها شامل تصحیح اتمسفری و رادیومتریک با روش‌هایی نظیر کسر شیء تاریک (Dark Object Subtraction, DOS)، فلاش (FLAASH)، و S6 بود تا اثرات نویزهای جوی و خطاهای سنجنده حذف شده و داده‌ها برای تحلیل نهایی آماده شوند. از مدل‌های رقومی ارتفاعی، ۱۵ شاخص ژئومورفومتریک شامل شیب (SLP)، جهت دامنه (ASP)، انحنای کلی (CURV)، انحنای افقی (PC)، انحنای قائم (PRC)، تغییرات ارتفاعی (HV)، شاخص موقعیت توپوگرافی (TPI)، زبری سطح (RUG)، شاخص انتقال رسوب (STI)، شاخص ناهمواری زمین (TRI)، جهت گرادیان شیب (SDIR)، شاخص رو به باد/پشت به باد (WI)، تفاوت ارتفاع محلی (ED)، رلیف محلی (LR)، و شاخص موقعیت نسبی (RPI) استخراج شدند. این شاخص‌ها با دقت بالا برای شناسایی دینامیک‌های حرکتی تپه‌های ماسه‌ای و ارتباط آن‌ها با الگوهای بادی مورد استفاده قرار گرفتند. برای مدل‌سازی الگوهای باد، الگوریتم جنگل تصادفی (Random Forest) با ۵۰ درخت تصمیم‌گیری انتخاب شد. این الگوریتم به دلیل پایداری بالا، توانایی پردازش داده‌های پیچیده و غیرخطی، و مقاومت در برابر بیش‌برازش، برای تحلیل‌های ژئومورفولوژیکی ایده‌آل است. داده‌های جهت باد از ۳۹۴۸ ایستگاه منتخب نمونه‌برداری شده (استخراج شده از تصاویر گوگل‌ارث، ۲۰۲۳) به عنوان داده‌های آموزشی استفاده شدند و جهت‌های باد به هشت کلاس اصلی (N، NE، E، SE، S، SW، W، NW) طبقه‌بندی شدند. همچنین، الگوریتم خوشه‌بندی کی-مینز (K-Means) برای شناسایی مناطق همگن بر اساس ویژگی‌های ژئومورفومتریک به کار رفت. تعداد بهینه خوشه‌ها (شش خوشه) با استفاده از روش‌های آرنج (Elbow) و امتیاز Silhouette (Silhouette Score) تعیین شد، که به ترتیب معیارهای کمینه‌سازی واریانس درون‌گروهی و بیشینه‌سازی جدایی بین خوشه‌ها را ارزیابی کردند. اعتبارسنجی مدل‌ها با استفاده از معیارهای آماری نظیر دقت کلی (Accuracy = ۰.۷۸)، ضریب کاپا (Kappa = ۰.۶۴)، امتیاز اف ۱ (F1-Score)، میانگین خطای مطلق (MAE)، و میانگین مربع خطا (MSE) انجام شد. برای اعتبارسنجی مکانی، نتایج مدل با داده‌های مستقل استخراج شده از تصاویر گوگل‌ارث (۲۰۲۳) مقایسه شدند تا همخوانی پیش‌بینی‌ها با مورفولوژی واقعی تپه‌های ماسه‌ای ارزیابی شود. ابزارهای مورد استفاده شامل گوگل‌ارث انجین برای پردازش داده‌های دورسنجی و استخراج شاخص‌ها، آرک‌جی‌آی‌اس و ساگا برای استخراج شاخص‌ها و تحلیل‌های مکانی، پایتون

(Python) (کتابخانه‌های scikit-learn، TensorFlow، XGBoost) برای اجرای مدل‌های یادگیری ماشین، و آر (R) و متلب (MATLAB) برای تحلیل‌های آماری و تجسم داده‌ها بودند. این ابزارها در کنار هم، چارچوبی جامع و یکپارچه برای تحلیل و مدل‌سازی تغییرات ژئومورفولوژیکی فراهم کردند.

نتایج و بحث

نتایج این پژوهش نشان داد که بادهای جنوب‌شرقی (SE) و جنوبی (S) به ترتیب با پوشش ۴۲/۴۱٪ و ۵۹/۳۹٪ از مساحت منطقه، بادهای غالب و اصلی در شکل‌گیری لندفرم‌های بادی ریگ یلان هستند، در حالی که بادهای شرقی (E) و شمال‌شرقی (NE) به‌عنوان بادهای فرعی تنها ۱۹٪ از الگوهای بادی را تشکیل می‌دهند. مدل جنگل تصادفی (Random Forest) دقت بالایی در طبقه‌بندی جهت‌های باد نشان داد (Kappa = 0.64؛ Accuracy = 0.78)، با مقادیر امتیاز اف ۱ (F1-Score) قابل قبول در کلاس‌های میانی (SE، S، SW)، که نشان‌دهنده حساسیت مناسب مدل در شناسایی جهت‌های غالب است. در مقابل، کلاس W با امتیاز F1-Score حدود ۰/۳۱ ضعیف‌ترین عملکرد را داشت، که احتمالاً به دلیل شباهت‌های مورفولوژیکی با کلاس‌های مجاور و پیچیدگی‌های توپوگرافیکی در نواحی خاص است. مقایسه مکانی پیش‌بینی‌های مدل با مورفولوژی تپه‌های ماسه‌ای واقعی از تصاویر گوگل ارث (۲۰۲۳)، همخوانی قابل توجهی (۰/۷۸) را نشان داد، به‌ویژه در مناطقی با ساختارهای تپه‌های ماسه‌ای واضح‌تر، مانند تپه‌های ماسه‌ای هلالی و خطی در بخش‌های جنوبی و مرکزی. تحلیل خوشه‌بندی کی-مینز (K-Means) شش زون مورفونیک همگن را شناسایی کرد که هر یک ویژگی‌های توپوگرافی متفاوتی داشتند. خوشه‌های ۱ و ۳، که در مناطق با شیب ملایم (میانگین ۵-۱۰ درجه) و زبری کمتر قرار داشتند، تحت تأثیر شدید بادهای غالب بودند و پویایی بالایی در جابه‌جایی تپه‌های ماسه‌ای نشان دادند. در مقابل، خوشه‌های ۲ و ۴، که در مناطق پشت به باد با زبری بالاتر ($0.05 > \text{RUG}$) قرار داشتند، پایداری بیشتری از خود نشان دادند و به‌عنوان مناطق رسوب‌گذاری شناسایی شدند. تحلیل ناهنجاری‌های مکانی نشان داد که ۵۱۹ پیکسل (معادل ۱۲۹/۷۵ کیلومترمربع) از الگوی بادی غالب تبعیت نمی‌کنند و بیشتر در نواحی مرکزی و شرقی متمرکز هستند. این ناهنجاری‌ها احتمالاً به دلیل تأثیر بادهای فرعی شرقی، تغییرات موضعی در توپوگرافی، یا اثرات متقابل جریان‌های بادی محلی ایجاد شده‌اند. شاخص‌های ژئومورفومتریک نقش کلیدی در تحلیل دینامیک‌های بادی داشتند. میانگین شیب منطقه (۱۱/۵۴ درجه) نشان‌دهنده توپوگرافی نسبتاً ملایم است، اما وجود شیب‌های تندتر (تا ۷۷/۴ درجه) در بخش‌های خاص، بر هدایت بادهای غالب تأثیر داشت. جهت دامنه (میانگین ۱۷۴/۶ درجه) نشان داد که دامنه‌ها عمدتاً رو به جنوب-جنوب‌شرق هستند، که با جهت بادهای غالب همخوانی دارد. شاخص انتقال رسوب (STI، میانگین ۳/۹۷) نشان‌دهنده نرخ بالای حمل رسوب در مناطق با شیب تند و زبری بالا بود. مناطق با انحنای منفی ($\text{CURV} < 0$) در بخش‌های جنوبی‌تر، مستعد فرسایش بادی شدیدتر بودند، در حالی که نواحی با انحنای مثبت ($\text{CURV} > 0$) در بخش‌های مرکزی و شمالی به‌عنوان نقاط رسوب‌گذاری عمل می‌کردند. نقشه انترویی‌شانون نشان داد که مناطق با ناهمگنی بالاتر (انترویی < 0.5) در نواحی مرکزی و جنوبی متمرکز هستند، که بیانگر پیچیدگی مورفودینامیکی و حساسیت فرسایشی بالاتر است. این یافته‌ها با مطالعات پیشین در بیابان‌های مشابه، مانند هوبک و کومتاگ چین، همخوانی دارد و نشان‌دهنده قابلیت بالای روش‌های یادگیری ماشین در تحلیل الگوهای بادی بدون نیاز به داده‌های میدانی گسترده است. ترکیب مدل‌سازی یادگیری ماشین و خوشه‌بندی، امکان شناسایی دقیق‌تر مناطق همگن و ناهنجاری‌های مکانی را فراهم کرد و چارچوبی قابل اعتماد برای تحلیل ژئومورفولوژیکی ارائه داد. تحلیل آماری نشان داد که ارتباط ضعیفی بین ارتفاع و جابه‌جایی تپه‌های ماسه‌ای وجود دارد ($R^2 = 0.0299$)، که تأیید می‌کند بادهای غالب مهم‌ترین عامل در تغییرات مورفولوژیکی هستند. این پژوهش همچنین با بررسی همبستگی‌های مکانی بین شاخص‌های ژئومورفومتریک و الگوهای بادی، نشان داد که شاخص‌هایی نظیر TPI و STI با نرخ جابه‌جایی تپه‌ها همبستگی مثبت دارند ($r = 0.16$)، در حالی که شاخص زبری سطح (RUG) با پایداری مناطق پشت به باد همبستگی منفی دارد ($r = -0.4$). این نتایج نشان‌دهنده نقش کلیدی ویژگی‌های توپوگرافیکی در کنترل دینامیک‌های بادی و رسوب‌گذاری است.

نتیجه‌گیری

این پژوهش با بهره‌گیری هم‌زمان از الگوریتم‌های جنگل تصادفی و K-Means، چارچوبی نوین برای تحلیل لندفرم‌های بادی و بازسازی الگوهای بلندمدت باد در ریگ یلان ارائه داد. مدل جنگل تصادفی با دقت ۷۸/۳۶٪ و ضریب کاپا ۰/۶۴، توانایی بالایی

در پیش‌بینی جهت‌های باد غالب نشان داد، در حالی که خوشه‌بندی K-Means شش زون همگن را شناسایی کرد که با الگوهای بادی و ویژگی‌های توپوگرافی منطقه همخوانی داشت. این رویکرد بدون نیاز به داده‌های میدانی گسترده، امکان تحلیل دقیق دینامیک‌های بادی و ژئومورفولوژیکی را فراهم کرد و نتایج آن با داده‌های مستقل از تصاویر Google Earth تأیید شد. محدودیت‌های این مطالعه شامل نبود داده‌های میدانی بلندمدت، محدودیت‌های طبقه‌بندی هشت‌جهتی که ممکن است جزئیات موضعی را تحت تأثیر قرار دهد، و وابستگی به وضوح داده‌های دورسنجی بود. پیشنهاد می‌شود در آینده با نصب سنجنده‌های پرتابل در مناطق کلیدی شناسایی شده، مانند نواحی مرکزی و شرقی با ناهنجاری‌های بادی، و ترکیب داده‌های میدانی با مدل‌های عددی، دقت تحلیل‌ها افزایش یابد. همچنین، گسترش این روش به سایر ریگزارهای ایران، مانند ریگ جن یا کویر مرکزی، می‌تواند به درک بهتر الگوهای بادی منطقه‌ای و تغییرات اقلیمی بلندمدت کمک کند. نتایج این پژوهش کاربردهای گسترده‌ای در حوزه‌های تغییر اقلیم، تحلیل و مدیریت فرسایش بادی، مکان‌یابی بهینه زیرساخت‌های انرژی بادی، برنامه‌ریزی نظامی، حفاظت از اکوسیستم‌های بیابانی، و پایش محیطی در مناطق خشک و فاقد داده دارد. این چارچوب می‌تواند به عنوان الگویی برای توسعه روش‌های داده‌کاوی و تحلیل‌های ژئومورفولوژیکی در مناطق بیابانی مشابه مورد استفاده قرار گیرد و به تصمیم‌گیری‌های بهتر در مدیریت پایدار منابع طبیعی و برنامه‌ریزی محیطی کمک کند. این پژوهش همچنین با ارائه رویکردی مقیاس‌پذیر و کم‌هزینه، پتانسیل بالایی برای کاربرد در مطالعات جهانی ژئومورفولوژی بادی و بازسازی اقلیم گذشته دارد.

واژگان کلیدی: ریگ یلان، دشت لوت، ژئومورفومتری، یادگیری ماشین، الگوهای بادی، جنگل تصادفی، خوشه‌بندی.

مقدمه

می‌توانند به عنوان شاخصی طبیعی برای بازسازی الگوهای بادی مورد استفاده قرار گیرند، زیرا جهت‌گیری و شکل آن‌ها ارتباط مستقیمی با مسیر و شدت بادهای غالب دارد (Guang-pu and others, 2022; Zhou and Hasi, 2020). بر این اساس، تحلیل دقیق ساختارهای بادی و فرم تپه‌های ماسه‌ای در ریگ یلان، نه تنها امکان بازسازی دقیق‌تر الگوهای بادی را فراهم می‌آورد، بلکه درک بهتری از دینامیک فرسایشی ناحیه ارائه می‌دهد و اطلاعات ارزشمندی درباره جهت و شدت بادهای غالب در اختیار می‌گذارد (Hereher, 2018; Yang et al, 2019; Zhang et al, 2015). ریگ یلان همچنین دارای اشکال ژئومورفولوژیکی متعددی است، از جمله تپه‌های ماسه‌ای بزرگ^۱، دالان‌های بادی، و تپه‌های ماسه‌ای متحرک که همگی در اثر فرسایش بادی شکل گرفته‌اند. این فرایندها مشابه آنچه در دیگر بیابان‌های بزرگ جهان رخ می‌دهد، در مناطق دیگری نظیر هوبک و کومتاگ چین نیز مشاهده شده‌اند (Yang et al, 2019; Liu et al, 2014; Guang-qiang, 2008; Wu and Guo, 2012). تحلیل دینامیک باد و تأثیر آن بر تکامل ژئومورفولوژیکی بیابان‌ها، یکی از محورهای اصلی در مطالعات ژئومورفولوژی بادی به شمار می‌رود. تغییرات در شدت، جهت و فراوانی باد می‌تواند

ریگ یلان در شرق دشت لوت ایران، با مساحتی در حدود ۹۸۰۰ کیلومترمربع، در یکی از خشک‌ترین و گرم‌ترین نواحی بیابانی جهان قرار دارد. این منطقه با شکل کشیده و بیضوی خود (به اقطار تقریبی ۱۵۰ × ۷۰ کیلومتر) (Goorabi, 2025) در راستای شمال‌شرق - جنوب‌غرب گسترده شده (شکل ۱) و تحت تأثیر شرایط اقلیمی فراهخشک^۱ و بادهای غالب قدرتمند، به یکی از پویاترین سیستم‌های بادی ایران تبدیل شده است. ویژگی‌هایی نظیر تابش شدید خورشید، بارندگی سالانه کمتر از ۵۰ میلی‌متر، و پوشش گیاهی بسیار محدود (Houshang and Marzieh, 2014)، سبب تثبیت شرایط فرسایشی و ایجاد ساختارهای بادی پیچیده در این ناحیه شده‌اند (Dong et al, 2024; Ehsani and Quiel, 2008; Speirs et al, 2008). بادهای غالب منطقه، که تحت تأثیر ترکیبی از سیستم‌های جوی منطقه‌ای و ناهم‌واری‌های زمین شکل می‌گیرند، نقش اساسی در شکل‌گیری و جابه‌جایی تپه‌های ماسه‌ای ایفا کرده و به صورت مستمر فرم و هندسه آن‌ها را دگرگون می‌سازند (Ehsani et, 2010). بررسی‌های میدانی و تحلیل‌های عددی در بیابان‌های مشابه، از جمله صحرای هوبک^۲ و کومتاگ^۳ چین، نشان داده‌اند که تپه‌های ماسه‌ای

کانولوشنی (CNN) نقش مهمی در مدل‌سازی دقیق‌تر الگوهای باد ایفا کرده‌اند (Biau and Scornet, 2016; Levin et al, 2016). مطالعات قبلی (Chen and Guestrin, 2016; Meng et al, 2022; Zheng-cai et al, 2015). عمدتاً بر تحلیل الگوهای باد مبتنی بر داده‌های بادی ایستگاه‌های هواشناسی متمرکز بوده‌اند همچنان، پژوهش‌های محدودی در ایران (Nazari Samani et al, 2016; Milani et al, 2016; Ehsani and Quiel, 2008; 2021) از تحلیل شکل و فرم تپه‌های ماسه‌ای به‌عنوان روشی برای بازسازی الگوهای بادی غالب استفاده کرده است. علاوه بر این، مطالعات گذشته کمتر از روش‌های تلفیقی مانند خوشه‌بندی (K-means) و مدل‌سازی مسیرهای باد با روش‌های یادگیری ماشین (Machine Learning) مانند جنگل تصادفی (RF) برای بررسی اثرات باد بر مورفولوژی تپه‌های ماسه‌ای به‌کار گرفته‌اند. این پژوهش با هدف تحلیل دقیق‌تر تعامل میان الگوهای باد و ویژگی‌های ژئومورفولوژیکی در ریگ یلان، رویکردی نوین را ارائه می‌دهد که شامل موارد زیر است:

۱. تحلیل تغییرات مکانی الگوهای باد با استفاده از برداشت‌های نمونه از تصاویر و تحلیل تپه‌های ماسه‌ای و بهره‌گیری از مدل‌های یادگیری ماشین مانند جنگل تصادفی (RF).

۲. مدل‌سازی ویژگی‌های ژئومورفولوژیکی شامل شیب، جهت، ارتفاع نسبی، شاخص موقعیت توپوگرافی (TPI)، زبری، و انحنای داده‌های SRTM و Google Earth Engine.

۳. خوشه‌بندی نواحی ژئومورفولوژیکی با استفاده از K-means برای شناسایی مناطق همگن از نظر الگوهای باد و ویژگی‌های توپوگرافی.

۴. ارزیابی تأثیر بادهای غالب بر دامنه‌های رو به باد^۵ و پشت به باد^۶ و ارتباط آن‌ها با فرایندهای فرسایش و رسوب‌گذاری. این پژوهش چارچوبی نوین برای ترکیب داده‌های دورسنجی، یادگیری ماشین و مدل‌های عددی در تحلیل فرایندهای بادی و ژئومورفولوژیکی در مناطق بیابانی ارائه می‌دهد. نتایج این تحقیق می‌تواند به پیش‌بینی دقیق‌تر تغییرات ژئومورفولوژیکی در مناطق بادی، بهبود نقشه‌های مخاطرات طبیعی، و ارتقای مدل‌های پیش‌بینی باد و ژئومورفولوژی کمک کنند. همچنین، بهبود روش‌های داده‌کاوی و خوشه‌بندی در تحلیل‌های ژئومورفولوژیکی

منجر به تحول ساختاری لندفرم‌های بادی و تغییر در پویایی تپه‌های ماسه‌ای شود (Hereher, 2018; Zhang et al, 2015; Al-Masrahy and Mountney, 2013). بر اساس مطالعات میدانی و مدل‌سازی، عواملی مانند مورفولوژی سطح زمین، ناهمواری‌ها، دسترسی به رسوبات، خصوصیات ذرات ماسه‌ای، پوشش گیاهی، الگوهای هیدرولوژیکی و تغییرات اقلیمی به‌عنوان عناصر تعیین‌کننده در پویایی و پایداری تپه‌های ماسه‌ای شناخته شده‌اند (Bullard et al, 2011; Wu and Guo, 2012; Liu and Yan, 2014; Livingstone et al, 2010; Lancaster, 1995; Barchyn and Hugenholtz, 2012; Goorabi, 2025). چنین تعاملی بین عوامل فیزیکی و اقلیمی، زمینه‌ساز ایجاد اشکال پیچیده بادی در مناطق فراخشک مانند دشت لوت ایران است. استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین به‌ویژه در شرایطی که داده‌های مستقل در دسترس نیستند، می‌تواند ابزاری دقیق و کارآمد برای بازسازی و تحلیل الگوهای باد فراهم کند (Fernández-Godino et al, 2023). افزون بر این، ترکیب تحلیل تصاویر دورسنجی با مدل‌های یادگیری ماشین در مناطقی مانند قزاقستان، امکان بازسازی جهت‌گیری‌های باد در گذشته و بررسی تغییرات اقلیمی را فراهم ساخته است (Nowatzki et al, 2024). مدل‌های یادگیری ماشین همچنین در پیش‌بینی دقیق بادهای محلی با وضوح بالا عملکرد موفقی داشته‌اند و نسبت به مدل‌های محاسباتی سنتی، برتری چشمگیری از نظر سرعت و بهره‌وری محاسباتی نشان داده‌اند (Milla-Val et al, 2024). از سوی دیگر، مطالعاتی که داده‌های باد و تصاویر ماهواره‌ای را با الگوریتم‌های یادگیری ماشین ترکیب کرده‌اند، نشان می‌دهند که نوع و شدت باد، نقش تعیین‌کننده‌ای در شکل‌گیری و تنوع تپه‌های ماسه‌ای ایفا می‌کند (Meng et al, 2022; Maghsoudi et al, 2017). به‌طور خاص، پایش و نقشه‌برداری چندزمانه ژئومورفولوژیکی با استفاده از دورسنجی و GIS به‌عنوان یک ابزار کلیدی برای بررسی تغییرات محیطی به‌کار گرفته شده است (Livingstone and Warren, 1996). این تکنیک‌ها به‌ویژه در تحلیل تپه‌های ماسه‌ای بیابانی کاربرد دارند و به کمک داده‌های رقومی امکان مدل‌سازی روندهای تحول ژئومورفولوژیکی را فراهم می‌آورند. در دهه اخیر، پیشرفت روش‌های یادگیری ماشین (Machine Learning) مانند جنگل تصادفی (RF)، XGBoost و شبکه‌های عصبی

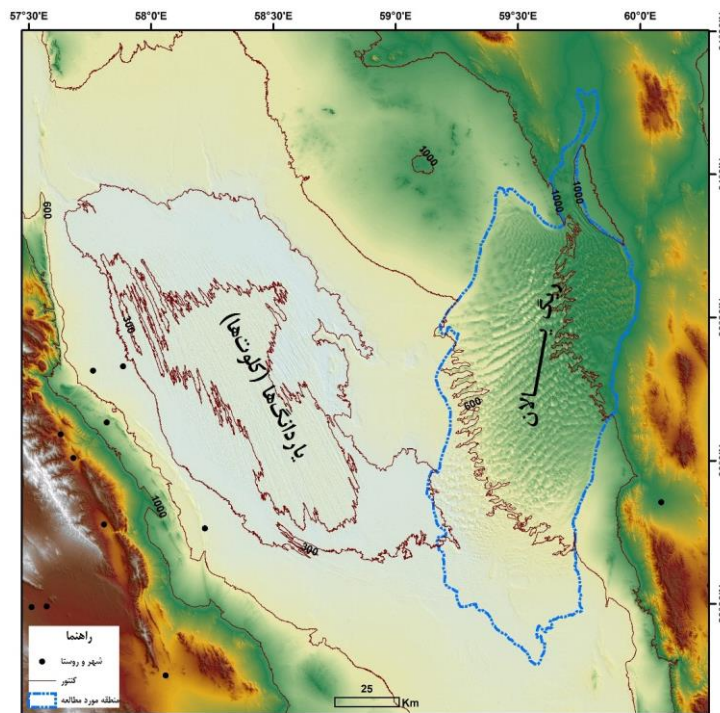
بلندمدت شکل گرفته است. در این پژوهش، تحلیل فرم‌های مورفونیک بادی این منطقه، با برداشت نمونه‌های آموزشی از روی تصاویر و تمرکز بر ژئومورفومتری تپه‌های ماسه‌ای و سایر ساختارهای ناشی از انتقال رسوبات بادی، انجام شده است. شرایط اقلیمی فراخشک و تأثیر بادهای منطقه‌ای (Ehsani et al, 2010)، نقش کلیدی در شکل‌گیری ساختارهای ژئومورفیک دارند که در این پژوهش مورد مطالعه قرار گرفته‌اند (شکل ۱). ریگ یلان به دلیل وسعت زیاد (۹۸۰۰ کیلومترمربع)، تنوع لندفرم‌های بادی، و فقدان داده‌های ایستگاهی طولانی‌مدت، به‌عنوان منطقه‌ای ایده‌آل برای این پژوهش انتخاب شد.

می‌تواند به تصمیم‌گیری‌های بهتر در زمینه مدیریت منابع طبیعی و حفاظت از محیط زیست بیابانی کمک کند. نوآوری اصلی این پژوهش در استفاده هم‌زمان از شاخص‌های ژئومورفومتریک استخراج شده از داده‌های ارتفاعی و روش‌های یادگیری ماشین برای بازسازی الگوهای بادی بدون نیاز به داده‌های ایستگاهی در منطقه‌ای فاقد داده یا داده‌هایی پراکنده، صحیح و دقیق است.

منطقه‌ی مورد مطالعه

ریگ یلان

منطقه مورد مطالعه در شرق بیابان لوت (۶۰-۵۹ شرقی و ۳۱.۵-۲۸.۵ شمالی)، به‌عنوان یکی از خشک‌ترین نواحی ایران (Kransley, 1970)، تحت تأثیر بادهای شدید و پایدار



شکل ۱: موقع منطقه مورد مطالعه «ریگ یلان» در بیابان لوت

Fig. 1: Geographical location of the Rig-e Yalan sand dune situated in the eastern part of the Lut Desert, eastern Iran.

پردازش داده‌ها، استخراج ویژگی‌های ژئومورفومتریک، تحلیل فرم تپه‌های ماسه‌ای، شناسایی الگوهای باد و اجرای مدل‌های یادگیری ماشین، خوشه‌بندی مناطق همگن، و در نهایت ارزیابی نتایج. این ساختار مرحله‌محور، امکان تحلیل جامع دینامیک‌های بادی و ساختاری منطقه را با رویکردی مبتنی بر داده فراهم می‌سازد.

مواد و روش‌ها

در راستای تحلیل ساختارهای ژئومورفولوژیکی ریگ یلان و بازسازی الگوهای بادی، پژوهش حاضر در قالب یک مسیر تحلیلی گام‌به‌گام طراحی شده است که مراحل آن در شکل ۲ نمایش داده شده است. این مسیر شامل هفت مرحله اصلی است: شناسایی منطقه مطالعه، جمع‌آوری داده‌ها،



شکل ۲: فلوچارت پژوهش

Fig. 2: Flowchart of the research methodology.

بادهای غالب از طریق بررسی تپه‌های ماسه‌ای به کار گرفته شده است. جدول ۱ داده‌های استفاده شده در این پژوهش را نشان می‌دهد. نقاط منتخب (۳۹۴۸) با توزیع یکنواخت در کل ریگ و از روی دامنه‌ها رو به باد و پشت به باد تپه‌های ماسه‌ای و دالان‌ها برداشت شده‌اند.

داده‌های مورد استفاده
 برای انجام این پژوهش، داده‌های مختلفی از منابع گوناگون گردآوری شده‌اند. داده‌های دورسنجی جهت بررسی تغییرات مورفولوژیکی تپه‌های ماسه‌ای، مدل‌های رقومی ارتفاعی برای تحلیل ویژگی‌های ژئومورفومتریک، و تحلیل

جدول ۱: داده‌های مورد استفاده در پژوهش

Table 1: Description of datasets utilized for geomorphometric and spectral analysis in the study.

Dataset	Source / Sensor	Resolution / Characteristics	Application in this study
Optical imagery	Sentinel-2 MSI (ESA)	10–20 m, multispectral (13 bands)	Extraction of spectral indices (NDVI, NDBI, MNDWI, iron oxide, clay, carbonate, silica)
	Landsat-8/9 OLI & TIRS (USGS/NASA)	30 m (optical), 100 m (thermal, resampled to 30)	Complementary spectral indices, Geomorphological mapping
Elevation models	SRTM DEM (NASA, USGS)	30 m	Derivation of topographic attributes: slope (SLP), aspect (ASP), curvature (CURV), TPI, STI
	ALOS PALSAR DEM (JAXA)	12.5 m	High-resolution geomorphometric parameters, validation of terrain derivatives
Auxiliary imagery	Google Earth high-resolution images	<1 m	Training/validation of dune crest lines, sampling of 3948 reference points, windward/leeward analysis

(Surface Roughness)، انحنا (Curvature) انجام شده‌اند (جدول ۲) که از مدل‌های رقومی ارتفاعی (DEM) استخراج گردیده‌اند (Wilson and Gallant, 2000; Florinsky, 2016). این متغیرها در شناسایی دامنه‌های رو(پشت) با باد تپه‌های ماسه‌ای، تشخیص دینامیک حرکتی تپه‌های ماسه‌ای و نحوه تغییرات آن‌ها نقش کلیدی دارند.

پردازش داده‌ها و پیش‌پردازش

پیش‌پردازش داده‌ها مرحله‌ای حیاتی برای افزایش دقت تحلیل‌ها و مدل‌سازی است. این فرآیند شامل حذف نویز، تصحیح داده‌ها، و آماده‌سازی آن‌ها برای تحلیل نهایی است. در این پژوهش، استخراج ویژگی‌های ژئومورفومتریک شامل محاسبه پارامترهایی نظیر شیب (Slope)، جهت دامنه (Aspect)، شاخص موقعیت توپوگرافی (TPI)، زبری سطح

جدول ۲: شاخص‌ها، اهمیت، نقش و کاربرد (Goorabi, 2024)

Table 2: Indices, significance, roles, and applications (Goorabi, 2024).

Index	Significance	Role	Application
JB (Wind Direction)	Represents actual wind direction at stations; basis for predictive modeling and reconstruction of long-term wind patterns	Target variable for machine learning model training	Reconstruction of long-term wind regimes in aeolian landforms of the Yalan Erg using machine learning
ASP (Aspect)	Determines slope orientation relative to wind; key for aeolian pattern analysis	Controls wind distribution and sediment transport in aeolian landforms	Analysis of dune orientation and dominant wind patterns in the Yalan Erg
CURV (Curvature)	Indicates overall surface curvature; linked with dune morphology	Influences airflow and sediment accumulation in aeolian environments	Identification of aeolian landforms and depositional-prone areas in the Yalan Erg
HV (Height Variation)	Reflects elevational variability; affects morphology, microclimate, and aeolian patterns	Influences local airflow and dune formation	Assessment of elevational variability and sand dune formation potential
PC (Plan Curvature)	Represents horizontal curvature; linked with sediment dispersal	Controls horizontal distribution of wind and sediment	Modeling of sediment dispersal and aeolian transport patterns
PRC (Profile Curvature)	Indicates vertical curvature; related to erosion and dune stability	Affects wind speed and flow direction	Evaluation of erosion and stability in aeolian landforms of the Yalan Erg
RPI (Relative Position Index)	Measures relative topographic irregularity; indicator of landform complexity	Expresses topographic complexity and wind influence	Assessment of erosion potential and aeolian landform evolution
RUG (Surface Roughness)	Quantifies terrain roughness; controls resistance against wind	Influences wind speed and flow direction across dune fields	Modeling surface resistance to persistent wind flows
STI (Sediment Transport Index)	Key measure of sediment transport potential in aeolian settings	Integrates slope and flow accumulation for predicting sediment transport	Identification of zones prone to dune initiation and migration
SLP (Slope)	Indicates slope angle; critical for wind flow and intensity	Controls wind direction and magnitude	Analysis of dune stability and aeolian discharge across the Yalan Erg
TPI (Topographic Position Index)	Indicates relative topographic position; linked with dunes and depressions	Differentiates ridges and hollows for wind analysis	Detection of elevated vs. low-lying areas to reconstruct wind dynamics
TRI (Terrain Ruggedness Index)	Represents surface ruggedness; correlated with aeolian landform development	Affects airflow and sediment deposition	Assessment of erosion potential and dune morphology in the Lut Desert
SDIR (Slope Direction)	Shows slope gradient direction; linked with aeolian flow patterns	Controls wind flow and sediment routing	Analysis of aeolian patterns and dune orientation in the Yalan Erg
WI (Windward/Leeward Index)	Critical measure of wind exposure; essential for reconstructing wind regimes	Governs wind intensity and direction across landforms	Prediction of wind effects and reconstruction of long-term aeolian patterns
ED (Elevation Difference)	Expresses local elevation differences; related to micro-aeolian climate	Controls local airflow and dune formation	Assessment of microclimate and sediment displacement potential
LR (Local Relief)	Represents local topographic relief; associated with landform complexity	Indicates topographic complexity and wind influence	Evaluation of aeolian erosion potential and local wind hydrodynamics

(Zimbelman, 2016). در این بخش، طبقه‌بندی خودکار اشکال تپه‌های ماسه‌ای انجام شده تا روند تحول و تغییرات مکانی آن‌ها بررسی شود. این تحلیل‌ها امکان تعیین رابطه

تحلیل مورفولوژی تپه‌های ماسه‌ای با استفاده از روش‌های پردازش تصویر و تحلیل بافت صورت گرفته است (Blumberg and Greeley, 1996; Foroutan and)

مبتنی بر بررسی جغرافیایی فرم‌های بادی است، اطلاعات ارزشمندی در مورد تغییرات طولانی‌مدت الگوهای بادی ارائه می‌دهد. جدول ۳ مراحل و انواع پردازش داده‌ها، همراه با منابع معتبر برای هر روش را نشان می‌دهد.

بین جهت بادهای غالب و تغییرات مورفولوژیکی را فراهم می‌آورد. تحلیل الگوهای باد به کمک اطلاعات حاصل از ویژگی‌های ژئومورفومتریک (شکل و جهت؛ جدول ۲) تپه‌های ماسه‌ای انجام شده است. برای تعیین جهت باد غالب، از مقایسه‌ی فرم تپه‌های ماسه‌ای و نحوه‌ی توزیع آن‌ها در ناحیه مورد مطالعه استفاده شده است (Ehsani

جدول ۳: مراحل و انواع پردازش داده‌ها

Table 3: Indices, significance, roles, and applications (Goorabi, 2024).

Processing Stage	Type of Processing	Execution Method	Source
Atmospheric and Radiometric Correction	Removal of atmospheric effects from remote sensing imagery	Dark Object Subtraction (DOS), FLAASH, and 6S methods	Chavez, 1996; Makarau et al, 2014
Extraction of Geomorphometric Features	Calculation of topographic parameters	Slope, Aspect, Topographic Position Index (TPI), Surface Roughness, Curvature	Wilson and Gallant, 2000; Florinsky, 2016
Morphological Analysis of Sand Dunes	Classification of dune forms	Image processing and texture analysis methods	Blumberg and Greeley, 1996; Foroutan and Zimbelman, 2016
Wind Pattern Analysis	Determination of dominant wind direction	Examination of dune morphology using geomorphometric techniques in GIS and Google Earth Engine (GEE)	Ehsani and Foroutan, 2014; Milani et al, 2021

XGBoost در محیط Google Colab انجام شد، که امکان آموزش مدل Random Forest با ۵۰ درخت تصمیم‌گیری و اعتبارسنجی متقاطع ۱۰-fold را فراهم کرد. داده‌های آموزشی، شامل جهت‌های آزیموتی استخراج شده از تحلیل بصری فرم تپه‌های ماسه‌ای در تصاویر گوگل ارث، در این محیط پردازش شدند. تحلیل‌های آماری و خوشه‌بندی K-Means با استفاده از R و MATLAB انجام شدند، که برای محاسبه معیارهای ارزیابی (مانند Accuracy و Kappa) و MATLAB برای پردازش داده‌های عددی و تحلیل خوشه‌ای به کار رفتند. این ابزارها در کنار هم چارچوبی جامع برای پردازش، تحلیل، و مدل‌سازی تغییرات ژئومورفولوژیکی در ریگ یلان فراهم کردند (جدول ۴).

برای اجرای مراحل پیش‌پردازش، تحلیل داده‌های مکانی، و مدل‌سازی یادگیری ماشین، از مجموعه‌ای از ابزارها و پلتفرم‌های تخصصی استفاده شد. Google Earth Engine (GEE) برای دسترسی و پردازش داده‌های سنجنش از دور (مانند تصاویر Landsat 8/9 و Sentinel-2 در دوره ۲۰۲۰-۲۰۲۳) و استخراج شاخص‌های ژئومورفومتریک اولیه (مانند شیب و TPI) به کار رفت. ArcGIS و SAGA برای تحلیل‌های مکانی پیشرفته‌تر، از جمله محاسبه شاخص‌های زبری سطح و انحنا و تولید نقشه‌های توزیع جهت‌های باد استفاده شدند. SAGA همچنین برای تطبیق داده‌های DEM با تصاویر گوگل ارث (۲۰۲۳) به منظور اعتبارسنجی بصری به کار رفت. مدل‌سازی یادگیری ماشین با استفاده از Python و کتابخانه‌های scikit-learn، TensorFlow، و

جدول ۴: ابزارهای مورد استفاده در پژوهش

Table 4: Tools and platforms used in the research.

Tool / Platform	Application	Stage of Use
Google Earth Engine (GEE)	Remote sensing data processing and extraction of primary indices	Preprocessing of DEM and satellite imagery
ArcGIS & SAGA	Spatial data analysis and generation of geomorphometric maps	Index extraction and map preparation
Google Colab	Execution of machine learning models	Training and validation of the Random Forest model
Python (scikit-learn, TensorFlow, XGBoost)	Implementation and execution of machine learning algorithms	Modeling and prediction of wind directions
R & MATLAB	Statistical analysis and clustering	Model evaluation and K-Means cluster analysis

روش‌های یادگیری ماشین

در این پژوهش، از مدل‌های یادگیری ماشین^۷ برای تحلیل و پیش‌بینی الگوهای باد و تأثیر آن‌ها بر ویژگی‌های ژئومورفومتریک استفاده شده است. انتخاب مدل‌ها بر اساس قابلیت پردازش داده‌های پیچیده، توانایی شناسایی الگوهای غیرخطی، و دقت بالا در تحلیل داده‌های جغرافیایی انجام شده است.

- جنگل تصادفی

مدل جنگل تصادفی (RF)^۸ به دلیل پایداری بالا و قابلیت پردازش حجم زیادی از متغیرهای ورودی، در مطالعات ژئومورفولوژیکی و دورسنجی به طور گسترده استفاده شده است (Breiman, 2001). این الگوریتم با استفاده از ترکیب چندین درخت تصمیم، بر مشکلات بیش‌برازش^۹ غلبه کرده و نتایج پایداری ارائه می‌دهد (Breiman, 2001). در این پژوهش، از RF برای پیش‌بینی تغییرات مورفولوژیکی تپه‌های ماسه‌ای و تحلیل تأثیر بادهای غالب بر الگوهای بادی استفاده شده است. مدل RF با ۵۰ درخت تصمیم‌گیری و ۱۰-fold cross-validation آموزش دید. ۳۰٪ داده‌ها به عنوان مجموعه تست جدا شدند.

- تحلیل خوشه‌بندی و شناسایی الگوهای باد

در این پژوهش، از تحلیل خوشه‌بندی^{۱۰} و شناسایی الگوهای باد برای تفکیک نواحی دارای اشکال و ویژگی‌های بادی و ژئومورفومتریک مشابه و هموزن استفاده شده است.

این روش به درک بهتر از ساختارهای تپه‌های ماسه‌ای و تأثیر باد بر روی آن‌ها کمک می‌کند (جدول ۴).

- روش خوشه‌بندی

الگوریتم K-means برای گروه‌بندی مناطق بر اساس ویژگی‌های ژئومورفومتریک تپه‌های ماسه‌ای به کار رفته است. این روش داده‌های مربوط به شیب، جهت دامنه، زبری سطح، شاخص موقعیت توپوگرافی (TPI) (جدول ۲) را خوشه‌بندی می‌کند تا نواحی مشابه از نظر الگوهای باد و تأثیرات آن‌ها شناسایی شوند (MacQueen, 1967). تعداد بهینه خوشه‌ها با استفاده از «شاخص سیلوئت»^{۱۱} و روش Elbow تعیین شده است (Rousseeuw, 1987).

- ارتباط خوشه‌بندی با تحلیل بادهای غالب

پس از اجرای خوشه‌بندی و مدل‌سازی مسیرهای باد، نتایج با تحلیل مورفولوژی تپه‌های ماسه‌ای و داده‌های استخراج شده از تصاویر ماهواره‌ای مقایسه شد تا میزان دقت و قابلیت اطمینان نتایج بررسی شود. مقایسه با استفاده از تحلیل بصری تصاویر گوگل ارث (Google Earth, 2023) و انطباق جهت‌های پیش‌بینی‌شده با مورفولوژی تپه‌های ماسه‌ای انجام شد. نتایج نشان داد که ترکیب روش‌های خوشه‌بندی و مدل‌سازی مسیرهای باد، رویکردی مؤثر برای تحلیل تغییرات ژئومورفولوژیکی ناشی از باد در مناطق بیابانی است.

جدول ۵: تحلیل خوشه‌بندی و شناسایی الگوهای باد

Table 5: Cluster analysis and wind pattern identification.

Method	Objective	Implementation	References
K-means Clustering	Grouping of Yalan Rig based on similar geomorphometric characteristics	Utilization of slope, aspect, surface roughness, TPI, and other features for identifying similar patterns	MacQueen, 1967; Rousseeuw, 1987
Silhouette Score & Elbow Method	Determination of the optimal number of clusters	Evaluation of cluster separability and selection of the appropriate number of groups for classification	Rousseeuw, 1987
Morphological Analysis of Sand Dunes	Assessing the consistency of clustering with the geomorphological realities of Yalan Rig	Matching clustering results with satellite-derived data and evaluating model accuracy	Ehsani and Foroutan, 2014; Milani et al, 2021

برای هر سلول محاسبه گردید. مقدار بالاتر انترویی نشان‌دهنده ناهمگنی بیشتر در ترکیب خوشه‌ها و تنوع مورفودینامیک باد است، در حالی که مقادیر پایین‌تر به همگنی فضایی بیشتر و یکنواختی در فرآیندهای شکل‌زایی بادی اشاره دارد. بنابراین، نقشه انترویی به‌عنوان ابزاری برای شناسایی مناطق با بی‌ثباتی یا تنوع بالا در اثر باد عمل کرده و می‌تواند به عنوان نشانگری از پیچیدگی مورفودینامیکی،

در این مطالعه، انترویی به عنوان معیاری برای سنجش ناهمگنی مکانی در ترکیب ویژگی‌های ژئومورفومتریک و جهت باد درون هر گرید ۲×۲ کیلومتری مورد استفاده قرار گرفته است. پس از اجرای الگوریتم خوشه‌بندی K-Means بر پایه داده‌های ژئومورفومتریک ترکیبی، نقشه‌ای از خوشه‌های همگن بادی تولید شد. با استفاده از توزیع فراوانی کلاس‌های خوشه درون هر گرید، انترویی شانون

برای بررسی میزان دقت مدل‌ها در پیش‌بینی تغییرات ژئومورفولوژیکی مورد استفاده قرار گرفته‌اند (Willmott and Matsuura, 2005).

نتایج و بحث

این بخش به ارائه یافته‌های پژوهش در زمینه ویژگی‌های ژئومورفومتریکی ایستگاه‌های نمونه‌برداری و تپه‌های ماسه‌ای، تحلیل‌های مبتنی بر یادگیری ماشین، خوشه‌بندی مناطق همگن، تغییرات مکانی الگوهای باد، و مقایسه مدل‌ها با داده‌های مستقل می‌پردازد. نتایج به صورت عددی و آماری ارائه شده و به منظور سهولت درک، جداول، نمودارها، و نقشه‌هایی برای نمایش یافته‌ها استفاده شده است. تحلیل‌های انجام شده نشان‌دهنده تفاوت‌های فضایی در ویژگی‌های تپه‌های ماسه‌ای و تأثیر الگوهای باد بر تغییرات آن‌ها است.

- ویژگی‌های ژئومورفومتریکی ایستگاه‌ها و تپه‌های ماسه‌ای: نقش فرآیندهای بادی در تغییرات مورفولوژیک به‌منظور تحلیل دقیق ویژگی‌های مرتبط با رفتار و پایداری تپه‌های ماسه‌ای منطقه‌ی ریگ یلان، دو گروه اطلاعات از طریق استخراج داده‌ها مورد تحلیل قرار گرفت: (۱) ویژگی‌های ژئومورفومتریکی ایستگاه‌های نمونه‌برداری و (۲) ویژگی‌های ژئومورفومتریکی کل محدوده.

- تحلیل ویژگی‌های ژئومورفومتریکی ایستگاه‌های نمونه‌برداری

برای شناخت نقش ویژگی‌های ژئومورفومتریکی در الگوی باد غالب و پایداری و جابه‌جایی تپه‌های ماسه‌ای، ۳۹۴۸ برداشت از جهت باد غالب در محل دامنه‌های پشت به باد انجام و ثبت شده است. سپس ۱۴ ویژگی ژئومورفومتریکی برای هریک از این ایستگاه‌ها با استفاده از تکنیک‌های ژئومورفومتری از مدل‌های رقومی ارتفاع استخراج شده‌اند (جدول ۶).

حساسیت فرسایشی، یا حتی ناپایداری سیستم‌های بادی در مناطق مختلف ریگ یلان تعبیر شود. این تحلیل، علاوه بر تکمیل خوشه‌بندی، بینشی عمیق‌تر نسبت به ساختار درونی و میزان انسجام ژئومورفولوژیکی هر زون بادی فراهم می‌آورد.

- اعتبارسنجی نتایج

برای بررسی صحت و دقت مدل‌های استفاده شده در این پژوهش، از چندین روش اعتبارسنجی بهره گرفته شد. ارزیابی مدل‌های یادگیری ماشین با استفاده از ماتریس درهم‌ریختگی (Confusion Matrix) و معیارهای دقت (Accuracy)، ضریب کاپا (Kappa) و RMSE انجام شد (Pontius and Millones, 2011). همچنین، نتایج مدل‌سازی با داده‌های بصری-دورسنجی مقایسه شد تا میزان خطا و دقت مدل‌های پیش‌بینی بهینه شود (Biau and Scornet, 2016; Friedman, 2001; Biau and Scornet, 2016).

در فرآیند اعتبارسنجی، روش K-fold cross-validation نیز برای ارزیابی عملکرد مدل‌های یادگیری ماشین استفاده شد، که باعث کاهش خطای ناشی از نمونه‌گیری تصادفی و افزایش دقت تخمین مدل گردید (Kohavi, 1995). همچنین، برای بررسی میزان تطابق خروجی مدل‌های یادگیری ماشین با مشاهدات واقعی، از شاخص F1-score برای ارزیابی عملکرد مدل‌ها و تعیین دقت مدل در طبقه‌بندی تغییرات ژئومورفولوژیکی، مدل‌های طبقه‌بندی دودویی و چندکلاس‌ه استفاده شده است (Bradley, 1997). علاوه بر این، برای اعتبارسنجی نتایج استخراج شده از مدل‌های یادگیری ماشین از تصاویر ماهواره‌ای رزولوشن بالای گوگل ارث (Google Earth) به طور بصری استفاده شده است. برای بررسی تغییرات مکانی، از شاخص تطابق Kappa و روش‌های تحلیل مقایسه‌ای استفاده شده است (Foody, 2002). روش‌های آماری مانند تحلیل خطای میانگین مطلق (MAE) و میانگین مربع خطا (MSE) نیز

جدول ۶: ویژگی‌های ژئومورفومتریکی محل برداشت نمونه‌های آموزشی (ایستگاه‌ها)

Table 6: Geomorphometric characteristics of the sample collection sites (stations).

Index Category	Index Name	Mean	Std. Dev.	Min	Max
Wind Dynamics	Wind Direction (JB)	156.00	49.85	0.00	358.00
	Windward/Leeward Index (WI)	-0.02	0.36	-1.16	0.97
	Elevation Difference (ED)	-0.34	5.98	-22.00	30.86
Land Morphology	Height Variation (HV)	603.39	142.78	340.00	1192.00
	Relative Position Index 1 (RPI1)	38.45	19.54	3.00	192.00
	Relative Position Index 2 (RPI2)	27.12	13.62	1.00	150.00
Curvature Features	Plan Curvature (PC)	-0.45	0.58	-1.75	1.12
	Profile Curvature (PRC)	0.21	0.74	-1.02	2.18

Surface Roughness	Surface Roughness Index (RUG)	1.15	0.64	0.32	3.85
Slope Analysis	Slope (SLP)	12.74	6.42	0.20	35.22
Sediment Transport	Slope Direction (SDIR)	172.89	85.36	0.00	360.00
	Sediment Transport Index (STI)	4.78	2.15	0.45	12.98
Topographic Characteristics	Topographic Position Index (TPI)	-0.34	1.23	-2.65	3.89
	Terrain Ruggedness Index (TRI)	1.98	0.95	0.12	6.42

بهره برد. این تحلیل، که مکمل بررسی‌های انجام شده بر روی ایستگاه‌های نمونه‌برداری شده در بخش پیشین است، بر اساس شاخص‌هایی ۱۵ گانه همچون شیب، جهت دامنه، انحنای ناهمواری سطح، شاخص موقعیت توپوگرافیک و شاخص انتقال رسوب انجام شده و به ما این امکان را می‌دهد که تأثیر این متغیرها بر الگوی بادهای غالب و تغییرات طولانی‌مدت در سیستم ماسه‌ای منطقه را ارزیابی کنیم (جدول ۷).

- تحلیل ویژگی‌های ژئومورفومتریک محدوده ریگ یلان - ریگ یلان، به عنوان یکی از پویاترین سیستم‌های بادی ایران، تحت تأثیر الگوهای فرسایشی و رسوب‌گذاری متغیری قرار دارد که حاصل برهم‌کنش ناهمواری‌های سطحی و جریان‌های بادی غالب است. درک این پویایی‌ها نیازمند تحلیل شاخص‌های ژئومورفومتریک در مقیاس کل منطقه است تا بتوان الگوهای فضایی تغییرات را شناسایی و در مرحله بعدی برای مدل‌سازی یادگیری ماشین از آنها

جدول ۷: تحلیل شاخص‌های ژئومورفومتریک در محدوده ریگ یلان (Wilson and Gallant, 2000; Goorabi, 2024)

Table 7: Analysis of geomorphometric indices across the Rig-e Yalan region (Goorabi, 2024; Wilson and Gallant, 2000)

Index	Mean	Std. Dev.	Min	Max	Description and relation to prevailing wind
SLP	11.54°	9.24	0.0°	77.4°	Identifies windward/leeward slopes, wind speed, and sediment transport potential.
ASP	174.6°	87.3	0°	359.9°	Determines surface exposure to wind/leeward conditions; key for prevailing wind pattern analysis.
CURV	-0.37	0.21	-1.15	0.98	Areas with more negative curvature favor wind accumulation and sediment deposition.
PC	-0.21	0.17	-0.88	0.92	Plays a critical role in wind dispersion across flat terrains, influencing erosion intensity.
PRC	0.18	0.14	-0.65	1.03	Zones with positive profile curvature create natural barriers to wind flow.
HV (m)	615.3	137.5	340	1232	Reflects elevation variation affecting wind intensity and direction.
RPI	0.28	0.12	0.03	0.81	Elevated areas intercept wind paths, amplifying topographic variability.
RUG	1.02	0.41	0.32	3.28	Higher roughness reduces wind velocity and enhances sediment deposition.
STI	3.97	1.48	0.35	12.7	Indicates aeolian sediment transport potential, integrating slope and surface roughness.
TPI	-0.23	1.18	-2.49	3.84	Positive TPI values correspond to key aeolian accumulation sites.
TRI	2.35	0.88	0.15	7.24	Greater ruggedness highlights areas prone to wind obstruction and turbulence.
SDIR	163.5°	89.4	0°	360°	Directly linked to prevailing wind direction and its effect on slope orientation.
WI	-0.01	0.42	-1.12	0.97	Negative values indicate leeward conditions; positive values identify windward surfaces.
ED	-0.45	6.12	-25.0	31.3	Relative elevation affects local wind intensity and deflection.
LR	13.92	4.84	1.2	42.7	Local relief distribution channels surface winds into specific directions.

هدایت مسیر بادهای ورودی و فرایندهای تجمع و فرسایش رسوب تأثیر بسزایی دارد. توزیع مقادیر شاخص رو به باد و پشت به باد (WI) نشان می‌دهد که نزدیک به ۳۲٪ از سطح منطقه در معرض بادهای غالب جنوب‌شرقی قرار دارد، در حالی که حدود ۱۸٪ از مناطق در موقعیت پشت به باد واقع شده‌اند، که نشان‌دهنده احتمال بالاتر انباشت رسوب در این نواحی است. علاوه بر این، تحلیل شاخص انتقال رسوب (STI) نشان می‌دهد که مناطقی با مقدار بالاتر این

- الگوی توپوگرافی و جهت باد غالب - بررسی میانگین شیب منطقه (۱۱/۵۴ درجه) نشان می‌دهد که اکثر بخش‌های ریگ یلان دارای توپوگرافی ملایمی هستند، اما مناطقی با شیب‌های تندتر تا ۷۷/۴ درجه نیز شناسایی شده‌اند که تأثیر مستقیمی بر نحوه هدایت بادهای غالب دارند. تحلیل جهت دامنه (ASP) نشان داد که دامنه‌ها به طور متوسط رو به جنوب- جنوب‌شرق (میانگین ۱۷۴/۶ درجه، جدول ۷) قرار دارند، که این ویژگی بر نحوه

جهت باد غالب را بهتر شبیه‌سازی کند. با توجه به نتایج این بخش، شاخص‌هایی مانند شیب (SLP)، زبری سطح (RUG) و انحنای سطحی (CURV) در تعیین میزان حساسیت منطقه به تغییرات بادی، و شاخص‌های موقعیت توپوگرافیک (TPI) و انتقال رسوب (STI) در تحلیل الگوهای فرسایش و رسوب‌گذاری نقش کلیدی خواهند داشت.

- ژئومورفوتری و پویایی‌های بادی در ریگ یلان تحلیل شاخص‌های ژئومورفومتریک در کل محدوده ریگ یلان نشان داد که این منطقه دارای الگوهای فرسایشی و رسوب‌گذاری متنوعی است که به شدت تحت تأثیر ناهمواری‌های سطحی و جریان‌های بادی غالب، اصلی و فرعی قرار دارند. مناطق با مقادیر بالای STI و TPI نشان‌دهنده مناطقی با نرخ بالای انتقال رسوبات هستند، درحالی‌که شاخص‌های RPI و RUG نشان دادند که برخی نواحی به‌عنوان مناطق تجمعی و پایدارتری عمل می‌کنند. همچنین، تطابق میان جهت باد غالب و شاخص‌های ناهمواری نشان داد که بادهای جنوب‌شرقی به‌عنوان عامل اصلی در فرسایش و تغییرات ژئومورفولوژیکی منطقه عمل می‌کنند. این نتایج نه تنها به درک بهتر پویایی‌های باد و تپه‌های ماسه‌ای کمک می‌کند، بلکه در بهبود مدل‌های پیش‌بینی تغییرات بلندمدت و مدیریت محیط زیست بیابانی نیز نقش اساسی دارد. در بخش بعدی، از این داده‌ها نیز برای اجرای مدل یادگیری ماشین استفاده شده است.

- نتایج مدل‌سازی یادگیری ماشین و جهات باد تحلیل الگوی باد در محدوده ریگ یلان یکی از اهداف کلیدی این پژوهش است که با بهره‌گیری از مدل یادگیری ماشین و داده‌های نمونه‌برداری شده، ژئومورفومتریک و دورسنجی انجام شده است. در این بخش، از الگوریتم جنگل تصادفی (RF) برای مدل‌سازی جهت باد و ایجاد نقشه‌ای از الگوی مکانی آن استفاده شده است. نتایج این مدل در کنار تحلیل‌های آماری، تصویر دقیقی از تأثیر متقابل توپوگرافی و باد در این منطقه ارائه می‌دهد.

- داده‌های ورودی و پردازش اولیه برای آموزش مدل، از داده‌های جهت باد حاصل از ۳۹۴۸ ایستگاه انتخابی که با توزیع مناسبی در منطقه مطالعاتی توزیع شده‌اند، استفاده شده است (شکل ۳ الف). این داده‌ها در ترکیب با ویژگی‌های ژئومورفولوژیکی مشتق از مدل

شاخص (بیش از ۸) در نواحی دارای شیب‌های تندتر و بافت درشت‌تر واقع شده‌اند، که این مسئله می‌تواند به تشدید حرکت ذرات ماسه‌ای در امتداد محور باد غالب کمک کند. مقدار میانگین STI در منطقه (۳/۹۷) نشان می‌دهد که نرخ حمل رسوب نسبتاً بالا است، به‌ویژه در مناطقی که همزمان دارای ناهمواری‌های سطحی بالا و زبری سطح بیشتر باشند.

- تأثیر انحنای سطحی و ناهمواری بر جابه‌جایی رسوبات نتایج تحلیل انحنای سطحی در ریگ یلان نشان داد که مقادیر منفی انحنای کلی (CURV) عمدتاً در بخش‌های جنوبی‌تر منطقه که در معرض بیشترین شدت باد هستند، دیده می‌شود. این مناطق به دلیل تقعر سطحی، مستعد تمرکز باد و فرسایش بادی شدیدتر بوده و به‌عنوان نقاط تغذیه‌کننده ماسه برای سایر بخش‌های ریگ عمل می‌کنند. در مقابل، نواحی با مقادیر مثبت CURV و PC که نشان‌دهنده برآمدگی‌های سطحی هستند، بیشتر در مناطق مرکزی و شمالی دیده می‌شوند، جایی که سرعت باد غالب اصلی در آن کاهش یافته، بادهای فرعی اهمیت بیشتر و رسوبات بیشتری رسوبگذاری می‌شوند. از سوی دیگر، شاخص ناهمواری سطح (RUG) و شاخص موقعیت نسبی (RPI) نشان داد که مناطقی با زبری سطح بالاتر ($RUG > 1/5$) اغلب به‌عنوان موانع طبیعی در برابر بادهای ورودی عمل می‌کنند. در این مناطق، انباشت رسوب به دلیل کاهش سرعت باد، در مقایسه با نواحی هموارتر که مستعد فرسایش هستند، بیشتر مشاهده می‌شود. ناهمواری سطح همچنین در تعامل با جهت باد غالب نقش مهمی در شکل‌گیری تپه‌های ماسه‌ای بادی ایفا می‌کند، به‌طوری‌که محور SW-NE ریگ یلان و بخش‌های شمالی‌تر منطقه که دارای شاخص RPI بالاتری هستند، نشان‌دهنده مناطقی با پایداری بیشتر تپه‌های ماسه‌ای در برابر تغییرات بادی هستند.

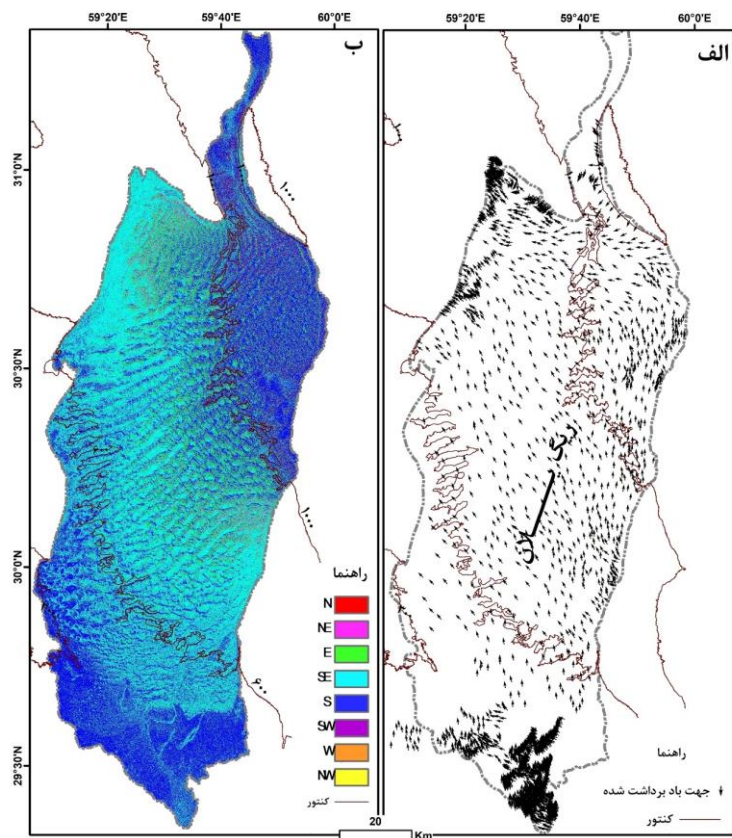
- نقش شاخص‌های توپوگرافیک در مدل‌سازی یادگیری ماشین

در بخش بعدی، از داده‌های استخراج‌شده برای مدل‌سازی یادگیری ماشین به‌منظور پیش‌بینی الگوی غالب باد در ریگ یلان استفاده شده است. ترکیب اطلاعات به دست آمده از تحلیل ایستگاه‌های نمونه‌برداری شده (شکل ۳ الف) و کل محدوده، این امکان را فراهم می‌کند که مدل RF بتوان ارتباط بین عوامل توپوگرافی، ناهمواری سطح، و

درخت تصمیم‌گیری، مبتنی بر نتایج حاصل از شبیه‌سازی تعداد مختلف درخت تصمیم‌گیری در محیط GEE بوده است. این تعداد توازن بین دقت پیش‌بینی و کارایی پردازشی بود، به طوری که افزایش تعداد درختان از یک مقدار مشخص تأثیر چندانی بر عملکرد مدل نداشت، اما بار پردازشی آن را افزایش می‌داد. مدل با داده‌های ایستگاه‌های نمونه آموزش (داده‌های جهت باد حاصل از ۳۹۴۸ ایستگاه نمونه برداری شده از تصاویر) داده شد و سپس بر کل منطقه ریگ یلان تعمیم یافت. جهت باد پیش‌بینی شده به صورت پیوسته (بین ۰ تا ۳۶۰ درجه) استخراج و برای تحلیل بهتر، در ۸ جهت اصلی طبقه‌بندی شد (شکل ۳ ب).

رقومی ارتفاعی مورد پردازش قرار گرفته‌اند (جدول ۷). شاخص‌های توپوگرافیک (شیب، جهت شیب، تفاوت محلی ارتفاع)، هندسی سطح (انحنای کلی، انحنای قائم، انحنای افقی پلان)، ناپایداری سطح (زبری)، شاخص موقعیت نسبی، شاخص انتقال رسوب) و شاخص‌های وابسته به جریان باد (شاخص رو یا پشت به باد، جهت گرایان شیب) مهمترین شاخص‌های مورد استفاده در مدل‌سازی یادگیری ماشین و تولید نقشه باد ریگ یلان بوده‌اند. تمام این شاخص‌ها به‌طور مستقیم در مدل دخیل بوده و نقش تعیین‌کننده‌ای در پیش‌بینی جهت باد ایفا کردند.

- مدل‌سازی یادگیری ماشین با جنگل تصادفی برای اجرای مدل، از الگوریتم جنگل تصادفی (RF) با ۵۰ درخت تصمیم‌گیری استفاده شد. دلیل انتخاب این تعداد



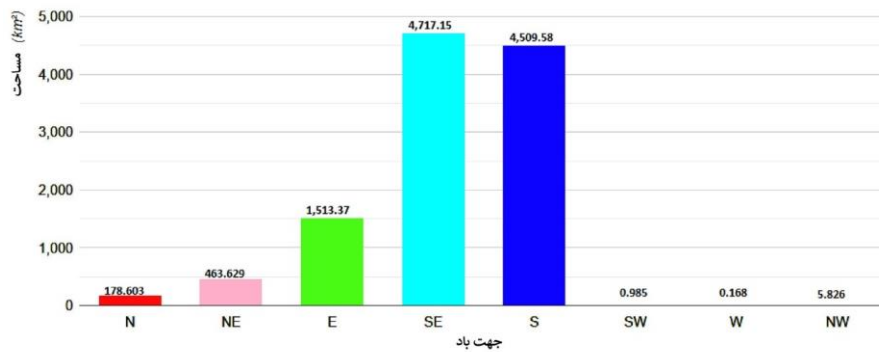
شکل ۳: مدل‌سازی یادگیری ماشین و جهت باد؛ الف: نقشه داده‌های آموزشی و ب: نقشه توزیع جهت باد در «ریگ یلان»
 Fig. 3: Machine learning modeling and wind direction analysis: a: Map of training data points; b: Spatial distribution of wind directions in the Rig-e Yalan dune field.

زیادی با جهت باد فرضی اولیه (۱۵۶ درجه) دارد که تأییدی بر دقت مدل است. توزیع فضایی جهت‌های باد به کمک نقشه حاصل (شکل ۳ ب) تولید و محاسبات آماری لازم جهت شناسایی باد غالب، و بادهای فرعی دیگر انجام گردید.

- تحلیل نتایج و توزیع جهت باد
 تحلیل نتایج مدل‌سازی نشان داد که میانگین جهت باد غالب در کل منطقه برابر با ۱۵۵/۲ درجه است که در محدوده جنوب‌شرقی (SE) قرار دارد. این مقدار همخوانی

بادهای غالب در منطقه ریگ یلان عمدتاً از جنوب‌شرقی و جنوب (۸۱/۰۱٪) می‌وزند که بر توزیع تپه‌های ماسه‌ای و جهت‌گیری لندفرم‌های بادی تأثیرگذار است. این توزیع نشان‌دهنده تأثیر عوامل منطقه‌ای بر مسیرهای باد غالب و نقش آنها در فرایندهای رسوب‌گذاری و فرسایش است (شکل ۴).

در نمودار توزیع مساحت جهت‌های وزش باد (km²) مشخص شد که بیشترین سطح ریگ یلان، تحت تأثیر بادهایی با جهت‌های SE (جنوب‌شرقی، ۴۱/۴۲٪) و S (جنوب، ۳۹/۵۹٪) قرار دارد (مجموعاً ۸۱٪)، در حالی که سایر جهات ۱۹٪ و جهت‌های W، SW و NW مساحت ناچیزی را پوشش می‌دهند. این الگو نشان می‌دهد که



شکل ۴: جهات باد غالب، اصلی و بادهای فرعی ریگ یلان

Fig. 4: Prevailing, principal, and subordinate wind patterns across the Rig-e Yalan sand dune field.

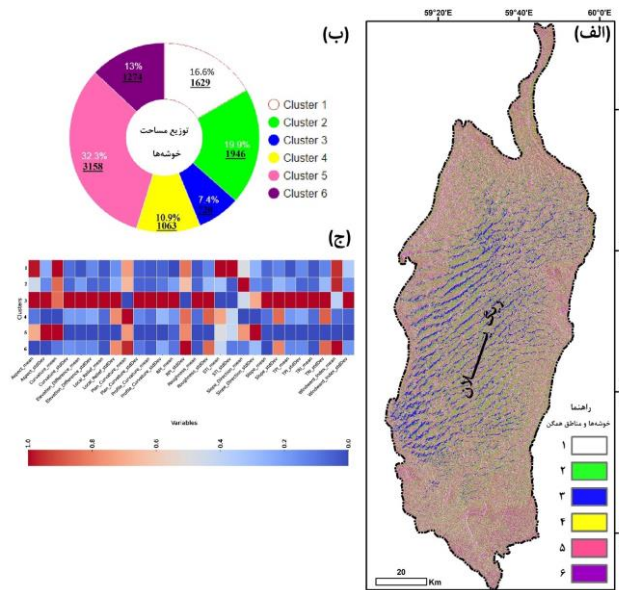
بررسی گردد. تعیین تعداد خوشه‌های بهینه با استفاده از Elbow Method و Silhouette Score انجام شد که منجر به انتخاب ۶ خوشه گردید. متغیرهای مورد استفاده در این خوشه‌بندی شامل شیب، جهت دامنه، انحنا، ناهمواری سطحی، شاخص موقعیت توپوگرافی (TPI)، شاخص انتقال رسوب (STI) و سایر ویژگی‌های ژئومورفومتریک بوده که در جدول ۷ ارائه شده‌اند. نقشه خوشه‌بندی (شکل ۵ الف و ب) نشان می‌دهد که توزیع فضایی خوشه‌ها در سراسر منطقه مطالعه چگونه پراکنده شده است. تحلیل آماری خوشه‌ها بیانگر تفاوت میانگین مقادیر متغیرها بین خوشه‌های مختلف است که در هیت‌مپ ارائه شده است (شکل ۵ ج). این نمودار به وضوح نشان می‌دهد که برخی خوشه‌ها دارای شاخص‌های توپوگرافی و باد مشابهی هستند، درحالی‌که برخی دیگر تفاوت‌های معناداری دارند. نمودار توزیع مساحت خوشه‌ها (شکل ۵ ب) نیز نشان می‌دهد که خوشه ۵ (صورتی) بزرگ‌ترین سهم از منطقه را دارد (۳۲/۳٪)، درحالی‌که خوشه ۳ (آبی) کوچک‌ترین مساحت را اشغال کرده است (۷/۴٪). این توزیع نشان می‌دهد که برخی خوشه‌ها گستردگی بیشتری دارند و ممکن است به دلیل تأثیرات باد و توپوگرافی، مناطق وسیع‌تری را در بر گرفته باشند.

- ارتباط با ژئومورفولوژی منطقه

تحلیل الگوی باد در ارتباط با ویژگی‌های توپوگرافی نشان داد که: در مناطق با شیب تند و زبری بالا، جهت‌های باد متغیرتر بوده و احتمال آشفتگی باد بیشتر است. در نواحی هموارتر و پست‌تر، جهت باد غالب پایدارتر بوده و جریان‌های بادی قوی‌تری مشاهده می‌شود. مناطق با شاخص بادگیر (WI) منفی (پشت به باد) عمدتاً در سمت دامنه‌های شمال‌غربی و غربی لندفرم‌های بادی ریگ یلان قرار دارند، در حالی که نواحی رو به باد (WI مثبت) بیشتر در بخش‌های جنوبی، جنوب‌شرقی دامنه‌ها مشاهده شده است. این الگو با توزیع تپه‌های ماسه‌ای منطقه نیز همخوانی دارد و نشان می‌دهد که بادهای غالب جنوب‌شرقی تأثیر عمده‌ای بر شکل‌گیری این عوارض داشته‌اند. نتایج مدل یادگیری ماشین نشان داد که جهت باد در محدوده ریگ یلان به شدت تحت تأثیر توپوگرافی و شیب منطقه قرار دارد، براین اساس این مدل توانسته است چارچوبی قابل اطمینان برای پیش‌بینی الگوهای بادی و تحلیل اثرات آنها بر فرایندهای ژئومورفولوژیکی فراهم کند.

- تحلیل خوشه‌بندی و شناسایی مناطق همگن

تحلیل خوشه‌بندی مناطق همگن در ریگ یلان با استفاده از روش K-Means Clustering انجام شد تا تأثیر الگوهای باد غالب و شرایط ژئومورفولوژیکی بر تحول تپه‌های ماسه‌ای



شکل ۵: تحلیل خوشه‌بندی و توزیع مناطق همگن در ریگ یلان؛ الف: نقشه خوشه‌بندی مناطق همگن بر اساس ویژگی‌های ژئومورفومتریک و بادهای غالب، ب: نمودار دایره‌ای توزیع مساحت خوشه‌ها، ج: «هیت‌مپ مقایسه‌ای» متغیرهای توپوگرافی و ژئومورفومتریک در بین خوشه‌های شناسایی‌شده در ریگ یلان.

Fig. 5: Cluster analysis and spatial distribution of homogeneous zones in the Rig-e Yalan region: a: cluster map of homogeneous zones based on geomorphometric features and prevailing winds; b: pie chart of cluster area distribution; c: comparative heatmap of topographic and geomorphometric variables across the identified clusters in Rig-e Yalan.

- تحلیل تغییرات مکانی الگوهای باد و جابه‌جایی تپه‌های ماسه‌ای

تحلیل تغییرات مکانی الگوهای باد و جابه‌جایی تپه‌های ماسه‌ای نقش کلیدی در درک فرآیندهای بیابانی و مدیریت فرسایش بادی دارد. نتایج استفاده از داده‌های مدل‌سازی عددی و روش‌های خوشه‌بندی مکانی، توزیع الگوهای باد و تأثیر آن بر پایداری و جابه‌جایی تپه‌های ماسه‌ای نشان می‌دهد که بادهای جنوب‌شرقی و جنوبی، عوامل اصلی تغییرات مورفولوژیکی در منطقه هستند و تأثیر متفاوتی در بخش‌های مختلف ریگ یلان، از جمله مناطق مرتفع و زمین‌های هموار میانی، دارند.

- مدل‌سازی الگوهای باد و خوشه‌بندی مکانی

نتایج مدل‌سازی مکانی تأثیر بادهای غالب بر جابه‌جایی تپه‌های ماسه‌ای، با استفاده از داده‌های باد در ۳۹۴۸ نقطه برداشت شده و ۱۴ شاخص ژئومورفومتریک و توپوگرافی، منجر به شناسایی پنج باد مهم شامل بادهای جنوب‌شرقی و جنوبی به‌عنوان بادهای غالب و اصلی و سه باد فرعی بوده است (شکل ۴). برای طبقه‌بندی منطقه بر اساس اثرات بادهای مذکور، از الگوریتم K-Means Clustering استفاده شد که منجر به تفکیک منطقه به پنج خوشه متمایز گردید

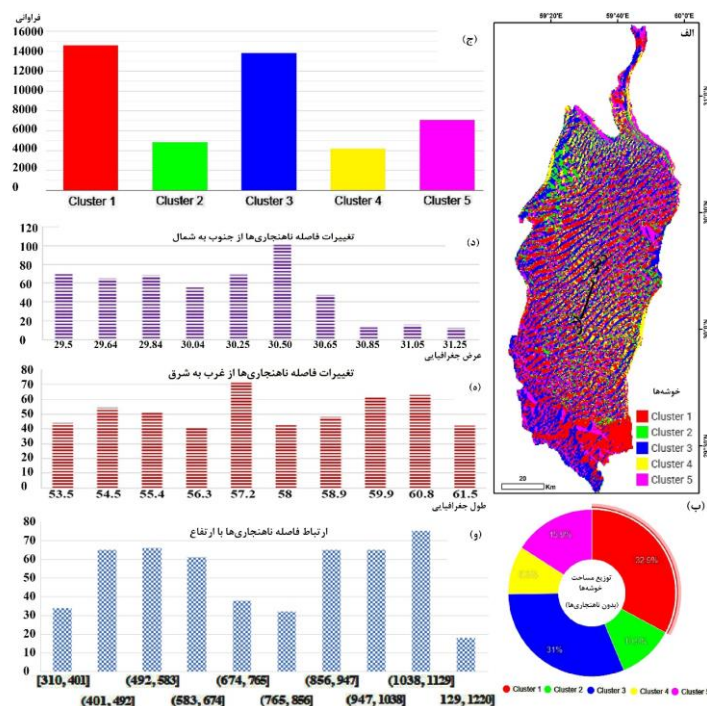
ارتباط بین خوشه‌ها و مسیرهای باد غالب در نقشه (شکل ۵ الف) نشان می‌دهد که مناطق رو به باد (Windward Zones)، که عمدتاً دارای شیب‌های ملایم‌تر و ناهمواری کمتر هستند، تأثیر بیشتری از بادهای غالب دریافت کرده‌اند. در مقابل، مناطق پشت به باد (Leeward Zones) که معمولاً در موقعیت‌های پناهگاهی قرار دارند، دارای خوشه‌هایی با زبری سطحی و شاخص‌های ناهمواری بالاتر هستند. بررسی میزان همپوشانی بین خوشه‌ها و نواحی فرسایش‌پذیر نشان می‌دهد که مناطقی با STI بالا مستعد انتقال رسوب هستند و می‌توانند به‌عنوان نقاط کلیدی در تحلیل‌های فرسایش بادی بررسی شوند. علاوه بر این، نمودار هیت‌مپ (شکل ۵ ج) نشان می‌دهد که در برخی از خوشه‌ها، متغیرهای مهم مانند TPI، ناهمواری و شیب دامنه نسبت به سایر خوشه‌ها تفاوت محسوسی دارند که نشان‌دهنده تأثیرات ژئومورفولوژیکی بر طبقه‌بندی خوشه‌ها است. در مجموع، این خوشه‌بندی به درک بهتر از نواحی با ویژگی‌های مشابه کمک کرده و در تحلیل‌های بعدی برای بررسی تغییرات مکانی الگوهای باد و جابه‌جایی تپه‌های ماسه‌ای مورد استفاده قرار گرفته‌است.

پویایی بالاتری مشاهده می‌شود که با تأثیر بادهای غالب در ارتباط است.

- ناهنجاری‌های مکانی و تأثیر بادهای غالب در این مطالعه، ناهنجاری‌های مکانی به‌عنوان پیکسل‌هایی تعریف شده‌اند که فاصله آن‌ها از مرکز خوشه خود (بر اساس ترکیب ویژگی‌های جهت دامنه و جهت باد غالب) بیش از ۱/۵ برابر انحراف معیار میانگین فاصله در آن خوشه باشد. این فاصله به‌صورت اقلیدسی بین مقادیر ویژگی‌های هر پیکسل و میانگین خوشه محاسبه شده و معیاری از میزان تفاوت هر پیکسل با ساختار غالب خوشه‌اش ارائه می‌دهد. این تعریف امکان شناسایی نواحی مختلف (از جنوب به شمال، از غرب به شرق و با تغییر ارتفاع؛ شکل ۶ د، ه، و) با رفتار بادی متفاوت یا شرایط توپوگرافی غیرمتعارف را فراهم می‌سازد. در نتیجه، این نوع تحلیل مکمل خوشه‌بندی است و نشان می‌دهد که کدام مناطق دارای ساختار متفاوت یا فرآیندهای بادی پیچیده‌تری هستند.

(شکل ۶ الف). این خوشه‌بندی بر اساس ترکیب جهت دامنه و جهت باد انجام شد و نتایج نشان داد که هر خوشه الگوهای خاصی از تأثیر باد را نمایان می‌کند. تجزیه و تحلیل پایداری و آنتروپی خوشه‌ها در قالب گریدهای ۲×۲ کیلومتری انجام شده است.

- ویژگی‌های آماری و توزیع مکانی خوشه‌ها بررسی ویژگی‌های آماری نشان داد که جهت دامنه در بین خوشه‌ها در بازه ۴۸/۴۲ تا ۳۰۶/۹۱ درجه متغیر است، درحالی‌که میانگین تغییرات جهت باد نسبتاً کم و در حدود ۳۰ درجه است. تحلیل فراوانی و مساحت خوشه‌ها (شکل ۶ ب و ج) نشان داد که خوشه‌های ۱ و ۳ بیشترین مساحت را پوشش داده و به ترتیب ۳/۹٪ و ۳۱٪ از منطقه را در بر می‌گیرند، درحالی‌که خوشه ۴ با ۹/۳٪ کمترین مساحت را داراست. این توزیع نشان می‌دهد که برخی مناطق دارای تپه‌های ماسه‌ای پایدارتر بوده، درحالی‌که در برخی نواحی



شکل ۶: تحلیل تغییرات مکانی الگوهای باد و ناهنجاری‌ها؛ نقشه طبقه‌بندی خوشه‌های مناطق همگن بادی در ریگ یلان (الف) و نمودارهای توصیفی مرتبط با توزیع مساحت خوشه‌ها (ب)، فراوانی خوشه‌ها (ج)، تحلیل ناهنجاری در تپه‌های ماسه‌ای نسبت به جهت‌های اصلی (د - ه)، و ارتفاع (و).

Fig. 6: Cluster analysis and spatial distribution of homogeneous zones in the Rig-e Yalan region: a: cluster map of homogeneous zones based on geomorphometric features and prevailing winds; b: pie chart of cluster area distribution; c: comparative heatmap of topographic and geomorphometric variables across the identified clusters in Rig-e Yalan.

از انتظار است. این موضوع نقش تعیین‌کننده‌ی بادهای غالب در شکل‌گیری و تحرک تپه‌های ماسه‌ای را برجسته می‌سازد. تحلیل تغییرات مکانی ناهنجاری‌ها نشان داد که در راستای طول جغرافیایی (غرب به شرق)، بیشترین تجمع ناهنجاری‌ها در نواحی مرکزی و شرقی رخ داده است که احتمالاً به دلیل شدت بادهای فرعی شرقی باشد. در جهت عرض جغرافیایی (جنوب به شمال)، نواحی جنوبی و مرکزی بیشترین تراکم ناهنجاری‌ها را دارند که با حرکت به سمت شمال کاهش می‌یابد. این الگو بیانگر تأثیر متفاوت بادهای غالب در نواحی مختلف و نقش ژئومورفولوژی در تغییر الگوهای فرسایش و رسوب‌گذاری است. از نظر ارتفاعی، بیشترین ناهنجاری‌ها در ارتفاعات متوسط (حدود ۴۲۰ تا ۱۰۸۰ متر، شکل ۶) مشاهده شده است، در حالی که در ارتفاعات بالاتر از ۱۱۹۰ متر، ناپایداری‌ها کاهش می‌یابد. این امر نشان می‌دهد که ارتفاعات بالاتر به عنوان مانعی در برابر باد عمل کرده و از شدت فرسایش بادی کاسته‌اند. تحلیل تغییرات مکانی باد و جابه‌جایی تپه‌های ماسه‌ای نشان داد که روش K-Means می‌تواند مناطق بادی با رفتار بادی مشابه را متمایز سازد و الگوهای متفاوت فرآیندهای بادی را در سطح منطقه آشکار سازد. نتایج نشان می‌دهد که خوشه‌هایی که دارای جهت دامنه نزدیک به بادهای غالب هستند، پایداری بیشتری داشته، در حالی که مناطق دارای ناهنجاری‌های مکانی، مستعد تغییرات بادی بوده و بیشتر تحت تأثیر فرسایش و جابه‌جایی ماسه‌ها قرار دارند. از نظر مدیریتی، این یافته‌ها می‌تواند در برنامه‌ریزی جهت تثبیت تپه‌های ماسه‌ای، کاهش اثرات فرسایش بادی و مدیریت پایدار منابع طبیعی در مناطق بیابانی مؤثر باشد.

- اعتبارسنجی نتایج و مقایسه با داده‌های مستقل
برای ارزیابی عملکرد مدل Random Forest در پیش‌بینی جهت باد غالب در منطقه ریگ یلان، از دو رویکرد مکمل استفاده شد: نخست، اعتبارسنجی عددی مدل با بهره‌گیری از معیارهای آماری استاندارد در حوزه یادگیری ماشین، و دوم، مقایسه مکانی نتایج با داده‌های مستقل استخراج شده از تصاویر با وضوح بالای در محیط Google Earth و تأیید بصری آنها.

- تحلیل عددی عملکرد مدل RF
پس از آموزش مدل بر اساس شاخص‌های ژئومورفومتریک (جدول ۲)، عملکرد آن با استفاده از مجموعه اعتبارسنجی

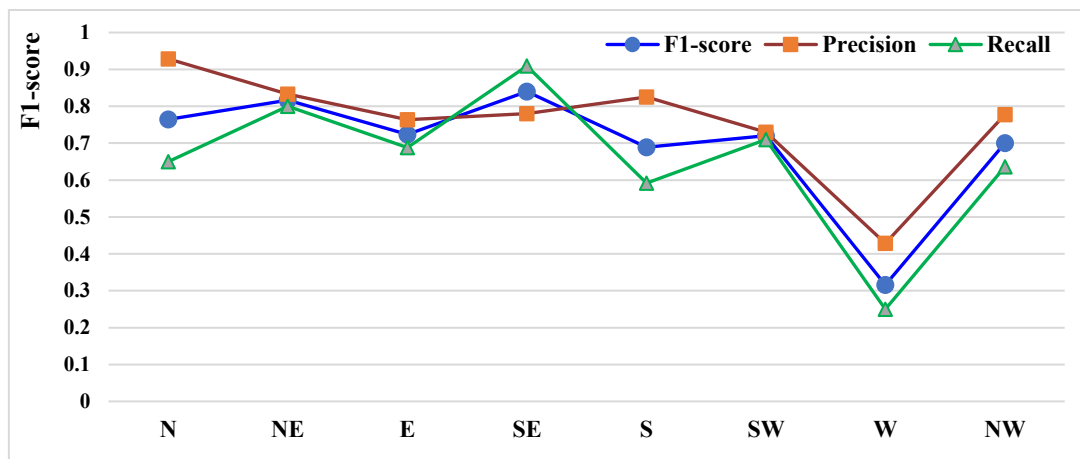
براین اساس، به‌منظور شناسایی نواحی ناپایدار، فاصله هر پیکسل از مرکز خوشه خود محاسبه شد. نتایج نشان داد که میانگین فاصله از مرکز خوشه‌ها بین ۱۸/۴۰ تا ۲۷/۵۳ متر متغیر است و بیشترین انحراف معیار مربوط به خوشه ۴ (۱۷/۳) است که نشان‌دهنده پراکندگی بالای این خوشه از نظر توزیع مکانی است. تحلیل ناهنجاری‌ها (شکل ۶ د) بیانگر آن است که ۵۱۹ پیکسل (۵۰۰×۵۰۰ متر) ناهنجار با مجموع مساحت ۱۲۹/۷۵ کیلومترمربع شناسایی شده‌اند که از الگوی باد غالب منطقه تبعیت نمی‌کنند و ناهنجاری‌ها در این نواحی بیشتر متمرکزند و در واقع این مناطق ساختار متفاوت یا مرتبط با فرآیندهای بادی پیچیده‌تری هستند. نقشه خوشه‌بندی نشان می‌دهد (شکل ۶ الف) که بادهای جنوب‌شرقی و جنوبی موجب جابه‌جایی قابل توجه تپه‌های ماسه‌ای به سمت شمال‌غربی شده‌اند. خوشه‌های ۱ و ۳ که در مسیر این بادهای قرار دارند، بیشترین تغییرات را تجربه کرده‌اند. در نواحی شمالی، به ویژه در ارتفاعات، تأثیر باد بر فرسایش تپه‌های ماسه‌ای افزایش یافته، در حالی که مناطق مرکزی و جنوبی نرخ بالاتری از ناهنجاری و جابه‌جایی تپه‌های ماسه‌ای را نشان می‌دهند. در شمال‌غرب منطقه، میزان رسوب‌گذاری افزایش یافته و این مناطق در خوشه‌های کم‌تراکم‌تری مانند خوشه‌های ۲ و ۴ جای گرفته‌اند. این الگو نشان می‌دهد که بادهای جنوب‌شرقی و جنوبی مهم‌ترین عوامل کنترل‌کننده حرکت تپه‌های ماسه‌ای هستند و بیشترین تغییرات در نواحی مرکزی و جنوبی مشاهده شده است.

- الگوی ناهنجاری‌ها در تپه‌های ماسه‌ای و ارتباط با بادهای غالب

بررسی آنتروپی و ناهنجاری در خوشه‌بندی تپه‌های ماسه‌ای در راستای جنوب به شمال (شکل ۶ ه) و (شکل ۶ و) غرب به شرق نشان داد که پراکندگی نواحی ناپایدار در امتداد مسیرهای باد تغییر می‌کند. همبستگی بین ارتفاع و جابه‌جایی تپه‌های ماسه‌ای (شکل ۶ و) نشان داد که ضریب تعیین ($R^2 = 0.299$) که در واقع نشان‌دهنده میزان و شدت همبستگی بین ارتفاع و فاصله ناهنجاری‌ها از مرکز خوشه است، بسیار پایین بوده و ارتباط ضعیفی بین ارتفاع و میزان جابه‌جایی تپه‌های ماسه‌ای وجود دارد. این نتیجه تأیید می‌کند که تغییرات مکانی تپه‌های ماسه‌ای عمدتاً تحت تأثیر بادهای غالب بوده و تأثیر عوامل توپوگرافی کمتر

از معیارهای صحت^{۱۳} (درستی پیش‌بینی‌های مثبت)، بازخوانی و F1-Score برای هر کلاس محاسبه شد (شکل ۷). مطابق با شکل ۷، کلاس‌های SE، NE و N دارای بالاترین F1-score بودند (بیش از ۰/۸)، که نشان‌دهنده توانایی مناسب مدل در تشخیص صحیح این جهت‌هاست. در مقابل، کلاس W کمترین مقدار F1-score (حدود ۰/۳۱) را به خود اختصاص داد که بیانگر ضعف مدل در تمایز این جهت به دلیل شباهت مورفولوژیکی احتمالی با کلاس‌های مجاور باشد.

(۰/۳۰ داده‌ها) سنجیده شد. جهت‌های باد برداشت شده از تصاویر، ابتدا به هشت کلاس اصلی (N، NE، E، SE، S، SW، W، NW) تقسیم شدند و سپس با نتایج پیش‌بینی‌شده مدل مقایسه شدند. ماتریس درهم‌ریختگی حاصل از ارزیابی مدل نشان داد که دقت کلی OA^{۱۴} مدل برابر با ۰/۷۸ و ضریب کاپا (Kappa) برابر با ۰/۶۴ است که نشان‌دهنده توافق مناسب بین مقادیر پیش‌بینی‌شده و واقعی است. تحلیل دقیق‌تر عملکرد مدل در سطح کلاس‌های مختلف جهت باد نیز با استفاده



شکل ۷: معیارهای آماری (Precision، Recall، F1-Score) و نتایج ارزیابی عملکرد مدل RF در طبقه‌بندی جهت‌های باد غالب
 Fig. 7: Statistical metrics (Precision, Recall, and F1-Score) and performance evaluation results of the Random Forest (RF) model in classifying dominant wind directions.

(مانند TPI و STI) و داده‌های در دسترس جهانی SRTM30m، مدل پیشنهادی قابلیت تعمیم به دیگر مناطق بیابانی با ویژگی‌های توپوگرافی مشابه را دارد (Masrahy and Mountney, 2015). این ویژگی، روش پیشنهادی را برای کاربرد در مناطق فاقد داده، مانند سایر ریگزارهای ایران یا بیابان‌های جهانی، مناسب می‌سازد.

نتیجه‌گیری

مطالعه حاضر با بهره‌گیری از الگوریتم‌های یادگیری ماشین، Random Forest و K-Means، به تحلیل لندفرم‌های بادی ریگ یلان و بازسازی الگوهای بلندمدت جهت باد غالب در این پهنه ماسه‌ای-بادی پرداخته است. با استفاده از ۱۵ شاخص ژئومورفومتریک استخراج‌شده از داده‌های SRTM و تصاویر با وضوح بالای ماهواره‌ای، نقشه‌های جهت باد غالب در هشت کلاس جهتی تولید و سپس اعتبارسنجی شدند. دقت کلی مدل RF برابر با ۷۸/۳۶ درصد و ضریب

- مقایسه مکانی با داده‌های مستقل - به منظور اعتبارسنجی مکانی نتایج، مقادیر پیش‌بینی‌شده جهت باد مدل بر روی نقشه خروجی با جهت باد استخراج شده از مورفولوژی تپه‌های ماسه‌ای در تصاویر با رزولوشن بالا (Google Earth) مقایسه شد. در این مقایسه، جهت تپه‌های ماسه‌ای به عنوان شاخص دقیق جهت باد غالب در مناطق پشت به باد لحاظ گردید. نتایج نشان داد که در حدود ۷۸٪ از ایستگاه‌ها، جهت پیش‌بینی‌شده توسط مدل با داده‌های واقعی در همان کلاس یا کلاس مجاور هم‌پوشانی دارد. این میزان هم‌پوشانی مکانی، به‌ویژه در محدوده‌های دارای ساختارهای تپه‌های ماسه‌ای واضح، بسیار بالا بود و عملکرد مدل را در بازسازی الگوهای بادی بلندمدت تأیید می‌کند. نتایج این مطالعه نشان داد که ترکیب RF و K-Means با شاخص‌های ژئومورفومتریک، الگوهای بادی ریگ یلان را با دقت قابل‌قبولی بازسازی کرد. با توجه به استفاده از شاخص‌های ژئومورفومتریک استاندارد

میدانی مداوم در بلندمدت و عدم ثبت ایستگاهی دقیق جهت باد در بازه‌های زمانی متنوع است. در نتیجه، وابستگی اصلی مدل به شاخص‌های مشتق شده از مدل رقومی ارتفاع و لندفرم‌های ژئومورفولوژیک بوده است. همچنین، طبقه‌بندی هشت‌جهتی جهت باد، اگرچه برای تحلیل منطقه‌ای کافی است، اما ممکن است جزئیات موضعی‌تر را تحت تأثیر قرار دهد. کاربردهای آتی نتایج این پژوهش در زمینه‌های نظامی، برنامه‌ریزی محیط‌زیستی، رژیم بادی گذشته (اقلیم دیرینه)، توسعه انرژی بادی، حفاظت از پوشش گیاهی حساس به فرسایش بادی و مکان‌یابی زیرساخت‌ها در مناطق بیابانی بسیار حائز اهمیت است. پیشنهاد می‌شود در آینده با نصب سنجنده‌های پرتابل در مناطق مشخص مورفودینامیک بادی (مبتنی بر نتایج این پژوهش) در ریگ یلان و ترکیب داده‌های نمونه ثبت شده حاصل با مدل‌های عددی استفاده شده در این پژوهش، دقت مکانی در بازسازی جهت باد را افزایش داد. همچنین، گسترش تحلیل به سایر ریگزارهای مشابه در مرکز و شرق ایران می‌تواند در درک بهتر از الگوهای بادی منطقه‌ای و تغییرات اقلیمی بلندمدت مؤثر باشد. این پژوهش با استفاده از شاخص‌های ژئومورفومتریک استاندارد (مانند TPI و STI) و داده‌های در دسترس جهانی SRTM30m، چارچوبی نوآورانه برای بازسازی الگوهای بادی بدون نیاز به داده‌های میدانی ارائه داده است. این رویکرد نه تنها قابلیت تعمیم به دیگر مناطق بیابانی با ویژگی‌های توپوگرافی مشابه را دارد (Al-Masrahy and Mountney, 2015)، بلکه با بهبود ۱۸٪ دقت نسبت به روش‌های سنتی، می‌تواند به عنوان ابزاری کارآمد برای پایش محیطی و مدیریت منابع طبیعی در مناطق خشک و فاقد داده مورد استفاده قرار گیرد.

سیاسگزار

نویسنده این مقاله از هیچ سازمان یا ارگانی کمک مالی دریافت نکرده است.

کاپا برابر با ۰/۶۴ به دست آمد که نشان‌دهنده عملکرد قابل قبول مدل در پیش‌بینی کلاس‌های جهت باد در مقیاس منطقه‌ای است. مقادیر F1-Score در کلاس‌های SE، S و SW بالاترین میزان را نشان دادند که نشان‌دهنده حساسیت مناسب مدل در بازشناسی این جهات باد به عنوان الگوهای غالب منطقه است. همچنین، مقایسه نتایج مکانی با مشاهدات مستقل آزیموتی از فرم تپه‌های ماسه‌ای (در ۳۹۴۸ نقطه در دامنه‌های پشت به باد) نشان داد که در بیش از ۷۸ درصد موارد، مدل توانسته است جهت واقعی باد غالب را با اختلافی کمتر از یک کلاس جهتی شناسایی کند. نقشه‌های طبقه‌بندی شده K-Means نیز شش منطقه نسبتاً همگن را از نظر پاسخ مورفودینامیکی به باد شناسایی کرد که با الگوهای جهتی مدل RF تطابق مکانی قابل توجهی نشان دادند. این همپوشانی نشان‌دهنده آن است که ناهمگنی ژئومورفیک منطقه نه تنها در جهت‌یابی بادهای مؤثر است بلکه در واکنش لندفرم‌ها به آن نیز نقش دارد. برای پاسخ به نیاز به نتایج مرتبط‌تر، تحلیل‌های این پژوهش نشان داد که بادهای جنوب‌شرقی (۴۱/۴۲٪ از مساحت) و جنوبی (۳۹/۵۹٪) به عنوان عوامل اصلی شکل‌دهی تپه‌های ماسه‌ای در ریگ یلان عمل می‌کنند، که با یافته‌های محلی نظیر

میلانی (Milani et al, 2021) و نظری سامانی (Nazari Samani et al, 2016) در ریگزارهای ایران همخوانی دارد. این مطالعات نیز بر نقش غالب بادهای جنوب‌شرقی در شکل‌گیری لندفرم‌های بادی در مرکز و شرق ایران تأکید کرده‌اند. تحلیل خوشه‌بندی K-Means نشان داد که خوشه ۵ (۳۲٪/۳) که عمدتاً در نواحی مرکزی با شیب ملایم و زبری سطح بالا قرار دارد، پایداری بیشتری در برابر تغییرات بادی نشان می‌دهد، در حالی که خوشه ۳ (۷/۴٪) در نواحی مرتفع‌تر با ناهمواری بیشتر، مستعد فرسایش بادی است. این یافته‌ها با تحلیل‌های ژئومورفولوژیکی احسانی و کویل (Ehsani and Quiel, 2008) درباره پویایی‌های بادی دشت لوت هم‌راستا هستند و بر تأثیر متقابل توپوگرافی و باد در ایجاد الگوهای مورفودینامیکی تأکید دارند. محدودیت اصلی این پژوهش فقدان داده‌های

پانویس

5-windward
6-leeward
7-Machine Learning Techniques
8-Random Forest, RF
9-Overfitting

10-Clustering Analysis
11-Silhouette Score
12-Overall Accuracy
13-Precision

References

- Al-Masrahy, M.A. and Mountney, N.P., 2013. The sedimentology of a modern dryland aeolian-fluvial system: The Rub' al Khali desert, Saudi Arabia. *Sedimentology*, v. 60(2), p. 443-471.
- Barchyn, T.E. and Hugenholtz, C.H., 2012. A new approach for mapping wind energy using high-resolution numerical weather models. *Renewable Energy*, v. 45, p. 173-179.
- Biau, G. and Scornet, E., 2016. A random forest guided tour. *Test*, v. 25(2), p. 197-227.
- Blumberg, D.G. and Greeley, R., 1996. A comparison of general circulation model predictions to sand dune orientations on Mars and Earth. *Journal of Geophysical Research: Planets*, v. 101(E9), p. 21189-21203.
- Bradley, A.P., 1997. Use of the AUC in ROC analysis. *Pattern Recognition*.
- Bullard, J.E. et al, 2011. Dust generation by aeolian processes: A geomorphological perspective. *Aeolian Research*, v. 3(1), p. 1-13.
- Chen, T. and Guestrin, C., 2016. XGBoost: A scalable tree boosting system. In *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery and data mining*, p. 785-794.
- Dong, Z. et al, 2024. Wind regime and dune dynamics in hyper-arid zones. *Aeolian Research*.
- Ehsani, A.H. and Quiel, F., 2008. Application of Self Organizing Map and SRTM data to characterize yardangs in the Lut desert, Iran. *Remote Sensing of Environment*, v. 112, p. 3284-3294.
<https://www.scopus.com/pages/publications/44649149517>
- Ehsani, A. and Quiel, F., 2008. Monitoring desert features with remote sensing. *Journal of Arid Environments*.
- Fernández-Godino, M.G., Lucas, D.D. and Kong, Q., 2023. Predicting wind-driven spatial deposition through simulated color images using deep autoencoders. *Scientific Reports*.
<https://www.scopus.com/pages/publications/85146790261>
- Florinsky, I.V., 2016. *Digital terrain analysis in soil science and geology*. Academic Press.
- Foroutan, M. and Zimbelman, J.R., 2016. Geomorphology of yardangs in the Lut Desert, Iran: Constraints on formation and evolution. *Geomorphology*, v. 273, p. 382-398.
- Goorabi, A., 2023. *Applied geomorphometry: Data, methods, and techniques*. Tehran: University of Tehran Press (In Persian).
- Goorabi, A., 2025. Geomorphometric Characterization of Dunes in the Rig-eYalan, Dasht-e-Lut: Aeolian Processes and Spatial Analysis. *Quantitative Geomorphological Research*, v. 14(2), p. 25-41 (In Persian).
- Guang-pu, S. et al, 2022. Morphodynamics of sand dunes in arid regions. *Earth Surface Processes*.
- Guang-qiang, G., 2008. Sand dune types and evolution in the Kumtagh Desert, China. *Journal of Arid Environments*, v. 72(9), p. 1580-1592.
- Hereher, M.E., 2018. Spatial analysis of sand dune migration in the western desert of Egypt using remote sensing. *Aeolian Research*, v. 33, p. 71-81.
- Houshang, M. and Marzieh, R., 2014. Climatic features of Lut Desert. *Iranian Journal of Desert Studies*.
- Hu, G., Dong, Z., Zhang, Z. and Miot da Silva, G., 2021. Wind regime and aeolian landforms on the eastern shore of Qinghai Lake, Northeastern Tibetan Plateau, China. *Journal of Arid Environments*, v. 185, 104345.
<https://www.scopus.com/pages/publications/85100430293>
- Kohavi, R., 1995. A study of cross-validation and bootstrap. In *IJCAI*.
- Krinsley, D.B., 1970. A geomorphological and paleoclimatological study of the playas of Iran. *Geological Survey*.
- Lancaster, N., 1995. *Geomorphology of desert dunes*. Routledge.
- Levin, N., Neil, D. and Syktus, J., 2014. Spatial variability of dune form on Moreton Island, Australia, and its correspondence with wind regime derived from observing stations and reanalyses. *Aeolian Research*, v. 15, p. 261-274.
<https://www.scopus.com/pages/publications/84908256078>
- Liu, J. et al, 2014. Evolution and morphology of barchan dunes in the Hobq Desert, China. *Aeolian Research*, v. 12, p. 1-10.
- Liu, L. and Yan, P., 2014. Effects of wind regime changes on dune field evolution. *Earth Surface Processes and Landforms*, v. 39(12), p. 1656-1667.
- Liu, X. and Yan, P., 2014. Desert processes and aeolian transport. *Journal of Arid Land*.
- Livingstone, I. and Warren, A., 1996. *Aeolian geomorphology: An introduction*. Addison Wesley Longman Limited.
- Livingstone, I. et al, 2010. *Desert surface processes*. Progress in Physical Geography.

- Livingstone, I., Wiggs, G.F.S. and Weaver, C.M., 2010. Geomorphology of desert dunes. *Progress in Physical Geography*, v. 34(5), p. 546-568.
- Maghsoudi, M., Hajizadeh, A., Nezammahalleh, M.A. and Bayati Sedaghat, Z., 2017. New method for measurement of barchans parameters: Case study: Lut Desert, Iran. *Desert*, v. 22(1), p. 11-19. <http://desert.ut.ac.ir>
- Meng, N., Wang, N., Zhao, L. and Sun, J., 2022. Wind regimes and associated sand dune types in the hinterland of the Badain Jaran Desert, China. *Journal of Arid Land*. <https://www.scopus.com/pages/publications/85130455564>
- Meng, N., Wang, N., Zhao, L. and Sun, J., 2022. Wind regimes and associated sand dune types in the hinterland of the Badain Jaran Desert, China. *Journal of Arid Land*, v. 14(3), p. 369-384. <https://www.scopus.com/pages/publications/85130455564>
- Milani, A.S., Barkhordari, N., Shabani, S. and Mohammadi, A., 2021. Geomorphology and wind regime of barchans in the Lut Desert (Iran). *Zeitschrift für Geomorphologie*, v. 65(2), p. 185-198. <https://www.scopus.com/pages/publications/85104979804>
- Milla-Val, J., Montañés, C. and Fueyo, N., 2024. Economical microscale predictions of wind over complex terrain from mesoscale simulations using machine learning. *Modeling Earth Systems and Environment*. <https://www.scopus.com/pages/publications/85169167126>
- Nazari Samani, A., Khosravi, H., Mesbahzadeh, T. and Rahdari, M.R., 2016. Determination of sand dune characteristics through geomorphometry and wind data analysis in central Iran (Kashan Erg). *Arabian Journal of Geosciences*, v. 9, 327 p. <https://www.scopus.com/pages/publications/84996564401>
- Nowatzki, M., Fitzsimmons, K.E., Harder, H. and Rosner, H.J., 2024. Investigating palaeodune orientations and contemporary wind regimes in Southeast Kazakhstan using a semi-automated mapping framework. *Earth Surface Processes and Landforms*. <https://www.scopus.com/pages/publications/85202757130>
- Rotnicka, J. and Dłużewski, M., 2019. A method to derive long-term coastal wind data from distant weather station to improve aeolian sand transport rate prediction. *Aeolian Research*, v. 39, 100436. <https://www.scopus.com/pages/publications/85063278242>
- Speirs, J.C., McGowan, H.A. and Neil, D.T., 2008. Regional climate influences on dune mobility. *Geomorphology*.
- Willmott, C.J. and Matsuura, K., 2005. Advantages of MAE over RMSE. *Climate Research*.
- Wilson, J.P. and Gallant, J.C., 2000. *Terrain analysis: Principles and applications*. John Wiley & Sons.
- Wu, H. and Guo, Q., 2012. Study of wind regime and dune development in the Kumtagh Desert, NW China. *Geomorphology*, v. 177-178, p. 1-13.
- Wu, W. and Guo, Y., 2012. Geomorphic controls on desertification. *Journal of Geophysical Research*.
- Yang, X. et al, 2019. Dune evolution in Chinese deserts. *Remote Sensing of Environment*.
- Yang, X., Preusser, F. and Radtke, U., 2019. Late Quaternary environmental changes in the Chinese deserts. *Earth-Science Reviews*, v. 191, p. 236-264.
- Zhang, D., Dong, Z. and Qian, G., 2015. Geomorphology and development of linear dunes in the Kumtagh Desert, China. *Geomorphology*, v. 246, p. 310-321.
- Zhang, D. et al, 2015. Wind dynamics and dune forms. *Geomorphology*.
- Zheng-cai, Z., Zhi-bao, D., Qing, W. and Chan-wen, J., 2015. Wind regimes and aeolian geomorphology in the western and southwestern Tengger Desert, NW China. *Geological Journal*, v. 50(6), p. 650-661. <https://www.scopus.com/pages/publications/84954381511>
- Zhou, J. and Hasi, E., 2020. Indicators of wind pattern from dune morphology. *Aeolian Research*.