Tourism Management Studies
Vol(issue), PP.
.atu.ac.ir
DOI:

ATU PRESS

Original Research
Received: Accepted:
eISSN:2476-597X
ISSN: 2322-3294

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

**Shohreh Moradpour**

Ph.D. in Geomorphology, Department of Physical Geography, Faculty of Geographical Sciences and Planning, University of Isfahan, Iran ( Appendix 1)

**Majid GHias***

Assistant Professor, Department of Tourism, Faculty of Geographical Sciences and Planning, Isfahan University, 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 too 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 subsequently predict potential tourist hotspots. The input data encompasses 34 sites, including springs, waterfalls, shrines, museums, historical structures, and more. 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 identified as the

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

**How to Cite:** xxxxxxx

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), RStudio software

## 1. 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 alike have become focal points for tourism development, with the aim of 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 neglect of infrastructure and comprehensive planning, many cities within this province have yet to fully capitalize on their tourism potential. Identifying and promoting lesser-known cities in Isfahan province is a crucial step toward advancing tourism in the region. 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 factors such as land use, 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?

## 2. 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 metrics like R-squared, RMSE, and MAE.

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.

### 2.1. 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.

### 2.2. **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.

### 2.3. **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.

### 2.4. Other Variables

- **2.4.1. Distance from Roads:** Road networks are a key factor in development and investment attraction.
- **2.4.2. Distance from Waterways:** Using ArcHydro and the Euclidean distance function, a distance map from the region's waterways was created.

### 2.5.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."

## 3. Findings

### 3.1. Variable Selection

To address multicollinearity among auxiliary variables, the Variance Inflation Factor (VIF) was employed. 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.

### 3.2. 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) and 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.

### 3.3. Spatial Distribution of Tourist-Prone Locations

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

## 4. 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, including DEM derivatives, remote sensing, and climatic data, as well as distances from roads and rivers, were incorporated. 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.

In this study, eight variables were examined for spatial prediction in the study area. The relative importance of these variables was 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.

آماده انتشار

مقاله پژوهشی

مطالعات مدیریت گردشگری
دوره ؟، شماره ؟، نام فصل، سال، ص ص
.atu.ac.ir
DOI:

تاریخ دریافت: تاریخ پذیرش: ۰۰/۰۰/۰۰

ISSN: 2322-3294 eISSN:2476-597X

# شناسایی کانون های مستعد گردشگری براساس عوامل محیطی در غرب استان اصفهان با استفاده از الگوریتم جنگل تصادفی[1]

**شهره مرادپور** دانش آموخته دکترای ژئومورفولوژی، دانشکده علوم جغرافیایی و برنامه ریزی، دانشگاه اصفهان، ایران

**مجید غیاث** * استادیار گروه گردشگری، دانشکده علوم جغرافیایی و برنامه ریزی، دانشگاه اصفهان، ایران

## چکیده:

روش های یادگیری ماشین در بسیاری از زمینه های مطالعاتی از جمله بخش گردشگری به طور گسترده مورد استفاده قرار گرفته است. این روش ها می توانند تخمین های قدرتمندی برای پیش بینی ارائه دهند. با افزایش تعداد فعالیت‌های گردشگری، نیاز به پیش‌بینی طبقه‌بندی گردشگران برای نظارت، تصمیم‌گیری و برنامه‌ریزی افزایش می‌یابد. این مقاله با هدف پیش بینی مکان های مستعد گردشگری در غرب استان اصفهان، از تکنیک یادگیری ماشین استفاده می کند. مدل پیش بینی جنگل تصادفی قادر خواهد بود عوامل موثر در جذب گردشگر در این مناطق را شناسایی و براساس آن مکان های مستعد گردشگرپذیر را هم معرفی کند. داده های ورودی این مدل ۳۴ منطقه شامل چشمه ها، آبشارها، امامزاده ها، موزه ها و بناهای تاریخی و ... می باشد و متغیرهای مانند ارتفاع، شیب، جهت شیب، پوشش گیاهی، فاصله از رودخانه، فاصله از جاده، دما و بارش به عنوان مهم ترین متغیرهای پیش بینی کننده براساس عامل تورم واریانس (VIF) انتخاب شدند. براساس معیارهای ارزیابی، نتایج نشان داد که مدل جنگل تصادفی عالی ترین عملکرد پیش بینی را با بالاترین (۰/۹۱) R2 , RMSE پایین (۱/۰۶) و MAE (۱/۱۳) را دارا می باشد. شیب، جهت شیب، پوشش گیاهی، فاصله از رودخانه ها و جاده ها به عنوان پیش بینی کننده های مهم شناسایی شدند. همچنین نقشه پیش بینی مکانی نشان داد که چادگان و داران دارای پتانسیل بالایی برای پذیرش گردشگر می باشند. این مطالعه نشان می دهد که یادگیری ماشین پتانسیل قابل توجهی برای پیش بینی مکان های مستعد گردشگری دارد.

[1]Random Forest

* نویسنده مسئول: m.ghias@geo.ui.ac.ir

**کلید واژه: ماشین های یادگیری، جنگل تصادفی، عامل تورم واریانس، نرم افزار Rstudio، غرب استان اصفهان**

**مقدمه**

گردشگری به عنوان یکی از پایه‌های اصلی اقتصاد جهانی و بزرگ‌ترین فعالیت خدماتی، به ویژه 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 (ML) می‌تواند در یک سیستم با ابزار داده‌محور، معتبرترین همبستگی را به دست آورد. این فناوری به‌طور 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 براساس داده‌های موجود و الگوریتم‌ها شناسایی کرده و به‌طور 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.

روش‌های یادگیری ماشین به طور 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 به طور معمول برای پیش‌بینی تقاضای گردشگری استفاده می‌شود (Padhi and Aggarwal, 2011; Lin *et al.*, 2011; Claveria and Torra, 2014)، شبکه‌های تابع پایه شعاعی (RBF) 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(RF) و ترکیبی از متغیرهای محیطی مختلف (از جمله داده‌های سنجش از دور، ویژگی‌های توپوگرافی، نقشه‌های موضوعی و ویژگی‌های خاک) درحیطه گردشگری انجام شده است.

استان اصفهان، پایتخت فرهنگی ایران، شهری است که تاریخ آن تقر یباً به زمان پیدایش ایران برمی گردد (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 به ویژه دسترسی به نقاط دیگر، نسبت به سا یر استان ها از موقعیت ممتازی برخوردار است. این موقعیت جغرافیایی و تجربه تاریخی و فرهنگی، رشد و توسعه گردشگر ی در این استان را چشمگیر کرده است. در واقع در شهر اصفهان تمامی مسائلی که گردشگری به نوعی با آن دست

به گریبان است از عدم اولویت گردشگری در سطح کلان ناشی می‌شود (شاه زیدی و همکاران، ۱۳۹۹: ۱۹۳).

باتوجه‌به جاذبه‌های تاریخی و طبیعی و پتانسیل‌های جاذب گردشگری ، متاسفانه به دلیل عدم توجه به زیر ساخت‌ها و عدم برنامه‌ریزی و مدیریت جامع، شاهد کم بودن گردشگر در شهر های خارج از مرکز استان بوده ایم و لازم است شهرهای دیگر این استان را که دارای پتانسیل های بالای گردشگری هستند را شناسایی و معرفی نمود.

بنابراین لازم است با توجه به پتانسیل بالای سایر شهرهای استان اصفهان به مسائل برنامه ریزی 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 همیشه امکان پذیر نخواهد بود. به دلیل محدودیت های مختلف مانند زمان، طبیعت، نیروی انسانی یا سرمایه ( Hall and Stephen, 1999: 75).

این مطالعه رویکرد جدیدی را برای مدل سازی 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 داده های سنجش از دور، ویژگی های مشتق شده از مدل رقومی ارتفاع و نقشه های موضوعی (فاصله از جاده ها و آبراهه ها) در یک مقصد گردشگری می باشد . براین اساس و با توجه به آنچه بیان شد سوالات این پژوهش عبارتند از:

۱) آیا هوش مصنوعی از جمله روش‌های یادگیری ماشین در شناسایی مناطق مستعد گردشگری موثر هستند؟

۲) آیا تصاویر ماهواره ای و متغیرهای محیطی در انتخاب مکان های گردشگری به گردشگران کمک می کند؟

**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 ML می‌توانند عملکرد پیش‌بینی را نسبت به معیارهای مرجع، به ویژه برای افق‌های میان‌مدت و بلندمدت، بهبود بخشند. این تکنیک‌ها پتانسیل تجزیه و تحلیل داده‌های تولید شده 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 می باشد.

(Claveria et al, 2015) به بررسی ترکیب پیش‌بینی‌های تقاضای گردشگری با مدل‌های یادگیری ماشین با استفاده از سه تکنیک ML رگرسیون پشتیبانی برداری (SVR) رگرسیون فرآیند گاوسی (GPR) و مدل‌های شبکه عصبی (ANN) پرداختند که نتایج یافته های آن ها نشان داد که روش‌های ML 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، (Sun et al, 2019)، چارچوبی برای پیش‌بینی پیشنهاد کردند که از یادگیری ماشین و جستجوی اینترنتی برای پیش‌بینی ورود گردشگران به مقاصد محبوب

چین، به ویژه پکن، استفاده می‌کند. آنها نشان دادند که بین شاخص‌های جستجوی اینترنتی و تعداد گردشگران در پکن رابطه علی وجود دارد (Sun et al, 2019:1-10).

(Petrović ,2020) به پیش‌بینی تعداد گردشگران با استفاده از یادگیری ماشین" پرداختند و بیان کردند که 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).

(Höpken, 2020) از تکنیک یادگیری ماشین ANN برای بهبود پیش‌بینی ورود گردشگران با گنجاندن ترافیک جستجوی وب مسافران به عنوان یک ویژگی ورودی خارجی استفاده کردند. یافته‌ها نشان می‌دهند که داده‌های Google Trends که رفتار جستجوی مسافران آنلاین را بازتاب می‌دهند، عملکرد مدل را در مقایسه با مدل میانگین متحرک یکپارچه خودبازگشتی (ARIMA) که از داده‌های ورود گردشگران گذشته استفاده می‌کرد، افزایش می‌دهند (Höpken, 2020: 998).

(Golroo, 2021) در مدلسازی زمان سفر جاده های شهری با استفاده از بهینه سازی کایوت روش یادگیری ماشین به این نتیجه دست یافتند که دقت COA به طور قابل توجهی بهتر از سایر مدل ها برای داده های تست و آموزش است.علاوه براین، مدل معرفی شده از صلاحیت بالایی برای تخمین زمان سفر با دقت بالا برخوردار است (Golroo, 2021:809)

(Abang,2022) با استفاده از یادگیری ماشینی برای پیش بینی بازدیدکنندگان تا کاملاً محافظت شده مناطقی در ساراواک، مالزی، داده‌های ورود بازدیدکنندگان محلی و خارجی به هجده منطقه کاملاً حفاظت‌شده شامل پارک‌های ملی، ذخیره‌گاه‌های طبیعی و مراکز

حیات وحش در سارواک، مالزی، از سال ۲۰۱۵ تا ۲۰۱۹ در این مطالعه مورد استفاده قرار گرفت .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 (Gain Ratio) بهترین عملکرد پیش‌بینی را برای هر دو بازدیدکننده محلی (دقت =۸۰/۶۵) و بازدیدکنندگان خارجی (دقت =۸۴/۳۸ ) نشان داد (Abang,2022:2735).

(Mobaraki,2023) به طبقه بندی فضایی مسیرهای گردشگری استان اصفهان پرداخت که نتایج تحقیق نشان داد که نتایج مطالعه 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 SWOT 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 خدمات و امکانات باید بیشتر در مسیرهای غربی و جنوبی استان صورت گیرد (Mobaraki,2023:2067).

در ارزیابی کانون های گردشگری مستعد سرمایه گذاری با استفاده از مدل یکپارچه آنتروپی شانون فازی و روش ARAS فازی هاتفی و همکاران (۱۳۹۸) به این نتایج دست یافتند که متوسط سرمایه گذاری در کانون، سطوح قابل توسعه و توپوگرافی مهم ترین معیارها برای ارزیابی کانون های گردشگری می باشند و وزن بالاتری را نسبت به سایر معیارها به خود تخصیص داده اند. پس از تعیین اهمیت معیارها و اعمال آن ها در ماتریس تصمیم، از روش آراس فازی برای ارزیابی و اولویت بندی کانون های گردشگری استفاده شد .

نتایج پیاده سازی این روش نشان داد که چشمه دیمه، سد کوهرنگ و آبشار شیخ علی خان امتیاز بالاتری را کسب کرده اند و این بدان معناست که این کانون های پتانسیل بالایی برای سرمایه گذاری دارند (هاتفی و همکاران، ۱۳۹۸: ۲۹۸).

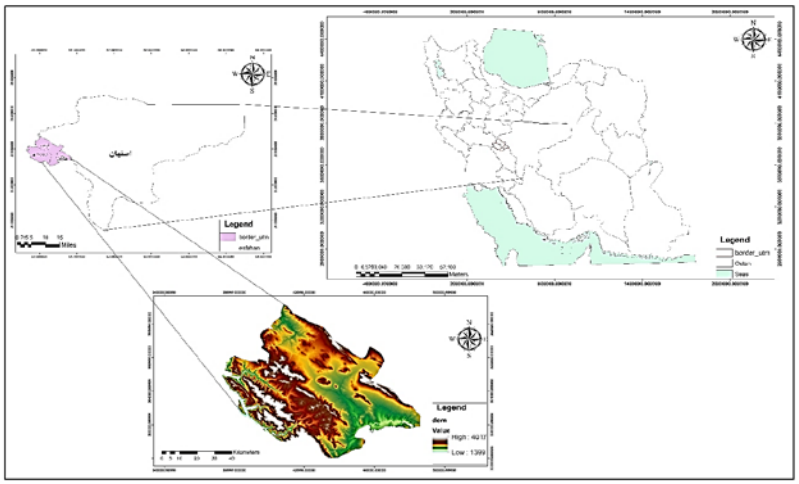
تهیه نقشه‌های مکان های مستعد گردشگری یکی از اهدافی است که از طریق آن می توان مناطق مناسب گردشگری آینده را شناسایی و اقدام به انجام و بهبود فعالیت‌های عمرانی و کاربری‌های مجاز در آن مناطق گردد یا برای بهسازی و ترمیم آن اقدام نمود. برای تهیه‌ی نقشه‌ی پیش بینی مکانی تاکنون مطالعات زیادی انجام شده است و 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 مکان های 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 موثر، در ارائه و شناسایی مکان های مناسب در پذیرش گردشگر با استفاده از تکنیک های جدید به منظور ارائه راهکارهای مناسب برای افزایش و ارائه خدمات بهتر آن اقدام نمود.

## معرفی منطقه مورد مطالعه

محدود مورد مطالعه که شامل بخشی از فریدن، فریدونشهر و چادگان می‌شود، در طول جغرافیایی "۵۳ ´۰۰ °۵۰ و "۴۰ ´۱۸ °۵۰ و عرض جغرافیایی "۵۲ ´۳۲ °۳۲ و "۳۱ ´۲۱ °۳۳ قرار دارد (شکل ۱). شهر داران به عنوان مرکز شهرستان فریدن یکی از شهرستانهای استان اصفهان هست 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 قلل این رشته کوهها بین ۲۱۱۳ الی ۹۱۸۱ متر از سطح دریا متغیر است. (یوسفیان دارانی، ۲۰:۱۳۹۶). شهرهای فریدن، چادگان و فریدونشهر هر یک دارای جاذبه‌های گردشگری منحصر به فرد 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**: نقشهٔ موقعیت منطقهٔ موردمطالعه




## روش کار

با پیشرفت‌های فنی در سیستم‌های اطلاعات جغرافیایی (GIS) و سنجش‌ازدور، مدل‌های آماری و یادگیری ماشین برای پیش‌بینی مکانی و به طور گسترده‌ای برای آشکارکردن همبستگی بین توسعه گردشگری و عوامل طبیعی استفاده می‌شود. مدل‌های مختلف

ویژگی‌ها و معایب خاص خود را دارند و عملکرد هر مدل باتوجه‌به داده‌های ورودی، ساختار مدل و دقت متفاوت است (Nachappa et.al, 2020). مدل‌های آماری اساساً به حجم زیادی از داده‌های پایه برای تولید نتایج قابل‌اعتماد 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 نقشهٔ پیش بینی مکانی کانون های مستعد گردشگری شامل چهار مرحله کلی است: (۱) جمع آوری نقاط گردشگری غرب استان اصفهان؛ (۲) بررسی عامل‌های جغرافیایی مؤثر در انتخاب مکان های گردشگری؛ (۳) مدلسازی و تولید نقشه؛ (۴) اعتبارسنجی.

مرحلهٔ اول قبل از انجام پژوهش به منظور تهیه نقشه پیش بینی مکانی مستعد گردشگری باید اطلاعاتی در مورد مکان‌های گردشگری به دست آورد. در این مطالعه، مختصات ۳۴ نقاط گردشگری استفاده شد. در مرحلهٔ دوم به بررسی شناسایی عوامل مؤثر در پذیرش گردشگر پرداخته شد. سپس با استفاده از مدل‌های موردنظر نقشه پهنه‌بندی مکان های مستعد تهیه و عوامل مؤثر در شناسایی مناطق مستعد آن مورد تجزیه‌وتحلیل قرار می‌گیرد. با استفاده از عامل تورم واریانس (VIF) برای تعیین چندخطی بودن بین پیش‌بینی کننده‌ها که تغییرات یک متغیر بر اثر متغیر های دیگر را اندازه می گیرد، هشت عامل اصلی شامل ارتفاع، زاویه شیب، جهت شیب، فاصله تا رودخانه‌ها، بارندگی، دما، فاصله تا جاده‌ها، شاخص پوشش گیاهی ( NDVI)، در نظر گرفته شده اند(جدول۱). پس از انتخاب مهم‌ترین متغیرهای محیطی، اقدام به تلفیق متغیرهای محیطی با کانون های گردشگری نموده ، در این رویکرد، ۳۴ نقطه شناسایی شده را به‌صورت تصادفی به مجموعه‌های آموزشی(۷۰ درصد) و آزمایشی (۳۰ درصد) در محیط نرم افزار R تقسیم می‌کنیم. سپس آموزش مدل را روی مجموعه آموزشی انجام داده و از مجموعه تست برای اعتبارسنجی استفاده می شود.

در مرحلهٔ سوم پس از سناریوسازی با استفاده از روش‌های یادگیری ماشین در محیط برنامه نویسی Rstudio مدلسازی انجام و در مرحلهٔ چهارم با استفاده از ضریب تعیین ($R^2$)، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)، میانگین خطای مطلق (MAE) دقت مدل‌ها اعتبارسنجی می‌شود.

متغیرهای محیطی که برای پیش بینی مکان های مستعد گردشگری استفاده شدند عبارتند از:

داده‌های سنجش‌ازدور، متغیرهای مشتق شده از مدل رقومی ارتفاع (DEM)، داده‌های اقلیمی منتخب و داده‌های هیدرولوژی و فاصله از جاده ها به‌عنوان متغیرهای کمکی پیش‌بینی کننده برای فرایندهای مدل‌سازی مربوطه استفاده شد (شکل ۲).

- متغیرهای کمکی سنجش‌ازدور

برای ایجاد شاخص‌های پوشش گیاهی، تصاویر سنتینل ۲ با کمتر از ۱۰٪ پوشش ابر ، از وب‌سایت گوگل ارث انجین دانلود شد. از نرم‌افزار ساگا جی آی اس [1]برای استخراج متغیر شاخص گیاهی تفاضلی نرمال شده (NDVI[2])، 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 می باشد. شاخص NDVI با فرمول داده شده توسط روز و همکاران (۱۹۷۴) محاسبه شد:

$$NDVI = \frac{(NIR-RED)}{(NIR+RED)}$$ رابطه(۱)

که در آن NIR، بازتاب در باند مادون قرمز نزدیک و RED بازتاب در باند قرمز است. این شاخص در محدوده ۱- تا ۱+ می باشد ولی در عمل کمتر از ۱ و بیشتر از ۱- می باشد. مقادیر این شاخص برای پوشش گیاهی متراکم به سوی عدد یک، ابرها، برف

[1] System for Automated Geoscientific Analysis
[2] Normalized difference vegetative index

و آب با مقادیر منفی و سنگ‌ها و خاک های بایر با مقادیر نزدیک به صفر دیده می شوند (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 باقدرت تفکیک ۱۲/۵ متر استفاده شد . ویژگی‌های زمین که از نقشه رقومی ارتفاع تهیه گردید عبارتند از : ارتفاع، جهت شیب. کلیه متغیرهای کمکی ویژگی های توپوگرافی در محیط ساگاجی آی اس از لایه مدل رقومی ارتفاع مطابق با روش ارائه شده 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 به‌دست‌آمده است. سپس نقشه درون‌یابی بارندگی و دما با استفاده از روش وزنی معکوس فاصله (IDW) در ArcMap10.8 فضایی شد (بخشنده و همکاران ۲۰۲۲ ؛ Li et.al, 2021:1113).

- سایر متغیرها

فاصله از جاده

شبکه‌ی راه های ارتباطی به لحاظ کمیت و کیفیت یکی از مهمترین شاخص‌های کلیدی در توسعه اجتماعی -اقتصادی و انگیزه ی سرمایه گذاری در بخشهای مختلف اقتصادی، از جمله بخش صنایع به طور عام و صنعت توریسم به شکلی خاص محسوب می گردد (غفاری، ۱۳۸۸).

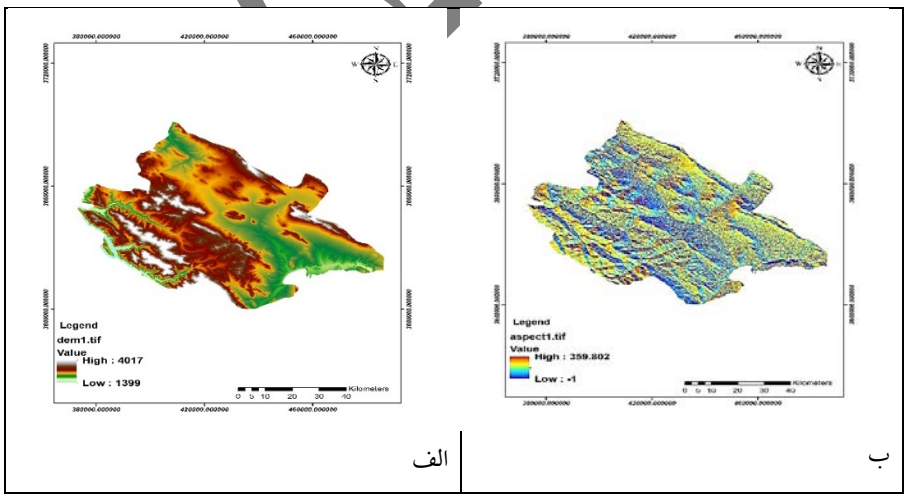
فاصله از آبراهه ها

آبراهه های منطقه مورد مطالعاتی از روی تصویر مدل رقومی ارتفاع با استفاده از الحاقی ArcHydro در محیط نرم افزار ArcGIS استخراج گردید و در نهایت با استفاده از تابع فاصله اقلیدسی نقشه فاصله از آبراهه تهیه شد.

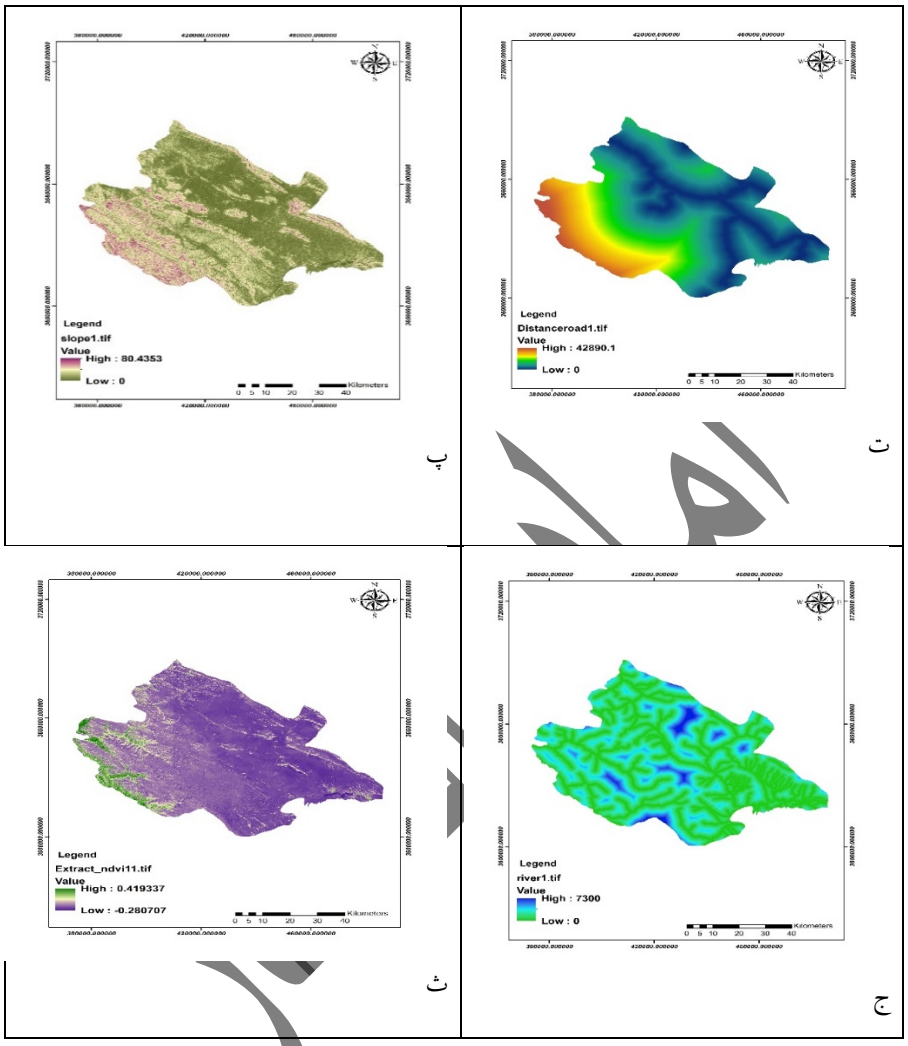
جدول ۱: متغیرهای محیطی مورد استفاده برای پیش‌بینی مکان‌های مستعد گردشگری

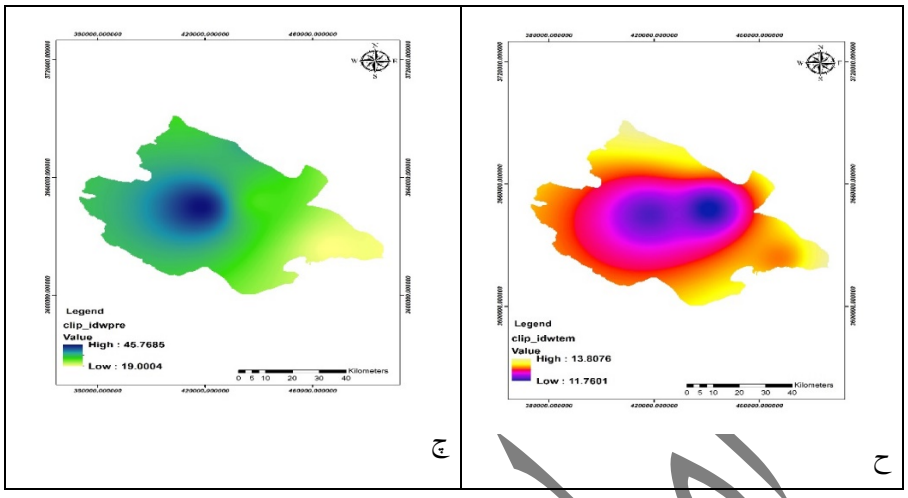
| ردیف | معیار | روش مورد استفاده | ردیف | معیار | روش مورد استفاده |
|---|---|---|---|---|---|
| ۱ | ارتفاع | ماهواره ALOS | ۵ | فاصله تا رودخانه‌ها | تهیه شده در نرم افزار Arc GIS10.8 |
| ۲ | زاویه شیب | زوربرگن وتورن | ۶ | دما | سازمان هواشناسی |
| ۳ | جهت شیب | زوربرگن و تورن | ۷ | فاصله تا جاده‌ها | تهیه شده در نرم افزار Arc GIS10.8 |
| ۴ | بارندگی | سازمان هواشناسی | ۸ | شاخص‌پوشش گیاهی (NDVI ) | تصاویر ماهواره سنتینل ۲، در نرم افزار 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 جاده ها، ث: شاخص NDVI ، ج: فاصله از رودخانه ها، چ: نقشه هم بارش ح:نقشه هم دما




الف ب


Legend
Distanceroad1.tif
Value
High : 42890.1
Low : 0
Kilometers
0 5 10 20 30 40
ت
Legend
slope1.tif
Value
High : 80.4353
Low : 0
Kilometers
0 5 10 20 30 40
پ
Legend
river1.tif
Value
High : 7300
Low : 0
Kilometers
0 5 10 20 30 40
ج
Legend
Extract_ndvi11.tif
Value
High : 0.419337
Low : -0.280707
Kilometers
0 5 10 20 30 40
ث

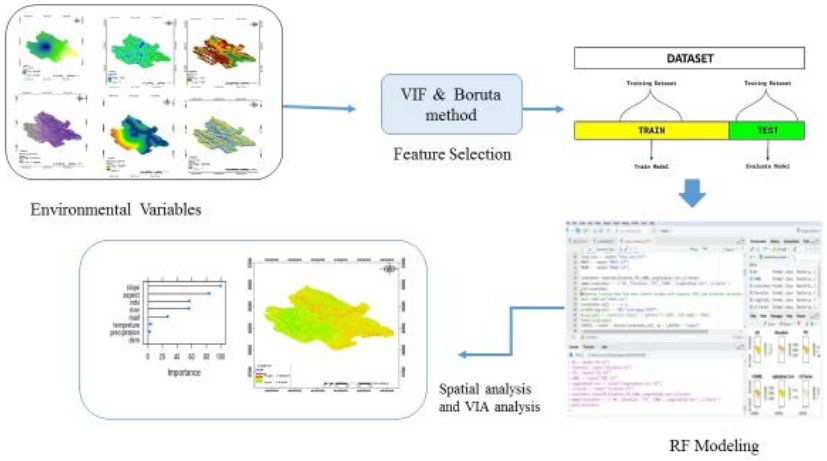



چ ح

نرم‌افزار R یک‌زبان برنامه‌نویسی و محیط نرم‌افزاری برای محاسبات آماری و علم داده‌ها است که بر اساس زبان‌های اس و اسکیم پیاده‌سازی شده است. این نرم‌افزار متن‌باز تحت اجازه‌نامه عمومی همگانی گنو عرضه شده است. R حاوی محدودهٔ گسترده‌ای از تکنیک‌های آماری از جمله مدل‌سازی خطی و غیرخطی آزمون‌های کلاسیک آماری تحلیل سری‌های زمانی رده‌بندی خوشه‌بندی و غیره و قابلیت‌های گرافیکی است (طالبی و همکاران، ۱۳۹۷: ۵۷). برای مدل‌سازی از تکنیک غیرخطی جنگل تصادفی (RF) استفاده شد. جنگل تصادفی در واقع یک الحاقی از درخت رگرسیون و طبقه بندی است که توسط برایمن (۲۰۰۱) ارائه شده است. مهم‌ترین ویژگی جنگل‌های تصادفی عملکرد بالای آن‌ها برای اندازه‌گیری اهمیت متغیرها است که نقش هر متغیر را در پیش‌بینی پاسخ‌ها مشخص می‌کند (Catani et al.2013). این الگوریتم دارای پارامترهای mtry و ntree می‌باشد که به ترتیب تعداد متغیرهای استفاده شده در هر درخت بیانگر قدرت هر درخت مستقل و تعداد

درخت‌هایی است که کاربر می‌تواند تغییر دهد و تعیین کند. تمام انتخاب‌ها و مدل‌سازی ها با استفاده از بسته‌های caret و caretEnsemble در R 3.5.2 انجام شد.

شکل ۳: فرآیند کلی و مراحل مختلف پژوهش




## یافته ها

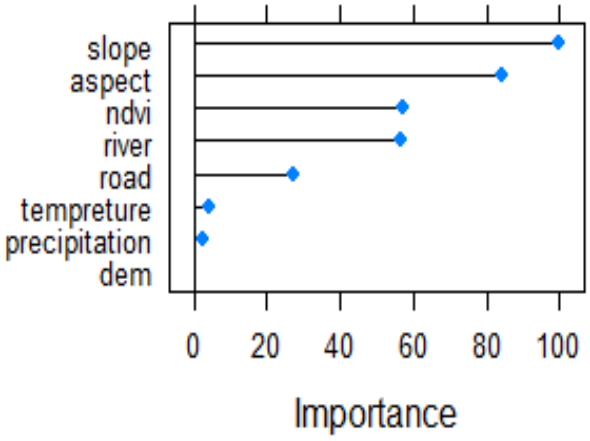
### انتخاب متغیرها

با استفاده از عامل تورم واریانس (VIF) تأثیر همخطی چندگانه برای هر متغیر محاسبه شد و متغیرهای محیطی با VIF بزرگتر از ۱۰ از مجموعه‌داده‌ها حذف شدند بدین معنی متغیرهای که از عدد ۱۰ بیشتر بودند از مدلسازی حذف شدند و در مجموع، از بین ۱۵ متغیرهای ورودی انتخاب شده، ۸ ویژگی شیب، جهت شیب، ، فاصله تا رودخانه‌ها، بارندگی، دما، فاصله تا جاده‌ها، شاخص پوشش گیاهی ( NDVI)، در مدل‌سازی وارد شدند. تجزیه‌وتحلیل متغیرهای اهمیت با استفاده از بسته caret در محیط برنامه نویسی Rstudio انجام شد. باتوجه‌به تحلیل اهمیت متغیر (VIA[1])، به ترتیب شیب، جهت

[1]- variable importance analysis

شیب، شاخص پوشش گیاهی، رودخانه ها و جاده ها مهمترین متغیرها برای پیش‌بینی مکانهای مستعد گردشگری شناسایی شدند (شکل۴) .

**شکل ٤:** اهمیت نسبی هر یک از متغیرهای کمکی محیطی (٪)




## مدلسازی و ارزیابی مدل

برای مدل‌سازی از تکنیک غیرخطی مدل جنگل تصادفی، به‌عنوان یک تکنیک رایج داده‌کاوی است استفاده شد. مدل‌سازی و تمام انتخاب‌ها با استفاده از بسته‌های caret و 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 داده های کوچک‌تر تعصب کمتری دارد و به‌صورت قابل‌اعتماد عمل می‌کند (نعیمی و همکاران، ۲۰۲۱: ۱۵). سه شاخص آماری که برای ارزیابی عملکرد پیش‌بینی مدل در

نظر گرفته شده است شامل ضریب تعیین (R2)، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)، میانگین خطای مطلق (MAE) می‌باشد. براساس نتایج به‌دست‌آمده، همان‌طور که در جدول ۱ مشاهده می‌شود. برای پیش‌بینی مکان های مستعد گردشگری مدل جنگل تصادفی با بالاترین ضریب تعیین ( R2=0/91)، و پایین ترین ریشه میانگین مربعات خطا (1/06) RMSE و میانگین قدرمطلق خطا (1/13) MAE را می‌توان قوی‌ترین مدل برای پیش بینی مکان های مستعد گردشگری در نظر گرفت. ضریب تعیین نزدیک به یک نشان دهنده عملکرد بهتر مدل و برآورد دقیق با خطای کمتر است (زراعت پیشه و همکاران، ۲۰۲۲: ۶ ؛ نعیمی و همکاران، ۲۰۲۱: ۱۵).

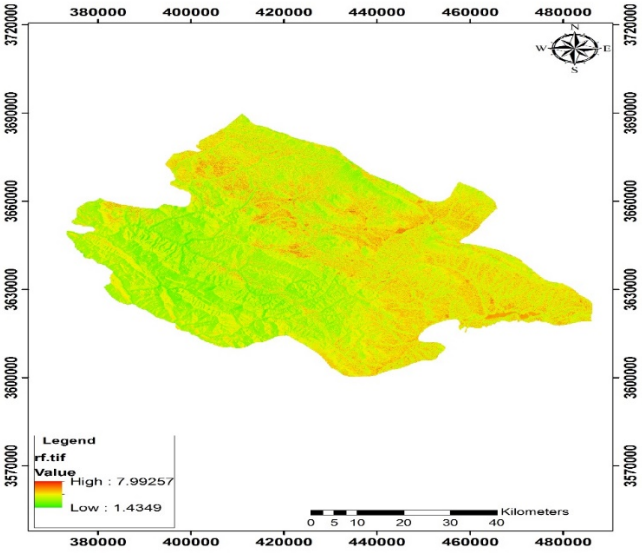
**جدول۲**: معیارهای اعتبارسنجی (۱۰ برابر اعتبار متقاطع) برای پیش‌بینی مکان های مستعد گردشگری( برای اعتبارسنجی ۳۰ درصد داده ها به صورت تصادفی کنار گذاشته شده)

| Location | Model | سناریو | | |
|---|---|---|---|---|
| | RF | $R^2$ | RMSE | MAE |
| | | ▮▮▮▮▮ | ▮▮▮▮▮ | ▮▮▮▮▮ |

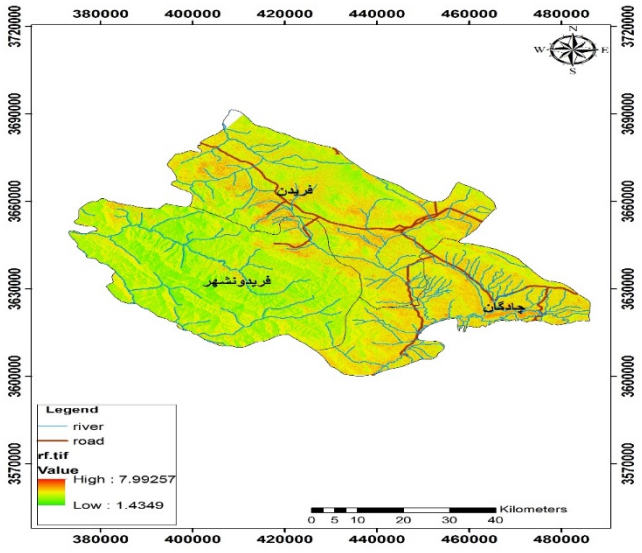
## توزیع مکانی مکان های مستعد گردشگری

نقشه پیش بینی مکانی با استفاده از ۳۴ نقطه گردشگری ، متغیرهای محیطی و مدل جنگل تصادفی تهیه گردید. همانطور که مشاهده می شود مناطق شرقی و شمالی منطقه بهترین مکان ها برای گردشگری انتخاب شده اند (شکل۵). در این مدل مکان های به عنوان مکان‌های گردشگر پذیر پیشنهاد شده است که دارای بیشترین جاده ها و رودخانه‌ها می باشد (شکل۶).

**شکل ۵**: نقشه‌های پیش‌بینی مکانی مربوط به مکان های مستعد برای گردشگری




**شکل٦**: نقشه‌های پیش‌بینی مکانی مربوط به مکان های مستعد برای گردشگری به همراه جاده ها و جریان های آب



## بحث و نتیجه گیری

گردشگری به عنوان یک موتور محرک توسعه، طیف وسیعی از فرصت‌ها را در ابعاد اقتصادی، اجتماعی، زیرساختی و زیست‌محیطی پیش روی جوامع محلی قرار می‌دهد. استان اصفهان یکی از بزرگترین شهرهای ایران به دلیل داشتن تاریخچه ای غنی، معماری بی نظیر و خیره کننده یکی از مقاصد اصلی گردشگران می باشد با این حال تمرکز اصلی گردشگران به مرکز این استان می باشد و کمتر به شهرهای اطراف این استان توجه شده است. توسعه گردشگری به ویژه در شهرهای کم تر توسعه یافته، می تواند عامل موثری در افزایش درآمد اقشار مختلف، کاهش بیکاری ، رونق اقتصادی و بهبود زندگی مردم گردد. برای دستیابی به این مهم لازم است مکان های 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 مکان های 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 رودخانه ها (۵۶/۷۴ ٪)، فاصله از جاده ها (۲۷/۳۲ ٪) مهمترین متغیرها برای پیش‌بینی مکان های مستعد گردشگری شناسایی شدند. همچنین نتایج نقشه پیش‌بینی مکانی نشان می دهد که مکان های مستعد برای پذیرش گردشگر شهرهای چادگان و داران می باشد زیرا دارای جاده اصلی، بیشترین تراکم رودخانه‌ها، شیب ۸ تا۱۲ درجه و پوشش گیاهی متوسط می باشند.

بررسی نتایج این پژوهش با پژوهش های گذشته نشان می دهد که نعیمات و همکاران (2023) در پیش‌بینی و طبقه‌بندی فعالیت‌های کاربر با استفاده از ماشین مدل های یادگیری از داده های 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٪ دست‌یافته است. مدل درختان تقویت‌شده گرادیان برای مسئله پیش‌بینی کلاس گردشگری به دقت ۹۳٪ رسید، به دنبال آن رگرسیون لجستیک و مدل خطی تعمیم‌یافته، به ترتیب به دقت ۹۱٪ و ۸۵٪ رسیدند.

داداش پورمقدم و همکاران در ارزیابی پتانسیل گردشگری شهری، رویکرد مدل‌سازی ترکیبی جدید با ترکیب K-mean، فازی منطق، و یک شبکه عصبی مصنوعی ( ANN) استفاده کردند. در همبستگی بین عوامل شرطی سازی گردشگری شهری و نقشه های 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 موثر هستند.

رنجبران و همکاران (۱۳۹۱) در مقاله ای تحت عنوان بررسی نقاط قوت، ضعف، فرصت و تهدیدهای گردشگران خارجی استان اصفهان با استفاده از تکنیک فرآیند تحلیل سلسله مراتبی فازی نتیجه می‌گیرند که در مجموع نقاط قوت، ضعف، فرصت و تهدیدهای گردشگران خارجی این استان، به ترتیب شهرت و آوازه بین المللی، کیفیت و امنیت سیستم های حمل و نقل، افزایش تدریجی رشد صنعت جهانی و تحریم ها و تبلیغات منفی کشورهای غربی بالاترین اولویت و رتبه را به خود اختصاص داده اند. مناطق حفاظت شده که به عنوان جاذبه های طبیعی طبقه بندی می شوند، به طور فزاینده ای به مقاصد گردشگری محبوب تبدیل شده است. بازدیدکنندگان به دلیل مناظر پانوراما، آبشارها، تنوع گسترده گیاهان و جانوران و فراوانی شگفتی های طبیعی جذب می شوند. پارک دارای مجموعه ای از ویژگی های طبیعی می تواند تعداد بیشتری از بازدیدکنندگان را جذب کند ( Neuvonen et al.,2019.226). از نظر امکانات تفریحی مانند پیاده روها و جاده های داخلی آسفالت شده، در دسترس بودن آنها تأثیر زیادی بر تعداد بازدیدهای توریستی دارد ( Castro et al., 2015).

براساس نتایج به دست آمده می توان بیان کرد که روش‌های یادگیری ماشین در بسیاری از زمینه‌های مطالعاتی، از جمله بخش گردشگری، به طور گسترده می تواند 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


باعقیده، محمد، علیجانی، بهلول، و ضیاییان، پرویز. (۱۳۹۰). بررسی امکان استفاده از شاخص پوشش گیاهی NDVI در تحلیل خشکسالی های استان اصفهان. مطالعات جغرافیایی مناطق خشک، ۱(۴)، ۱-۱۶. https://sid.ir/paper/190688/fa

رنجبریان، بهرام، خزائی پول، جواد، بالوئی جام خانه، هادی. (۱۳۹۱). تحلیل نقاط قوت، ضعف، فرصت و تهدیدهای گردشگری خارجی استان اصفهان با استفاده از تکنیک فرایند تحلیل سلسله مراتبی فازی. مجله ی برنامه ریزی و توسعه گردشگری، ۱(۱)، ۱۳-۳۴. https://www.sid.ir/paper/245972/fa .

شاه زیدی، مهری، موحدی، سحر، و باقری، نفیسه. (۱۳۹۹). شناسایی مهم ترین مسائل گردشگری شهر اصفهان. مطالعات اجتماعی گردشگری، ۸(۱۵)، ۱۹۳-۲۲۰. https://sid.ir/paper/362214/fa

صفا، گلناز. (۱۳۹۲). ارزیابی پتانسیل اکوتوریسم اصفهان با استفاده از روش ارزیابی چندمعیاره، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه صنعتی اصفهان. https://library.iut.ac.ir/dL/search/default.aspx?Term=8923&Field=0&DTC=107

طالبی، علی، سحر گودرزی و حمیدرضا پور قاسمی. (۱۳۹۷). بررسی امکان تهیه نقشه خطر زمین‌لغزش با استفاده از الگوریتم جنگل تصادفی (محدوده مورد مطالعه: حوضه آبخیز سردار آباد، استان لرستان). مجله مخاطرات محیط طبیعی، دوره هفتم، شماره ۱۶، ۴۵-۶۴. doi: 10.22111/JNEH.2017.3213

غفاری، رامین . (۱۳۸۸) . اولویت بندی سرمایه گذاری و مکان یابی تأسیسات گردشگری در کانون های توریستی استان چهارمحال و بختیاری، سازمان میراث فرهنگی -صنایع دستی و گردشگری استان چهارمحال و بختیاری.

فلاح تفتی، حامد. (۱۴۰۰). پیش بینی تعداد گردشگران براساس 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.

هاتفی ، مرتضی ، کوهی حبیبی، نازنین ، عبدالهی، الهام. (۱۳۹۸). ارزیابی کانون های گردشگری مستعد سرمایه گذاری با استفاده از مدل یکپارچه آنتروپی شانون فازی و روش ARAS فازی. فصلنامه علمی مطالعات مدیریت گردشگری، سال چهاردهم، شماره ۴۸، ۲۶۹-۳۰۲. https://doi.org/10.22054/tms.2020.30579.1887

یوسفیان دارانی، 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 گونه شناسی سفال های به دست آمده از بررسی‌های باستانی۱،(۲۰).

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.

Abang, Z., Abang, A., Wan F., Wan Y. , Syerina, A., Serah J., and Suhaili M., (2022). Using Machine Learning to Predict Visitors to Totally Protected Areas in Sarawak, Malaysia. *Sustainability* 2022, 14, 2735.https://doi.org/10.3390/su14052735**.**

Bakhshandeh, E. , Zeraatpisheh, M. , Soleimanid, A. and 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.

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.

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.

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.

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.

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.

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.

Dadashpour Moghaddam, M., Ahmadzadeh, H., Valizadeh, R. (2022). A GIS-Based Assessment of Urban Tourism Potential with a Branding Approach Utilizing Hybrid Modeling. Spat. *Inf. Res*. (2022) 30(3):399–416. https://doi.org/10.1007/s41324-022-00439-4.

Golroo, A. H. Fani, H. Naseri. (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

Hall, C. Stephan, J.P. (1999). The geography of tourism and recreation, *Rutledge*. https://perpus.univpancasila.ac.id/repository/EBUPT190952.pdf.

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.

Hengl, T., Heuvelink, GB., Kempen, B., Leenaars, JG., Walsh, MG., Shepherd, KD., Sila, A., MacMillan, RA., deJesus, JM., Tamene, L. (2015). Mapping soil properties of Africa at 250 m resolution: random forests significantly improve current predictions. *PLoSONE*10(6),e0125814. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0125814.

Höpken,W., Eberle, T., Fuchs, M., Lexhagen, M.(2020) Improving tourist arrival prediction: A big data and artificial neural network approach. *J. Travel Res*. 2020, 60, 998–1017. https://doi.org/10.1177/0047287520921244.

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.

Li, Q. , Huang, D. , Pei, S. , Qiao, J. , Wang, M. (2021). Using Physical Model Experiments for Hazards Assessment of Rainfall-Induced Debris Landslides. *J. Earth Sci*. 32, 1113–1128. https://doi.org/10.1007/s12583-020-1398-3.

Liu, A., Kim, Y.R. and Song, H. (2022). Toward an accurate assessment of tourism economic impact: a systematic literature review, *Journal of Annals of Tourism Research Empirical Insights*, vol. 3, no. 2, p. 100054. https://doi.org/10.1016/j.annale.2022.100054.

Mobaraki, O., (2023). Spatial classification of tourism routes in Isfahan Province,Iran. *Human Geographies – Journal of Studies and Research in Human Geography. Vol. 17, No. 2.* http://dx.doi.org/10.5719/hgeo.2023.172.3.

Neuvonen, M., Pouta, E., Puustinen, J., Sievanen, T. (2019). Visits to national parks: Effects of park characteristics and spatial demand. *J. Nat. Conserv*. 18, 224–229.

Nachappa, T. G. , Ghorbanzadeh, O. , Gholamnia, K. , and Blaschke, T. (2020). Multi-hazard exposure mapping using machine learning for the state of salzburg, Austria. *Remote Sens*. 12, 2757. doi: 10.3390/rs12172757.

Naimi, S. , Ayoubi, S. , Zeraatpisheh, M. and Dematte, J. A. M. (2021). Ground observations and environmental covariates integration for mapping of soil salinity: A machine learning-based approach. *Remote Sens*. 13:4825. doi: 10.3390/rs13234825.

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. *Appl. Sci*. 13, 3517. https://doi.org/10.3390/app13063517.

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.

Petrović, D., Ćebić,B., Beljić, D. (2020). Predicting the number of tourist using machin lerning, *Turističko poslovanje*. 28-41. DOI 10.5937/turpos0-31845.

Sun, S., Wei, Y., Tsui, K.-L. & Wang, S. (2019). Forecasting tourist arrivals with machine learning and internet search index. *Tourism Management*,Tom 70, pp. 1-10. https://doi.org/10.1016/j.tourman.2018.07.010.

UNWTO (2015). *Tourism highlights*, World Tourism Organization, Madrid. doi/book/10.18111/9789284416899.

Vu, H.D., Nguyen, N.T.P., Ngo, Y.T.H. and Le, T.D. (2022). Geotorism current state and future prospects: a case study in the Cao bang UNESCO global Geopark, Vietnam, *GeoJournal of Tourism and Geosites*, vol. 43, no. 3, p. 1063–1070. . https://doi.org/10.30892/gtg.43327-921.

Xu, A., Wang, C., Tang, D. and Ye, W. (2022), Tourism circular economy: Identification and measurement of tourism industry ecologization, *Journal of Ecological Indicators*, vol. 144, p. 23-31. https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2022.109476 ·

Wu, Q., Law, R., Xu, X. (2012). A spare 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.

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.

**[In Persian]**

Baqideh, M., Alijani, B., and 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.

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, Volume 10, Issue 2, 67-79. doi: 10.22034/jtd.2020.217294.1952.

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.

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, 14th year, Issue 48, 269-302. https://doi.org/10.22054/tms.2020.30579.1887

Ranjbarian, B., Khazaei Pool, J., Balouei Jamkhaneh, h. (2012). An Analysis Of Strengths, Weaknesses, Opportunitties, And THreats Of Outbound Tourism Industry In Isfahan By Fuzzy AHP. *Journal Of Ournal Of Tourism Planning and DevelopmentE, V:1* , 13-34. https://www.sid.ir/paper/245972/fa .

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.

Shah Zidi, M., Mohammadi, S., and 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.

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, Volume 7, Issue 16, 45-64. doi: 10.22111/JNEH.2017.3213.

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).

آماده انتشار