



Identification of Potential Tourism Centers Based on Environmental Factors in the West of Isfahan Province Using the Random Forest Algorithm

Shohreh Moradpour 

PhD in Geomorphology, Faculty of Geographical Sciences and Planning, University of Isfahan, Isfahan, Iran

Majid Ghias* 

Assistant Professor, Department of Tourism, Faculty of Geographical Sciences and Planning, University of Isfahan, Isfahan, Iran

Abstract

Machine learning methodologies have seen widespread adoption across numerous scholarly disciplines, including the tourism sector. These methods are capable of providing robust estimates for predictive modeling. As tourism activities proliferate, so does the need for accurate tourist segmentation forecasts to inform monitoring, decision-making, and planning. This research leverages machine learning techniques to predict promising tourist destinations in the western region of Isfahan Province. A random forest prediction model is employed to identify the factors influencing tourist attraction in these areas and predict potential tourist hotspots. The input data

* Corresponding Author: m.ghias@geo.ui.ac.ir

How to Cite: moradpour, S. and ghias, M. (2025). Identification of Potential Tourism Centers Based on Environmental Factors in the West of Isfahan Province Using the Random Forest Algorithm. *Tourism Management Studies*, 20 (70), 327 - 358. doi: [10.22054/tms.2024.2985](https://doi.org/10.22054/tms.2024.2985)

encompasses 34 sites, including springs, waterfalls, shrines, museums, and historic structures. Variables such as elevation, slope, aspect, vegetation cover, distance to rivers, distance to roads, temperature, and precipitation were selected as the most significant predictive variables based on the Variance Inflation Factor (VIF). Evaluation metrics reveal that the random forest model exhibits superior predictive performance, achieving the highest R^2 (0.91) and the lowest RMSE (1.06) and MAE (1.13). Slope, slope aspect, vegetation cover, and distance to rivers and roads were the most critical predictors. Moreover, the spatial prediction map indicates that Chadgan and Daran possess high potential for tourist reception. This study underscores the significant potential of machine learning for forecasting promising tourist destinations.

Keywords: Machine Learning, Random Forest, Variance Inflation Factor (VIF), R Studio software

Introduction

As one of the world's largest service industries, tourism plays a pivotal role in the economies of many nations. Given the projected surge in tourist numbers, tourism development has emerged as a strategic approach to diversify economies and boost national incomes. Not only does this sector generate employment and increase tax revenues, but it can also strengthen foreign exchange flows and accelerate gross domestic product growth. Consequently, urban and rural areas have become focal points for tourism development, enhancing infrastructure and attracting visitors. With its rich history, diverse natural and cultural attractions, and strategic location, Iran possesses immense tourism potential. Boasting 22 UNESCO World Heritage Sites, the country has secured top global rankings in various tourism sectors. However, Iran's share of global tourism revenue remains notably small. Isfahan, the beating heart of Iran's history and culture, offers abundant historical and natural attractions, making it a prime

destination for tourists. Its advantageous geographic location has accelerated tourism growth.

Nevertheless, due to a lack of infrastructure and comprehensive planning, many cities within this province have yet to capitalize on their tourism potential fully. Identifying and promoting lesser-known cities in Isfahan province is crucial to advancing regional tourism. Given the high potential of cities in Isfahan province, tourism development in promising areas is imperative. However, due to resource constraints, optimal utilization of all resources is not feasible. This study proposes a novel approach to modeling the geographic distribution of tourists using artificial intelligence. The objective is to predict tourist congregation areas based on land use and distance from rivers and roads. Given the presented information, the following research questions are posed:

1. Does the application of artificial intelligence, encompassing machine learning techniques, effectively identify areas suitable for tourism development?
2. To what extent do satellite imagery and environmental factors influence tourist destination selection?

Methodology

This research was conducted in four phases:

1. Data Collection: Coordinates of 34 tourist attractions were gathered.
2. Identification of Influential Factors: Eight primary factors, such as altitude, slope, distance to rivers, and vegetation cover, were identified.
3. Modeling: A spatial prediction model was developed using machine learning methods within the RStudio environment.
4. Validation: The model's accuracy was evaluated using R-squared, RMSE, and MAE metrics.

To predict suitable areas for tourism, remote sensing data, a Digital Elevation Model (DEM), climatic data, hydrological data, and distance from roads were used as input variables for the model.

Auxiliary Remote Sensing Variables

Sentinel- 2 satellite images with less than 10% cloud cover were downloaded from Google Earth Engine. Subsequently, the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) was calculated using the SAGA GIS software. NDVI is one of the most widely used vegetation indices, calculated using red and near-infrared bands. NDVI values range from -1 to 1 and indicate vegetation density. Values closer to 1 represent dense vegetation, while negative values indicate areas devoid of vegetation, such as water and snow.

Auxiliary Topographic Variables

To generate auxiliary topographic variables (altitude and slope aspect), a digital elevation model with a resolution of 12.5 meters from the ALOS satellite (Alaska Satellite Facility database) was used. These variables were extracted from the DEM using the ArcGIS software and the method proposed by Hengl and colleagues.

Auxiliary climatic data variables Selected

temperature and precipitation interpolation maps for Isfahan Province were generated using the Inverse Distance Weighted (IDW) method in ArcMap 10.8, based on long-term data from synoptic stations.

Other Variables

Distance from Roads: Road networks are key to development and investment attraction.

Distance from Waterways: Using ArcHydro and the Euclidean distance function, a distance map from the region's waterways was created.

Modeling Methodology

R software, a powerful tool for statistical analysis, was extensively used for modeling. In this research, the Random Forest algorithm was employed for nonlinear modeling using the caret and caretEnsemble packages in R version 3.5.2."

Findings

Variable Selection

The Variance Inflation Factor (VIF) was employed to address multicollinearity among auxiliary variables. Variables with a VIF exceeding 10 were excluded. Ultimately, eight variables were included in the model: slope, aspect, distance to rivers, precipitation, temperature, distance to roads, and Normalized Difference Vegetation Index (NDVI). Variable importance analysis using the caret package in R revealed that slope, aspect, vegetation index, and distance to rivers and roads were the most significant predictors of tourist-prone locations.

Model Fitting and Evaluation

A random forest algorithm, a widely used method in data mining, was employed for modeling. All modeling procedures were conducted using R software. Ten-fold cross-validation was used to evaluate the model. Results indicate that the random forest model, with the highest coefficient of determination (0.91), lowest root mean square error (RMSE) of 0.06, and mean absolute error (MAE) of 0.13, is the most robust model for predicting tourist-prone locations.

Spatial Distribution of Tourist-Prone Locations

The random forest model created a map of the region's tourism potential, and 34 tourist locations and environmental factors were analyzed. Results indicate that the eastern and northern regions have the highest tourism potential. These areas generally have a high density of roads and rivers.

Discussion and results

This study employed a three-step numerical modeling approach to create digital maps: variable selection, model calibration, and validation. A diverse array of environmental variables were incorporated, including DEM derivatives, remote sensing, climatic data, and distances from roads and rivers. After extracting land features from DEM and Sentinel-2 data, VIF was calculated to identify multicollinearity among variables, and those with $VIF > 10$ were excluded. Ultimately, eight features were selected for modeling the soil quality index.

A Random Forest model was trained using 70% of the data, with the remaining 30% reserved for validation using a 10-fold cross-validation method. The model's performance was evaluated using MAE, RMSE, and R-squared metrics. Results indicated that the random forest model exhibited the lowest RMSE and MAE values and the highest R-squared, demonstrating its accuracy and effectiveness. This study examined eight variables for spatial prediction in the study area. The relative importance of these variables were as follows: slope (100%), aspect (16.84%), vegetation index (38.57%), distance from rivers (74.56%), and distance from roads (32.27%). These were identified as the most significant variables for predicting suitable tourism locations. Additionally, the spatial prediction map revealed that Chadgan and Daran cities possess the most favorable conditions for tourism development due to their proximity to major roads and high river density.



شناسایی کانون‌های مستعد گردشگری براساس عوامل محیطی در غرب استان اصفهان با استفاده از الگوریتم جنگل تصادفی^{*}

دانش‌آموخته دکترای ژئومورفولوژی، دانشکده علوم جغرافیایی و برنامه‌ریزی،
دانشگاه اصفهان، ایران

شهره مرادپور 

استادیار گروه گردشگری، دانشکده علوم جغرافیایی و برنامه‌ریزی، دانشگاه
اصفهان، ایران

مجید غیاث^{*} 

چکیده

روش‌های یادگیری ماشین در بسیاری از زمینه‌های مطالعاتی از جمله بخش گردشگری به‌طور گسترده مورد استفاده قرار گرفته است. این روش‌ها می‌توانند تخمین‌های قدرتمندی برای پیش‌بینی ارائه دهند. با افزایش تعداد فعالیت‌های گردشگری، نیاز به پیش‌بینی طبقه‌بندی گردشگران برای نظارت، تصمیم‌گیری و برنامه‌ریزی افزایش می‌یابد. این مقاله با هدف پیش‌بینی مکان‌های مستعد گردشگری در غرب استان اصفهان، از تکنیک یادگیری ماشین استفاده می‌کند. مدل پیش‌بینی جنگل تصادفی قادر خواهد بود عوامل مؤثر در جذب گردشگر در این مناطق را شناسایی و بر اساس آن مکان‌های مستعد گردشگرپذیر را هم معرفی کند. داده‌های ورودی این مدل ۳۴ منطقه شامل چشمه‌ها، آبشارها، امازاده‌ها، موزه‌ها و بناهای تاریخی و... می‌باشد و متغیرهایی مانند ارتفاع، شیب، جهت شیب، پوشش گیاهی، فاصله از رودخانه، فاصله از جاده، دما و بارش به‌عنوان مهم‌ترین متغیرهای پیش‌بینی‌کننده بر اساس عامل تورم واریانس (VIF) انتخاب شدند. بر اساس معیارهای ارزیابی، نتایج نشان داد که مدل جنگل تصادفی عالی‌ترین عملکرد پیش‌بینی را با بالاترین R^2 (۰/۹۱) و پایین‌ترین RMSE (۱/۰۶) و MAE (۱/۱۳) را دارا می‌باشد. شیب، جهت شیب، پوشش گیاهی، فاصله از رودخانه‌ها و جاده‌ها به‌عنوان پیش‌بینی‌کننده‌های مهم شناسایی شدند. همچنین، نقشه پیش‌بینی مکانی نشان داد که چادگان و داران دارای پتانسیل بالایی برای پذیرش گردشگر می‌باشند. این مطالعه نشان می‌دهد که یادگیری ماشین پتانسیل قابل توجهی برای پیش‌بینی مکان‌های مستعد گردشگری دارد.

کلیدواژه‌ها: ماشین‌های یادگیری، جنگل تصادفی، عامل تورم واریانس، نرم‌افزار Rstudio،
غرب استان اصفهان

مقدمه

گردشگری به عنوان یکی از پایه‌های اصلی اقتصاد جهانی و بزرگ‌ترین فعالیت خدماتی، به‌ویژه به دلیل رشد سریع و کارایی اقتصادی بالا به یک بخش ضروری در بسیاری از کشورها تبدیل شده است (Vu et al., 2022: 1063)، پیش‌بینی می‌شود تعداد گردشگران تا سال ۲۰۳۰ به ۱/۸ میلیارد نفر برسد (UNWTO, 2015). کشورها به منظور تنوع اقتصادی و کاهش وابستگی به اقتصادهای تک‌محصولی، به دنبال کشف راه‌حل‌ها و روش‌های نوآورانه در صنعت گردشگری هستند (Mobaraki, 2023: 2068). در سال ۲۰۲۰، گردشگری یک یازدهم از مشاغل جهانی را تأمین کرده و ۵/۵ درصد از تولید ناخالص داخلی جهانی را به خود اختصاص داده است (Xu et al., 2022: 23-31). رشد این صنعت می‌تواند به افزایش درآمد مالیاتی و اشتغال در مقاصد گردشگری و همچنین تحریک ورودی ارز خارجی و صادرات محصولات گردشگری منجر شود که به تقویت تولید ناخالص داخلی کشورها کمک می‌کند (Liu et al., 2022: 100054). همچنین، جاذبه‌های گردشگری شهری و روستایی در سال‌های اخیر بیشتر مورد توجه قرار گرفته و بسیاری از مناطق در تلاش هستند تا زیرساخت‌های لازم برای جذب گردشگران را توسعه دهند (فلاح تفتی، ۱۴۰۰: ۶۷).

یادگیری ماشین^۱ می‌تواند در یک سیستم با ابزار داده‌محور، معتبرترین همبستگی را به دست آورد. این فناوری به طور مصنوعی از تجربه، دانش تولید می‌کند. این دانش مبتنی بر داده سپس می‌تواند برای مقابله با چالش‌های جدید و ارزیابی داده‌های قبلاً ناشناخته، تطبیق و به کار گرفته شود. یادگیری ماشین به سیستم‌های فناوری اطلاعات اجازه می‌دهد تا الگوها و قوانین را بر اساس داده‌های موجود و الگوریتم‌ها شناسایی کرده و به طور مستقل راه‌حل‌هایی بسازند. در طول سال‌ها، استفاده از یادگیری ماشین در بخش‌های مختلف، مفید واقع شده است و موفقیت آن به توسعه مدل‌های پیشرفته‌تر یادگیری ماشین بستگی دارد.

1. ML

روش‌های یادگیری ماشین به‌طور فزاینده‌ای برای پیش‌بینی سری‌های زمانی اقتصادی مورد توجه قرار گرفته‌اند. اما تلاش‌های کمی برای پیش‌بینی تقاضای گردشگری انجام شده است (Chen and Wang, 2007: 215; Hong *et al.*, 2011:1881; Wu *et al.*, 2012:4769; Akin, 2015:64). خلاصه‌ای کامل از پیش‌بینی با روش یادگیری ماشین را می‌توان در مطالعه ژانگ و همکاران یافت. در حالی که شبکه پرسپترون چند لایه به‌طور معمول برای پیش‌بینی تقاضای گردشگری استفاده می‌شود (Padhi and Aggarwal, 2011; Lin *et al.*, 2011; Claveria and Torra, 2014)، شبکه‌های تابع پایه شعاعی^۱ کمتر مورد استفاده قرار گرفته‌اند (Cang, 2014). اگرچه برخی از مطالعات با استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین انجام شده است اما مطالعات کمی با مدل جنگل تصادفی^۲ و ترکیبی از متغیرهای محیطی مختلف (از جمله داده‌های سنجش از دور، ویژگی‌های توپوگرافی، نقشه‌های موضوعی و ویژگی‌های خاک) در حیطه گردشگری انجام شده است.

استان اصفهان، پایتخت فرهنگی ایران، شهری است که تاریخ آن تقریباً به زمان پیدایش ایران برمی‌گردد (صفا، ۱۳۹۲: ۲۵). این استان ثروتمندترین استان ایران از نظر گردشگری است. این استان که در مرکز ایران قرار دارد از نظر موقعیت جغرافیایی و به‌ویژه دسترسی به نقاط دیگر، نسبت به سایر استان‌ها از موقعیت ممتازی برخوردار است. این موقعیت جغرافیایی و تجربه تاریخی و فرهنگی، رشد و توسعه گردشگری در این استان را چشمگیر کرده است. در واقع در شهر اصفهان تمامی مسائلی که گردشگری به نوعی با آن دست به‌گریبان است از عدم اولویت گردشگری در سطح کلان ناشی می‌شود (شاه‌زیدی و همکاران، ۱۳۹۹: ۱۹۳).

با توجه به جاذبه‌های تاریخی و طبیعی و پتانسیل‌های جاذب گردشگری، متأسفانه به‌دلیل عدم توجه به زیرساخت‌ها و عدم برنامه‌ریزی و مدیریت جامع، شاهد کم بودن گردشگر در شهرهای خارج از مرکز استان بوده‌ایم و لازم است شهرهای دیگر این استان را که دارای پتانسیل‌های بالای گردشگری هستند، شناسایی و معرفی نماییم.

1. RBF

2. RF

بنابراین، لازم است با توجه به پتانسیل بالای سایر شهرهای استان اصفهان به مسائل برنامه‌ریزی برای توسعه گردشگری توجه شود. یکی از راهکارهایی که مسئولان برای توسعه گردشگری باید در نظر داشته باشند، توسعه و گسترش گردشگری در مناطقی است که پتانسیل لازم برای توسعه گردشگری را دارند؛ زیرا صرف نظر از کیفیت و کمیت منابع در مناطق گردشگری، استفاده از آن منابع به دلیل محدودیت‌های مختلف مانند زمان، طبیعت، نیروی انسانی یا سرمایه همیشه امکان‌پذیر نخواهد بود (Hall and Stephen, 1999: 75).

این مطالعه رویکرد جدیدی را برای مدل‌سازی توزیع جغرافیایی گردشگران با استفاده از هوش مصنوعی پیشنهاد می‌کند. هدف این مطالعه، بررسی کارایی مدل جنگل تصادفی با استفاده از انواع متغیرهای محیطی از جمله داده‌های سنجش از دور، ویژگی‌های مشتق‌شده از مدل رقومی ارتفاع و نقشه‌های موضوعی (فاصله از جاده‌ها و آبراهه‌ها) در یک مقصد گردشگری می‌باشد. بر این اساس و با توجه به آنچه بیان شد، سؤالات این پژوهش عبارت‌اند از:

- ۱) آیا هوش مصنوعی از جمله روش‌های یادگیری ماشین در شناسایی مناطق مستعد گردشگری مؤثر هستند؟
- ۲) آیا تصاویر ماهواره‌ای و متغیرهای محیطی در انتخاب مکان‌های گردشگری به گردشگران کمک می‌کند؟

پیشینه تحقیق

روش‌های یادگیری ماشین، از جمله جنگل تصادفی با موفقیت در پیش‌بینی‌های بخش گردشگری، مانند تخمین تعداد بازدیدکنندگان مورد استفاده قرار گرفته‌اند. این تکنیک‌ها می‌توانند عوامل مهم تأثیرگذار بر بازدیدکنندگان محلی و خارجی را شناسایی کنند، از جمله فاصله تا نزدیک‌ترین شهر، اندازه پارک، سن، نوع پارک، در دسترس بودن ویژگی‌های طبیعی و در دسترس بودن خدمات تفریحی. رویکردهای یادگیری ماشین می‌توانند عملکرد پیش‌بینی را نسبت به معیارهای مرجع، به‌ویژه برای افق‌های میان‌مدت و بلندمدت بهبود بخشند. این تکنیک‌ها پتانسیل تجزیه و تحلیل داده‌های تولیدشده در بخش

گردشگری را دارند و مدیریت امکانات گردشگری و ادارات محلی را بهینه می‌سازند. از جمله مطالعات صورت گرفته در این زمینه شامل مورد زیر می‌باشد.

کلاوریا و همکاران (۲۰۱۵) به بررسی ترکیب پیش‌بینی‌های تقاضای گردشگری با مدل‌های یادگیری ماشین با استفاده از سه تکنیک یادگیری ماشین رگرسیون پشتیبانی برداری^۱، رگرسیون فرآیند گاوسی^۲ و مدل‌های شبکه عصبی^۳ پرداختند که نتایج یافته‌های آن‌ها نشان داد که روش‌های یادگیری ماشین با افزایش افق‌های پیش‌بینی، عملکرد پیش‌بینی خود را نسبت به معیار بهبود می‌بخشند که نشان‌دهنده مناسب بودن این تکنیک‌ها برای پیش‌بینی میان‌مدت و بلندمدت است (Claveria et al., 2015: 2).

در مطالعه‌ای دیگر، سان و همکاران (۲۰۱۹) چارچوبی برای پیش‌بینی پیشنهاد کردند که از یادگیری ماشین و جست‌وجوی اینترنتی برای پیش‌بینی ورود گردشگران به مقاصد محبوب چین و به‌ویژه پکن استفاده می‌کنند. آن‌ها نشان دادند که بین شاخص‌های جست‌وجوی اینترنتی و تعداد گردشگران در پکن رابطه علی وجود دارد (Sun et al., 2019: 1-10).

پ ترویک (۲۰۲۰) به پیش‌بینی تعداد گردشگران با استفاده از یادگیری ماشین پرداخته و بیان کرده هنگامی که می‌خواهیم مقدار چندین گام زمانی آینده را پیش‌بینی کنیم، مدل باید یاد بگیرد که طیف وسیعی از مقادیر آینده را پیش‌بینی کند. بنابراین، برخلاف مدل‌هایی که یک گام زمانی آینده را پیش‌بینی می‌کنند و تنها یک مقدار آینده را پیش‌بینی می‌کنند، این مدل‌ها دنباله‌ای از مقادیر آینده را پیش‌بینی می‌کنند (Petrović, 2020: 28).

هاپکن (۲۰۲۰) از تکنیک یادگیری ماشین مدل شبکه عصبی برای بهبود پیش‌بینی ورود گردشگران با گنجاندن ترافیک جست‌وجوی وب مسافران به‌عنوان یک ویژگی ورودی خارجی استفاده کرد. یافته‌ها نشان می‌دهند که داده‌های گوگل ترندز^۴ که رفتار جست‌وجوی مسافران برخط را بازتاب می‌دهند، عملکرد مدل را در مقایسه با مدل میانگین

1. SVR

2. GPR

3. ANN

4. Google Trends

متحرک یکپارچه خودبازگشتی^۱ که از داده‌های ورود گردشگران گذشته استفاده می‌کرد، افزایش می‌دهند (Höpken, 2020: 998).

گلرو (۲۰۲۱) در مدل‌سازی زمان سفر جاده‌های شهری با استفاده از بهینه‌سازی کایوت روش یادگیری ماشین به این نتیجه دست یافت که دقت COA به‌طور قابل توجهی بهتر از سایر مدل‌ها برای داده‌های تست و آموزش است. علاوه بر این، مدل معرفی شده از صلاحیت بالایی برای تخمین زمان سفر با دقت بالا برخوردار است (Golroo, 2021:809). آبانگ (۲۰۲۲) با استفاده از یادگیری ماشینی برای پیش‌بینی بازدیدکنندگان مناطق کاملاً محافظت شده در سارواک، مالزی، داده‌های ورود بازدیدکنندگان محلی و خارجی به هجده منطقه کاملاً حفاظت شده شامل پارک‌های ملی، ذخیره‌گاه‌های طبیعی و مراکز حیات وحش در سارواک، مالزی از سال ۲۰۱۵ تا ۲۰۱۹ را در این مطالعه مورد استفاده قرار داده است. متغیرهایی مانند سن پارک، فاصله از نزدیک‌ترین شهر، انواع پارک، دسترسی به خدمات تفریحی، دسترسی به ویژگی‌های طبیعی و انواع اتصال در مدل استفاده شدند. بر اساس معیار دقت، دقت و فراخوانی، نتایج نشان می‌دهند که درخت تصمیم^۲ بهترین عملکرد پیش‌بینی را برای هر دو بازدیدکننده محلی (دقت = ۸۰/۶۵) و بازدیدکنندگان خارجی (دقت = ۸۴/۳۸) نشان داده است (Abang, 2022:2735).

مبارکی (۲۰۲۳) به طبقه‌بندی فضایی مسیرهای گردشگری استان اصفهان پرداخت که نتایج تحقیق نشان داد که مسیرهای گردشگری اصفهان-سمیرم، اصفهان-کاشان و اصفهان-فریدونشهر از نظر جاذبه‌ها و امکانات گردشگری بهترین هستند. در واقع، محورهای گردشگری مرکزی، شمال غربی و غربی استان اصفهان جاذبه‌های گردشگری بیشتری دارند و نیاز به امکانات و خدمات در این مسیرها احساس می‌شود. نتیجه نهایی تحلیل سوات^۳ نشان می‌دهد که این مسیرها دارای نقاط قوت و فرصت‌های گردشگری بیشتری نسبت به نقاط ضعف و تهدیدها هستند. بنابراین، باید خدمات و امکانات بیشتری برای توسعه گردشگری در این مسیرها ارائه شود. این یافته‌ها نشان می‌دهند که افزایش

1. ARIMA

2. Gain Ratio

3. SWOT

خدمات و امکانات باید بیشتر در مسیرهای غربی و جنوبی استان صورت گیرد (Mobaraki, 2023: 2067).

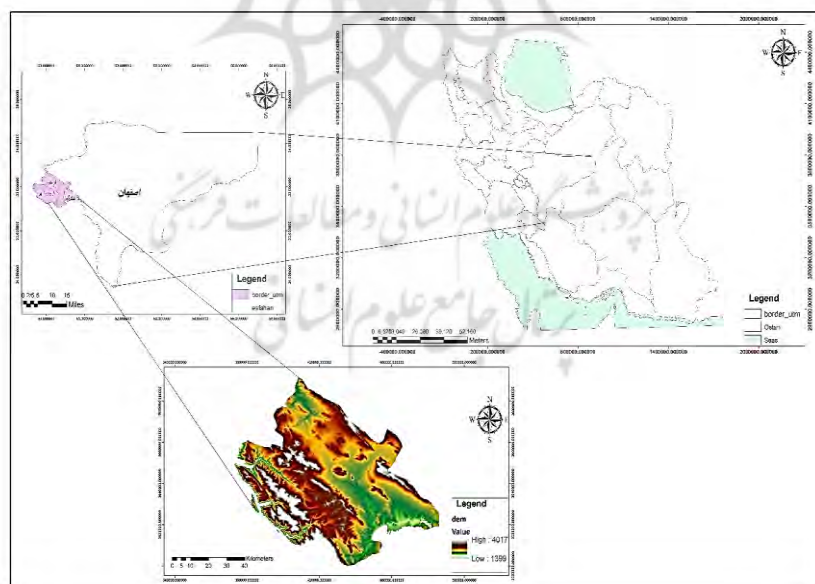
در ارزیابی کانون‌های گردشگری مستعد سرمایه گذاری با استفاده از مدل یکپارچه آنتروپی شانون فازی و روش آراس^۱ فازی، هاتفی و همکاران (۱۳۹۸) به این نتایج دست یافتند که متوسط سرمایه گذاری در کانون، سطوح قابل توسعه و توپوگرافی مهم‌ترین معیارها برای ارزیابی کانون‌های گردشگری می‌باشند و وزن بالاتری را نسبت به سایر معیارها به خود تخصیص داده‌اند. پس از تعیین اهمیت معیارها و اعمال آن‌ها در ماتریس تصمیم از روش آراس فازی برای ارزیابی و اولویت‌بندی کانون‌های گردشگری استفاده شد. نتایج پیاده‌سازی این روش نشان داد که چشمه دیمه، سد کوه‌رنگ و آبشار شیخ علی‌خان امتیاز بالاتری را کسب کرده‌اند و این بدان معناست که این کانون‌ها پتانسیل بالایی برای سرمایه گذاری دارند (هاتفی و همکاران، ۱۳۹۸: ۲۹۸).

تهیه نقشه مکان‌های مستعد گردشگری یکی از اهدافی است که از طریق آن می‌توان مناطق مناسب گردشگری آینده را شناسایی و اقدام به انجام و بهبود فعالیت‌های عمرانی و کاربری‌های مجاز در آن مناطق گردد یا برای بهسازی و ترمیم آن اقدام نمود. برای تهیه نقشه پیش‌بینی مکانی تاکنون مطالعات زیادی انجام شده است و پژوهشگران روش‌های مختلفی را ارائه داده‌اند اما بر پایه وضعیت منطقه مورد مطالعه و عوامل مؤثر در پذیرش گردشگر، دقت و انعطاف هر یک از این روش‌ها متفاوت خواهد بود. این پژوهش درصدد است با استفاده از روش‌های یادگیری ماشین، نقشه مکان‌های مستعد گردشگری در منطقه مورد مطالعه را تهیه کند؛ سپس دقت روش مذکور را ارزیابی و روش بهینه را معرفی نماید. علاوه بر این، تلاش می‌شود متغیرهای مهم روش‌های یادگیری ماشین در تهیه نقشه، استخراج گردد. بنابراین، ضرورت دارد با مطالعه دقیق و تعیین میزان نقش فاکتورهای مؤثر در ارائه و شناسایی مکان‌های مناسب در پذیرش گردشگر با استفاده از تکنیک‌های جدید به منظور ارائه راهکارهای مناسب برای افزایش و ارائه خدمات بهتر آن اقدام شود.

معرفی منطقه مورد مطالعه

محدوده مورد مطالعه که شامل بخشی از فریدن، فریدونشهر و چادگان می‌باشد، در طول جغرافیایی $53^{\circ} 00' 50''$ و $40^{\circ} 18' 50''$ و عرض جغرافیایی $32^{\circ} 52' 32''$ و $31^{\circ} 31' 21''$ قرار دارد (شکل ۱). شهر داران به عنوان مرکز شهرستان فریدن یکی از شهرستان‌های استان اصفهان است که به لحاظ موقعیت نسبی و تقسیمات سیاسی - اداری در غرب استان اصفهان و در فاصله ۴۲۳ کیلومتری مرکز استان شهر اصفهان واقع شده است. شهرهای فریدونشهر و چادگان نیز به ترتیب در ۹۸ کیلومتری جنوب غرب و ۹۲ کیلومتری جنوب شرق این شهر قرار دارند، ارتفاع قله این رشته کوه‌ها بین ۲۱۱۳ الی ۹۱۸۱ متر از سطح دریا متغیر است. (یوسفیان‌دارانی، ۱۳۹۶: ۲۰). شهرهای فریدن، چادگان و فریدونشهر هر یک دارای جاذبه‌های گردشگری منحصربه‌فرد و جذابیت‌های طبیعی و فرهنگی هستند؛ از قبیل دشت‌ها، کوه‌ها، چشمه‌ها، آبشارها، سدها، معماری سنتی، دریاچه‌ها و اماکن مذهبی و تاریخی که می‌توانند توجه گردشگران را به خود جلب کنند.

شکل ۱. نقشه موقعیت منطقه مورد مطالعه



روش کار

با پیشرفت‌های فنی در سیستم‌های اطلاعات جغرافیایی^۱ و سنجش از دور، مدل‌های آماری و یادگیری ماشین برای پیش‌بینی مکانی و به‌طور گسترده‌ای برای آشکار کردن همبستگی بین توسعه گردشگری و عوامل طبیعی استفاده می‌شود. مدل‌های مختلف، ویژگی‌ها و معایب خاص خود را دارند و عملکرد هر مدل با توجه به داده‌های ورودی، ساختار مدل و دقت متفاوت است (Nachappa et al., 2020). مدل‌های آماری اساساً به حجم زیادی از داده‌های پایه برای تولید نتایج قابل اعتماد نیاز دارند (Chen et al., 2018). مدل‌های ماشین یادگیری داده‌های غیرخطی پیچیده را مدیریت می‌کنند و تکنیک‌های ماشین یادگیری ظرفیت پیش‌بینی بالاتری نسبت به مدل‌های آماری معمولی دارند.

روند تهیه نقشه پیش‌بینی مکانی کانون‌های مستعد گردشگری شامل چهار مرحله کلی است: (۱) جمع‌آوری نقاط گردشگری غرب استان اصفهان؛ (۲) بررسی عامل‌های جغرافیایی مؤثر در انتخاب مکان‌های گردشگری؛ (۳) مدل‌سازی و تولید نقشه و (۴) اعتبارسنجی.

در مرحله اول، قبل از انجام پژوهش به‌منظور تهیه نقشه پیش‌بینی مکانی مستعد گردشگری باید اطلاعاتی در مورد مکان‌های گردشگری به‌دست آورد. در این مطالعه، مختصات ۳۴ نقطه گردشگری استفاده شد. در مرحله دوم به بررسی شناسایی عوامل مؤثر در پذیرش گردشگر پرداخته شد. سپس با استفاده از مدل‌های مورد نظر نقشه پهنه‌بندی مکان‌های مستعد تهیه و عوامل مؤثر در شناسایی مناطق مستعد آن مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفت. با استفاده از عامل تورم واریانس^۲ برای تعیین چندخطی بودن بین پیش‌بینی‌کننده‌ها که تغییرات یک متغیر بر اثر متغیرهای دیگر را اندازه می‌گیرد، هشت عامل اصلی شامل ارتفاع، زاویه شیب، جهت شیب، فاصله تا رودخانه‌ها، بارندگی، دما، فاصله تا جاده‌ها، شاخص پوشش گیاهی^۳، در نظر گرفته شده‌اند (جدول ۱). پس از انتخاب مهم‌ترین متغیرهای محیطی، اقدام به تلفیق متغیرهای محیطی با کانون‌های گردشگری نموده است. در این رویکرد، تعداد ۳۴ نقطه شناسایی شده را به‌صورت تصادفی به مجموعه‌های آموزشی

1. GIS
2. VIF
3. NDVI

(۷۰ درصد) و آزمایشی (۳۰ درصد) در محیط نرم افزار R تقسیم می کنیم. سپس آموزش مدل را روی مجموعه آموزشی انجام داده و از مجموعه تست برای اعتبارسنجی استفاده می شود.

در مرحله سوم پس از سناریوسازی با استفاده از روش های یادگیری ماشین در محیط برنامه نویسی Rstudio مدل سازی انجام و در مرحله چهارم با استفاده از ضریب تعیین^۱، ریشه میانگین مربعات خطا^۲ و میانگین خطای مطلق^۳، دقت مدل ها اعتبارسنجی می شود. متغیرهای محیطی که برای پیش بینی مکان های مستعد گردشگری استفاده شدند، عبارت اند از: داده های سنجش از دور، متغیرهای مشتق شده از مدل رقومی ارتفاع^۴، داده های اقلیمی منتخب و داده های هیدرولوژی و فاصله از جاده ها به عنوان متغیرهای کمکی پیش بینی کننده برای فرآیندهای مدل سازی مربوطه استفاده شد (شکل ۲).

- متغیرهای کمکی سنجش از دور

های پوشش گیاهی، تصاویر سنتینل ۲ با کمتر از ۱۰٪ پوشش ابر از برای ایجاد شاخص برای استخراج متغیر افزار ساگاجی آس^۵ سایت گوگل ارث انجین دانلود شد. از نرم وب شاخص گیاهی تفاضلی نرمال شده^۶، استفاده شد (شکل ۲). این شاخص از پرکاربردترین شاخص هایی است که در زمینه مطالعات پوشش گیاهی شناخته شده است. فرآیند محاسباتی ساده ای دارد و در مقایسه با دیگر شاخص ها دارای بهترین توان دینامیک با فرمول داده شده توسط روز و همکاران (۱۹۷۴) محاسبه شد. NDVI می باشد. شاخص

رابطه (۱):

$$NDVI = \frac{(NIR - RED)}{(NIR + RED)}$$

-
1. R2
 2. RMSE
 3. MAE
 4. DEM
 5. System for Automated Geoscientific Analysis
 6. Normalized difference vegetative index (NDVI)

که در آن NIR، بازتاب در باند مادون قرمز نزدیک و RED بازتاب در باند قرمز است. این شاخص در محدوده ۱- تا ۱+ می‌باشد ولی در عمل کمتر از ۱ و بیشتر از ۱- می‌باشد. مقادیر این شاخص برای پوشش گیاهی متراکم به‌سوی عدد یک، ابرها، برف و آب با مقادیر منفی و سنگ‌ها و خاک‌های بایر با مقادیر نزدیک به صفر دیده می‌شوند (باعقیده و همکاران، ۱۳۹۰: ۴).

- متغیرهای کمکی ویژگی‌های توپوگرافی

از پایگاه داده Alaska Satellite Facility و از ماهواره ALOS برای دستیابی به نقشه رقومی ارتفاع با قدرت تفکیک ۱۲/۵ متر استفاده شد. ویژگی‌های زمین که از نقشه رقومی ارتفاع تهیه گردید، عبارت‌اند از: ارتفاع، جهت شیب، کلیه متغیرهای کمکی ویژگی‌های توپوگرافی در محیط ساگاجی آی اس از لایه مدل رقومی ارتفاع مطابق با روش ارائه‌شده توسط هنگل و همکاران تهیه گردید.

- متغیرهای کمکی داده‌های اقلیمی انتخاب شده

میانگین بلندمدت درجه حرارت هوا و بارندگی بر اساس داده‌های ایستگاه‌های سینوپتیک استان اصفهان به‌دست آمده است. سپس نقشه درونیابی بارندگی و دما با استفاده از روش وزنی معکوس فاصله^۱ در آرک‌مپ^۲ فضایی شد (بخشنده و همکاران ۲۰۲۲؛ Li et al., 2021:1113).

- سایر متغیرها

فاصله از جاده

شبکه راه‌های ارتباطی به لحاظ کمیت و کیفیت یکی از مهم‌ترین شاخص‌های کلیدی در توسعه اجتماعی - اقتصادی و انگیزه سرمایه‌گذاری در بخش‌های مختلف اقتصادی، از جمله بخش صنایع به‌طور عام و صنعت توریسم به شکلی خاص محسوب می‌گردد (غفاری، ۱۳۸۸).

1. IDW

2. ArcMap10.8

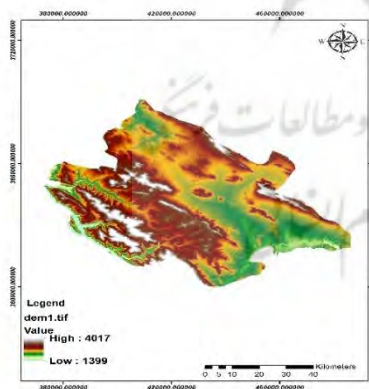
فاصله از آبراهه‌ها

آبراهه‌های منطقه مورد مطالعاتی از روی تصویر مدل رقومی ارتفاع با استفاده از الحاقی آرک‌هیدرو^۱ در محیط نرم‌افزار آرک جی‌آی‌اس^۲ استخراج گردید و در نهایت با استفاده از تابع فاصله اقلیدسی نقشه فاصله از آبراهه تهیه شد.

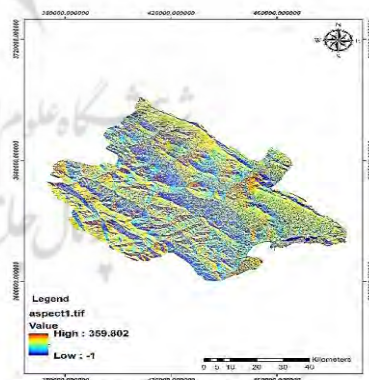
جدول ۱. متغیرهای محیطی مورد استفاده برای پیش‌بینی مکان‌های مستعد گردشگری

ردیف	معیار	روش مورد استفاده	ردیف	معیار	روش مورد استفاده
۱	ارتفاع	ماهواره ALOS	۵	فاصله تا رودخانه‌ها	تهیه شده در نرم‌افزار Arc GIS10.8
۲	زاویه شیب	زوربرگن و تورن	۶	دما	سازمان هواشناسی
۳	جهت شیب	زوربرگن و تورن	۷	فاصله تا جاده‌ها	تهیه شده در نرم‌افزار Arc GIS10.8
۴	بارندگی	سازمان هواشناسی	۸	شاخص پوشش گیاهی (NDVI)	تصاویر ماهواره سنتینل ۲، در نرم‌افزار SsgaGis

شکل ۲. نقشه پارامترهای مورد ارزیابی در مدل جنگل تصادفی (الف: نقشه مدل رقومی ارتفاع، ب: نقشه جهت شیب، پ: نقشه شیب، ت: نقشه فاصله از جاده‌ها، ث: شاخص NDVI، ج: فاصله از رودخانه‌ها، چ: نقشه هم بارش، ح: نقشه هم دما)



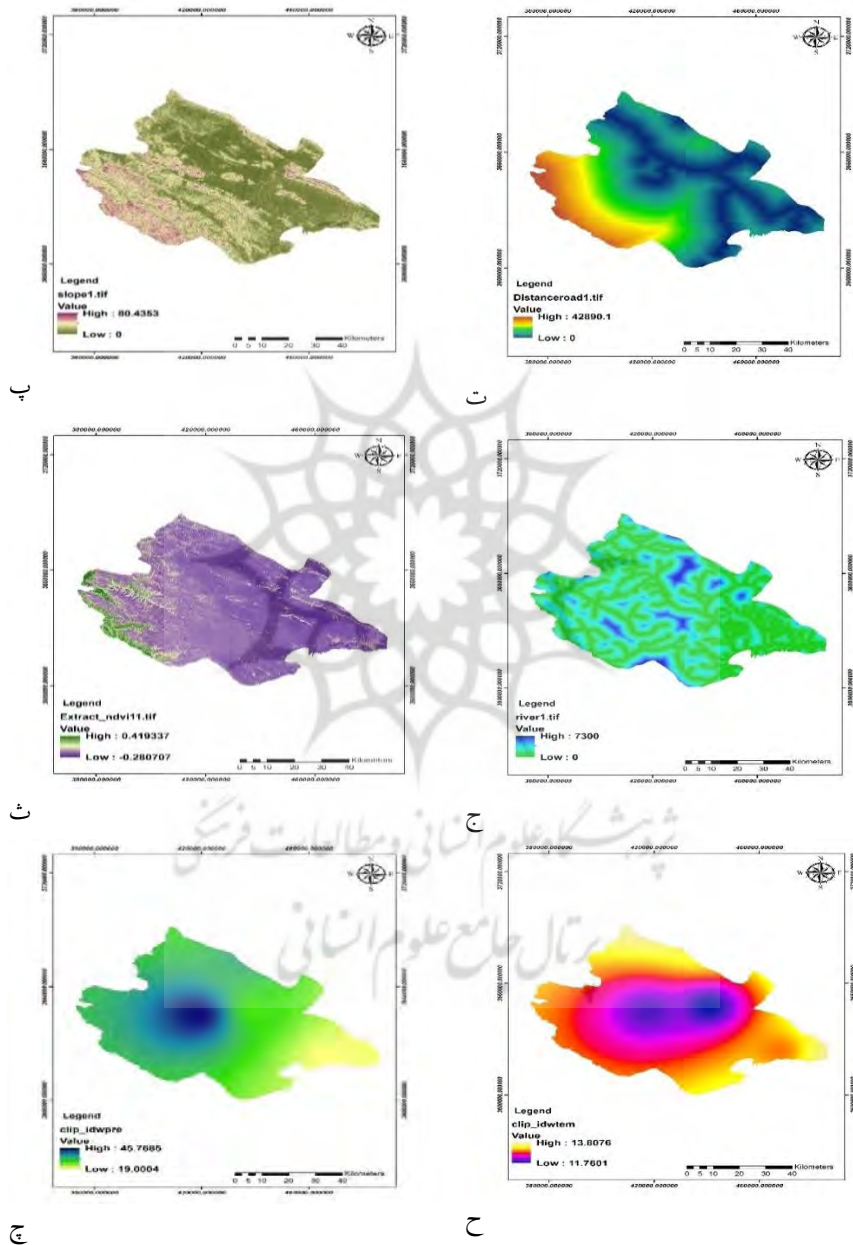
الف



ب

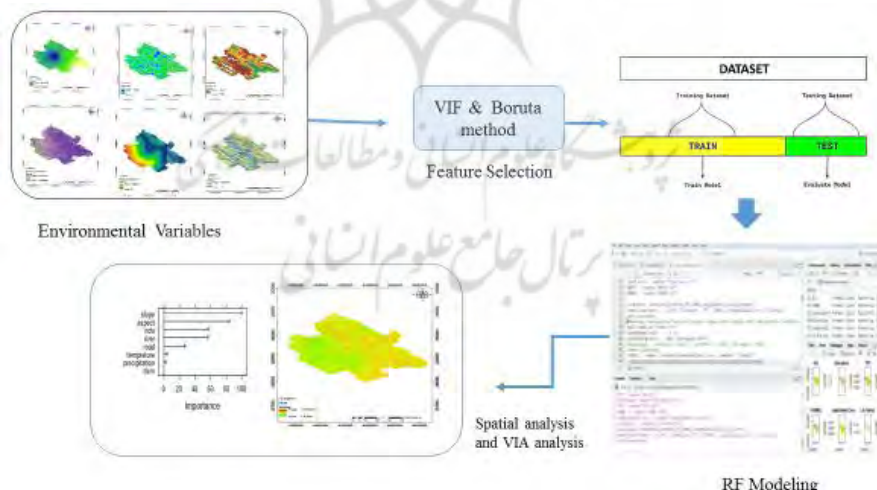
1. ArcHydro
2. ArcGIS

ادامه شکل ۲. نقشه پارامترهای مورد ارزیابی در مدل جنگل تصادفی (پ: نقشه شیب، ت: نقشه فاصله از جاده‌ها، ث: شاخص NDVI، ج: فاصله از رودخانه‌ها، چ: نقشه هم بارش، ح: نقشه هم دما)



نرم افزار R یک زبان برنامه نویسی و محیط نرم افزاری برای محاسبات آماری و علم داده ها است که بر اساس زبان های اس و اسکیم پیاده سازی شده است. این نرم افزار متن باز تحت اجازه نامه عمومی همگانی گنو عرضه شده است. R حاوی محدوده گسترده ای از تکنیک های آماری از جمله مدل سازی خطی و غیر خطی آزمون های کلاسیک آماری تحلیل سری های زمانی رده بندی خوشه بندی و غیره و قابلیت های گرافیکی است (طالبی و همکاران، ۱۳۹۷: ۵۷). برای مدل سازی از تکنیک غیر خطی جنگل تصادفی^۱ استفاده شد. جنگل تصادفی در واقع یک الحاقی از درخت گرسین و طبقه بندی است که توسط براین (۲۰۰۱) ارائه شده است. مهم ترین ویژگی جنگل های تصادفی عملکرد بالای آنها برای اندازه گیری اهمیت متغیرها است که نقش هر متغیر را در پیش بینی پاسخ ها مشخص می کند (Catani et al., 2013). این الگوریتم دارای پارامترهای mtry و ntree می باشد که به ترتیب تعداد متغیرهای استفاده شده در هر درخت بیانگر قدرت هر درخت مستقل و تعداد درخت هایی است که کاربر می تواند تغییر دهد و تعیین کند. تمام انتخاب ها و مدل سازی ها با استفاده از بسته های caret و caretEnsemble در R 3.5.2 انجام شد.

شکل ۳. فرآیند کلی و مراحل مختلف پژوهش

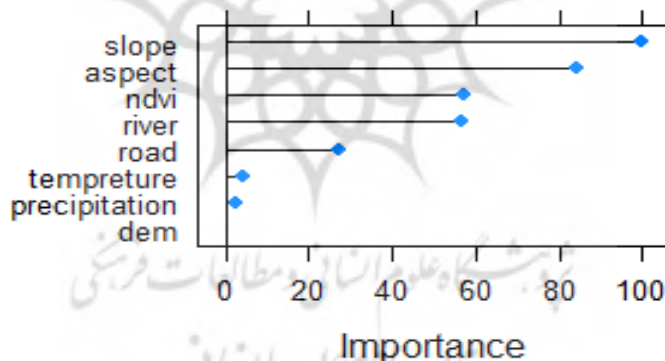


یافته‌ها

انتخاب متغیرها

با استفاده از عامل تورم واریانس^۱ تأثیر هم‌خطی چندگانه برای هر متغیر محاسبه شد و متغیرهای محیطی با VIF بزرگ‌تر از ۱۰ از مجموعه داده‌ها حذف شدند؛ بدین معنی متغیرهایی که از عدد ۱۰ بیشتر بودند از مدل‌سازی حذف شدند و در مجموع، از بین ۱۵ متغیر ورودی انتخاب‌شده، ۸ ویژگی شیب، جهت شیب، فاصله تا رودخانه‌ها، بارندگی، دما، فاصله تا جاده‌ها و شاخص پوشش گیاهی در مدل‌سازی وارد شدند. تجزیه و تحلیل متغیرهای اهمیت با استفاده از بسته caret در محیط برنامه‌نویسی Rstudio انجام شد. با توجه به تحلیل اهمیت متغیر^۲ به ترتیب شیب، جهت شیب، شاخص پوشش گیاهی، رودخانه‌ها و جاده‌ها مهم‌ترین متغیرها برای پیش‌بینی مکان‌های مستعد گردشگری شناسایی شدند (شکل ۴).

شکل ۴. اهمیت نسبی هر یک از متغیرهای کمکی محیطی (%)



مدل‌سازی و ارزیابی مدل

برای مدل‌سازی از تکنیک غیرخطی مدل جنگل تصادفی که به عنوان یک تکنیک رایج داده‌کاوی است، استفاده شد. مدل‌سازی و تمام انتخاب‌ها با استفاده از بسته‌های caret و

1. VIF

2. Variable Importance Analysis (VIA)

caretEnsemble در R 4.2.1 انجام شد. اجرای اعتبارسنجی متقاطع ده برابری برای آزمایش عملکرد مدل انجام شد. مزیت این روش این می‌باشد که نسبت به داده‌های کوچک‌تر، تعصب کمتری دارد و به‌صورت قابل اعتماد عمل می‌کند (نعیمی و همکاران، ۱۵:۲۰۲۱). سه شاخص آماری که برای ارزیابی عملکرد پیش‌بینی مدل در نظر گرفته شده است، شامل ضریب تعیین^۱، ریشه میانگین مربعات خطا^۲ و میانگین خطای مطلق^۳ می‌باشد. براساس نتایج به‌دست آمده، همان‌طور که در جدول ۱ مشاهده می‌شود برای پیش‌بینی مکان‌های مستعد گردشگری مدل جنگل تصادفی با بالاترین ضریب تعیین ($R^2=0/91$)، و پایین‌ترین ریشه میانگین مربعات خطا ($RMSE=1/06$) و میانگین قدرمطلق خطا ($MAE=1/13$) را می‌توان قوی‌ترین مدل برای پیش‌بینی مکان‌های مستعد گردشگری در نظر گرفت. ضریب تعیین نزدیک به یک نشان‌دهنده عملکرد بهتر مدل و برآورد دقیق با خطای کمتر است (زراعت‌پیشه و همکاران، ۲۰۲۲: ۶؛ نعیمی و همکاران، ۱۵:۲۰۲۱).

جدول ۲. معیارهای اعتبارسنجی (۱۰ برابر اعتبار متقاطع) برای پیش‌بینی مکان‌های مستعد گردشگری (برای اعتبارسنجی ۳۰ درصد داده‌ها به‌صورت تصادفی کنار گذاشته شده)

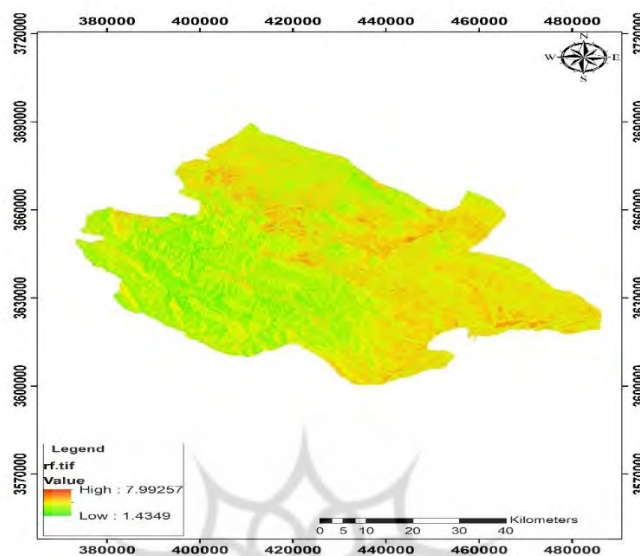
Location	Model	سناریو		
		R^2	RMSE	MAE
	RF	۰/۹۱	۱/۰۶	۱/۱۳

توزیع مکانی مکان‌های مستعد گردشگری

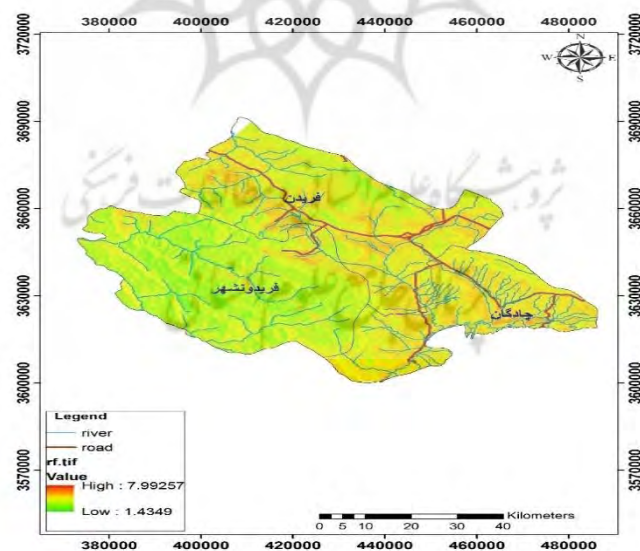
نقشه پیش‌بینی مکانی با استفاده از ۳۴ نقطه گردشگری، متغیرهای محیطی و مدل جنگل تصادفی تهیه گردید. همان‌طور که مشاهده می‌شود مناطق شرقی و شمالی منطقه بهترین مکان‌ها برای گردشگری انتخاب شده‌اند (شکل ۵). در این مدل، مکان‌هایی به‌عنوان مکان‌های گردشگری پذیر پیشنهاد شده است که دارای بیشترین جاده‌ها و رودخانه‌ها می‌باشد (شکل ۶).

-
1. R^2
 2. RMSE
 3. MAE

شکل ۵. نقشه‌های پیش‌بینی مکانی مربوط به مکان‌های مستعد برای گردشگری



شکل ۶. نقشه‌های پیش‌بینی مکانی مربوط به مکان‌های مستعد برای گردشگری به همراه جاده‌ها و جریان‌های آب



بحث و نتیجه گیری

گردشگری به عنوان یک موتور محرک توسعه، طیف وسیعی از فرصت‌ها را در ابعاد اقتصادی، اجتماعی، زیرساختی و زیست محیطی پیش روی جوامع محلی قرار می‌دهد. استان اصفهان یکی از بزرگ‌ترین شهرهای ایران به دلیل داشتن تاریخچه‌ای غنی، معماری بی‌نظیر و خیره‌کننده یکی از مقاصد اصلی گردشگران می‌باشد؛ با این حال، تمرکز اصلی گردشگران به مرکز این استان می‌باشد و کمتر به شهرهای اطراف این استان توجه شده است. توسعه گردشگری به ویژه در شهرهای کمتر توسعه یافته می‌تواند عامل مؤثری در افزایش درآمد اقشار مختلف، کاهش بیکاری، رونق اقتصادی و بهبود زندگی مردم گردد. برای دستیابی به این مهم، لازم است مکان‌های مستعد گردشگری شناسایی و معرفی شوند. در این مطالعه نیز همین موارد مورد بررسی قرار گرفته است.

در مطالعه حاضر، اهمیت برخی از عوامل محیطی در شناسایی مکان‌های مستعد گردشگری در غرب استان اصفهان با استفاده از الگوریتم جنگل تصادفی مورد بررسی قرار گرفت که به ترتیب شیب (۱۰۰٪)، جهت شیب (۸۴/۱۶٪)، شاخص پوشش گیاهی (۵۷/۳۸٪)، فاصله از رودخانه‌ها (۵۶/۷۴٪)، فاصله از جاده‌ها (۲۷/۳۲٪) مهم‌ترین متغیرها برای پیش‌بینی مکان‌های مستعد گردشگری شناسایی شدند. همچنین، نتایج نقشه پیش‌بینی مکانی نشان می‌دهد که مکان‌های مستعد برای پذیرش گردشگر شهرهای چادگان و داران می‌باشد، زیرا دارای جاده اصلی، بیشترین تراکم رودخانه‌ها، شیب ۸ تا ۱۲ درجه و پوشش گیاهی متوسط می‌باشند.

بررسی نتایج این پژوهش با پژوهش‌های گذشته نشان می‌دهد که نعیمات و همکاران (۲۰۲۳) در پیش‌بینی و طبقه‌بندی فعالیت‌های کاربر با استفاده از ماشین مدل‌های یادگیری از داده‌های شبکه اجتماعی مبتنی بر مکان به این نتیجه دست یافتند که مدل یادگیری عمیق برای طبقه‌بندی و پیش‌بینی مکان‌ها در داده‌های LBSN عملکرد بسیار خوبی دارد و به دقت ۹۹٪ دست یافته است. مدل درختان تقویت شده گرادیان برای مسئله پیش‌بینی کلاس گردشگری به دقت ۹۳٪ رسید و به دنبال آن رگرسیون لجستیک و مدل خطی تعمیم یافته، به ترتیب به دقت ۹۱٪ و ۸۵٪ رسیدند.

داداش‌پورمقدم و همکاران در ارزیابی پتانسیل گردشگری شهری، رویکرد مدل‌سازی ترکیبی جدید با ترکیب K-mean، فازی منطق، و یک شبکه عصبی مصنوعی^۱ استفاده کردند. در همبستگی بین عوامل شرطی‌سازی گردشگری شهری و نقشه‌های گردشگری، مشخص شد که عواملی از جمله فاصله از مراکز پذیرایی، کیفیت مصالح ساختمانی، فاصله از مراکز تاریخی، فاصله از مراکز بهداشتی و درمانی، حداکثر دما و فاصله از پارکینگ در افزایش گردشگر شهری مؤثر هستند.

رنجبران و همکاران (۱۳۹۱) در مقاله‌ای با عنوان «بررسی نقاط قوت، ضعف، فرصت و تهدیدهای گردشگران خارجی استان اصفهان با استفاده از تکنیک فرآیند تحلیل سلسله‌مراتبی فازی» نتیجه می‌گیرند که در مجموع نقاط قوت، ضعف، فرصت و تهدیدهای گردشگران خارجی این استان به ترتیب شهرت و آوازه بین‌المللی، کیفیت و امنیت سیستم‌های حمل‌ونقل، افزایش تدریجی رشد صنعت جهانی و تحریم‌ها و تبلیغات منفی کشورهای غربی بالاترین اولویت و رتبه را به خود اختصاص داده‌اند. مناطق حفاظت‌شده که به عنوان جاذبه‌های طبیعی طبقه‌بندی می‌شوند، به طور فزاینده‌ای به مقاصد گردشگری محبوب تبدیل شده است. بازدیدکنندگان به دلیل مناظر پانوراما، آبشارها، تنوع گسترده گیاهان و جانوران و فراوانی شگفتی‌های طبیعی جذب می‌شوند. پارک دارای مجموعه‌ای از ویژگی‌های طبیعی می‌تواند تعداد بیشتری از بازدیدکنندگان را جذب کند (Neuvonen et al., 2019: 226). از نظر امکانات تفریحی مانند پیاده‌روها و جاده‌های داخلی آسفالت‌شده، در دسترس بودن آن‌ها تأثیر زیادی بر تعداد بازدیدهای توریستی دارد (Castro et al., 2015).

براساس نتایج به دست آمده می‌توان بیان کرد که روش‌های یادگیری ماشین در بسیاری از زمینه‌های مطالعاتی، از جمله بخش گردشگری به طور گسترده می‌تواند مورد استفاده قرار بگیرد. تغییر چشمگیر روش‌های تجاری‌سازی و نحوه عملکرد صنعت گردشگری با استفاده از یادگیری ماشینی امکان‌پذیر است. این روش‌ها می‌توانند تخمین‌های قدرتمندی برای پیش‌بینی ارائه دهند.

تعارض منافع

تعارض منافع ندارد.

ORCID

Shohreh Moradpour



<https://orcid.org/0009-0009-8256-7054>

Majid Ghias



<https://orcid.org/0009-0000-9022-0258>

منابع

۱. باعقیده، محمد، علیجانی، بهلول، ضیاییان، پرویز (۱۳۹۰). بررسی امکان استفاده از شاخص پوشش گیاهی NDVI در تحلیل خشکسالی‌های استان اصفهان. *مطالعات جغرافیایی مناطق خشک*، ۱(۴)، ۱۶-۱. <https://sid.ir/paper/190688/fa>
۲. رنجبریان، بهرام، خزائی‌پول، جواد، بالوئی‌جام‌خانه، هادی (۱۳۹۱). تحلیل نقاط قوت، ضعف، فرصت و تهدیدهای گردشگری خارجی استان اصفهان با استفاده از تکنیک فرایند تحلیل سلسله‌مراتبی فازی. *مجله برنامه‌ریزی و توسعه گردشگری*، ۱(۱)، ۱۳-۳۴. <https://www.sid.ir/paper/245972/fa>
۳. شاه‌زیدی، مهری، موحدی، سحر، باقری، نفیسه (۱۳۹۹). شناسایی مهم‌ترین مسائل گردشگری شهر اصفهان. *مطالعات اجتماعی گردشگری*، ۸(۱۵)، ۱۹۳-۲۲۰. <https://sid.ir/paper/362214/fa>
۴. صفا، گلناز (۱۳۹۲). ارزیابی پتانسیل اکوتوریسم اصفهان با استفاده از روش ارزیابی چندمعیاره، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه صنعتی اصفهان. <https://library.iut.ac.ir/dL/search/default.aspx?Term=8923&Field=0&DTC=107>
۵. طالبی، علی، گودرزی، سحر، پورقاسمی، حمیدرضا (۱۳۹۷). بررسی امکان تهیه نقشه خطر زمین‌لغزش با استفاده از الگوریتم جنگل تصادفی (محدوده مورد مطالعه: حوضه آبخیز سردارآباد، استان لرستان). *مجله مخاطرات محیط طبیعی*، دوره هفتم، شماره ۱۶، ۴۵-۶۴. [DOI: 10.22111/JNEH.2017.3213](https://doi.org/10.22111/JNEH.2017.3213)

۶. غفاری، رامین (۱۳۸۸). اولویت‌بندی سرمایه‌گذاری و مکان‌یابی تأسیسات گردشگری در کانون‌های توریستی استان چهارمحال و بختیاری، سازمان میراث فرهنگی، گردشگری و صنایع دستی استان چهارمحال و بختیاری.

۷. فلاح‌تفتی، حامد (۱۴۰۰). پیش‌بینی تعداد گردشگران بر اساس رکوردهای اطلاعاتی گوگل ترندز با روش یادگیری ماشینی (مورد مطالعه: گردشگران شهر یزد). *فصلنامه علمی- پژوهشی گردشگری و توسعه*، سال دهم، شماره ۲، ۶۷-۷۹. DOI: 10.22034/jtd.2020.217294.1952

۸. هاتفی، مرتضی، کوهی حبیبی، نازنین، عبدالحی، الهام (۱۳۹۸). ارزیابی کانون‌های گردشگری مستعد سرمایه‌گذاری با استفاده از مدل یکپارچه آنتروپی شانون فازی و روش آراس فازی. *فصلنامه علمی مطالعات مدیریت گردشگری*، سال چهاردهم، شماره ۴۸، ۲۶۹-۳۰۲. <https://doi.org/10.22054/tms.2020.30579.1887>

۹. یوسفیان‌دارانی، راحله، خسروزاده، علیرضا، حیدریان، محمود. (۱۳۹۶). برهم کنش فرهنگی در دوره مس سنگ حوزه آبریز زاینده‌رود در چادگان، فریدن و فریدون شهر با مناطق همجوار بر اساس مطالعه و گونه‌شناسی سفال‌های به‌دست آمده از بررسی‌های باستانی ۱، (۲۰).

10. Akin, M. (2015). A novel approach to model selection in tourism demand modeling. *Tourism Management*, 48, 64-72. <http://dx.doi.org/10.1016/j.tourman.2014.11.004>.

11. Abang, Z., Abang, A., Wan F., Wan Y., Syerina, A., Serah J., & Suhaili M., (2022). Using machine learning to predict visitors to totally protected areas in Sarawak, Malaysia. *Sustainability*, 14, 2735. <https://doi.org/10.3390/su14052735>.

12. Bakhshandeh, E., Zeraatpisheh, M., Soleimanid, A. & Francaviglia, R. (2022). Land use conversion, climate change and soil organic carbon: Modeling a citrus garden chronosequence in Northern Iran. *Geoderma Regional*, e00559. <https://doi.org/10.1016/j.geodrs.2022.e00559>.

13. Chen, K. Y., Wang, C. H. (2007). Support vector regression with genetic algorithms in forecasting tourism demand. *Tourism Management*, 28, 215-226. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2005.12.018>.

14. Catani, F. , Lagomarsino, D. , Segoni, S. , Tofani, V. (2013). Landslide susceptibility estimation by random forests technique: Sensitivity and scaling issues. *Natural Hazards and Earth System Sciences*. 13, 2815-2831. <http://dx.doi.org/10.5194/nhess-13-2815-2013>.
15. Claveria, O., Torra, S. (2014). Forecasting tourism demand to Catalonia: Neural networks vs. time series models. *Economic Modelling*, 36, 220–228. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2013.09.024>.
16. Castro, E. V., Souza, T. B., Thapa, B. (2015). Determinants of tourism attractiveness in the national parks of Brazil. *Parks J*. 21, 51–62. [doi.10.2305/IUCN.CH.2014.PARKS-21-2EVDC.en](https://doi.org/10.2305/IUCN.CH.2014.PARKS-21-2EVDC.en).
17. Claveria, O Monte, E., & Torra, S. (2015). Combination forecasts of tourism demand with machine learning models. AQR-IREA (Institute of Applied Economics Research), *University of Barcelona*. <http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/13504851.2015.1078441?journalCode=rael20>.
18. Chen, W. , Shahabi, H. , Zhang, S. , Khosravi, K. , Shirzadi, A. , Chapi, K. , ...& Ahmad, B. (2018). Landslide susceptibility modeling based on Gis and novel bagging- based kernel logistic regression. *Applied Science*, 8(12), 254. <https://doi.org/10.3390/app8122540>.
19. Dadashpour Moghaddam, M., Ahmadzadeh, H., & Valizadeh, R. (2022). A GIS-based assessment of urban tourism potential with a branding approach utilizing hybrid modeling. *Spat. Information Research*, 30(3), 399–416. <https://doi.org/10.1007/s41324-022-00439-4>.
20. Golroo, A. H., Fani, H., & Naseri, M. (2021). Travel time modelling of urban roads by application of coyote optimization-based machine learning method. *Amirkabir Journal of Civil Engineering*. 53(9), 809-812. DOI: 10.22060/ceej.2020.17991.6730
21. Hall, C., & Stephan, J. P. (1999). *The geography of tourism and recreation: Environment, place and space*. Rutledge. <https://perpus.univpancasila.ac.id/repository/EBUPT190952.pdf>.
22. Hong, W., Dong, Y., Chen, L., & Wei, S. (2011). SVR with hybrid chaotic genetic algorithms for tourism demand forecasting. *Applied Soft Computing* 11, 1881–1890. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2010.06.003>.

23. Hengl, T., Heuvelink, G. B., Kempen, B., Leenaars, J. G., Walsh, M. G., Shepherd, K. D., Sila, A., MacMillan, R. A., DeJesus, J. M., & Tamene, L. (2015). Mapping soil properties of Africa at 250 m resolution: Random forests significantly improve current predictions. *PLOS ONE*, 10(6), e0125814. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0125814>.
24. Höpken, W., Eberle, T., Fuchs, M., Lexhagen, M. (2020) Improving tourist arrival prediction: A big data and artificial neural network approach. *Journal Travel Research*, 60(8), 998–1017. <https://doi.org/10.1177/0047287520921244>.
25. Lin, C., Chen, H., & Lee, T. (2011). Forecasting tourism demand using time series, artificial neural networks and multivariate adaptive regression splines: Evidence from Taiwan. *International Journal of Business Administration*, 2, 14–24. <http://dx.doi.org/10.5430/ijba.v2n2p14>.
26. Li, Q., Huang, D., Pei, S., Qiao, J., & Wang, M. (2021). Using physical model experiments for hazards assessment of rainfall-induced debris landslides. *Journal Earth Science*, 32, 1113–1128. <https://doi.org/10.1007/s12583-020-1398-3>.
27. Liu, A., Kim, Y. R. & Song, H. (2022). Toward an accurate assessment of tourism economic impact: A systematic literature review, *Journal of Annals of Tourism Research Empirical Insights*, 3(2), 100054. <https://doi.org/10.1016/j.annale.2022.100054>.
28. Mobaraki, O. (2023). Spatial classification of tourism routes in Isfahan Province, Iran. *Human Geographies – Journal of Studies and Research in Human Geography*, 17(2). <http://dx.doi.org/10.5719/hgeo.2023.172.3>.
29. Neuvonen, M., Pouta, E., Puustinen, J., & Sievanen, T. (2019). Visits to national parks: Effects of park characteristics and spatial demand. *Journal for Nature Conservation*, 18(4), 224–229.
30. Nachappa, T. G., Ghorbanzadeh, O., Gholamnia, K., & Blaschke, T. (2020). Multi-hazard exposure mapping using machine learning for the state of salzburg, Austria. *Remote Sensing*, 12(17), 2757. doi: 10.3390/rs12172757.
31. Naimi, S., Ayoubi, S., Zeraatpisheh, M., & Dematte, J. A. M. (2021). Ground observations and environmental covariates integration for

- mapping of soil salinity: A machine learning-based approach. *Remote Sensing* 13, 4825. [doi:10.3390/rs13234825](https://doi.org/10.3390/rs13234825).
32. Naimat, U. K., Wanggen, W., Rabia, R., Shuitao, J., & Xuzhi, W. (2023). Prediction and classification of user activities using machine learning models from location-based social network data. *Applied Science*. 13(6), 3517. <https://doi.org/10.3390/app13063517>.
 33. Padhi, S. S., Aggarwal, V. (2011). Competitive revenue management for fixing quota and price of hotel commodities under uncertainty. *International Journal of Hospitality Management*, 30, 725–734. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijhm.2010.12.007>.
 34. Petrović, D., Čebić, B., & Beljić, D. (2020). Predicting the number of tourist using machine learning, *Turističko poslovanje*, 28, 41. DOI 10.5937/turpos0-31845.
 35. Sun, S., Wei, Y., Tsui, K. L. & Wang, S. (2019). Forecasting tourist arrivals with machine learning and internet search index. *Tourism Management*, 70, 1-10. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2018.07.010>.
 36. UNWTO (2015). *Tourism highlights*, World Tourism Organization, Madrid. [doi/book/10.18111/9789284416899](https://doi.org/10.18111/9789284416899).
 37. Vu, H. D., Nguyen, N. T. P., Ngo, Y. T. H. & Le, T. D. (2022). Geotourism current state and future prospects: a case study in the Cao bang UNESCO global Geopark, Vietnam, *GeoJournal of Tourism and Geosites*, 43, (3), 1063–1070. . <https://doi.org/10.30892/gtg.43327-921>.
 38. Xu, A., Wang, C., Tang, D., & Ye, W. (2022), Tourism circular economy: Identification and measurement of tourism industry ecologization, *Journal of Ecological Indicators*, 144, 23-31. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2022.109476>.
 39. Wu, Q., Law, R., Xu, X. (2012). A sparse Gaussian process regression model for tourism demand forecasting in Hong Kong. *Expert Systems with Applications*, 39, 4769–4774. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2011.09.159>.
 40. Zeraatpisheh, M. , Garosi, Y. , Owliaie, H. R. , Ayoubi, S. , Taghizadeh-Mehrjardi, R., Scholten, T., & Xu, M. (2022). Improving the spatial prediction of soil organic carbon using environmental covariates selection: A comparison of a group of environmental covariates. *Catena* 208, 105723. <http://dx.doi.org/10.1016/j.catena.2021.105723>.

References [In Persian]

1. Baqideh, M., Alijani, B., & Ziaian, P. (2011). Investigating the possibility of using the NDVI vegetation index in analyzing droughts in Isfahan province. *Journal of Geographic Studies of Arid Regions*, 1(4), 1-16. <https://sid.ir/paper/190688/fa>.
2. Fallah Tafti, H. (2021). Forecasting the number of tourists based on Google Trends data using machine learning methods (Case study: Tourists in Yazd city). *Scientific-Research Journal of Tourism and Development*, 10(2), 67-79. doi: 10.22034/jtd.2020.217294.1952.
3. Ghaffari, R. (2009). *Prioritization of investment and location of tourism facilities in tourist hubs of Chaharmahal and Bakhtiari Province*. Cultural Heritage, handicrafts and Tourism Organization of Chaharmahal and Bakhtiari Province.
4. Hatefi, M., Kouhi Habibi, N., & Abdollahi, A. (2019). Evaluation of tourism hubs suitable for investment using the integrated fuzzy Shannon entropy model and fuzzy ARAS method. *Journal of Tourism Management Studies*, 14(48), 269-302. <https://doi.org/10.22054/tms.2020.30579.1887>
5. Ranjbarian, B., Khazaei Pool, J., & Balouei Jamkhaneh, h. (2012). An analysis of strengths, weaknesses, opportunitities, and threats of outbound tourism industry In Isfahan by Fuzzy AHP. *Journal of Ournal of Tourism Planning and Developmente*, 1(1) , 13-34. <https://www.sid.ir/paper/245972/fa> .
6. Safa, G. (2013). *Assessment of the ecotourism potential of isfahan using a multi-criteria evaluation method*, [Master's Thesis, Isfahan University of Technology]. <https://library.iut.ac.ir/dL/search/default.aspx?Term=8923&Field=0&DTC=107>.
7. Shah Zidi, M., Mohammadi, S., & Bagheri, N. (2020). Identifying the most important tourism issues in the city of Isfahan. *Journal of Social Tourism Studies*, 8(15), 193-220. <https://sid.ir/paper/362214/fa>.
8. Talebi, A., Goudarzi, S., & Pour Qasemi, H. R. (2018). Investigating the possibility of preparing a landslide hazard map using the random forest algorithm (Study area: Sardar Abad watershed, Lorestan Province).

Journal of Natural Hazards, 7(16), 45-64.
doi: [10.22111/JNEH.2017.3213](https://doi.org/10.22111/JNEH.2017.3213).

9. Yousefian Darani, R., Khosrowzadeh, A., Heydarian, M. (2017). Cultural interaction in the copper age of the Zayandeh Rud watershed in Chadegan, Fereydun, and Fereydunshahr with Neighboring Regions based on the study and typology of pottery obtained from archaeological surveys. (20).



استناد به این مقاله: مرادپور، شهره و غیاث، مجید. (۱۴۰۴). شناسایی کانون های مستعد گردشگری براساس عوامل محیطی در غرب استان اصفهان با استفاده از الگوریتم جنگل تصادفی. فصلنامه مطالعات مدیریت گردشگری، ۲۰ (۷۰)، ۳۲۷ - ۳۵۸.

doi: [10.22054/tms.2024.2985](https://doi.org/10.22054/tms.2024.2985)



Management Studies in Development and Evolution is licensed under a Creative Commons Attribution-Non Commercial 4.0 International License.