



Identifying the Climate Regimes of the Caspian Sea Basin Through a Data-Driven Approach: A Pathway to Sustainable Agriculture and Climate Change Adaptation

Mahboubeh Molavi-Arabshahi ¹ , Ali Zali ² , Alireza Khadem Daghigh ³ 

1. (Corresponding author) *Department of Applied Mathematics, Faculty of Mathematics and Computer Science, University of Science and Technology, Narmak, Tehran, Iran*

Email: molavi@iust.ac.ir

2. *Department of Computer Science, Faculty of Mathematics and Computer Science, University of Science and Technology, Narmak, Tehran, Iran*

Email: ali_zali@mathdep.iust.ac.ir

3. *Department of Computer Science, Faculty of Mathematics and Computer Science, University of Science and Technology, Narmak, Tehran, Iran*

Email: alireza_khadem@mathdep.iust.ac.ir

Article Info

Article type:
Research Article

Article History:
Received:
24 February 2026
Revised:
29 April 2026
Accepted:
2 June 2026
Available online:
18 July 2026

Keywords:

*Climate Classification,
Atmospheric Risks,
Hybrid Clustering,
Spatiotemporal
Patterns.*

ABSTRACT

The Caspian Sea basin is considered one of the regions sensitive to climate change due to its prominent role in ensuring Iran's food security, economic development, and environmental sustainability. Topographic irregularities, land cover diversity, and proximity to a vast water body have led to the formation of complex and heterogeneous climatic patterns within this basin. Therefore, the precise identification of spatiotemporal climate structures in this region is an essential step toward climate-adaptive management and the planning of water and agricultural resources. This study employs a mixed-methods analytical framework, integrating principal component analysis (PCA) for dimension reduction with K-means and DBSCAN (Density-based spatial clustering of applications with noise) clustering techniques, in order to reveal latent climatic patterns. ERA5 reanalysis data from 1964 to 2024, along with seven key climatic indicators, were used as inputs to the model. Initially, principal component analysis extracted the dominant climatic features and reduced the dimensionality of the data. Subsequently, clustering algorithms divided the basin into distinct subregions that clearly demonstrate the influence of latitudinal gradient, elevation above sea level, and distance from the coast. Validation utilizing the silhouette and Davies–Bouldin indices, along with analysis of variance (ANOVA), confirmed the statistical significance of the distinction among these clusters. Furthermore, correlation analysis with ENSO indices (El Niño–Southern Oscillation and the Southern Oscillation Index) revealed that the El Niño phase is associated with warmer and wetter conditions in the southern half of the basin, whereas the La Niña phase exacerbates colder and drier conditions in the northern parts. The findings serve as an analytical framework for climate zoning, monitoring atmospheric risks, optimizing agricultural calendars, and sustainable management of natural resources in the Caspian basin.

Cite this article: Molavi-Arabshahi, M., Zali, A., & Khadem Daghigh, A. (2026). Identifying the Climate Regimes of the Caspian Sea Basin Through a Data-Driven Approach: A Pathway to Sustainable Agriculture and Climate Change Adaptation. *Physical Geography Research Quarterly*, 58 (2), 1-17.
<http://doi.org/10.22059/jphgr.2026.406953.1007911>



Extended Abstract

Introduction

The Caspian Sea basin, as the largest enclosed body of water in the world, plays an essential role in ensuring food security, preserving biodiversity, and supporting agricultural and industrial activities in the adjacent countries. However, in recent decades, this unique ecosystem has come under increasing hydroclimatic pressures, including marine heatwaves, water level fluctuations, shoreline erosion, eutrophication, and the accumulation of heavy metals. The complex topographic structure and significant climatic contrasts within this basin, together with its high sensitivity to global atmospheric systems such as the El Niño–Southern Oscillation (ENSO), have given rise to spatiotemporal heterogeneities that traditional classification systems (e.g., Köppen–Geiger) are unable to fully represent. Prior studies have chiefly relied on linear and station-based statistical methods or classical classifications, and there exists a significant methodological gap in identifying homogeneous climatic regimes based on multidimensional data without structural assumptions at the scale of the entire basin. Consequently, this study aims to employ a hybrid data mining framework to identify homogeneous climatic regions, investigate the influence of ENSO phases on their stability, and provide practical applications for sustainable agriculture and water resource management in the Caspian Sea basin.

Methodology

This study utilizes ERA5 reanalysis data with a spatial resolution of approximately 31 kilometers for the period 1964 to 2024, concentrating on the months of September to November. Seven key climatic variables were employed, including air temperature at 2 meters above ground, dew point temperature, wind components (U and V) at 10 meters above ground, surface pressure, mean sea level pressure, and total cloud cover. Furthermore, ENSO indices, encompassing ENSO and the Southern Oscillation Index (SOI), were obtained from the Climate Prediction Center of the National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA) of the United

States. The data were normalized via the min-max method, and geographic coordinates (longitude and latitude) were added to the feature vector to enhance spatial coherence. PCA was applied to reduce dimensionality and eliminate correlations, and the four principal components were retained that accounted for more than 78% of the data variance. In the clustering stage, the DBSCAN algorithm (with parameters $\varepsilon = 0.9$ and $\text{MinPts} = 50$) was first applied to remove noisy points (approximately 12% of the data), and its output was then transferred as the initial input to the k-means algorithm. Clustering quality was assessed using the silhouette index (coefficient of 0.65), the Davies–Bouldin index (0.58), as well as MSE and EAI indices. The statistical validity of the clusters was confirmed through one-way analysis of variance (ANOVA) and the chi-square test to examine the association with ENSO. Additionally, a 3×3 modal filter was applied for spatial smoothing and to enhance spatial continuity.

Results and Discussion

The hybrid DBSCAN-K-means framework successfully identified nine climatically distinct and physically meaningful regions across the Caspian Sea basin. The optimal number of clusters was determined by maximizing the silhouette coefficient (0.65) and minimizing the Davies–Bouldin index. The Analysis of variance confirmed significant differences among the clusters in terms of 2-meter temperature and surface pressure ($p < 0.001$). The spatial pattern of the clusters is clearly governed by latitudinal and elevational gradients: the northern clusters (including the Caucasus and adjacent highlands) exhibit average autumn temperatures of 10–12°C, whereas the southern and southeastern clusters experience temperatures approaching 20°C. Based on their dominant climatic characteristics, these nine clusters can be aggregated into three physical types: northern-mountainous (characterized by lower summer temperatures, higher surface pressure, and stable snow cover); coastal-humid (characterized by thermal moderation due to the sea, high relative

humidity, and greater cloud cover); and inland-semi-arid (characterized by higher summer temperatures, distance from moisture sources, and intensified evaporative processes). Seasonal variability analysis indicates that the northern clusters show a high annual thermal range (cold winters and hot summers), whereas the coastal clusters display a more moderate seasonal cycle. The analysis of the association with ENSO revealed that during the El Niño (warm) phase, the frequency of warmer clusters in the southern half of the basin upsurges, with positive temperature anomalies of 1–2°C observed, while during the La Niña (cold) phase, the cold northern clusters expand and lead to the intensification of frost events. The chi-square test confirmed a significant relationship between ENSO phases and the frequency of climatic zones ($p < 0.01$).

Conclusions

This study, by mixing unsupervised machine learning algorithms with ERA5 reanalysis data, successfully identified nine homogeneous climatic zones in the Caspian Sea basin, reflecting the complex atmosphere–ocean and topographic interactions. Statistical validation confirmed the high internal coherence and significant differentiation of these zones. The analysis of the ENSO effect demonstrated that El Niño is associated with the expansion of warm and humid conditions in the south, whereas La Niña is associated with the intensification of cold and dry patterns in the north. From a

practical perspective, the findings can serve as a basis for designing adaptive cropping calendars, optimizing water resource allocation at the sub-basin scale, and developing early warning systems for climate hazards. The proposed framework supports the transition from traditional static planning to dynamic, climate-adaptive planning in the Caspian Sea basin. It is recommended that forthcoming research studies incorporate additional variables such as soil moisture, actual evapotranspiration, and socio-economic indicators into the model, so that more comprehensive decision support systems can be developed for resilience to climate change.

Funding

This research did not receive any specific grant from funding agencies in the public, commercial, or not-for-profit sectors.

Authors' Contribution

Authors contributed equally to the conceptualization and writing of the article. All of the authors approved the content of the manuscript and agreed on all aspects of the work declaration of competing interest none.

Conflict of Interest

The authors declare no conflict of interest.

Acknowledgements

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

شناسایی رژیم اقلیمی حوضه دریای خزر با رویکرد داده کاوی: رهیافتی برای کشاورزی پایدار و سازگاری با تغییر اقلیم

محبوبه مولوی عربشاهی^۱✉، علی زالی^۲، علیرضا خادم دقیق^۳

۱. نویسنده مسئول، گروه ریاضی کاربردی، دانشکده ریاضی و علوم کامپیوتر، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران، ایران. رایانامه: molavi@iust.ac.ir
۲. گروه علوم کامپیوتر، دانشکده ریاضی و علوم کامپیوتر، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران، ایران. رایانامه: ali_zali@mathdep.iust.ac.ir
۳. گروه علوم کامپیوتر، دانشکده ریاضی و علوم کامپیوتر، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران، ایران. رایانامه: alireza_khadem@mathdep.iust.ac.ir

چکیده

اطلاعات مقاله

نوع مقاله:

مقاله پژوهشی

تاریخ دریافت:

۱۴۰۴/۱۲/۰۵

تاریخ بازنگری:

۱۴۰۵/۰۲/۰۹

تاریخ پذیرش:

۱۴۰۵/۰۳/۱۲

تاریخ چاپ:

۱۴۰۵/۰۴/۲۷

واژگان کلیدی:

طبقه‌بندی اقلیمی،
ریسک‌های جوی،
خوشه‌بندی
ترکیبی،
الگوهای فضایی -
زمانی.

حوضه دریای خزر به دلیل نقش برجسته‌اش در تأمین امنیت غذایی، توسعه اقتصادی و پایداری زیست‌محیطی کشور، یکی از مناطق حساس در برابر تغییرات اقلیمی محسوب می‌شود. ناهمواری‌های توپوگرافی، تنوع پوشش زمین و مجاورت با پهنه آبی وسیع، موجب شکل‌گیری الگوهای پیچیده و ناهمگن آب و هوایی در این حوضه گردیده است. از این‌رو، شناسایی دقیق ساختارهای فضایی-زمانی اقلیم در این منطقه، گامی ضروری برای مدیریت سازگار با اقلیم و برنامه‌ریزی منابع آب و کشاورزی به شمار می‌رود. پژوهش حاضر با بهره‌گیری از رویکردی ترکیبی شامل کاهش ابعاد (تحلیل مؤلفه‌های اصلی) و خوشه‌بندی (K-میانگین و DBSCAN)، به کشف الگوهای پنهان اقلیمی پرداخته است. داده‌های باز تحلیل اِرا ۵ در بازه ۱۹۶۴ تا ۲۰۲۴ و هفت شاخص کلیدی اقلیمی (دما، بارش، رطوبت، فشار سطح دریا و غیره) به عنوان ورودی مدل استفاده شدند. ابتدا تحلیل مؤلفه‌های اصلی، ویژگی‌های غالب اقلیمی را استخراج و ابعاد داده را کاهش داد. سپس الگوریتم‌های خوشه‌بندی، حوضه را به زیرمنطقه‌های متمایز تفکیک کردند که به‌وضوح تأثیر گرادیان عرض جغرافیایی، ارتفاع از سطح دریا و فاصله از ساحل را نشان می‌دهند. اعتبارسنجی با شاخص‌های سیلوئت و دیویس-بولدین و آزمون تحلیل واریانس، معناداری آماری تمایز این خوشه‌ها را تأیید کرد. افزون بر این، تحلیل همبستگی با شاخص‌های انرژی آشکار ساخت که فاز ال‌نینو با گرم‌تر و مرطوب‌تر شدن نیمه جنوبی حوضه همراه است؛ درحالی‌که فاز لانینا، شرایط سردتر و خشک‌تری را در بخش‌های شمالی تشدید می‌کند. یافته‌های این پژوهش می‌تواند به عنوان چارچوبی تحلیلی برای ناحیه‌بندی اقلیمی، پایش ریسک‌های جوی، بهینه‌سازی تقویم کشاورزی و مدیریت پایدار منابع طبیعی در حوضه خزر مورد استفاده قرار گیرد.

استناد: مولوی عربشاهی، محبوبه و زالی، علی و خادم دقیق، علیرضا. (۱۴۰۵). شناسایی رژیم اقلیمی حوضه دریای خزر با رویکرد داده کاوی: رهیافتی برای کشاورزی پایدار و سازگاری با تغییر اقلیم. *مجله پژوهش‌های جغرافیای طبیعی*، ۵۸ (۲)، ۱۷-۱.

<http://doi.org/10.22059/jphgr.2026.406953.1007911>

مقدمه

دریای خزر یک اکوسیستم منحصربه‌فرد با اهمیت اکولوژیکی، اقتصادی و اجتماعی است که نقش اساسی در تأمین امنیت غذایی، حفاظت از تنوع زیستی و پشتیبانی از فعالیت‌های کشاورزی و صنعتی کشورهای پیرامونی ایفا می‌کند. در سال‌های اخیر، این اکوسیستم به‌طور فزاینده‌ای تحت فشارهای هیدرو-اقلیمی قرار گرفته که پیامدهای جدی برای پایداری بوم‌شناختی و تاب‌آوری اقتصادی منطقه به همراه داشته است. این فشارها شامل افزایش امواج گرمایی دریایی نوسانات بلندمدت سطح دریا (Lahijani et al., 2023: 104428)، فرسایش خط ساحلی (Khoshnavan, 2007: 35)، رخدادهای یوتروفیکاسیون (Nasrollahzadeh Saravi et al., 2008: 1153) و تجمع سمی فلزات سنگین در گونه‌های آبی (Parang & Esmailbeigi, 2022: 102270) هستند. حاجی الیاسی و همکاران (۱۴۰۳) با بررسی تالاب انزلی به عنوان یکی از نقاط حساس حوضه خزر، تأکید کرده‌اند که درک و تحلیل تغییرات کاربری اراضی در حوضه‌های آبریز تالاب‌ها، همراه با برنامه‌ریزی فضایی و مدیریت محیطی، می‌تواند به کاهش تخریب این اکوسیستم‌ها کمک کند. این محدوده، به دلیل برخورداری از ساختار توپوگرافی و تضادهای اقلیمی چشمگیر، میزبان شبکه‌ای از ریزاقلیم‌های پیچیده است که به‌شدت به تغییرات سامانه‌های جوی در مقیاس جهانی حساس‌اند. نوسانات اقلیمی پیوند از دور، به ویژه نوسان جنوبی ال‌نینو (انزو)، از طریق تغییر الگوهای فشار جوی و گردش‌های اقیانوسی، می‌تواند موجب تعدیل بارش‌ها و دمای سطحی در منطقه شوند (McGregor et al., 2022: 1; Samant & Prange, 2023: 8). پژوهش‌ها نشان داده‌اند که در فاز لانینا، تقویت پرفشار سیبری و نفوذ بادهای سرد شمالی موجب کاهش تبخیر از سطح خزر و تأخیر در ذوب برف سرچشمه‌های ولگا می‌شود، درحالی‌که رخدادهای قوی ال‌نینو باعث تقویت بادهای غربی، افزایش بارش در سواحل جنوبی و گاه وقوع سیلاب‌های ناگهانی در دامنه‌های تالش می‌گردد (Molavi-Arabshahi et al., 2016: 2170).

برهم‌کنش محرک‌های دوربرد با عوامل محلی (ناهمواری‌های پیچیده، گرادیان ارتفاع و تضاد خشکی-دریا) منجر به ناهمگنی‌های اقلیمی با مرزهای مبهم و ناپایدار می‌شود که طرح‌های سنتی مانند کوپن-گایگر قادر به بازتاب کامل آن نیستند. مطالعات متعددی به این موضوع پرداخته‌اند: فندرسکی و همکاران (۲۰۱۴) با روش‌های خودسازمان‌یاب و خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی، نواحی اکولوژیکی-اقلیمی متمایزی در خزر شناسایی کردند؛ صادقی و همکاران (۱۴۰۲) با تحلیل عاملی و خوشه‌ای بر روی ۳۰ ایستگاه، چهار منطقه همگن در نوار جنوبی تعیین نمودند؛ آرپه و همکاران (۲۰۲۰) نشان دادند اثر انزو بر مؤلفه‌های جوی خزر قوی‌تر از نوسان اطلس شمالی است؛ رضی (۱۳۹۵) با سیستم‌های کوپن-گایگر و داده‌های شبکه‌بندی شده، نقش توپوگرافی و مجاورت با دریا را در شکل‌گیری اقلیم‌های متمایز شمال ایران تأیید کرد؛ و نجفی و علیزاده (۲۰۲۳) نیز رژیم‌های متمایز سواحل جنوبی خزر را ناشی از هم‌زمانی ساختار البرز و برهم‌کنش خشکی-دریا دانستند. باوجود این پیشرفت‌ها، بیشتر پژوهش‌های پیشین به طبقه‌بندی‌های کلاسیک یا روش‌های خطی و ایستگاهی متکی بوده‌اند که در بازنمایی رفتارهای غیرخطی و مرزهای پویا محدودیت دارند، درحالی‌که روش‌های غیرخطی مانند تحلیل موجک (مولوی عربشاهی و همکاران، ۲۰۲۳) همبستگی معناداری با انزو در دوره‌های تناوب ۲-۷ ساله یافته‌اند، اما همچنان خلأ روش‌شناختی در شناسایی رژیم‌های همگن بر پایه داده‌های چندبعدی در مقیاس کل حوضه وجود دارد (Lasantha et al., 2022)؛ هرچند حیدری و همکاران (۱۴۰۳) نشان دادند خوشه‌بندی مکانی الگوهای خشک‌سالی می‌تواند بهبود چشمگیری در مدیریت خشک‌سالی ایجاد کند. در دهه اخیر، روش‌های یادگیری ماشین بدون ناظر مانند K-میانگین (با عملکرد مطلوب در خوشه‌های کروی و هزینه کم، هرچند حساس به داده‌های پرت و نیازمند تعیین تعداد خوشه‌ها) و Density-Based Spatial Clustering of Applications with

Noise (DBSCAN) (با قابلیت تفکیک خوشه‌های نامنظم و حذف نویز، هرچند وابسته به انتخاب دقیق پارامترها) کارایی بالایی نشان داده‌اند (Doan et al., 2023)؛ به‌گونه‌ای که سلطانی گردفرامری و عسکری‌زاده (۱۴۰۳) نشان دادند تکنیک‌های کاهش ابعاد در کنار یادگیری ماشین، دقت را افزایش و پیچیدگی را کاهش می‌دهند، و شواهد اخیر حاکی از آن است که ترکیب این الگوریتم‌ها مزایای هر دو را در تحلیل الگوهای پیچیده اقلیمی تقویت می‌کند (Tuel & Martius, 2021; Vaittinada Ayar et al., 2023).

هم‌زمان، پیشرفت‌های اخیر در مجموعه داده‌های اقلیمی، به ویژه داده‌های باز تحلیل ارا ۵ با تفکیک مکانی حدود ۳۱ کیلومتر و شاخص‌های به‌روز انزو ارائه‌شده توسط سازمان ملی اقیانوسی و جوی ایالات‌متحده آمریکا امکان تحلیل‌های دقیق‌تر مکانی-زمانی و بررسی پیوندهای از دور را در مقیاس حوضه‌ای فراهم ساخته‌اند (Mtupili et al., 2025: 59402). با این حال، بررسی ادبیات نشان می‌دهد که استفاده هم‌زمان از داده‌های باز تحلیل چند دهه‌ای، الگوریتم‌های خوشه‌بندی ترکیبی و شاخص‌های انزو برای تفکیک اقلیمی حوضه دریای خزر، همچنان کمتر موردتوجه قرار گرفته است. بر این اساس، پژوهش حاضر با به‌کارگیری یک چارچوب ترکیبی تنظیم‌شده K-DBSCAN-میانگین بر روی داده‌های ماهانه باز تحلیل پنجم مرکز اروپایی پیش‌بینی میان‌مدت جوی (ERA5) در بازه زمانی ۱۹۶۴-۲۰۲۴ و تلفیق آن با شاخص‌های نوسان جنوبی النینو و شاخص نوسان جنوبی به شناسایی نواحی اقلیمی همگن در حوضه دریای خزر می‌پردازد. اهداف اصلی این مطالعه عبارت‌اند از: (۱) استخراج خوشه‌های اقلیمی منسجم در سراسر حوضه، (۲) تحلیل تأثیر فازهای انزو بر گستره و پایداری خوشه‌ها، (۳) ارزیابی کیفیت خوشه‌بندی با استفاده از شاخص سیلوئت و آزمون‌های حساسیت و (۴) تفسیر پیامدهای کاربردی نتایج برای کشاورزی و مدیریت منابع آب. این چارچوب تحلیلی می‌تواند مبنایی علمی برای توسعه راهبردهای سازگاری اقلیمی و تصمیم‌سازی مبتنی بر داده در مناطق ساحلی و خشک فراهم آورد.

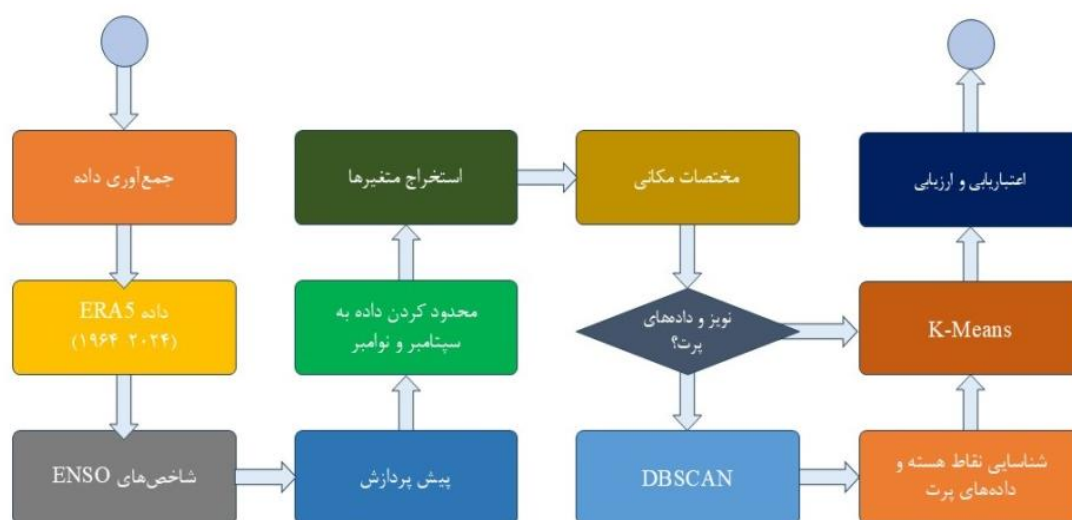
مطالعات متعددی به نقش انزو در تعدیل بارش و دمای سطحی اشاره کرده‌اند (McGregor et al., 2022; Samant & Prange, 2023). همچنین پژوهش‌های مرتبط با روش‌های خوشه‌بندی اقلیمی نشان داده‌اند که الگوریتم‌های بدون ناظر نظیر K-میانگین و DBSCAN توانایی بالایی در شناسایی الگوهای پنهان و تفکیک خوشه‌های همگن دارند (Doan et al., 2023). با این حال، وایتینادا آیار و همکاران (۲۰۲۳) تأکید کرده‌اند که استفاده ترکیبی از این الگوریتم‌ها می‌تواند مزایای هر دو رویکرد را در تحلیل الگوهای اقلیمی پیچیده و ناهمگن تقویت کند. در زمینه داده‌های اقلیمی، مجموعه داده باز تحلیل ۱ ERA5 (Hersbach et al., 2020) با تفکیک مکانی حدود ۳۱ کیلومتر امکان تحلیل‌های دقیق‌تر مکانی-زمانی را فراهم ساخته است. باوجوداین پیشرفت‌ها، بهره‌گیری هم‌زمان از داده‌های باز تحلیل چند دهه‌ای، الگوریتم‌های خوشه‌بندی ترکیبی و شاخص‌های انزو برای تفکیک اقلیمی کل حوضه دریای خزر کمتر موردتوجه قرار گرفته است.

پژوهش حاضر بر سه رکن نظری اصلی استوار است. نخست، نظریه ناحیه‌بندی اقلیمی که بر این اصل تأکید دارد که اقلیم‌های پیچیده و ناهمگن را می‌توان به نواحی همگن با ویژگی‌های فیزیکی مشترک تقسیم کرد (Beck et al., 2018). دوم، رویکرد داده کاوی بدون پیش‌فرض ساختاری که در آن به جای تحمیل طبقه‌بندی‌های از پیش تعیین‌شده (مانند کوپن)، الگوریتم‌های یادگیری ماشین (به ویژه خوشه‌بندی ترکیبی) الگوهای پنهان را مستقیماً از داده استخراج می‌کنند (Tuel & Martius, 2021). سوم، نظریه پیوند از دور که بیان می‌کند نوسانات بزرگ مقیاس اقیانوسی-جوی مانند انزو می‌توانند از طریق سازوکارهای موجی، الگوهای دما و بارش را در مناطق دوردست از جمله حوضه خزر تحت

تأثیر قرار دهند (Molavi-Arabshahi et al., 2016). شکل ۱ چارچوب مفهومی حاصل از تلفیق این سه رکن نظری را به صورت مرحله‌ای از جمع‌آوری داده تا تحلیل پاسخ اقلیمی به انزو نشان می‌دهد.

روش پژوهش

این پژوهش با هدف شناسایی و ناحیه‌بندی اقلیمی حوضه دریای خزر طراحی و اجرا شد و فرآیند انجام آن در چند مرحله منسجم سامان‌دهی گردید. شکل ۱ چارچوب کلی اجرای مطالعه و توالی مراحل تحلیلی اتخاذشده را به صورت شماتیک نشان می‌دهد. در ادامه، هر یک از مراحل پژوهش به تفصیل تشریح می‌شود:



شکل ۱. جریان کلی اجرای پژوهش از مرحله جمع‌آوری و پیش‌پردازش داده‌ها تا اعمال الگوریتم خوشه‌بندی

برای تحلیل ناهمگنی اقلیمی و شناسایی رژیم‌های غالب، از داده‌های باز تحلیل ERA5 با وضوح مکانی $0.25^\circ \times 0.25^\circ$ درجه و شاخص‌های پیوند از دور بزرگ‌مقیاس انزو (شامل شاخص نوسان جنوبی النینو، ناهنجاری دمای سطح دریا در نینو $3/4$ و شاخص نوسان جنوبی) استفاده شد. میانگین‌های ماهانه متغیرهای منتخب (جدول ۱) برای فصل پاییز (سپتامبر تا نوامبر) در بازه ۱۹۶۴-۲۰۲۴ محاسبه شد، زیرا این فصل به عنوان دوره‌ای کلیدی از نظر آغاز چرخه زراعی، بارش‌های مؤثر و گذار دینامیکی سامانه‌های جوی، بیشترین همبستگی را با شاخص نوسان جنوبی در ایران نشان می‌دهد (Dehghani et al., 2020) و با تغییر رژیم باد، الگوهای انتقال حرارت و بازآرایی سامانه‌های گردش سطحی همراه است که آن را به بازه‌ای حساس برای شناسایی رژیم‌های اقلیمی تبدیل می‌کند (Ibrayev et al., 2010). شاخص‌های انزو به صورت پس وقوعی و بدون ورود مستقیم به خوشه‌بندی، برای بررسی اثرات احتمالی بر رژیم‌های محلی به کار گرفته شدند و با ترکیب داده‌های شبکه‌ای ارا ۵ و سیگنال‌های سیاره‌ای، ساختار داده برای تحلیل گرادیان‌ها و تغییرپذیری فصلی شکل گرفت. متغیرهای کلیدی هواشناسی شامل دمای هوا و نقطه شبنم در ارتفاع ۲ متری، مؤلفه‌های باد در ارتفاع ۱۰ متری، فشار سطحی، فشار میانگین سطح دریا و پوشش ابری کل بودند (جدول ۱).

جدول ۱. شاخص‌های کلیدی جوی برای تحلیل اقلیم و کشاورزی

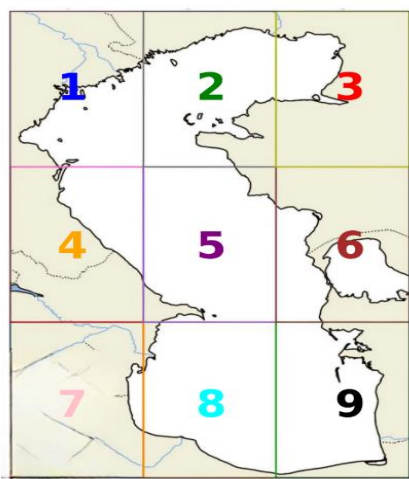
متغیر	واحد	شرح	اهمیت
دمای هوا در ارتفاع ۲ متری	(°C)	میانگین بلندمدت دمای نزدیک سطح برای ماه‌های انتخاب‌شده.	نشان‌دهنده رژیم حرارتی مؤثر بر کشاورزی و اکوسیستم
دمای نقطه شبنم در ارتفاع ۲ متری	(°C)	سطح رطوبت نزدیک سطح.	نشان‌دهنده در دسترس بودن رطوبت، پتانسیل تبخیر و تعرق و تنش آبی محصولات
اجزای باد در ارتفاع ۱۰ متری (U و V)	(m/s)	میانگین باد ناحیه‌ای (U) و نصف‌النهاری (V) در ارتفاع ۱۰ متری.	نشان‌دهنده الگوهای باد سطحی غالب که بر دما، تبخیر، و جریان هوا (دریایی/قاره‌ای) تأثیر می‌گذارد.
فشار سطحی	(hPa)	فشار در سطح سطحی.	با ارتفاع تغییر می‌کند؛ به ثبت اثرات ارتفاع و تأثیرات سیستم‌های آب و هوایی کمک می‌کند.
فشار میانگین سطح دریا	(hPa)	فشار نرمال‌شده به سطح دریا.	نشان‌دهنده الگوهای گردش در مقیاس سینوپتیک (مانند سیستم‌های فشار بالا در مقابل پایین).
پوشش ابری کل	(-۰/۱۰۰٪)	پوشش ابری کسری.	اثرگذاری بر تابش خورشیدی، گرمایش روز، و خنک‌سازی شب

هر سلول شبکه با بردار ویژگی‌های اقلیمی و مختصات جغرافیایی خود توصیف شد تا تفاوت‌های میان نواحی ساحلی و درون خشکی در فرآیند خوشه‌بندی لحاظ گردد (Lee et al., 2019: 1; Schlutow & Schröder, 2021: 15). تمامی متغیرها پیش از خوشه‌بندی با روش حداقل-حداکثر نرمال‌سازی شدند تا مقایسه‌پذیری حفظ شود (Duan et al., 2024). مختصات جغرافیایی نرمال‌سازی‌شده (lat/lon) به بردار ویژگی‌ها اضافه گردید تا انسجام فضایی خوشه‌ها افزایش یابد و مناطق پراکنده کاهش یابند. برای ارزیابی تأثیر این اقدام، خوشه‌بندی در دو سناریو مقایسه شد: (۱) تنها بر اساس متغیرهای اقلیمی و (۲) با افزودن مختصات جغرافیایی. نتایج نشان داد که افزودن مختصات، ضریب سیلوئت را از ۵۸٪ به ۶۵٪ افزایش داد، شاخص دیویس-بولدین حدود ۱۵٪ کاهش‌یافته و درصد نقاط نویزی در DBSCAN از ۱۲٪ به ۵٪ رسید. نقشه خوشه‌ها نیز انسجام فضایی بهتری نشان داد و مرزها بیشتر با ویژگی‌های توپوگرافی، مانند البرز و قفقاز، همخوانی داشت (شکل ۲).

برای ارزیابی کیفیت خوشه‌های شناسایی‌شده، دو شاخص ترکیبی Mean Squared Error (MSE) و Extremal Attribute Index (EAI) مورد استفاده قرار گرفت. هم‌بستگی و واریانس متغیرها ارزیابی شد (شکل ۶) و با توجه به وجود هم‌پوشانی قابل‌توجه میان برخی متغیرها، تحلیل مؤلفه‌های اصلی برای کاهش بُعد و حذف هم‌بستگی‌ها به کار گرفته شد تا تصویر واضح‌تری از ساختار داده‌ها فراهم شود و انتخاب پارامترهای الگوریتم DBSCAN تسهیل گردد. در این پژوهش، چهار مؤلفه اصلی حفظ شد که بیش از ۷۸٪ از واریانس کل داده‌ها را پوشش می‌دهند و بخش عمده‌ای از تغییرات متغیرهای اقلیمی را نمایان می‌کنند. لازم به ذکر است، کاهش بُعد ایجادشده با تحلیل مؤلفه‌های اصلی تفسیر فیزیکی خوشه‌ها را تحت تأثیر قرار نمی‌دهد، زیرا خوشه‌بندی نهایی بر اساس داده‌های اصلی هر متغیر انجام شد. به عبارت دیگر، تحلیل مؤلفه‌های اصلی صرفاً به عنوان ابزاری برای تسهیل تحلیل و بهبود انتخاب پارامترهای DBSCAN استفاده شد و خوشه‌ها بر پایه مقادیر واقعی متغیرها استخراج شدند. داده‌های پیش‌پردازش شده بازه زمانی ۱۹۶۴-۲۰۲۴ را پوشش می‌دهند و میانگین‌های چند دهه‌ای هر متغیر در هر سلول شبکه ثبت شده است، که زمینه‌ای مستحکم برای خوشه‌بندی و تحلیل دقیق نواحی اقلیمی فراهم می‌آورد. انتخاب پارامترهای الگوریتم DBSCAN به صورت داده محور انجام شد؛ پارامتر $\epsilon = 0.9$ با استفاده از نمودار فاصله k-نزدیک‌ترین همسایه و نقطه شکست منحنی تعیین گردید، و $\text{MinPts} = 50$ انتخاب شد تا توازن مناسبی میان شناسایی نویز و پایداری خوشه‌ها برقرار شود. DBSCAN در مرحله پیش‌پردازش و حذف نقاط نویزی اجرا شد و حدود ۱۲٪ از نقاط داده به عنوان نویز حذف گردید.

خروجی DBSCAN به عنوان ورودی اولیه به الگوریتم K-میانگین منتقل شد. بررسی حساسیت نشان داد که تغییرات محدود در مقادیر ϵ و MinPts تأثیر معناداری بر الگوی مکانی خوشه‌ها نداشت و این نشان‌دهنده پایداری و قابلیت تکرار نتایج بود. کیفیت خوشه‌ها با شاخص‌های داخلی سنجیده شد: میانگین ضریب سیلوئت 0.65 و شاخص دیویس-بولدین 0.42 برای روش ترکیبی DBSCAN-K-میانگین به دست آمد که نسبت به اجرای K-میانگین تنها (ضریب سیلوئت 0.58 ، $DB = 0.51$) بهبود قابل توجهی نشان می‌دهد. این نتایج، منسجم بودن و جدایی خوشه‌ها را تأیید می‌کند و مدیریت نقاط نویزی و پیوستگی فضایی را ارتقا داده است. برای اعتبارسنجی آماری خوشه‌ها، از آزمون تحلیل واریانس یک‌طرفه بر متغیرهای کلیدی اقلیمی استفاده شد. نتایج نشان داد $F=45/2$ ، $p < 0.001$ برای میانگین دمای ۲ متری در میان ۹ خوشه شناسایی شده، اختلاف معناداری وجود دارد. آزمون‌های پس از تحلیل نشان دادند که تقریباً ۹۰٪ از جفت خوشه‌ها در متغیرهای دما، نقطه شبنم و فشار سطحی تفاوت معنادار دارند، که مؤید تفکیک‌پذیری اقلیمی مستقل هر خوشه است.

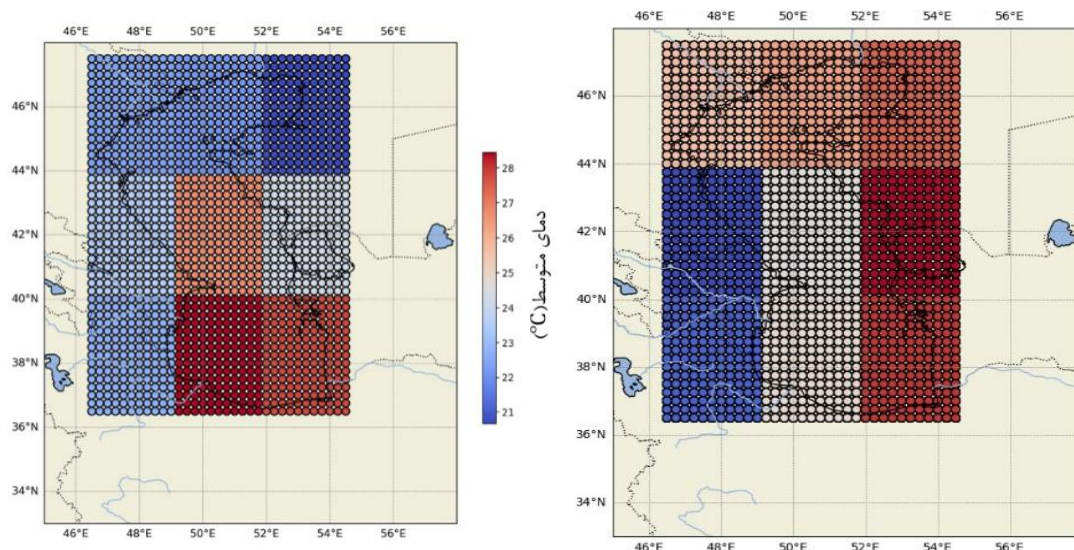
یافته‌ها نشان دادند که برخی خوشه‌ها پاسخ‌های اقلیمی مشخصی به فازهای انزو دارند؛ برای مثال، خوشه جنوبی-ساحلی در سال‌های ال‌نینو قوی بیشترین ناهنجاری مثبت نقطه شبنم را تجربه کرده است، که با الگوی تقویت بارش در نواحی حاشیه‌ای خزر در فاز ال‌نینو همخوان است. این نتایج با مشاهدات پیشین از پیوندهای از دور گزارش شده در سایر مناطق، از جمله مطالعه کوریچ و همکاران (۲۰۲۱) درباره وابستگی اقلیم‌های شمال شرق ایالات متحده به فازهای شاخص نوسان اطلس شمالی، هم‌راستا است. گرچه شاخص‌های انزو به‌طور مستقیم در فرآیند خوشه‌بندی وارد نشدند، اما تحلیل پس از خوشه‌بندی مبتنی بر این شاخص‌ها امکان تفسیر فیزیکی عمیق‌تر و پیوند رفتار اقلیمی نواحی محلی با نیروهای جهانی را فراهم ساخت.



شکل ۲. نقشه تقسیم‌بندی دریای خزر به ۹ ناحیه مجزا با نمایش خطوط عرض و طول جغرافیایی به عنوان مرجع مکانی

پس از شناسایی نه خوشه منسجم اقلیمی با بهره‌گیری از چارچوب ترکیبی DBSCAN-K-میانگین، تحلیل‌های مکانی و زمانی با هدف تبیین الگوهای توزیع، پایداری و پویایی این خوشه‌ها در سراسر حوضه دریای خزر انجام شد. اهداف اصلی این مرحله عبارت بودند از: ۱) ترسیم گستره جغرافیایی و مرزهای اقلیمی هر خوشه، ۲) بررسی تغییرات درون فصلی پوشش خوشه‌ها طی ماه‌های پاییز (سپتامبر تا نوامبر) و ۳) ارزیابی روندهای بین سالی و بررسی ارتباط آن‌ها با نوسانات اقلیمی بزرگ‌مقیاس نظیر انزو. در بخش مکانی، هر نقطه از شبکه داده‌های اِرا ۵ در محدوده مطالعه به یکی از

نه خوشه نهایی اختصاص یافت که در نتیجه، نقشه‌ای با وضوح بالا از نواحی اقلیمی منطقه تولید شد. برای حذف سلول‌های منفرد با طبقه‌بندی نادرست و تقویت پیوستگی فضایی، از فیلتر مدال 3×3 جهت هموارسازی مکانی استفاده گردید. نقشه حاصل (شکل ۳) به صورت بصری ارزیابی و با ویژگی‌های توپوگرافی و اقلیمی شناخته‌شده، از جمله رشته‌کوه‌های البرز و قفقاز، حوضه‌های خشک داخلی و سواحل جنوبی خزر، مقایسه شد تا از معناداری فیزیکی مرزهای خوشه‌ها اطمینان حاصل شود.

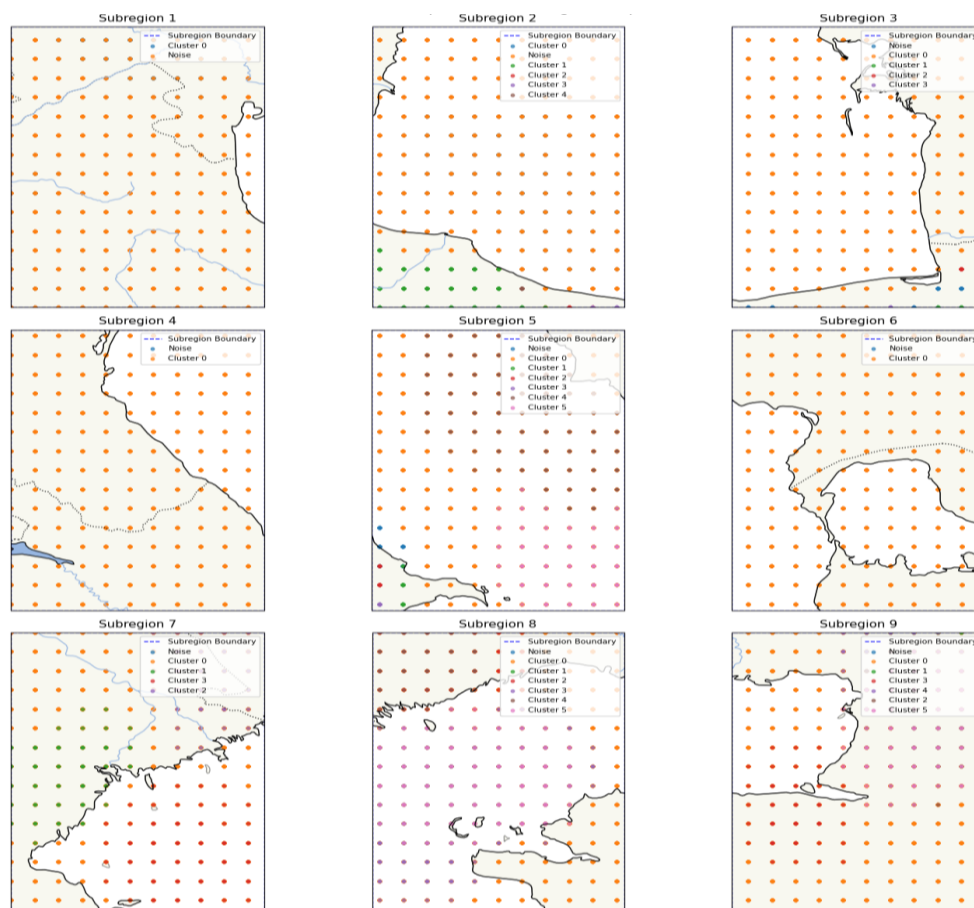


شکل ۳. نقشه رنگی بازه‌های دمای پاییز در منطقه دریای خزر

در بخش زمانی، تخصیص خوشه‌ها برای هر ماه پاییز در بازه ۶۰ ساله ۱۹۶۴ تا ۲۰۲۴ حفظ گردید تا سری‌های زمانی شیوع خوشه‌ها محاسبه شود؛ بدین معنا که درصد سطح منطقه مطالعه که در هر سال توسط هر خوشه پوشش داده می‌شد، استخراج گردید. این رویکرد امکان شناسایی خوشه‌های غالب، ناهنجاری‌های بین سالی و انتقال‌های زمانی را فراهم کرد. سپس، داده‌ها بر اساس فازهای مختلف انزو که از مقادیر آستانه‌ای شاخص نوسان جنوبی الینو استخراج شدند، طبقه‌بندی گردیدند. برای تحلیل مکانی خوشه‌ها و بررسی نحوه توزیع آن‌ها در نواحی مختلف، از نقشه‌های طبقه‌بندی شده (شکل ۴) و برای مقایسه اثر روش‌های پیش‌پردازش بر کیفیت خوشه‌بندی، از نتایج کمی جدول ۲ استفاده شد. وابستگی آماری توزیع خوشه‌ها به فاز انزو نیز با بهره‌گیری از آزمون کای‌دو ارزیابی گردید.

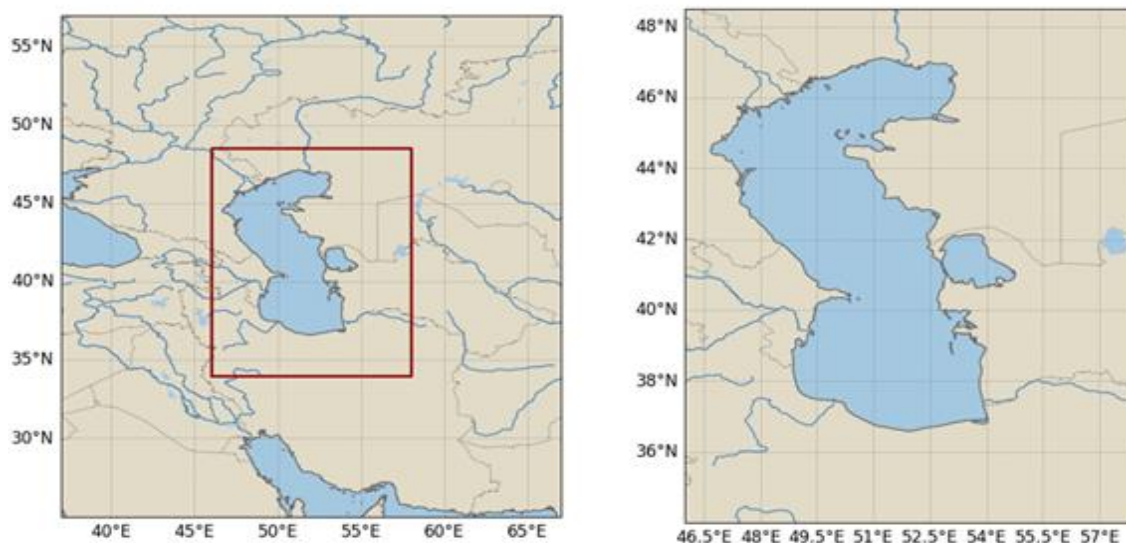
جدول ۲. تأثیر پیش‌پردازش بر نتایج خوشه‌بندی K-میانگین و DBSCAN

روش پیش‌پردازش	اینرسی k-میانگین	امتیاز سیلوئت k-میانگین	اینرسی DBSCAN	امتیاز سیلوئت DBSCAN	درصد نویز DBSCAN
اصلی	$5.092442e+10$	۰/۶۰۹	---	---	۱۰۰
تحلیل مؤلفه‌های اصلی	$4.5817359e+04$	۰/۳۷۷	$1.30531e+02$	۰/۳۲۵	۰/۰۸
استانداردسازی شده	$1.664598e+05$	۰/۱۸۲	$2.76531e+03$	۰/۱۱۴	۱۹/۶۴



شکل ۴. نقشه‌های خوشه‌بندی ۹ زیر منطقه اقلیمی، همراه با توزیع مکانی نقاط شبکه‌ای طبقه‌بندی شده به خوشه‌ها و نقاط نویز بر اساس الگوریتم DBSCAN

بررسی تغییرات ماهانه (سپتامبر تا نوامبر) در خوشه‌های شاخص نشان داد که برخی خوشه‌ها پایداری فصلی دارند و برخی دیگر گذارهای اقلیمی قابل توجهی در پاییز نشان می‌دهند؛ یافته‌ای که در زمان‌بندی یخبندان یا بارش‌های انتهایی فصل برای کشاورزی اهمیت دارد. این تحلیل‌ها، تصویر پویایی از رژیم‌های اقلیمی حوضه ترسیم کردند که ساختار جغرافیایی و واکنش‌پذیری به نوسانات بین سالی اقلیم را آشکار می‌سازد. دریای خزر، بزرگ‌ترین پهنه آبی بسته، بین عرض‌های ۳۶ تا ۴۸ درجه شمالی و طول‌های ۴۶ تا ۵۵ درجه شرقی واقع شده و حدود ۴۰-۴۴٪ از آب دریاچه‌ای جهان را دارد (Bohluly et al., 2018:50). این دریا با طول ۱۲۰۰ کیلومتر و پهنای ۱۹۶-۴۳۵ کیلومتر، به سه حوضه شمالی (عمق میانگین ۵ متر، یخ‌زده در زمستان)، میانی (۱۹۰ متر) و جنوبی (۳۳۰ متر) تقسیم می‌شود. دمای سطح آب از صفر درجه در شمال تا ۲۷ درجه در جنوب و شوری از ۴ تا ۱۳ psu تغییر می‌کند. این ناهمگنی‌های حرارتی، شوری و مورفومتری، سامانه پیچیده‌ای از گردش آب و شرایط بوم‌شناختی متنوع ایجاد کرده‌اند که در اقلیم و پویایی زیستی منطقه نقش دارد.

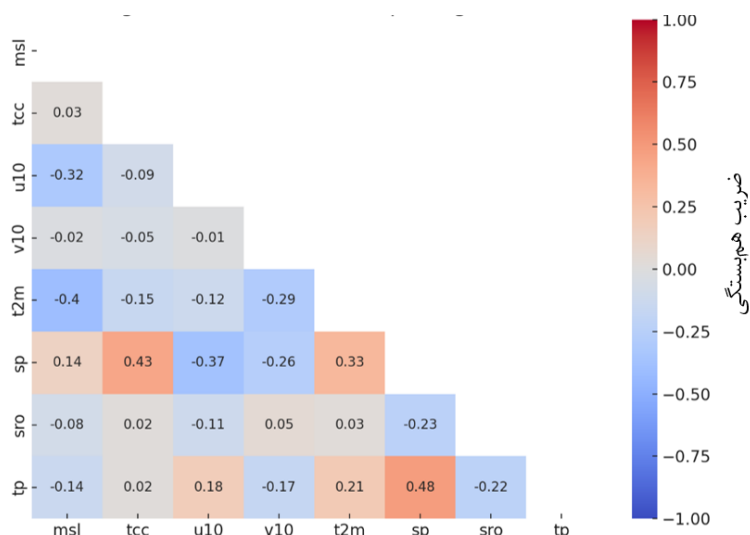


شکل ۵. موقعیت جغرافیایی و مرزهای محدوده پژوهش

یافته‌ها

پیکربندی خوشه‌بندی اقلیمی و زون بندی مکانی

چارچوب ترکیبی K-DBSCAN-میانگین با بهینه‌سازی ضریب سیلوئت (۰/۶۵) و شاخص دیویس-بولدین، نه خوشه اقلیمی متمایز در حوضه دریای خزر شناسایی کرد (شکل ۲) که آزمون تحلیل واریانس یک‌طرفه اختلاف معنادار ($p < 0.001$) آن‌ها را از نظر دمای هوای ۲ متری و فشار سطحی تأیید نمود و نشان‌دهنده بازتاب ساختار واقعی اقلیم توسط مرزبندی‌های استخراج‌شده است. الگوی مکانی خوشه‌ها تحت کنترل گرادیان‌های عرضی و ارتفاعی ناشی از توپوگرافی، فاصله از دریا و گردش جوی قرار دارد، به‌گونه‌ای که نواحی شمالی و مرتفع (پیرامون قفقاز) دمای پایین‌تر و بخش‌های جنوبی (شمال ایران و ترکمنستان) دمای بالاتری دارند و دوگانگی بنیادین شمالی-جنوبی را نشان می‌دهند. بر اساس ویژگی‌های اقلیمی غالب، خوشه‌های آماری در سه تیپ فیزیکی تجمیع شدند (جدول ۳): خوشه ۴ (شمال غربی تا مرکزی غربی) با دمای تابستان ۲۱-۲۴ درجه و عرض‌های بالاتر، تیپ شمالی-کوهستانی را نشان می‌دهد که تحت تأثیر ارتفاع، صعود اوروگرافیکی و گردش‌های قاره‌ای سرد است؛ خوشه‌های ۲، ۶ و ۹ (جنوب غربی، جنوب مرکزی و جنوب شرقی) با دمای ۲۴-۲۵ درجه و مجاورت دریا، تیپ ساحلی-مرطوب را تشکیل می‌دهند که تبادل دریا-خشکی نقش غالب در تنظیم اقلیم دارد؛ و خوشه‌های ۱ و ۳ (مرکزی، مرکزی غربی و مرکزی شرقی) با دمای ۲۵-۲۶ درجه و فاصله از دریا، تیپ داخلی-نیمه‌خشک را معرفی می‌کنند که در آن تضعیف اثر دریا و تشدید قاره گرایی شرایط گرم‌تر و خشک‌تر ایجاد می‌کند.



شکل ۶. نقشه حرارتی نشان‌دهنده همبستگی میان متغیرهای کلیدی اقلیمی، با تأکید بر روابطی مانند دما در برابر نقطه شبنم و مؤلفه‌های باد

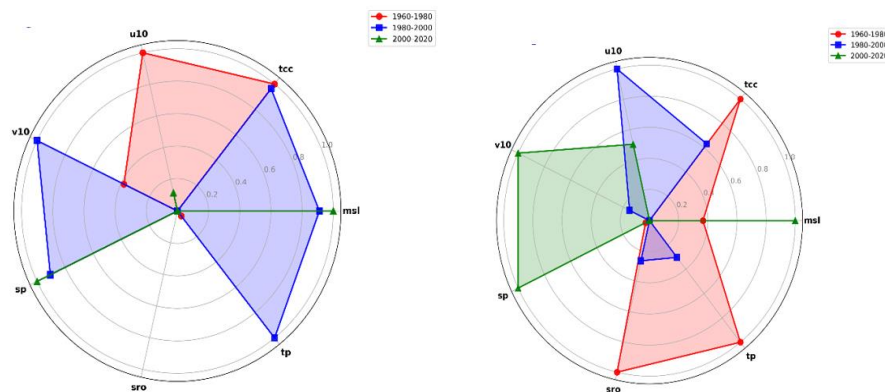
گنجانیدن مختصات مکانی در خوشه‌بندی، انسجام فضایی نتایج را افزایش داد و مرزهای اقلیمی را با ویژگی‌های طبیعی منطقه هم‌راستا ساخت. تحلیل همبستگی متغیرها نیز این انسجام را تقویت کرد؛ رابطه مثبت دمای هوا و نقطه شبنم، نقش فرآیندهای تبخیر-تراکم را در رطوبت لایه‌های سطحی برجسته می‌کند و وابستگی باد به فشار سطحی، کنترل گرادیان‌های فشار و سامانه‌های سینوپتیکی را نشان می‌دهد (شکل ۶). شاخص‌های انزو به‌طور هدفمند در خوشه‌بندی وارد نشدند تا از تحمیل پیش‌فرض بر ساختار خوشه‌ها جلوگیری شود. با این حال، تحلیل پسین نشان داد سال‌های ال‌نینو با گسترش خوشه‌های گرم‌تر و مرطوب‌تر در جنوب و کاهش خوشه‌های سرد شمالی همراه است، درحالی‌که لانینا الگوی معکوسی ایجاد می‌کند.

جدول ۳. شاخص‌های میانگین اقلیمی برای هر ناحیه اقلیمی شناسایی‌شده در حوضه دریای خزر

تیپ غالب	ناحیه	T2m (°C)	رطوبت نسبی (%)	میانگین فشار (hPa)	پاسخ به انزو
شمالی - کوهستانی	شمال غربی	۲۱/۵	۶۵	۱۰۱۵	ال‌نینو: تضعیف سرمای زمستان / لانینو: تشدید یخبندان
	شمال مرکزی	۲۴/۲	۶۲	۱۰۱۵	ال‌نینو: تضعیف سرمای زمستان / لانینو: نفوذ هوای سرد
	مرکزی غربی	۲۲/۱	۶۰	۱۰۱۵	ال‌نینو: تضعیف سرمای زمستان / لانینو: افزایش ناپایداری سرد
	مرکزی	۲۴	۵۵	۱۰۱۰	ال‌نینو: افزایش تبخیر و تقاضای آبی / لانینو: پایداری رطوبت
ساحلی - مرطوب	جنوب مرکزی	۲۵/۳	۶۰	۱۰۱۰	ال‌نینو: تشدید تبادل دریا - خشکی / لانینو: کاهش گرادیان حرارتی
	شمال شرقی	۲۶/۴	۶۵	۱۰۱۰	ال‌نینو: SST بالاتر و گرمایش / لانینو: خنک‌تر شدن
داخلی - نیمه‌خشک	مرکزی شرقی	۲۶/۸	۶۳	۱۰۱۰	ال‌نینو: افزایش رطوبت و دما / لانینو: کاهش نوسان
	جنوب غربی	۲۴/۸	۵۵	۱۰۱۲	ال‌نینو: افزایش تنش آبی / لانینو: بهبود نسبی رطوبت
	جنوب شرقی	۲۶	۵۰	۱۰۱۲	ال‌نینو: تشدید خشکی / لانینو: تعدیل گرما

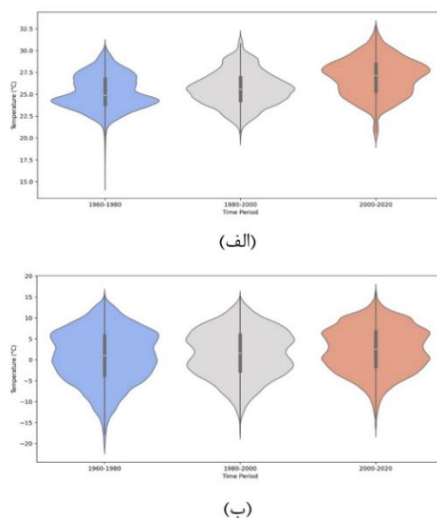
تغییرپذیری فصلی و پویایی‌های درون سالانه

تحلیل پویایی‌های فصلی خوشه‌های شناسایی شده تضادهای قابل توجهی در رفتار اقلیمی حوضه خزر آشکار می‌کند و نشان‌دهنده ناهمگنی شدید حرارتی و رطوبتی در مقیاس درون سالانه است. تغییرات نرمال‌سازی شده متغیرهای تابستانی در دوره‌های مختلف (شکل ۷) نشان می‌دهد که هر خوشه پاسخ متمایزی به چرخه‌های فصلی انرژی و رطوبت دارد، که بازتابی از تفاوت‌های توپوگرافی و تأثیرات تعدیل‌کننده دریایی است.



شکل ۷. تغییرات نرمال‌سازی شده متغیرهای اقلیمی تابستان در سه دوره زمانی مختلف

در خوشه‌های شمالی و کوهستانی، دمای زمستان به‌طور چشمگیری کاهش یافته و اغلب به حدود 5°C - یا کمتر می‌رسد. پوشش برفی پایدار، با افزایش آلبیدو و کاهش جذب تابش خورشیدی، اثر سرمایشی قابل توجهی ایجاد می‌کند و منجر به پایداری حرارتی و تأخیر در ذوب برف اوایل بهار می‌شود. با آغاز تابستان، دما به 25°C - 30°C می‌رسد و دامنه حرارتی سالانه بالا شکل می‌گیرد، الگویی که مشخصه اقلیم‌های قاره‌ای کلاسیک است. ارتفاع زیاد و فاصله از منابع رطوبتی دریای خزر، گرادیان‌های حرارتی را تشدید و تضادهای فصلی را تقویت می‌کند. در مقابل، خوشه‌های جنوبی و ساحلی چرخه فصلی معتدل‌تری دارند. دمای زمستان به‌ندرت به زیر 10°C می‌رسد و تغییرات حرارتی تابستانی نیز محدود و ملایم است. این روند عمدتاً ناشی از تعدیل حرارتی دریای خزر، گردش جوی نیمه‌قاره‌ای و تبادل انرژی بین دریا و خشکی است. توزیع‌های آماری دما در فصول مختلف (شکل ۸) تفاوت آشکار میان مناطق قاره‌ای و ساحلی را نشان می‌دهند.



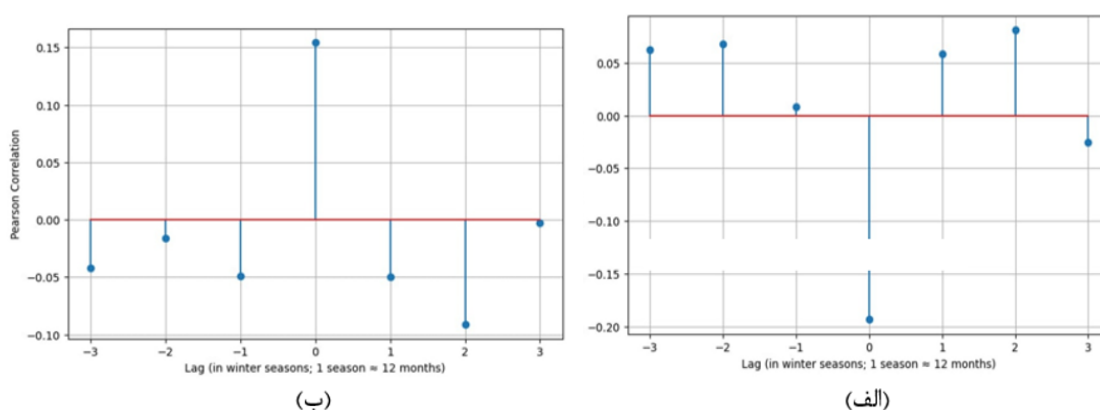
شکل ۸. توزیع‌های دمای فصلی (درجه سانتی‌گراد) در بازه‌های زمانی مختلف: (الف) تابستان و (ب) زمستان

الگوهای رطوبتی نیز تفاوت‌های فصلی متمایزی را نشان می‌دهند. مناطق ساحلی در تمام طول سال دارای رطوبت نسبی بالا، پوشش ابری بیشتر و تبخیر محدود هستند که نقش پایدار دریای خزر در تأمین رطوبت جو را برجسته می‌کند. در مقابل، خوشه‌های داخلی و مرتفع (خوشه‌های ۱، ۳ و ۴)، به ویژه در تابستان، کاهش شدید رطوبت و افزایش تبخیر و فشار سطحی پایین را تجربه می‌کنند، که بیانگر تنش‌های حرارتی و خشکی بالاتر است. این الگوهای فصلی دما و رطوبت بازتابی از تعامل پیچیده عوامل توپوگرافی، گردش جوی منطقه‌ای و اثرات تعدیل‌کننده دریایی هستند. یافته‌ها اهمیت بالایی در مدیریت منابع آب، زمان‌بندی فعالیت‌های کشاورزی و ارزیابی پایداری اکوسیستم‌ها دارند. شناسایی دقیق زمان وقوع بیشینه‌های حرارتی و رطوبتی در هر خوشه می‌تواند ابزار مؤثری برای پیش‌بینی نیاز آبی، تعیین پنجره‌های کشت و ارزیابی خطر تنش‌های حرارتی و خشکی در مقیاس فصلی فراهم کند. در مجموع، تحلیل درون سالانه خوشه‌ها تصویری جامع از پویایی اقلیم حوضه خزر ارائه می‌دهد، جایی که تضاد میان اثرات قاره‌ای در شمال و اثرات تعدیل‌کننده دریایی در جنوب به عنوان نیروهای اصلی شکل‌دهنده تغییرپذیری فصلی عمل می‌کنند.

تأثیر نوسان جنوبی ال‌نینو بر فراوانی نواحی اقلیمی

یکی از یافته‌های مهم، کمی‌سازی رابطه فازهای انزو با فراوانی نواحی اقلیمی حوضه خزر است. انزو به عنوان برجسته‌ترین مد تغییرپذیری اقیانوس-جو، از طریق الگو پیوندهای جوی (ناشی از برهم‌کنش ناهنجاری‌های دمای سطح دریای آرام حاره‌ای با گردش‌های بزرگ‌مقیاس جو مانند امواج راسبی و گردش واکر)، الگوهای دما و بارش را تا عرض‌های میانی منتقل می‌کند.

نتایج نشان داد در فاز گرم (ال‌نینو)، فراوانی خوشه‌های گرم‌تر در نیمه جنوبی افزایش یافته و ناهنجاری‌های دمایی ۱ تا ۲+ درجه سانتی‌گراد نسبت به شرایط خنثی رخ می‌دهد. در فاز سرد (لانینا)، الگوی معکوس با گسترش خوشه‌های سرد در شمال و تشدید یخبندان‌های فصلی مشاهده می‌شود. آزمون کای‌دو ($p < 0.01$) رابطه معنادار میان فازهای انزو و فراوانی نواحی اقلیمی را تأیید می‌کند و نشان می‌دهد که ناهنجاری‌های دمای سطح دریای آرام استوایی از طریق دور پیوند، ساختار فضایی اقلیم حوضه را تغییر می‌دهند.



شکل ۹. همبستگی متقاطع بین دمای دو متری زمستان و شاخص‌های اقلیمی: (الف) نوسان جنوبی ال‌نینو و (ب) شاخص نوسان جنوبی

کاربردهای اقلیمی در کشاورزی، مدیریت منابع آب و برنامه‌ریزی منطقه‌ای

زون‌بندی اقلیمی حاصل، ناهمخوانی میان الگوهای موجود کاربری زمین، شیوه‌های کشاورزی و واقعیت‌های اقلیمی حوضه را آشکار می‌سازد. برخی نواحی جنوبی تحت رژیم‌های با بار حرارتی بالا و تبخیر و تعرق زیاد قرار دارند که در سال‌های ال‌نینو، تقاضای آبیاری و تنش آبی را تشدید می‌کند؛ یافته‌ای که با مطالعات پیشین در مناطق نیمه‌خشک همسوست. در مقابل، برخی نواحی با بهره اقلیمی بالاتر، هنوز در نظام کشاورزی ادغام نشده‌اند که نشان‌دهنده ظرفیت بهبود بهره‌وری از طریق انطباق الگوهای کشت با رژیم‌های اقلیمی است. (Grigorieva et al., 2023) در مدیریت منابع آب، بسیاری از طرح‌های موجود بر فرض ایستایی اقلیم استوارند و تأثیر تغییرپذیری مرتبط با انزو را لحاظ نمی‌کنند؛ این امر می‌تواند به خشک‌سالی‌های دوره‌ای در نواحی مرتفع و سیلاب‌های ناگهانی در سواحل مرطوب در سال‌های ال‌نینو منجر شود. (Milly et al., 2008) خوشه‌های شناسایی‌شده چارچوبی علمی برای سیاست‌گذاری فضایی فراهم می‌کنند که امکان تدوین تقویم‌های زراعی تطبیقی، بهینه‌سازی تخصیص آب در مقیاس زیر حوضه‌ها و توسعه سامانه‌های هشدار زودهنگام مخاطرات اقلیمی را میسر می‌سازد. در مجموع، نتایج، گذار از برنامه‌ریزی ایستا به برنامه‌ریزی پویا و سازگار با اقلیم را در حوضه خزر پشتیبانی می‌کند.

بحث

در این پژوهش، رویکرد ترکیبی K-DBSCAN-میانگین بر روی داده‌های باز تحلیل ERA5، ۹ ناحیه اقلیمی همگن در حوضه خزر شناسایی کرد که کارایی روش‌های یادگیری ماشین را در آشکارسازی الگوهای پنهان اقلیمی نسبت به طبقه‌بندی‌های سنتی مبتنی بر آستانه‌های ایستا تأیید می‌نماید (Beck et al., 2018) و با یافته‌های ساتیاراج و همکاران (۲۰۱۹) درباره انطباق بهتر خوشه‌بندی با واقعیت‌های هیدرولوژیکی و نیز نتایج آگیلار کلمنرو و پورتلا گارسیا-میگل (۲۰۲۴) درباره برتری رویکردهای ترکیبی همسو است. از نظر الگوهای حرارتی، خوشه‌ها تضاد کوهستانی-ساحلی را بازتاب می‌دهند و گرمایش شدیدتر نواحی کوهستانی ایران (تا ۳ درجه) با نتایج سریخ و همکاران (۲۰۲۵) و نیز ناحیه‌بندی چند متغیره کاروالو و همکاران (۲۰۱۶) مطابقت دارد. مهم‌ترین یافته، ارتباط معنادار توزیع خوشه‌ها با فازهای ENSO است؛ به گونه‌ای که ال‌نینو با گسترش شرایط گرم‌تر و مرطوب‌تر در جنوب حوضه و لائینا با تشدید سرمای خشک در شمال و نواحی داخلی همراه است که با همخوانی کامل با مکانیزم جابه‌جایی جت‌استریم تبیین می‌شود و تأیید مولوی و همکاران (۲۰۱۵) بر ارتباط قوی‌تر بارش جنوب خزر با سیگنال‌های ENSO نسبت به نوسان اطلس شمالی، اعتبار تمرکز پژوهش بر این شاخص‌ها را تقویت می‌کند.

نتیجه‌گیری

ادغام الگوریتم‌های یادگیری ماشین با بینش اقلیم‌شناسی در این پژوهش، افقی نو برای تحلیل ساختارهای پیچیده و چندمقیاسی سامانه‌های هیدرو-اقلیمی در حوضه خزر گشود. چارچوب پیشنهادی توانست با پردازش داده‌های ۶۰ ساله اِرا ۵، نه ناحیه اقلیمی متمایز را استخراج کند که فراتر از تقسیم‌بندی‌های جغرافیایی ساده، بازتاب‌دهنده تعاملات پویای جو-اقیانوس و توپوگرافی هستند. اعتبارسنجی‌های آماری نشان داد که این نواحی دارای انسجام درونی بالا و تمایز فیزیکی معنادار می‌باشند.

تحلیل برهم‌کنش این نواحی با نوسانات بزرگ‌مقیاس جوی، نقش کلیدی پدیده انزو را در تعدیل رژیم‌های اقلیمی منطقه آشکار ساخت. مشخص شد که الگوهای فضایی-زمانی خوشه‌ها ایستا نیستند و تحت تأثیر فازهای گرم (ال‌نینو) و سرد (لانینا) دچار انقباض و انبساط می‌شوند. این دینامیک شناسایی‌شده، چارچوبی علمی برای گذار از مدیریت ایستا به مدیریت تطبیقی فراهم می‌کند. از منظر کاربردی و مدیریتی، یافته‌های این پژوهش پیامدهای زیر را در بر دارد:

- الگوهای به‌دست‌آمده می‌توانند مبنای طراحی تقویم‌های زراعی تطبیقی قرار گیرند؛ به‌طوری که نوع کشت و زمان آبیاری بر اساس پیش‌بینی فازهای انزو و رفتار احتمالی خوشه مربوطه تنظیم شود.
- ناسازگاری‌های موجود میان کاربری اراضی فعلی و پتانسیل‌های اقلیمی نیازمند بازنگری فوری است. خوشه‌بندی ارائه‌شده می‌تواند به عنوان لایه پایه در سیستم‌های هشدار زودهنگام برای پیش‌بینی خشک‌سالی یا سیلاب‌های فصلی استفاده شود.
- این چارچوب روش‌شناختی، نقشه‌راهی عملی برای منطقه‌بندی در سایر حوضه‌های آبریز پیچیده ارائه می‌دهد و پلی میان تحلیل‌های داده‌محور و سیاست‌گذاری‌های محیط‌زیستی برقرار می‌سازد.
- در نهایت، پیشنهاد می‌شود در پژوهش‌های آتی، متغیرهای تکمیلی نظیر رطوبت خاک، تبخیر و تعرق واقعی و شاخص‌های اجتماعی-اقتصادی به مدل افزوده شوند تا سامانه‌های پشتیبان تصمیم‌گیری جامع‌تری برای تاب‌آوری در برابر تغییر اقلیم توسعه یابند.

حامی مالی

بر اساس اظهار نویسندگان این مقاله فاقد حامی مالی بوده است.

سهم نویسندگان

نویسندگان به‌طور مساوی در کلیه مراحل طراحی و انجام پژوهش، گردآوری داده‌ها، تجزیه و تحلیل آماری داده‌ها، تحلیل و تفسیر اطلاعات و نتایج، تهیه پیش‌نویس مقاله، بررسی و کنترل نتایج، اصلاح، بازبینی و نهایی‌سازی مقاله مشارکت داشتند.

تضاد منافع

بنا بر اظهار نویسندگان این مقاله تعارض منافع ندارد.

تقدیر و تشکر

نویسندگان بر خود لازم می‌دانند از همه کسانی که در انجام این پژوهش یاری‌رسان بوده‌اند، سپاسگزاری نمایند.

منابع

- حاجی الیاسی، علی؛ ناصری، محسن و بدیعی، سید پیمان. (۱۴۰۳). ارزیابی تغییرات کاربری اراضی بر مبنای تلفیق روش یادگیری ماشین و الگوریتم نقشه‌بردار زاویه طیفی با استفاده از نمونه‌های آموزشی متغیر، مطالعه موردی: حوضه آبریز تالاب انزلی. *پژوهش‌های جغرافیای طبیعی*، ۵۶(۴)، ۳۹-۵۶. <https://doi.org/10.22059/jphgr.2025.384462.1007848>
- حیدری، سوسن؛ کریمی، مصطفی؛ عزیزی، قاسم و شمسی‌پور، علی‌اکبر. (۱۴۰۳). خوشه‌های مکانی و روند تغییرات نواحی هم‌رخداد خشک‌سالی در ایران. *پژوهش‌های جغرافیای طبیعی*، ۵۶(۱)، ۸۳-۱۰۱. <https://doi.org/10.22059/jphgr.2024.374275.1007820>
- نگهبان، سعید و مرحمت، مهری. (۱۴۰۴). تهیه نقشه حساسیت سیل در حوزه شهری اقلید با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشینی. *پژوهش‌های جغرافیای طبیعی*، ۵۷(۳)، ۴۳-۶۲. <https://doi.org/10.22059/jphgr.2025.406510.1007909>

سلطانی گردفرامرز، سمیه و عسکری زاده، مژگان. (۱۴۰۳). کاربرد تئوری آنتروپی و تحلیل مؤلفه اصلی جهت تعیین متغیرهای ورودی تخمین تابش خورشیدی با الگوریتم‌های یادگیری ماشین. پژوهش‌های جغرافیای طبیعی، ۵۶(۴)، ۷۳-۸۷.
<https://doi.org/10.22059/jphgr.2025.386916.1007858>

References

- Aguilar Colmenero, J. L., & Portela Garcia-Miguel, J. (2024). A Regionalization Approach Based on the Comparison of Different Clustering Techniques. *Applied Sciences*, 14(22), 10563. <https://doi.org/10.3390/app142210563>
- Arpe, K., Molavi-Arabshahi, M., & Leroy, S. A. G. (2020). Wind variability over the Caspian Sea, its impact on Caspian seawater level and link with ENSO. *International Journal of Climatology*, 40(14), 6039-6054. <https://doi.org/10.1002/joc.6564>
- Beck, H., Zimmermann, N., McVicar, T. et al. Present and future Köppen-Geiger climate classification maps at 1-km resolution. *Sci Data* 5, 180214 (2018). <https://doi.org/10.1038/sdata.2018.214>
- Bohluly, A., Esfahani, F. S., Namin, M. M., & Chegini, F. (2018). Evaluation of wind induced currents modeling along the Southern Caspian Sea. *Continental Shelf Research*, 153, 50-63. <https://doi.org/10.1016/j.csr.2017.12.008>
- Carvalho, M. J., Melo-Gonçalves, P., Teixeira, J. C., & Rocha, A. (2016). Regionalization of Europe based on a K-Means Cluster Analysis of the climate change of temperatures and precipitation. *Physics and Chemistry of the Earth, Parts a/b/c*, 94, 22-28. <https://doi.org/10.1016/j.pce.2016.05.001>
- Dehghani, M., Salehi, S., Mosavi, A., Nabipour, N., Shamshirband, S., & Ghamisi, P. (2020). Spatial Analysis of Seasonal Precipitation over Iran: Co-Variation with Climate Indices. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 9(2), 73. <https://doi.org/10.3390/ijgi9020073>
- Doan, Q. V., Amagasa, T., Pham, T. H., Sato, T., Chen, F., & Kusaka, H. (2023). Structural k-means (S k-means) and clustering uncertainty evaluation framework (CUEF) for mining climate data. *Geoscientific Model Development*, 16(8), 2215-2233. <https://doi.org/10.5194/gmd-16-2215-2023>
- Duan, H., Li, Q., He, L., Zhang, J., An, H., Ali, R., & Vazifiedoust, M. (2024). Climate Classification for Major Cities in China Using Cluster Analysis. *Atmosphere*, 15(7), 741. <https://doi.org/10.3390/atmos15070741>
- Fendereski, F., Vogt, M., Payne, M. R., Lachkar, Z., Gruber, N., Salmanmahiny, A., & Hosseini, S. A. (2014). Biogeographic classification of the Caspian Sea. *Biogeosciences*, 11(22), 6451-6470. <https://doi.org/10.5194/bg-11-6451-2014>
- Grigorieva, E., Livenets, A., & Stelmakh, E. (2023). Adaptation of Agriculture to Climate Change: A Scoping Review. *Climate*, 11(10), 202. <https://doi.org/10.3390/cli11100202>
- Haji Elyasi, Ali, Nasser, Mohsen, & Badiei, Peyman. (1403). Evaluation of land use changes based on integration of machine learning method and spectral angle mapper algorithm using variable training samples, case study: Anzali Wetland catchment area. *Physical Geography Research*, 56(4), 39-56. <https://doi.org/10.22059/jphgr.2025.384462.1007848> [In Persian]
- Heidari, Susan, Karimi, Mostafa, Azizi, Ghasem, & Shamsipour, Ali Akbar. (1403). Spatial clusters and trend of drought co-occurrence regions in Iran. *Physical Geography Research*, 56(1), 83-101. <https://doi.org/10.22059/jphgr.2024.374275.1007820> [In Persian]
- Hersbach, H., Bell, B., Berrisford, P., Hirahara, S., Horányi, A., Muñoz-Sabater, J., ... & Thépaut, J. N. (2020). The ERA5 global reanalysis. *Quarterly journal of the royal meteorological society*, 146(730), 1999-2049. <https://doi.org/10.1002/qj.3803>
- Ibrayev, R. A., Özsoy, E., Schrum, C., & Sur, H. I. (2010). Seasonal variability of the Caspian Sea three-dimensional circulation, sea level and air-sea interaction. *Ocean Science*, 6(1), 311-329. <https://doi.org/10.5194/os-6-311-2010>
- Khoshnavan, H. (2007). Beach sediments, morphodynamics, and risk assessment, Caspian Sea coast, Iran. *Quaternary International*, 167, 35-39. <https://doi.org/10.1016/j.quaint.2007.02.014>
- Koriche, S. A., Nandini-Weiss, S. D., Prange, M., Singarayer, J. S., Arpe, K., Cloke, H. L., ... & Coe, M. (2021). Impacts of variations in caspian sea surface area on catchment-scale and

- large-scale climate. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 126(18), e2020JD034251. <https://doi.org/10.1029/2020JD034251>
- Lahijani, H., Leroy, S. A. G., Arpe, K., & Cretaux, J. F. (2023). Caspian Sea level changes during instrumental period, its impact and forecast: A review. *Earth-Science Reviews*, 241, 104428. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2023.104428>
- Lasantha, V., Oki, T., & Tokuda, D. (2022). Data-Driven versus Köppen–Geiger Systems of Climate Classification. *Advances in Meteorology*, 2022(1), 3581299. <https://doi.org/10.1155/2022/3581299>
- Lee, D., Oh, K., & Jung, S. (2019). Classifying Urban Climate Zones (UCZs) Based on Spatial Statistical Analyses. *Sustainability*, 11(7), 1915. <https://doi.org/10.3390/su11071915>
- McGregor, S., Cassou, C., Kosaka, Y., & Phillips, A. S. (2022). Projected ENSO teleconnection changes in CMIP6. *Geophysical Research Letters*, 49(11), e2021GL097511. <https://doi.org/10.1029/2021GL097511>
- Milly, P. C., Betancourt, J., Falkenmark, M., Hirsch, R. M., Kundzewicz, Z. W., Lettenmaier, D. P., & Stouffer, R. J. (2008). Stationarity is dead: Whither water management?. *Science*, 319(5863), 573-574. <https://doi.org/10.1126/science.1151915>
- Molavi-Arabshahi, M., Arpe, K., & Leroy, S. A. G. (2015). Precipitation and temperature of the southwest Caspian Sea region during the last 55 years: their trends and teleconnections with large-scale atmospheric phenomena. *International journal of climatology*. <http://dx.doi.org/10.1002/joc.4483>
- Molavi-Arabshahi, M., Azizpour, J., Nikan, O., Naderi Beni, A., & Lopes, A. M. (2023). Investigation and Analysis of Sea Surface Temperature and Precipitation of the Southern Caspian Sea Using Wavelet Analysis. *Axioms*, 12(1), 10. <https://doi.org/10.3390/axioms12010010>
- Mtupili, M., Wang, R., Li, L., & Chen, H. (2025). Critical Role of Spring Snowmelt on Soil Moisture Retention during Meteorological Droughts in the Mid-and High Latitudes of Eurasia. *Journal of Climate*, 38(20), 5941-5953. <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-24-0740.1>
- Najafi, M. S., & Alizadeh, O. (2023). Climate zones in Iran. *Meteorological Applications*, 30(5), e2147. <https://doi.org/10.1002/met.2147>
- Nasrollahzadeh, H. S., Din, Z. B., Foong, S. Y., & Makhloogh, A. (2008). Trophic status of the Iranian Caspian Sea based on water quality parameters and phytoplankton diversity. *Continental Shelf Research*, 28(9), 1153-1165. <https://doi.org/10.1016/j.csr.2008.02.015>
- Negahban, Saeed, & Marhamat, Mehri. (1404). Flood susceptibility mapping in Eqlid urban area using machine learning algorithms. *Physical Geography Research*, 57(3), 43-62. <https://doi.org/10.22059/jphgr.2025.406510.1007909> [In Persian]
- Parang, H., & Esmaeilbeigi, M. (2022). Total mercury concentration in the muscle of four mostly consumed fish and associated human health risks for fishermen and non-fishermen families in the Anzali Wetland, Southern Caspian Sea. *Regional Studies in Marine Science*, 52, 102270. <https://doi.org/10.1016/j.rsma.2022.102270>
- Raziei, T. (2022). Climate of Iran according to Köppen-Geiger, Feddema, and UNEP climate classifications: T. Raziei. *Theoretical and Applied Climatology*, 148(3), 1395-1416. <https://doi.org/10.1007/s00704-022-03992-y>
- Sadeghi, H., Mohammadi, H., Shamsipour, A. A. and Karimi, M. (2023). Climatic Zoning of the Southern Coastline of the Caspian Sea Using Multivariate Statistical Methods. *Geography and Environmental Planning*, 34(2), 55-74. <https://doi.org/10.22108/gep.2022.127922.1409>
- Samant, R., & Prange, M. (2023). Climate-driven 21st century Caspian Sea level decline estimated from CMIP6 projections. *Communications Earth & Environment*, 4(1), 357. <https://doi.org/10.1038/s43247-023-01017-8>
- Sathiaraj, D., Huang, X., & Chen, J. (2019). Predicting climate types for the Continental United States using unsupervised clustering techniques. *Environmetrics*, 30(4), e2524. <https://doi.org/10.1002/env.2524>
- Schlutow, A., & Schröder, W. (2021). Rule-based classification and mapping of ecosystem services with data on the integrity of forest ecosystems. *Environmental Sciences Europe*, 33(1), 50. <https://doi.org/10.1186/s12302-021-00481-3>
- Serykh, I., Krashenninnikova, S., Safarov, S., Safarov, E., Oskouei, E. A., Gorbunova, T., ... & Falamarzi, Y. (2025). Near-Surface Temperature Climate Change in the Caspian Region: A

- Study Using Meteorological Station Data, Reanalyses, and CMIP6 Models. *Climate*, 13(10), 201. <https://doi.org/10.3390/cli13100201>
- Shahkouei, E. I. (1999). Climatic Classification of the East of the Gorgan Plain. *Scientific-Research Quarterly of Geographical Data (SEPEHR)*, 8(29), 58-64. <https://dor.isc.ac/dor/20.1001.1.25883860.1378.8.29.12.9>
- Soltani-GerdFaramarzi, Somayeh, & AskariZadeh, Mojgan. (1403). Application of entropy theory and principal component analysis to determine input variables for solar radiation estimation using machine learning algorithms. *Physical Geography Research*, 56(4), 73-87. <https://doi.org/10.22059/jphgr.2025.386916.1007858> [In Persian]
- Tuel, A., & Martius, O. (2021). A climatology of sub-seasonal temporal clustering of extreme precipitation in Switzerland and its links to extreme discharge. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 21(10), 2949-2972. <https://doi.org/10.5194/nhess-21-2949-2021>
- Wibisono, S., Anwar, M. T., Supriyanto, A., & Amin, I. H. A. (2021, April). Multivariate weather anomaly detection using DBSCAN clustering algorithm. In *Journal of Physics: Conference Series* (Vol. 1869, No. 1, p. 012077). IOP Publishing. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1869/1/012077>