

## Research Article

# Modeling suitable habitats of *Parrotia persica* (DC.) C.A.Mey. in the Hyrcanian Forests, Iran using environmental factors

Hamed Asadi <sup>1\*</sup>, Hamid Jalilvand <sup>2</sup>, Mahya Tafazoli <sup>3</sup> and Seyedeh Fatemeh Hosseini <sup>4</sup>

1\* - Corresponding author, Assistant Prof., Department of Forest Science and Engineering, Faculty of Natural Resources, Sari Agricultural Sciences and Natural Resources University, Sari, Iran. E-mail: [h.asadi@sanru.ac.ir](mailto:h.asadi@sanru.ac.ir)

2- Prof., Department of Forest Science and Engineering, Faculty of Natural Resources, Sari Agricultural Sciences and Natural Resources University, Sari, Iran

3- Ph.D. in Forest Soil Science, Department of Forest Science and Engineering, Faculty of Natural Resources, Sari Agricultural Sciences and Natural Resources University, Sari, Iran

4- Ph.D. Student of Silviculture and Forest Ecology, Faculty of Natural Resources, Sari Agricultural Sciences and Natural Resources University, Sari, Iran

Received: 12.08.2024

Revised: 17.09.2024

Accepted: 18.09.2024

## Abstract

**Background and objectives:** *Parrotia persica* (DC.) C.A. Mey., endemic to the Hyrcanian forests of Iran, has been classified as Near Threatened in the latest conservation status assessment by the International Union for Conservation of Nature (IUCN). Given the importance of this species in preserving genetic diversity, identifying its suitable habitat is a critical first step in the implementation of conservation and management strategies. As species distribution models are widely used for predicting and identifying suitable planting habitats, the objective of this study was to apply such models, based on machine learning algorithms and environmental variables including topography, soil, and climate, to predict suitable habitats for *P. persica*.

**Methodology:** The study was conducted across the entire Hyrcanian forest region in Iran. Forest inventory data from northern Iran were used, including coordinates, altitude, slope, aspect, diameter at breast height, species type, and tree height for each sample plot. Meteorological data (precipitation and temperature) were obtained from the NASA POWER project. Soil variables, including bulk density, sand, silt, clay percentages, pH, nitrogen content, and organic carbon, were extracted from SoilGrids 2.0. Topographic indices such as the Topographic Wetness Index (TWI), Topographic Position Index (TPI), and curvature were derived in a GIS environment. After compiling presence-absence data and environmental variables, five modeling algorithms were applied to predict the distribution of *P. persica*: Random Forest, Support Vector Machine, k-Nearest Neighbor, Generalized Linear Model, and Maximum Entropy. The Maximum Entropy model was implemented using the dismo package, and the other models were run using the caret package in R. Variable importance was assessed using dismotools for Maximum Entropy and caret for the remaining models. Model performance was evaluated using cross-validation, and the area under the curve (AUC) statistic was used to assess predictive accuracy.

**Results:** Among all models, the Random Forest algorithm had the highest AUC value (0.87), indicating the best performance. Altitude emerged as the most influential factor in predicting *P. persica* distribution across all models. The Random Forest and Maximum Entropy models identified soil sand percentage and precipitation, respectively, as the second most important



variables. In contrast, Support Vector Machine, k-Nearest Neighbor, and Generalized Linear Models identified average air temperature as the second most important factor. Interpolated probability maps indicated a high likelihood of *P. persica* presence (over 70%) in low-altitude regions of the eastern and central Hyrcanian forests, while its presence was predicted to be very low in the western regions.

**Conclusion:** All models demonstrated acceptable accuracy in predicting *P. persica* distribution, with the Random Forest model outperforming the others. Altitude and temperature were the most critical variables influencing its distribution. The highest presence probability was predicted in low-altitude, central parts of the Hyrcanian forests. These findings suggest the feasibility of identifying suitable mother trees and enhancing reproduction success through targeted breeding and silvicultural practices. Additionally, relatively undisturbed areas within suitable habitats could be designated as conservation reserves for this species.

**Keywords:** Maximum entropy model, random forest model, species distribution model, topographic factors.

## مدل سازی رویشگاه مناسب انجیلی (*Parrotia persica* (DC.) C.A.Mey.) در جنگل های هیرکانی با استفاده از عوامل محیطی

حامد اسدی<sup>۱\*</sup>، حمید جلیلود<sup>۲</sup>، محیا تفضلی<sup>۳</sup> و سیده فاطمه حسینی<sup>۴</sup>

<sup>۱\*</sup> - نویسنده مسئول، استادیار، گروه علوم و مهندسی جنگل، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری، ساری، ایران. پست الکترونیک: [h.asadi@sanru.ac.ir](mailto:h.asadi@sanru.ac.ir)

<sup>۲</sup> - استاد، گروه علوم و مهندسی جنگل، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری، ساری، ایران

<sup>۳</sup> - دانش آموخته دکتری، گروه علوم و مهندسی جنگل، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری، ساری، ایران

<sup>۴</sup> - دانشجوی دکتری جنگل شناسی و اکولوژی جنگل، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری، ساری، ایران

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۶/۲۸

تاریخ اصلاح: ۱۴۰۳/۰۶/۲۷

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۰۵/۲۲

### چکیده

سابقه و هدف: انجیلی (*Parrotia persica* (DC.) C.A.Mey.) گونه انحصاری جنگل های هیرکانی است. در طبقه بندی اخیر وضعیت حفاظت گونه ها توسط اتحادیه جهانی حفاظت از طبیعت (IUCN)، این گونه در طبقه نزدیک خطر قرار دارد. با توجه به اهمیت حفاظت از انجیلی در حفظ ذخایر ژنتیکی، اولین قدم در اجرای شیوه های حفاظت و حمایت آن، شناسایی رویشگاه مناسب آن است. مدل های پراکنش گونه ای (Species Distribution Models) یک روش پرکاربرد برای پیش بینی و یافتن رویشگاه های مناسب برای کاشت گیاهان است، بنابراین هدف از اجرای پژوهش پیش رو، استفاده از مدل های پراکنش گونه ای بر پایه الگوریتم های یادگیری با استفاده از متغیرهای توپوگرافی، خاکی و اقلیمی برای پیش بینی رویشگاه مناسب انجیلی بود.

مواد و روش ها: این پژوهش برای کل سطح جنگل های هیرکانی کشور انجام شد. به این منظور از بانک داده های آماربرداری جنگل های شمال کشور که شامل موقعیت جغرافیایی، ارتفاع از سطح دریا، شیب، جهت جغرافیایی، قطر برابر سینه، نوع گونه و ارتفاع درختان برای هر قطعه نمونه است، استفاده شد. داده های هواشناسی شامل مقدار بارش و دما از پروژه POWER مربوط به سازمان ملی هوانوردی و فضایی ایالات متحده آمریکا (NASA Power) تهیه شد. داده های خاک (چگالی ظاهری، درصد شن، سیلت و رس، اسیدیته، درصد نیتروژن و کربن آلی) نیز برای هر قطعه نمونه از پایگاه داده بانک جهانی SoilGrids 2.0 تهیه شد. شاخص های رطوبت توپوگرافی (TWI)، موقعیت توپوگرافی (TPI) و انحنا توپوگرافی با استفاده از ابزار تحلیل فضایی در نرم افزار ArcGIS 10.8 محاسبه شد. پس از تهیه داده های حضور-غیاب گونه ها و نیز داده های محیطی، پراکنش انجیلی در جنگل هیرکانی با استفاده از پنج مدل شامل جنگل تصادفی، ماشین بردار پشتیبان، k نزدیک ترین همسایه، مدل خطی تعمیم یافته و بیشینه آنتروپی پیش بینی شد. الگوریتم های مدل سازی در بسته dismo برای مدل بیشینه آنتروپی و بسته caret برای مدل های دیگر در نرم افزار R پیاده سازی شدند. اهمیت نسبی متغیرها برای مدل بیشینه آنتروپی با استفاده از بسته dismo و برای مدل های دیگر با استفاده از بسته caret محاسبه شد. برای ارزیابی عملکرد مدل ها در تخمین حضور یا عدم حضور انجیلی، از تکنیک اعتبارسنجی متقاطع استفاده شد. سپس، آماره سطح زیرمنحنی برای ارزیابی عملکرد هر مدل به کار برده شد.

نتایج: به طور کلی و براساس یافته های به دست آمده، مقدار سطح زیرمنحنی برای مدل جنگل تصادفی (۰/۸۷)، بیشتر از مدل های دیگر بود. نتایج بررسی اهمیت نسبی متغیرها نشان داد که ارتفاع از سطح دریا، مهم ترین عامل برای پیش بینی حضور انجیلی با استفاده از همه مدل های مورد مطالعه بود، در حالی که درصد شن خاک و مقدار بارش به عنوان دومین متغیر مهم به ترتیب توسط مدل جنگل تصادفی و بیشینه آنتروپی شناسایی شدند. متوسط دمای هوا، دومین متغیر مهم شناسایی شده توسط مدل های ماشین بردار پشتیبان، k نزدیک ترین همسایه و خطی تعمیم یافته بود. نتایج تهیه نقشه های پهنه بندی نشان داد که انجیلی، احتمال حضور بیشتری (بیشتر از ۷۰ درصد) در ارتفاع های پایین مناطق شرقی و مرکزی جنگل های هیرکانی دارد، در حالی که احتمال حضور آن در بخش های غربی جنگل های هیرکانی

بسیار اندک است.

نتیجه گیری کلی: مطابق نتایج به دست آمده، همه مدل های مورد استفاده، عملکرد مناسبی در پیش بینی پراکنش انجیلی داشتند، اما بهترین عملکرد به مدل جنگل تصادفی تعلق داشت. همچنین، ارتفاع از سطح دریا و دما، مهم ترین عوامل مؤثر بر پراکنش این گونه در جنگل های هیرکانی هستند. بیشترین احتمال حضور این گونه در قسمت های مرکزی و ارتفاع های پایین پیش بینی شد. به طور کلی در رویشگاه های مطلوب با شناسایی درختان مادری مناسب و با اجرای عملیات پرورشی و حمایتی کارآمد می توان احتمال حفظ زادآوری این گونه را افزایش داد. همچنین، بخش هایی از رویشگاه های مناسب شناسایی شده که کمترین تخریب در آنها رخ داده است را می توان به عنوان ذخیره گاه این گونه در نظر گرفت.

واژه های کلیدی: عوامل توپوگرافی، مدل بیشینه آنتروپی، مدل پراکنش گونه ای، مدل جنگل تصادفی.

## مقدمه

انجیلی (*Parrotia persica* (DC.) C.A.Mey.) یکی از گونه های درختی قدیمی در جنگل های هیرکانی است که کمتر در پژوهش ها به آن توجه شده است. این گونه، انحصاری جنگل های هیرکانی است و در ایران از غرب تا شرق جنگل های مذکور پراکنش دارد (Imani Rastabi et al., 2023). وقوع دوره یخبندان در اواخر دوران سوم زمین شناسی سبب از بین رفتن انجیلی در بسیاری از مناطق تحت پراکنش آن در قفقاز جنوبی و ترکیه شده است (Yosefzadeh et al., 2008). با این حال، این گونه هنوز در شمال ایران از جنگل های جلگه ای تا ارتفاع حدود ۱۴۰۰ متر از سطح دریا به طور طبیعی مشاهده می شود. قطع بی رویه، تخریب رویشگاه و عدم توجه مناسب به انجیلی به دلیل نداشتن چوب با ارزش صنعتی، این گنجینه ارزشمند بوم شناختی را در معرض تهدیدهای متعددی قرار داده است (Sefidi et al., 2017). در طبقه بندی اخیر وضعیت حفاظت گونه ها توسط اتحادیه جهانی حفاظت از طبیعت (International Union for Conservation of Nature: IUCN)، این گونه در طبقه نزدیک خطر قرار دارد (Oldfield & Rivers, 2024). این وضعیت به گونه هایی اختصاص داده می شود که در حال حاضر به اندازه ای در معرض خطر نیستند که به عنوان گونه های در خطر یا در خطر بحرانی طبقه بندی شوند، اما در معرض تهدیداتی هستند که می توانند وضعیت آنها را در آینده نزدیک بدتر کنند، بنابراین جمع آوری اطلاعات پایه ای و

بوم شناختی از وضعیت انجیلی در شمال ایران می تواند درک بهتری از وضعیت این گونه، پیش از ایجاد شرایط خطر برای انقراض یا تهدید آن در جنگل های هیرکانی ایجاد کند. با توجه به اهمیت حفاظت از انجیلی، شناسایی رویشگاه های مناسب آن، اولین قدم در اجرای شیوه های حفاظت و حمایت آن است. در این راستا، تجزیه و تحلیل رابطه بین گونه و عوامل محیطی، یکی از پایه های اصلی در علم بوم شناسی است و از ترکیب عوامل محیطی باهم برای توضیح الگوهای پراکنش پوشش گیاهی و شناسایی رویشگاه های مناسب استفاده می شود (Araújo et al., 2019). جوامع گیاهی با متغیرهای زیادی در ارتباط هستند و گونه ها در پاسخ به ویژگی های خاکی و اقلیم محلی ظاهر می شوند (Iturrate-Garcia et al., 2016). درک اثرات متقابل بین گیاهان و متغیرهای محیطی، این امکان را فراهم می کند که از آن به عنوان یک الگو در بهبود، حفظ و نگهداری پوشش گیاهی بوم سازگان های جنگل، مرتع و بیابان کمک گرفت. پراکنش گونه ها در مقیاس مکانی تحت تأثیر عوامل مختلف قرار دارد که مشخص می کنند در هر مکانی، کدام گونه ها حضور پیدا خواهند کرد (ter Steege & Zagt, 2002). یک گونه گیاهی که در یک نقطه مشخص رشد کرده است، اغلب به بیشتر از یک عامل محیطی واکنش نشان می دهد، بنابراین هر گونه برای هریک از عوامل محیطی، واکنش متفاوتی دارد (Bakhshi Khaniki & Mohammadi, 2012) که شناسایی آنها به منظور تعیین رویشگاه مناسب و نیز اجرای شیوه های حفاظت

الگوریتم یادگیری ماشین بسیار قوی است که به منظور رفع مشکلات طبقه‌بندی و الگوریتم درخت رگرسیون (Regression trees) توسعه داده شده است (Cutler et al., 2007). مدل ماشین بردار پشتیبان در طبقه‌بندی و تجزیه و تحلیل رگرسیون نیز استفاده می‌شود و با شناسایی بهترین ارتباط برای تقسیم داده و در عین حال به بیشینه رساندن حاشیه‌ها برای تفکیک بین آن‌ها به دست می‌آید. این رویکرد، عملکرد مدل را بهبود و احتمال وقوع هم‌پوشانی را کاهش می‌دهد (Wang & Hu, 2005). روش MaxEnt نیز بیشترین احتمال توزیع گونه را تخمین می‌زند و آن را با بیشترین احتمال آنتروپی کل منطقه مورد مطالعه مقایسه می‌کند (Alegria et al., 2023).

با توجه به اهمیت موضوع، پژوهش‌های متعددی در این راستا انجام شده‌اند. به عنوان مثال، اولویت‌بندی رویشگاه‌های مطلوب برای حفاظت و احیای سرخ‌دار (*Taxus baccata* L.) در جنگل‌های هیرکانی با استفاده از الگوریتم درخت رگرسیون تقویت‌شده (Boosted regression trees) نشان داد که مدل ساخته‌شده با متغیرهای زیست‌اقليمی از نظر معیارهای ارزیابی مدل با میانگین آماره مهارت درست (True skill statistic) و سطح زیر منحنی (Area under curve: AUC) ۰/۸۳ و ۰/۹۷ نسبت به مدل‌های ساخته‌شده با متغیرهای خاک و توپوگرافی، عملکرد بهتری برای پیش‌بینی پراکنش مکانی سرخ‌دار داشت (Alavi et al., 2020). بررسی مطلوبیت رویشگاه ملج (*Ulmus glabra* Huds. در جنگل خیرود نوشهر نشان داد که عملکرد GLM با مقدار AUC برابر ۰/۷۸، مقدار کاپا برابر ۰/۴۴ و مقدار آماره مهارت درست برابر ۰/۴۴ بهتر بود (Mohammadi et al., 2017). در پژوهش مذکور، براساس ارزیابی اهمیت نسبی متغیرها در GLM، ارتفاع از سطح دریا و عمق دره، مهم‌ترین متغیرها در تعیین رویشگاه ملج گزارش شد. بررسی پراکنش بلندمازو (*Quercus castaneifolia* C.A.Mey.) و تعیین مناطق بهینه برای احیای جنگل با استفاده از پنج روش مختلف مدل‌سازی شامل GLM، مدل جمعی تعمیم‌یافته، تحلیل طبقه‌بندی درختی (Classification tree analysis)، مدل رگرسیون تقویت‌شده و RF نشان داد که وزن مخصوص ظاهری

و حمایت گونه مورد نظر، ضروری است.

مدل‌های پراکنش گونه‌ای (Species distribution models: SDM) یک روش پرکاربرد برای پیش‌بینی و یافتن رویشگاه‌های مناسب برای کاشت گیاهان هستند (Srivastava et al., 2019). بنابراین استفاده از این مدل‌ها در شناسایی زیستگاه‌های مناسب انجیلی در جنگل‌های هیرکانی مؤثر است. مدل‌های پراکنش گونه‌ای از مجموعه داده‌ها و متغیرهای محیط‌زیستی مانند ویژگی‌های توپوگرافی، خاک و اقلیم به منظور ارزیابی تناسب بوم‌شناختی و نیازهای رویشگاهی گونه‌ها استفاده می‌کند. خروجی این مدل‌ها شامل نقشه‌های پهنه‌بندی همراه با داده‌های دقیق مکانی هستند که به شناسایی زیستگاه‌های مناسب برای نهال‌کاری، حفاظت از منابع و ارتقای تلاش‌های حفاظتی و حمایتی کمک می‌کنند (Pecchi et al., 2019).

روش‌های رگرسیون ارائه‌شده توسط Guisan و همکاران (۲۰۱۷)، نقش مهمی در توسعه مدل‌های پراکنش گونه‌ای ایفا کرد. با این حال، تجزیه و تحلیل داده‌های پیچیده بوم‌شناختی، نیازمند روش‌های تحلیلی قوی و انعطاف‌پذیری است که بتوانند روابط غیرخطی، اثرات متقابل و داده‌های ازدست‌رفته را کنترل کنند. علاوه بر این، درک و ارائه نتایج توسط این روش‌ها باید ساده و به راحتی قابل تفسیر باشد. برای رویارویی با این چالش، روش‌های تحلیلی مبتنی بر یادگیری ماشین (Machine Learning: ML) به طور گسترده طی دهه گذشته استفاده شده‌اند (Valavi, 2022). مدل‌های یادگیری ماشین، قدرت بیشتری برای حل و ایجاد روابط پیچیده دارند (روابط غیرخطی، غیریک‌نواخت، چندوجهی مشترک با کاربردهای چشم‌انداز و محیط‌زیست). زیرا محدود به مفروضات سنتی در مورد ویژگی‌های داده نیستند (Greener et al., 2022).

متداول‌ترین الگوریتم‌های یادگیری ماشین که اغلب در تجزیه و تحلیل پراکنش گونه‌ای استفاده می‌شوند، شامل جنگل تصادفی (Random forest: RF)، ماشین بردار پشتیبان (Support vector machine: SVM)، بیشینه آنتروپی (Maximum entropy: MaxEnt) و مدل خطی تعمیم‌یافته (Generalized linear model: GLM) هستند. مدل RF یک

حدود ۸۰۰ کیلومتر و پهنای ۲۰ تا ۷۰ کیلومتر تشکیل می‌دهند (Marvie Mohadjer, 2005). میانگین بارش سالانه در این ناحیه ۱۰۰۰ میلی‌متر است که از غرب (انزلی با ۲۰۰۰ میلی‌متر) به سمت شرق (گرگان با ۶۰۰ میلی‌متر) کاهش می‌یابد. میانگین دمای سالانه نیز بین ۱۵ تا ۱۸ درجه سانتی‌گراد است. خاک‌های این منطقه اغلب خاک‌های تحول‌یافته از نوع راندزین و قهوه‌ای جنگلی هستند (Marvie Mohadjer, 2005).

#### داده‌های حضور انجیلی و داده‌های محیطی

به منظور انجام این پژوهش، آخرین مجموعه داده‌های آماربرداری سراسری موجود از جنگل‌های هیرکانی کشور به کار برده شد. این مجموعه داده شامل ۲۷۰۰ قطعه نمونه دایره‌ای شکل ۱۰۰۰ متر مربعی با اندازه شبکه ۱ × ۵ کیلومتر مربع در کل سطح جنگل‌های هیرکانی کشور است که طی سال‌های ۱۳۸۴ تا ۱۳۸۶ نمونه برداری شدند (شکل ۱). اطلاعات موجود برای هر قطعه نمونه شامل قطر برابر سینه، نوع گونه و ارتفاع درختان هستند. همچنین، موقعیت جغرافیایی، ارتفاع از سطح دریا، شیب و جهت جغرافیایی نیز در هر قطعه نمونه ثبت شده است (Valizadeh et al., 2023). جدول ۱ برخی از مشخصات کمی درختان انجیلی در جنگل‌های هیرکانی را براساس داده‌های آماربرداری نشان می‌دهد.

در این پژوهش، دو مجموعه متغیر برای پیش‌بینی رویشگاه‌های مناسب برای حضور انجیلی در نظر گرفته شد. مجموعه اول شامل ویژگی‌های خاک (چگالی ظاهری، درصد شن، سیلت، رس، اسیدیته، درصد نیتروژن و کربن آلی) و مجموعه دوم شامل متغیرهای محیطی (ارتفاع، شیب، آزیموت جهت جغرافیایی، میانگین بارندگی سالانه، میانگین دمای سالانه، فاصله از دره (Distance from valley)، شاخص موقعیت توپوگرافی (Topographic Position Index: TPI)، انحنا توپوگرافی (Curvature)، و شاخص رطوبت توپوگرافی (Topographic wetness index: TWI) برای هر قطعه نمونه بود (جدول ۲).

خاک، اسیدیته، تغییرات بارندگی فصلی و بارندگی در سردترین فصل سال در تعیین و توسعه رویشگاه این گونه، بیشترین اهمیت نسبی را داشتند (Moghbel Esfahani et al., 2023). همچنین، مطلوبیت جنگل‌های هیرکانی برای بلندمازو ۱۴/۱ درصد گزارش شد. مدل‌سازی پراکنش حرا (Avicennia marina) (Forssk.) Vierh. در جنگل‌های ماندابی خمیر و قشم با استفاده از مدل MaxEnt نشان داد که دو متغیر بیشینه ارتفاع موج و درجه حرارت متوسط سالانه، بیشترین سهم را در پراکنش گونه مذکور دارند (Sobhani & Danehkar, 2024).

باتوجه به اینکه در حال حاضر، پژوهش‌های جامعی در خصوص زیستگاه مناسب و پراکنش انجیلی در کل سطح جنگل هیرکانی وجود ندارد، بنابراین استفاده از روش‌های نوین به منظور دستیابی به آن ضروری است. اهمیت پیش‌بینی رویشگاه‌های مناسب برای این گونه در جنگل‌های هیرکانی، فراتر از عوامل بوم‌شناختی و نیازمندی‌های اقتصادی و حفاظتی است. از آنجایی که انجیلی به دلایل مختلف از جمله قطع بی‌رویه، تخریب رویشگاه و بی‌توجهی ناشی از نداشتن چوب با ارزش صنعتی، در معرض نزدیک خطر قرار دارد، بنابراین حفاظت از این درختان بومی به منظور حفظ ذخایر ژنتیکی، بسیار حائز اهمیت است. هدف از اجرای پژوهش پیش‌رو، استفاده از الگوریتم‌های RF، SVM، k-Nearest Neighbors (k-NN)، GLM و MaxEnt همسایه با استفاده از متغیرهای توپوگرافی، خاکی و اقلیمی برای پیش‌بینی رویشگاه مناسب گونه انجیلی بود. نقشه‌های پهنه‌بندی حاصل از نتایج این پژوهش، اطلاعات ارزشمندی را در مورد رویشگاه‌های گونه ارزشمند انجیلی در جنگل‌های هیرکانی و احیای بوم‌سازگان‌های آن به صورت پایدار در اختیار مدیران جنگل قرار می‌دهند.

#### مواد و روش‌ها

##### منطقه مورد مطالعه

این پژوهش در سراسر جنگل‌های هیرکانی انجام شد. این جنگل‌ها، نوار باریکی از جنگل‌های خزان‌کننده معتدل را در دامنه‌های شمالی البرز و کرانه‌های جنوبی دریای خزر به طول

جدول ۱- مشخصات کمی درختان انجیلی در سطح جنگل‌های هیرکانی

Table 1. Quantitative characteristic of *Parrotia persica* in Hyrcanian Forest, Iran

|                                               | Minimum | Maximum | Mean  | Standard Error |
|-----------------------------------------------|---------|---------|-------|----------------|
| Density (number per hectare)                  | 10      | 1020    | 90.82 | 3.76           |
| Diameter at breast height (cm)                | 12      | 150     | 27.69 | 0.44           |
| Total height (m)                              | 10.57   | 26.57   | 15.05 | 0.07           |
| Basal area (m <sup>2</sup> ha <sup>-1</sup> ) | 0.11    | 78.53   | 6.87  | 0.32           |

شیب مستقیم است.

پایگاه داده‌های SoilGrids 2.0 (با دقت ۲۵۰ متر) و NASA Power Project (با دقت یک کیلومتر) به ترتیب برای تهیه ویژگی‌های خاک و میانگین بارش و دمای سالانه استفاده شدند (Sparks, 2018; Wang *et al.*, 2024). شاخص‌های رطوبت توپوگرافی، موقعیت توپوگرافی و انحنا توپوگرافی با استفاده از ابزار تحلیل فضایی در نرم‌افزار ArcGIS 10.8 محاسبه شدند. در نهایت، همه لایه‌های مذکور براساس مرز جنگل هیرکانی برش داده شدند. جهت جغرافیایی با استفاده از رابطه (۱) به شاخص تابش تبدیل شد.

شاخص TWI اطلاعات در مورد احتمال مرطوب شدن یک منطقه را ارائه می‌دهد. مقدار زیادتر TWI، احتمال بیشتری از شرایط مرطوب را در مقایسه با مقدار کمتر نشان می‌دهد. شاخص TPI به شناسایی ویژگی‌های توپوگرافی مختلف مانند بالای تپه‌ها و یا پایین دره‌ها کمک می‌کند. مقدار منفی شاخص TPI پایین دره را نشان می‌دهد، در حالی که مقدار نزدیک به صفر ممکن است بیانگر یک منطقه مسطح یا یک منطقه با شیب متوسط باشد. همچنین، مقدار مثبت این شاخص نشان‌دهنده بالای تپه است. مقدار منفی شاخص انحنا توپوگرافی بیانگر شیب‌های مقعر است، در حالی که مقدار مثبت، شیب‌های محدب را نشان می‌دهد. از طرف دیگر، مقدار نزدیک به صفر نشان‌دهنده

$$\text{Radiation} = [1 - \cos((\frac{\pi}{180})(\theta - 30))]/2 \quad \text{رابطه (۱)}$$

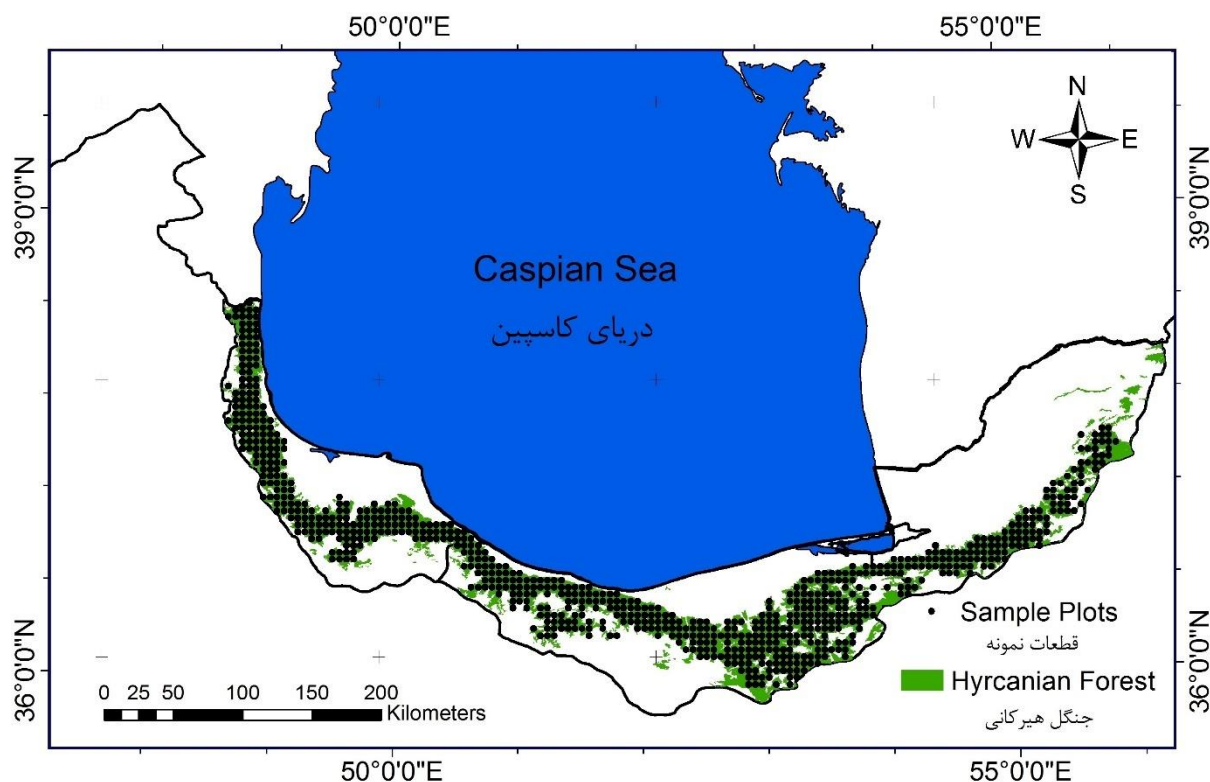
(خنک‌ترین دامنه) و جهت جغرافیایی جنوب و جنوب غربی دارای مقدار یک (گرم‌ترین دامنه) است.

در رابطه فوق،  $\theta$  آزیموت جهت جغرافیایی برحسب درجه است. مقدار شاخص تابش خورشیدی بین صفر و یک متغیر است. جهت جغرافیایی شمال شرقی دارای مقدار صفر

جدول ۲- فهرست، آمار توصیفی و مخفف متغیرهای محیطی مورد استفاده در این پژوهش

Table 2. List, basic descriptive statistics, and abbreviation of environmental variables used in this study

|                                   | Source         | Abbreviation   | Minimum  | Maximum  | Mean     | Standard Error |
|-----------------------------------|----------------|----------------|----------|----------|----------|----------------|
| Elevation (m.a.s.l.)              | Inventory Data | -              | -5       | 2780     | 940.31   | 575.44         |
| Slope (%)                         | Inventory Data | -              | 0        | 110      | 39.93    | 21.45          |
| Radiation                         | DEM            | -              | 0        | 1        | 0.26     | 0.27           |
| Bulk density (g/cm <sup>3</sup> ) | SoilGrids 2.0  | BD             | 0.38     | 1.43     | 1.23     | 0.09           |
| Sand (%)                          | SoilGrids 2.0  | -              | 0        | 44.9     | 21.99    | 6.05           |
| Silt (%)                          | SoilGrids 2.0  | -              | 0        | 66.43    | 42.83    | 7.11           |
| Clay (%)                          | SoilGrids 2.0  | -              | 0        | 48.3     | 33.66    | 6.54           |
| pH                                | SoilGrids 2.0  | -              | 2.27     | 7.8      | 6.73     | 0.66           |
| Nitrogen (%)                      | SoilGrids 2.0  | N              | 0.08     | 0.47     | 0.3      | 0.05           |
| Soil organic carbon (%)           | SoilGrids 2.0  | SOC            | 0.41     | 5.29     | 2.43     | 0.74           |
| Precipitation (mm)                | NASAPOWER      | Per            | 204.72   | 1004.39  | 576.98   | 231.34         |
| Temperature (°C)                  | NASAPOWER      | Temp           | 8.42     | 18.14    | 13.5     | 2.69           |
| Distance from valley              | DEM            | Distance_Vally | 0.46     | 12486.59 | 2532.4   | 1691.26        |
| Topographic position index        | DEM            | TPI            | -361.81  | 369.43   | 9.3516   | 101.304        |
| Curvature                         | DEM            | -              | -1.60E10 | 1.94E10  | 1.4228E8 | 3.46881E9      |
| Topographic wetness index         | DEM            | TWI            | -7.14    | 8        | -4.64    | 1.804          |



شکل ۱- موقعیت مرکز قطعه نمونه‌ها در سطح جنگل‌های هیرکانی

Figure 1. The location of sampling points in the Hyrcanian Forest, Iran

## روش مدل سازی

پس از تهیه داده های حضور-غیاب گونه ها و نیز داده های محیطی، پراکنش انجیلی در جنگل های هیرکانی با استفاده از پنج مدل که به طور گسترده در پژوهش های مدل سازی پراکنش گونه ها مورد استفاده قرار گرفته اند، پیش بینی شد. این مدل ها شامل GLM, kNN, SVM, RF و MaxEnt بودند. الگوریتم های مدل سازی در بسته dismo برای مدل MaxEnt و بسته caret برای مدل های GLM, kNN, SVM و RF در نرم افزار R نسخه ۴,۱,۲ پیاده سازی شدند (Hijmans et al., 2017; Kuhn et al., 2020). اهمیت متغیرها به عنوان یک معیار برای نشان دادن میزان کمک یک متغیر خاص به پیش بینی های دقیق در مدل ها استفاده می شود. ارزیابی اهمیت متغیرها برای MaxEnt با استفاده از بسته dismotools و برای مدل های دیگر با استفاده از بسته caret محاسبه شد.

در مدل RF از متغیرهای قابل تنظیم برای بهبود مدل شامل تعداد متغیرهای مورد استفاده در ساخت هر درخت و تعداد درختان جنگل تصادفی استفاده می شود (Estévez et al., 2022). در مدل مذکور، مقادیر تعداد متغیرهای مورد استفاده در ساخت هر درخت و تعداد درختان به ترتیب چهار و ۵۰۰ به دست آمد. متغیرهای قابل تنظیم برای بهبود مدل SVM، بستگی به نوع مجموعه توابع ریاضی (Kernel) مورد استفاده دارد. این مجموعه توابع می توانند انواع متفاوتی داشته باشند. در این پژوهش از تابع Radial Basis Function استفاده شد که دو متغیر مهم قابل تنظیم آن شامل جریمه (Cost) و سیگما (Sigma) هستند (Hamrani et al., 2020). برای مدل SVM مقدار جریمه و سیگما نیز به ترتیب ۱ و ۰/۰۴ به دست آمد. متغیرهای قابل تنظیم برای مدل kNN شامل تعداد همسایه ها و تابع فاصله برای تخمین داده های جدید است. برای مدل مذکور، تعداد همسایه ها نه به دست آمد. در این پژوهش از فاصله اقلیدسی (Euclidean) استفاده شد. در نهایت، روش آزمون و خطا برای تنظیم فرایامترهای مدل ها برای افزایش عملکرد آن ها به کار برده شد.

مدل MaxEnt به ارزیابی احتمال توزیع مقادیر بیشینه آنتروپی متأثر از محدودیت های ناشی از متغیرهای محیطی تأثیرگذار بر نحوه پراکنش مکانی گونه می پردازد. این مدل

به عنوان یکی از کارآمدترین رویکردهای مدل سازی پراکنش گونه ای، نیازی به داده های عدم حضور گونه ندارد و مدل سازی فقط براساس داده های حضور انجام می شود (Xu et al., 2019). مدل GLM، بسط مدل های خطی است. به عبارت دیگر، این مدل، ارتقایافته مدل خطی است که از حالت طبیعی خود داده ها استفاده می کند. در نتیجه، داده های استفاده شده می توانند غیرخطی باشند و یا واریانس آن ها ثابت نباشد. به طور کلی، مدل های GLM، ابزارهایی تحلیلی برای انواع داده های مختلف هستند (Sharma et al., 2023). مدل kNN یک روش یادگیری ماشینی انعطاف پذیر است که برای طبقه بندی و رگرسیون استفاده می شود. این مدل، نتایج را براساس طبقه اکثریت یا مقادیر میانگین نزدیک ترین نقاط داده 'k' به یک مشاهده پیش بینی می کند و آن را برای کاربردهای مختلف، ساده و مؤثر می کند (Palimkar et al., 2022). SVM یک مدل یادگیری قدرتمند هست که برای کارهای طبقه بندی و رگرسیون استفاده می شوند. این مدل به ویژه در مدیریت داده های با ابعاد زیاد، مؤثر است و به طور گسترده در حوزه هایی مانند طبقه بندی تصاویر و متن و نیز بیوانفورماتیک استفاده می شوند (Noble, 2006). RF یک تکنیک یادگیری ماشینی قوی است که از چندین درخت تصمیم برای پیش بینی استفاده می کند. این مدل، ویژگی های دسته بندی و عددی را به خوبی مدیریت می کند، روابط پیچیده را به تصویر می کشد و با میانگین گیری پیش بینی ها، اضافه برآزش را کاهش می دهد (Schonlau & Zou, 2020).

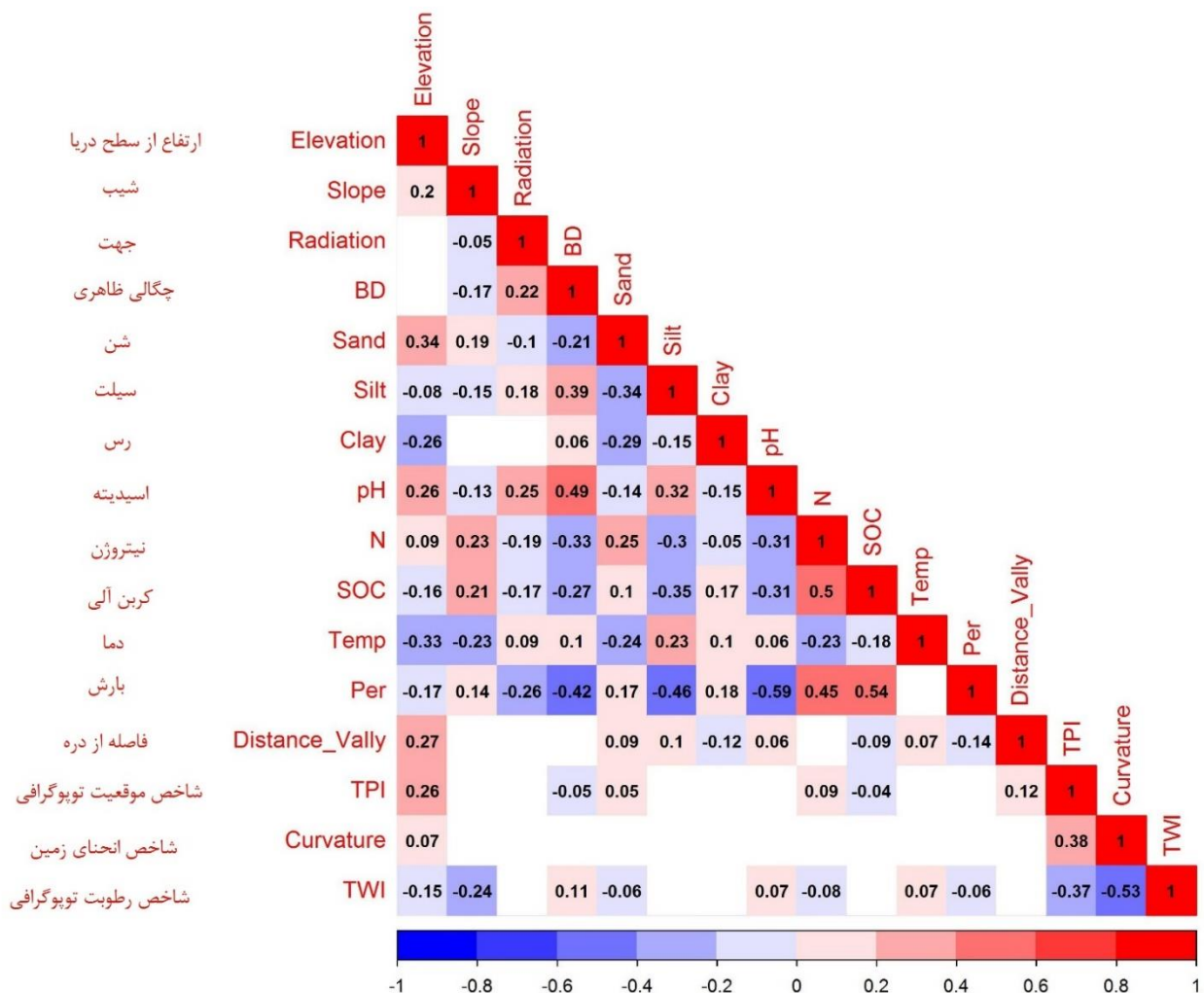
برای ارزیابی عملکرد مدل ها در تخمین حضور و یا عدم حضور انجیلی، از تکنیک اعتبارسنجی متقاطع (10-fold cross validation) با سه تکرار استفاده شد. علاوه بر این، روش آزمون و خطا برای تنظیم فرایامترهای مدل ها برای افزایش عملکرد مدل ها استفاده شد. سپس، آماره AUC برای ارزیابی عملکرد هر مدل به کار برده شد. این آماره که به طور گسترده در پژوهش های پراکنش گونه ای پذیرفته شده است، یک معیار اساسی برای تعیین دقت پیش بینی مدل محسوب می شود. مقدار AUC بین ۰/۵ و یک است که به ترتیب نشان دهنده پیش بینی تصادفی و پیش بینی کامل و دقیق هستند. در نهایت، نقشه های احتمال حضور انجیلی در نرم افزار R و با

کمتر از آن به عنوان رویشگاه نامناسب در نظر گرفته شد.

### نتایج

پیش از اجرای فرایند مدل سازی و پیش بینی احتمال حضور انجیلی در سطح جنگل های هیرکانی کشور، همبستگی متغیرهای مستقل مورد مطالعه بررسی شد. نتایج نشان داد که هیچ یک از متغیرها، همبستگی پیرسون معنی دار و زیاد (بیشتر از ۰/۸) نداشتند، بنابراین همه آنها وارد فرایند مدل سازی شدند (شکل ۲).

استفاده از بسته نرم افزاری raster تهیه شدند. در ادامه، به منظور تهیه نقشه های رویشگاه به صورت مناسب و نامناسب از آستانه بیشینه آماره ویژگی به اضافه حساسیت (Maximum sensitivity plus specificity) استفاده شد. این آستانه، تعادل بین حساسیت و ویژگی را با داده های آموزشی بهینه می کند و دقت بیشتری در پیش بینی در مقایسه با روش های دیگر ارائه می دهد (Zhong et al., 2021). در نهایت، مقدار زیاد آستانه به عنوان رویشگاه مناسب و مقادیر



شکل ۲- همبستگی پیرسون بین متغیرهای مستقل مورد مطالعه

رنگ های قرمز و آبی به ترتیب بیانگر همبستگی معنی دار مثبت و منفی هستند. مربع های خالی، عدم معنی داری همبستگی را نشان می دهند.

Figure 2. Pearson correlation of the independent studied variables

Red and blue colors indicate significant positive and negative correlation, respectively, and blank squares indicate no significant correlation.

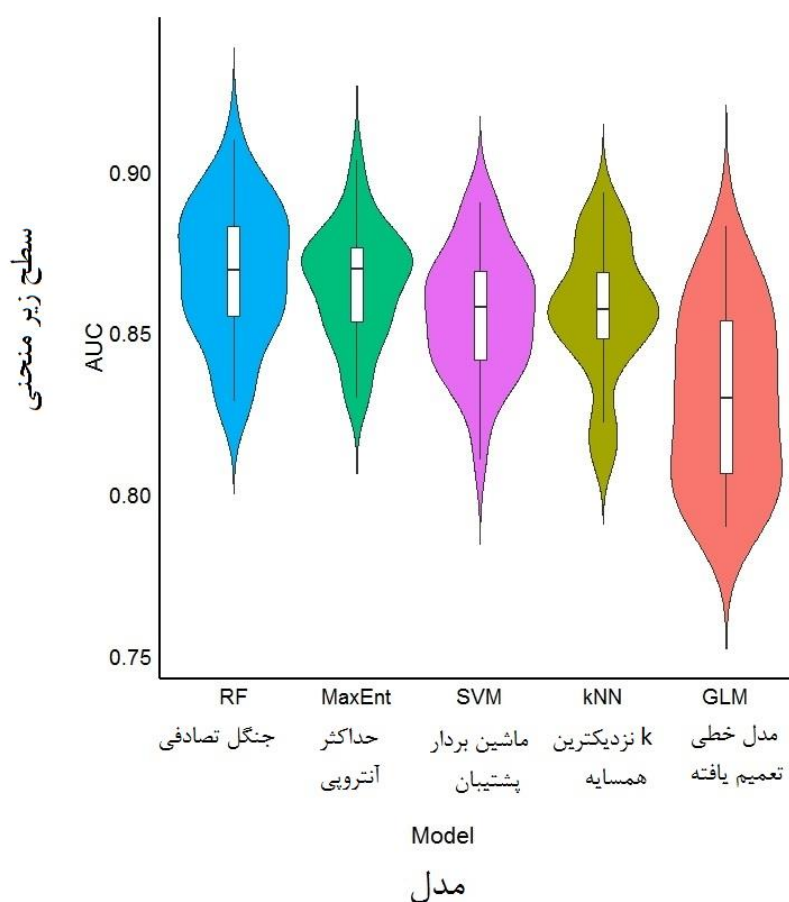
BD: Bulk density; N: Nitrogen; SOC: Soil organic carbon; Temp: Temperature; Per: Precipitation; Distance\_Valley: Distance from valley;

TPI: Topographic position index; TWI: Topographic wetness index.

عملکرد مدل‌ها و اهمیت نسبی متغیرها

مقادیر AUC با استفاده از روش ارزیابی متقابل در شکل ۳ ارائه شده است. به‌طور کلی، مقدار AUC برای مدل RF بیشتر از مدل‌های دیگر بود. مدل‌های RF و MaxEnt تقریباً نتایج مشابهی را نشان دادند. میانگین مقادیر AUC برای پیش‌بینی حضور انجیلی با استفاده از مدل‌های مورد مطالعه در جدول ۳ ارائه شده است. AUC برای همه مدل‌های مورد مطالعه، بیشتر از مقدار توزیع تصادفی بود (۰/۵) که دقت زیاد

این مدل‌ها در پیش‌بینی حضور انجیلی را نشان می‌دهد. براساس نتایج بررسی اهمیت نسبی متغیرها، ارتفاع از سطح دریا، مهم‌ترین عامل برای پیش‌بینی حضور انجیلی با استفاده از همه مدل‌های مورد مطالعه بود (شکل ۴)، درحالی که درصد شن خاک و مقدار بارش، دومین متغیر مهم به‌ترتیب توسط مدل‌های RF و MaxEnt شناسایی شدند. دومین متغیر مهم در مدل‌های SVM، kNN و GLM متوسط دمای هوا بود.



شکل ۳- مقادیر AUC برای مدل‌های مورد مطالعه با استفاده از روش اعتبار سنجی متقاطع

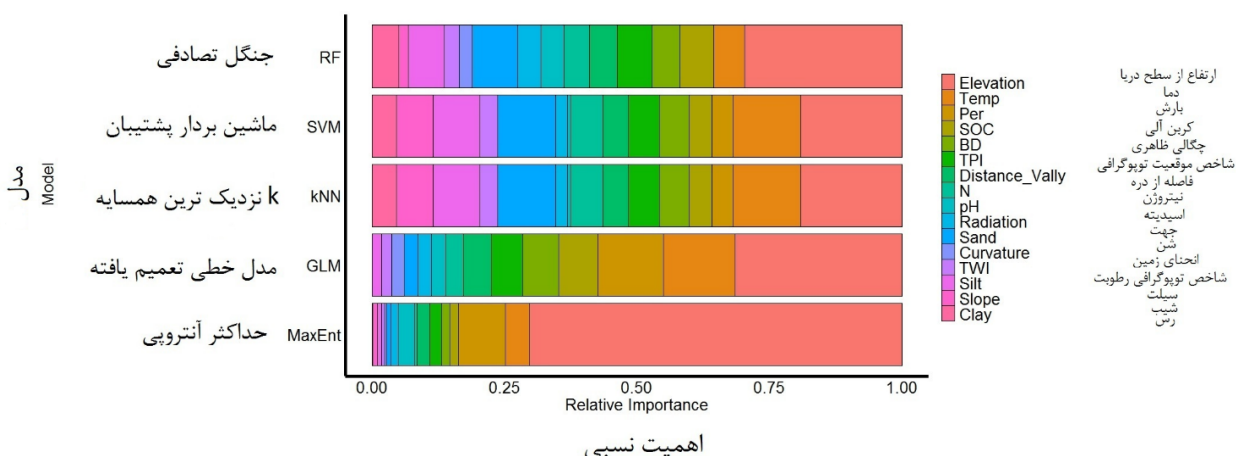
**Figure 3. The AUC values of the models using the cross-validation method**

RF: Random forest; MaxEnt: Maximum entropy; SVM: Support vector machine; kNN: k-nearest neighbor; GLM: Generalized linear model.

جدول ۳- میانگین مقادیر AUC مدل‌های مورد مطالعه برای پیش‌بینی حضور/غیاب انجیلی

Table 2. The mean AUC values for studied models for predicting the presence/absence of *Parrotia persica*

| Model                    | AUC  |
|--------------------------|------|
| Random forest            | 0.87 |
| Maximum entropy          | 0.86 |
| Support vector machine   | 0.85 |
| k-nearest neighbor       | 0.82 |
| Generalized linear model | 0.85 |

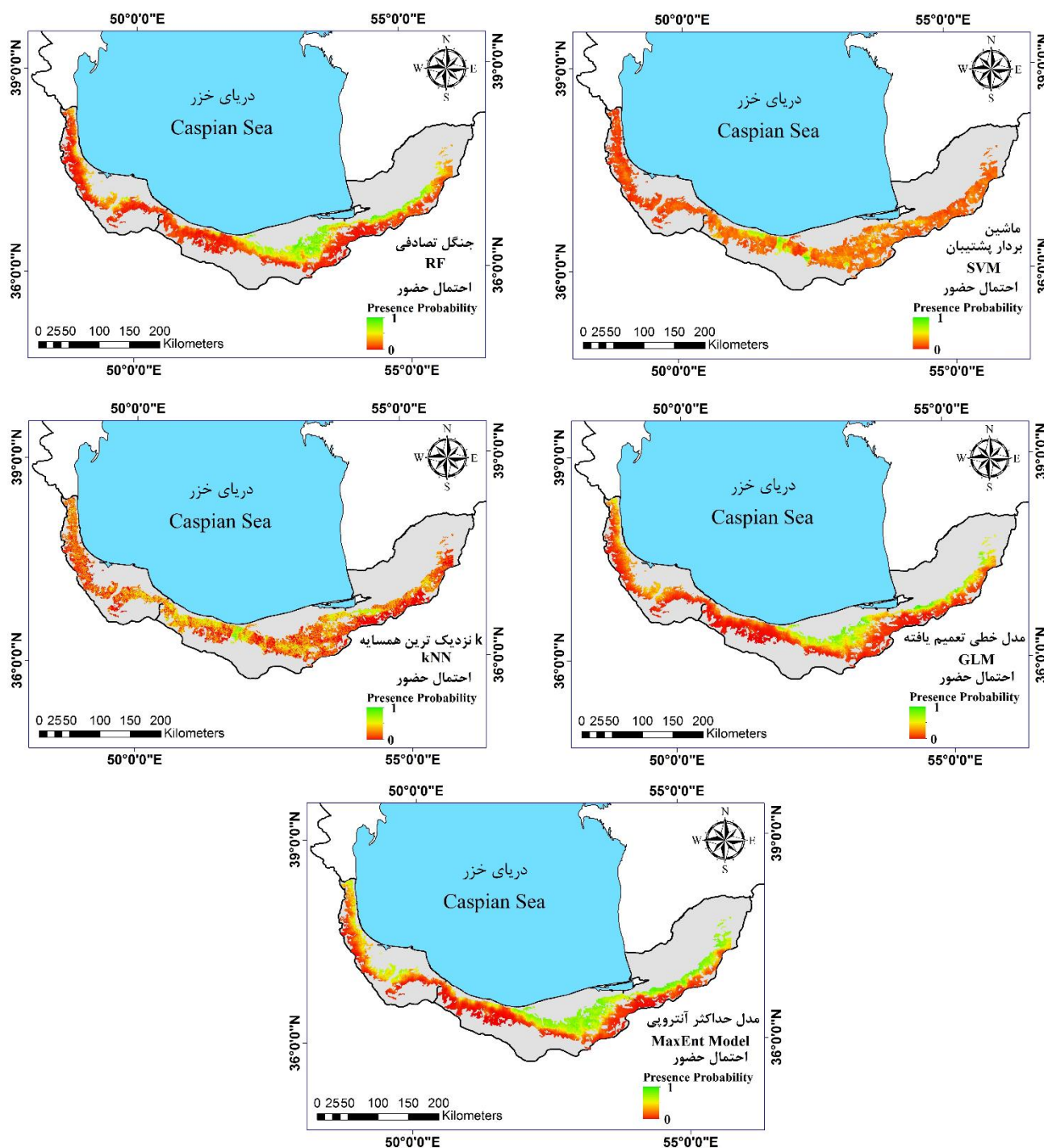


شکل ۴- اهمیت نسبی متغیرها برای مدل‌های مختلف به منظور پیش‌بینی حضور/غیاب انجیلی

**Figure 4. The importance of variables for different models to predict the presence/absence of *Parrotia persica***  
 RF: Random forest; MaxEnt: Maximum entropy; SVM: Support vector machine; kNN: k-nearest neighbor; GLM: Generalized linear model; BD: Bulk density; N: Nitrogen; SOC: Soil organic carbon; Temp: Temperature; Per: Precipitation; Distance\_Valley: Distance from valley; TPI: Topographic position index; TWI: Topographic wetness index.

RF و MaxEnt، احتمال حضور انجیلی (حدود ۵۰ درصد) در ارتفاع‌های پایین مناطق غربی جنگل‌های هیرکانی نیز پیش‌بینی شده است. مساحت رویشگاه‌های مناسب برای انجیلی و درصد آن‌ها در جدول ۴ گزارش شده است. نتایج مدل SVM نشان داد که ۴۶ درصد از کل سطح جنگل‌های هیرکانی برای رویش این گونه مناسب است، درحالی‌که مدل‌های دیگر مورد مطالعه پیش‌بینی کردند که حدود ۳۱ تا ۳۴ درصد از کل سطح جنگل‌های هیرکانی به‌عنوان رویشگاه انجیلی، مناسب هستند.

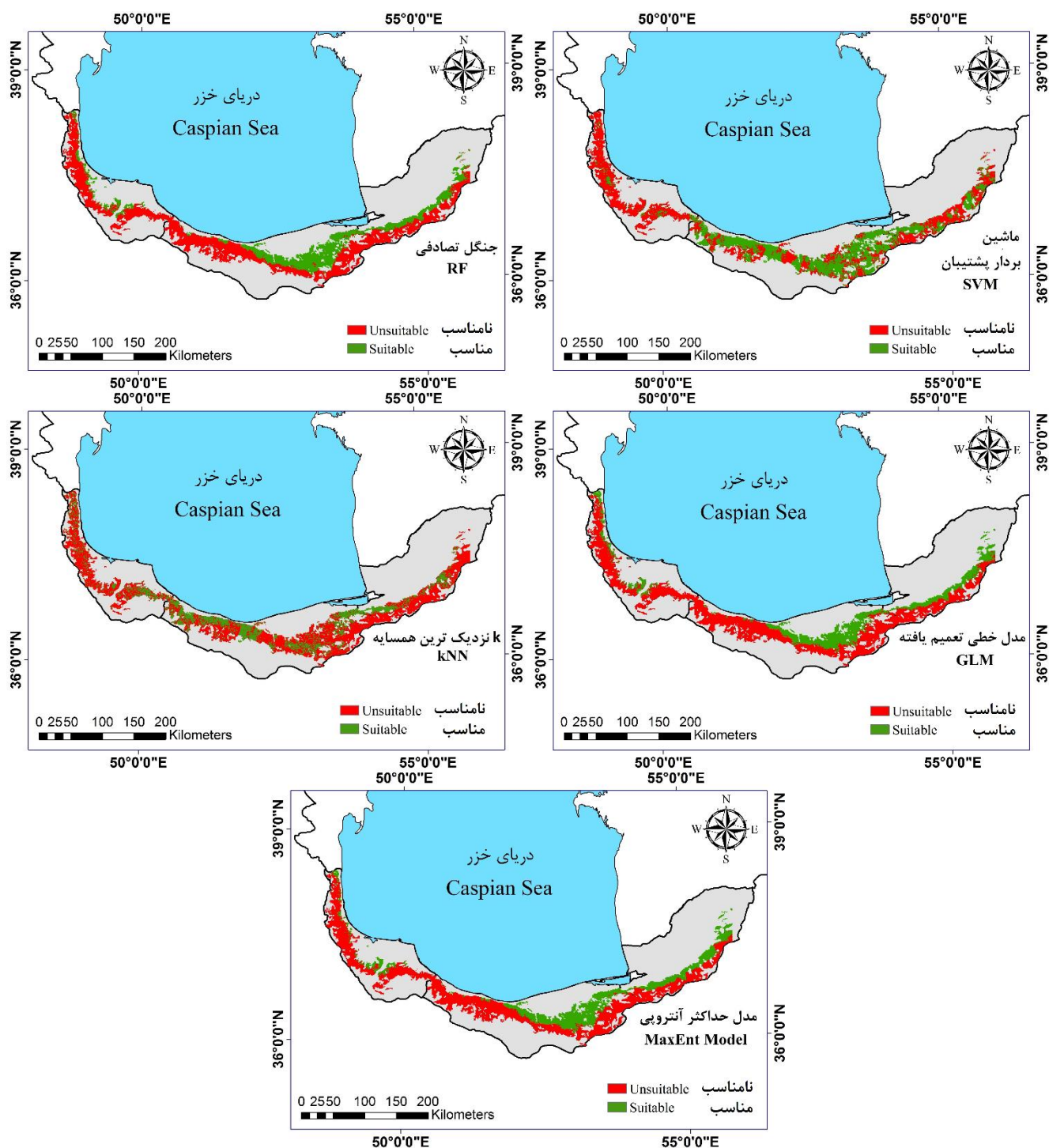
پراکنش انجیلی در سطح جنگل‌های هیرکانی نقشه‌های پیش‌بینی احتمال حضور و رویشگاه مناسب انجیلی در سطح جنگل‌های شمال کشور با استفاده از مدل‌های مورد مطالعه به ترتیب در شکل‌های ۵ و ۶ آمده‌اند. به‌طورکلی براساس نتایج به‌دست‌آمده، احتمال حضور انجیلی در ارتفاع‌های پایین قسمت‌های شرقی و مرکزی در جنگل‌های هیرکانی بیشتر (بیشتر از ۷۰ درصد) است، درحالی‌که این گونه، احتمال حضور بسیار کمی در بخش‌های غربی جنگل‌های هیرکانی دارد. بااین‌حال براساس نتایج مدل‌های



شکل ۵- نقشه‌های احتمال حضور انجیلی در جنگل‌های هیرکانی پیش‌بینی شده با استفاده از مدل‌های مورد مطالعه

Figure 5. The presence probability maps of *Parrotia persica* across Hyrcanian Forest predicted using studied models

RF: Random forest; MaxEnt: Maximum entropy; SVM: Support vector machine; kNN: k-nearest neighbor; GLM: Generalized linear model.



شکل ۶- نقشه‌های رویشگاه‌های مناسب حضور آنجیلی در جنگل‌های هیرکانی پیش‌بینی شده با استفاده از مدل‌های مورد مطالعه

Figure 6. The suitable habitat maps of *Parrotia persica* across Hyrcanian Forest predicted using studied models  
RF: Random forest; MaxEnt: Maximum entropy; SVM: Support vector machine; kNN: k-nearest neighbor; GLM: Generalized linear model.

جدول ۴- مساحت کل رویشگاه‌های مناسب و نامناسب حضور انجیلی در سطح جنگل‌های هیرکانی پیش‌بینی شده با استفاده از مدل‌های مورد مطالعه

Table 3. The total area of suitable and unsuitable habitats for the presence of *Parrotia persica* across Hyrcanian Forest, Iran predicted using studied models

| Model                    |            | Area (ha) | Percent of total area |
|--------------------------|------------|-----------|-----------------------|
| Random forest            | Unsuitable | 1283578   | 66                    |
|                          | Suitable   | 648076    | 34                    |
| Maximum entropy          | Unsuitable | 1305129   | 67                    |
|                          | Suitable   | 626381    | 33                    |
| Support vector machine   | Unsuitable | 1036150   | 54                    |
|                          | Suitable   | 888064    | 46                    |
| k-nearest neighbor       | Unsuitable | 1321860   | 69                    |
|                          | Suitable   | 600420    | 31                    |
| Generalized linear model | Unsuitable | 1331439   | 69                    |
|                          | Suitable   | 598901    | 31                    |

## بحث

از مدل MaxEnt نیز اغلب در پژوهش‌های مرتبط با مدل‌سازی پراکنش گونه‌ای استفاده می‌شود. عملکرد این مدل در پژوهش پیش‌رو، کمتر از مدل RF بود، درحالی‌که عملکرد بهتر این مدل در مقایسه با مدل RF در پژوهش‌های پیشین گزارش شد (Damaneh et al., 2022). از سوی دیگر، مقدار AUC در مدل GLM ۰/۷ به دست آمد. GLM یک مدل ساده‌تر است و عملکرد کم آن نشان می‌دهد که روابط بین متغیرهای انتخاب‌شده و پراکنش انجیلی ممکن است پیچیده‌تر باشد. به‌طور کلی، تفاوت در عملکرد مدل‌های مورد مطالعه می‌تواند ناشی از ماهیت خود مدل‌ها و توانایی مدل‌ها در کشف روابط بین گونه و توزیع‌های مختلف عوامل محیطی باشد. داده‌های بوم‌شناختی، ابعاد زیادی دارند و روابط غیرخطی و پیچیده‌ای بین آن‌ها حاکم است. به همین دلیل، روش‌های آماری خطی مانند GLM ممکن است توانایی کافی برای کشف روابط و الگوهای بین متغیرهای محیطی را نداشته باشند. همین امر باعث کاهش دقت پیش‌بینی برای مدل‌های خطی می‌شود (Steen et al., 2024).

در پژوهش‌های مدل‌سازی پراکنش گونه‌ها، درک چگونگی تأثیر عوامل محیطی بر پراکنش آن‌ها، یک زمینه مهم است (Von Humboldt & Bonpland, 2009; Chauvier et al., 2021). متغیرهای اقلیمی در اغلب پژوهش‌های مربوط به پراکنش گونه‌ای استفاده شده‌اند (Chauvier et al., 2021)، با این وجود، ویژگی‌های محیطی دیگر مانند توپوگرافی و متغیرهای خاکی نیز بر پراکنش

در پژوهش پیش‌رو، رویشگاه مناسب انجیلی با استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین (GLM, kNN, SVM, RF) و MaxEnt در کل سطح جنگل‌های هیرکانی با متغیرهای اقلیمی، خاکی و توپوگرافی پیش‌بینی شد. سپس، اهمیت نسبی هر متغیر برای هر مدل محاسبه شد. در نهایت، عملکرد مدل‌های مورد مطالعه با استفاده از AUC ارزیابی شد. مطابق نتایج به دست آمده، همه مدل‌ها، عملکرد قابل‌قبولی در پیش‌بینی پراکنش انجیلی داشتند، اما بیشترین مقدار AUC (۰/۸۷) به مدل RF تعلق داشت. به عبارت دیگر، مدل مذکور، روابط پیچیده بین متغیرهای اقلیمی، خاکی و توپوگرافی که بر پراکنش انجیلی اثر دارند را بهتر شناسایی و بررسی می‌کند. هم‌راستا با این یافته‌ها، عملکرد بهتر مدل RF توسط Fathollahzadeh (۲۰۱۸) در بررسی پراکنش انجیلی، توسکا (*Fagus*)، راش (*Alnus subcordata* C.A.Mey.)، نمدار (*Tilia platyphyllos* subsp. *orientalis* Lipsky) و پلت (*Acer corinthiaca* (Bosc ex K.Koch) Pigott) و Moghbel Esfahani (*velutinum* Boiss., ۲۰۲۳) در خصوص بلندمازو و Moridpour و همکاران (۲۰۲۳) روی ون (*Fraxinus excelsior* L.) نیز گزارش شد. به‌طور کلی، مدل RF توانایی بیشتری برای بررسی روابط غیرخطی بین متغیرها دارد (Pecchi et al., 2019)، بنابراین ماهیت مدل و فرایند مدل‌سازی RF سبب قدرت بسیار زیاد آن در ساخت مدل پراکنش گونه با متغیرهای محیطی می‌شود.

محدوده ارتفاعی ۴۰۰ متر افزایش می‌یابد. سپس، احتمال حضور آن، روند ثابتی به‌خود می‌گیرد و از محدوده ارتفاعی ۱۰۰۰ متر به بعد، احتمال حضور آن کاهش می‌یابد. ترجیح انجیلی برای حضور در ارتفاع پایین‌تر ممکن است به چندین عامل بوم‌شناختی نسبت داده شود. ارتفاع‌های پایین‌تر در جنگل‌های هیرکانی به‌طور معمول گرم‌تر و حاصلخیزتر هستند که می‌توانند شرایط مطلوب‌تری را برای رشد و تولیدمثل انجیلی فراهم کنند. علاوه‌براین، این مناطق با تغییرات شدید فصلی کمتر در مقایسه با ارتفاع‌های بالاتر، محیط پایدارتری برای رویش این گونه هستند.

براساس نتایج مدل RF درصد شن خاک به‌عنوان دومین عامل اثرگذار بر پراکنش انجیلی شناسایی شد. این گونه با انواع خاک‌ها از جمله خاک‌های رسی، لومی و شنی سازگار است، اما خاک‌های با زهکشی خوب را اغلب ترجیح می‌دهد و می‌تواند شرایط کمی اسیدی و قلیایی را تحمل کند. خاک‌های شنی اغلب دارای ذرات و منفذهای بزرگ هستند که به زهکشی سریع و ظرفیت نگهداری کم آب منجر می‌شود.

نتایج بررسی اهمیت نسبی متغیرها با استفاده از مدل‌های kNN، SVM و GLM نشان داد که دما، دومین عامل اثرگذار در پراکنش انجیلی بود. دما، یکی از مهم‌ترین عوامل تعیین‌کننده در پراکنش گونه‌های گیاهی محسوب می‌شود. این متغیر می‌تواند بر تولید زی‌توده توده، محصول‌دهی و توانایی رقابت گیاه در جامعه گیاهی اثرگذار باشد. Fathollahzadeh (۲۰۱۸) نیز دما را دومین عامل اثرگذار بر پراکنش انجیلی گزارش کرد. به‌طوری‌که با افزایش دما تا ۱۵ درجه سانتی‌گراد، احتمال حضور این گونه افزایش پیدا می‌کند. حساسیت این گونه به دما در مناطق مختلف، متغیر است. به‌طورکلی، انجیلی در رویشگاه‌های با میانگین سالانه دمایی ۱۵ درجه سانتی‌گراد حضور دارد (Fathollahzadeh, 2003; Bińka, 2018).

براساس نتایج نقشه‌های پیش‌بینی احتمال حضور انجیلی در سطح جنگل‌های هیرکانی کشور، بیشترین احتمال حضور آن (۰/۷) در ارتفاع‌های پایین و مناطق مرکزی شناسایی شده است. همچنین، براساس یافته‌های مدل RF حدود ۳۴ درصد

گونه‌ها تأثیرگذار هستند. خاک، نقش اکوفیزیولوژیکی مهمی را برای گیاهان از طریق تأمین مواد مغذی و آب ایفا می‌کند و تأثیر آن در مقیاس کوچک بر توزیع گیاه از نظر تغییرات در خواص شیمیایی و فیزیکی خاک به‌خوبی مستند شده است (Scherrer & Guisan, 2019). با این حال، خاک اغلب در پژوهش‌هایی که الگوهای فضایی گونه‌ها را ارزیابی می‌کنند، نادیده گرفته می‌شود (Scherrer & Guisan, 2019)، بنابراین ترکیب اقلیم و خاک در پژوهش‌های پراکنش گیاهی می‌تواند بینش‌های جدید و درک مفهومی بهتری از پراکنش گونه‌های گیاهی ارائه کند.

نتایج بررسی اهمیت نسبی متغیرهای مورد مطالعه (شامل توپوگرافی، اقلیمی و خاکی) در پژوهش پیش‌رو نشان داد که ارتفاع از سطح دریا، مهم‌ترین عامل اثرگذار بر پراکنش انجیلی است. این متغیر همواره به‌عنوان یکی از مهم‌ترین عوامل محیطی در پراکنش گونه‌های گیاهی در نواحی مختلف رویشی ایران معرفی شده است (Goodarzi et al., 2013; Mirdeylami et al., 2014; Zakeri Pashakolaei et al., 2014; Pourbabaei et al., 2015; Asadi et al., 2021). بررسی تأثیر فیزیوگرافی بر زادآوری غیرجنسی انجیلی در جنگل‌های خیرود در استان مازندران نشان داد که ارتفاع از سطح دریا، اثر معنی‌داری بر تولید پاجوش این گونه دارد (Khosropour et al., 2011). به‌طوری‌که بیشترین پاجوش در طبقه‌های ارتفاعی کمتر از ۴۰۰ متر از سطح دریا تولید می‌شوند. علت توان تجدیدحیات بیشتر انجیلی در ارتفاع‌های پایین‌تر می‌تواند ناشی از دما و رطوبت بیشتر در این قسمت از جنگل‌ها باشد. همچنین، براساس پژوهش Fathollahzadeh (۲۰۱۸)، ارتفاع از سطح دریا، مهم‌ترین عامل اثرگذار بر پراکنش انجیلی، توسکا و راش و واکنش خاک، مهم‌ترین عامل در پراکنش نمدار است، درحالی‌که او، مهم‌ترین عامل در پراکنش پلت را عمق دره و دومین عامل اثرگذار را ارتفاع از سطح دریا بیان کرد. در پژوهش مذکور با بیان اینکه منحنی عکس‌العمل انجیلی نسبت به متغیر ارتفاع از سطح دریا به‌صورت نمایی است، نتیجه‌گیری شد که با افزایش ارتفاع از سطح دریا، احتمال حضور این گونه تا

براساس نتایج پژوهش پیش‌رو، انجیلی اغلب در ارتفاع‌های پایین‌تر در جنگل‌های هیرکانی رشد می‌کند، بنابراین تلاش‌های حفاظتی باید بر حفاظت از این مناطق به‌عنوان زیستگاه انجیلی در برابر جنگل‌زدایی، تغییر کاربری زمین و انواع دیگر تخریب زیستگاه متمرکز شوند. به‌طورکلی، با شناسایی درختان مادری مناسب و اجرای عملیات پرورشی و حمایتی کارآمد در رویشگاه‌های مناسب می‌توان احتمال حفظ زادآوری این گونه را افزایش یابد. همچنین، رویشگاه‌های با کمترین تخریب را می‌توان به‌عنوان ذخیره‌گاه انجیلی در نظر گرفت. پژوهش‌های آینده می‌توانند بر سایر عوامل محیطی مؤثر بر رویشگاه مطلوب این گونه همراه با درک جامع‌تری از الزامات بوم‌شناختی آن متمرکز شوند.

### سپاسگزاری

نگارندگان از حمایت مالی دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری و نیز همکاری سازمان منابع طبیعی و آبخیزداری کشور به‌منظور اجرای پژوهش پیش‌رو کمال تشکر و قدردانی را دارند.

از کل سطح جنگل‌های هیرکانی برای رویش انجیلی مناسب است. این نتایج به‌طورکلی، یافته‌های پژوهش‌های پیشین را تأیید می‌کند. به‌عنوان مثال، Fathollahzadeh (۲۰۱۸) احتمال حضور انجیلی در محدوده ارتفاعی ۴۰۰ تا ۱۰۰۰ متر از سطح دریا و بیشترین احتمال حضور آن (۰/۸) در محدوده ارتفاعی ۲۰۰ تا ۴۰۰ متری را گزارش کرد. Safarov (۱۹۹۲) انجیلی را بیشتر محدود به مناطق پایین‌بند دانست. Mahjoob (۲۰۰۶) نیز پراکنش انجیلی را در محدوده ارتفاعی ۱۵۰ تا ۷۰۰ متر از سطح دریا گزارش کرد. درنهایت، می‌توان نتیجه گرفت که کاهش احتمال حضور انجیلی در ارتفاع‌های بالا احتمالاً به‌دلیل محدودیت دمایی قابل تحمل برای این گونه و مغلوب شدن انجیلی در برابر گونه‌های دیگر مانند راش است (Fathollahzadeh, 2018)، بنابراین رقابت با گونه‌های دیگر (به‌ویژه راش) و سازگاری کمتر با شرایط دمای کم می‌تواند به کاهش پراکنش انجیلی در ارتفاع‌های بالاتر منجر شود.

انجیلی در ارزیابی اخیر IUCN به‌عنوان گونه در معرض نزدیک خطر قرار دارد (Oldfield & Rivers, 2024).

### References

- Alavi, S.J., Ahmadi, K., Hosseini, S.M., Tabari, M. and Nouri, Z., 2020. The importance of climatic, topographic, and edaphic variables in the distribution of yew species (*Taxus baccata* L.) and prioritization of areas for conservation and restoration in the north of Iran. *Iranian Journal of Forest*, 11(4): 477-492 (In Persian with English summary).
- Alegria, C., Almeida, A.M., Roque, N., Fernandez, P. and Ribeiro, M.M., 2023. Species distribution modelling under climate change scenarios for Maritime pine (*Pinus pinaster* Aiton) in Portugal. *Forests*, 14(3): 591.
- Araújo, M.B., Anderson, R.P., Márcia Barbosa, A., Beale, C.M., Dormann, C.F., Early, R., ... and Rahbek, C., 2019. Standards for distribution models in biodiversity assessments. *Science Advances*, 5(1): eaat4858.
- Asadi, H., Jalilvand, H. and Moslemi, S.M., 2021. Vegetation classification of Darabkola forest and their relation to physiographic factors. *Iranian Journal of Applied Ecology*, 10(3): 17-33 (In Persian with English summary).
- Bakhshi Khaniki, G. and Mohammadi, B., 2012. Ecological study of some species of the genus *Salsola* (Chenopodiaceae) in Golestan Province. *New Cellular and Molecular Biotechnology Journal*, 2(6): 45-52 (In Persian with English summary).
- Bińka, K., Nitychoruk, J. and Dzierżek, J., 2003. *Parrotia persica* C.A.M. (Persian witch hazel, Persian ironwood) in the Mazovian (Holsteinian) Interglacial of Poland. *Grana*, 42(4): 227-233.
- Chauvier, Y., Thuiller, W., Brun, P., Lavergne, S., Descombes, P., Karger, D.N., ... and Zimmermann, N.E., 2021. Influence of climate, soil, and land cover on plant species distribution in the European Alps. *Ecological Monographs*, 91(2): e01433.
- Cutler, D.R., Edwards Jr., T.C., Beard, K.H., Cutler, A., Hess, K.T., Gibson, J. and Lawler, J.J., 2007. Random forests for classification in ecology. *Ecology*, 88(11): 2783-2792.
- Damaneh, J.M., Ahmadi, J., Rahmani, S., Sadeghi, S.M.M., Nasiri, V. and Borz, S.A., 2022. Prediction of wild pistachio ecological niche using machine learning models. *Ecological Informatics*, 72: 101907.
- Fathollahzadeh, A., 2018. Response curve and species distribution model of beech, basswood, ironwood, maple and alder in Educational and Research Forest of Tarbiat

- Modares University. M.Sc. Thesis, Faculty of Natural Resources, Tarbiat Modares University, Nour, Iran, 69p (In Persian with English summary).
- Goodarzi, Gh.R., Ahmadloo, F. and Sagheb-Talebi, Kh., 2013. Effects of Physiographic factors and some physical and chemical soil properties on distribution *Amygdalus scoparia* Spach. in 4 areas of Markazi Province. Journal of Wood and Forest Science and Technology, 19(3): 59-76 (In Persian with English summary).
  - Greener, J.G., Kandathil, S.M., Moffat, L. and Jones, D.T., 2022. A guide to machine learning for biologists. Nature Reviews Molecular Cell Biology, 23(1): 40-55.
  - Guisan, A., Thuiller, W. and Zimmermann, N.E., 2017. Habitat Suitability and Distribution Models: With Applications in R. Cambridge University Press, Cambridge, England, 462p.
  - Hamrani, A., Akbarzadeh, A. and Madramootoo, C.A., 2020. Machine learning for predicting greenhouse gas emissions from agricultural soils. Science of The Total Environment, 741: 140338.
  - Hijmans, R.J., Phillips, S., Leathwick, J., Elith, J. and Hijmans, M.R.J., 2017. Package 'dismo'. Circles, 9(1): 68p.
  - Imani Rastabi, M., Jalilvand, H., Fallah, A. and Shahin Kaleybar, B., 2023. Genetic diversity of *Parrotia persica* (DC) C.A. Meyer in Hyrcanian forests. Iranian Journal of Forest, 15(3): 313-327 (In Persian with English summary).
  - Iturrate-Garcia, M., O'Brien, M.J., Khitun, O., Abiven, S., Niklaus, P.A. and Schaeppman-Strub, G., 2016. Interactive effects between plant functional types and soil factors on tundra species diversity and community composition. Ecology and Evolution, 6(22): 8126-8137.
  - Khosropour, E., Heydari, M., Etemad, V. and Marvi Mohajer, M.R., 2011. Effect of physiography on asexual reproduction of Iron wood (Case study: Kheiroud forest). Iranian Journal of Forest and Poplar Research, 19(1): 154-162 (In Persian with English summary).
  - Kuhn, M., Wing, J., Weston, S., Williams, A., Keefer, C., Engelhardt, A., ... and Team, R.C., 2020. Package 'caret'. The R Journal, 22(7): 48.
  - Mahjoob, Ch., 2006. Investigation on the spatial distribution of Persian *Parrotia* (*Parrotia persica*) in relation to landform and edaphic factors in Patom District of Kheyroudkenar forest. Department of Forestry, University of Tehran, Karaj, Iran, 79p (In Persian with English summary).
  - Marvie Mohadjer, M.R., 2005. Silviculture. University of Tehran Press, Tehran, Iran, 387p (In Persian).
  - Mirdeylami, S.Z. and Heshmati, Gh.A., 2014. Study of the forest vegetation on the basis of elevation gradient in Touskestan-Charbagh habitat, Golestan province. Journal of Wood and Forest Science and Technology, 20(4): 41-60 (In Persian with English summary).
  - Moghbel Esfahani, F., Alavi, S.J., Hosseini, S.M. and Tabari Kochaksarai, M., 2023. Determining the habitat suitability of *Quercus castaneifolia* C. A. Mey In order to plan restoration using species distribution modeling. Journal of Forest Research and Development, 9(3), 419-436 (In Persian with English summary).
  - Mohammadi, A., Alavi, S.J. and Hosseini, S.M., 2017. Predicting the habitat suitability of Wych elm (*Ulmus glabra* Huds.) in Kheyroud Forest. Journal of Wood and Forest Science and Technology, 24(3): 67-80 (In Persian with English summary).
  - Moridpour, A., Namiranian, M., Alavi, S.J. and Etemad, V., 2023. Identifying the most important factors affecting the distribution of Ash (*Fraxinus excelsior* L.) and detect potential habitats areas in Kherudkanar Nowshahr forest. Iranian Journal of Forest, 15(1), 69-85 (In Persian with English summary).
  - Noble, W.S., 2006. What is a support vector machine?. Nature biotechnology, 24(12): 1565-1567.
  - Oldfield, S. and Rivers, M.C., 2024. *Parrotia persica*. The IUCN Red List of Threatened Species 2024: e.T199803456A199803606. <https://dx.doi.org/10.2305/IUCN.UK.2024-1.RLTS.T199803456A199803606.en>
  - Palimkar, P., Shaw, R.N. and Ghosh, A., 2022. Machine learning technique to prognosis diabetes disease: Random forest classifier approach: 219-244. In: Bianchini, M., Piuri, V., Das, S. and Shaw, R.N. (Eds.). Advanced Computing and Intelligent Technologies. Lecture Notes in Networks and Systems, vol 218, Springer, Singapore, 645p.
  - Pecchi, M., Marchi, M., Burton, V., Giannetti, F., Moriondo, M., Bernetti, I., ... and Chirici, G., 2019. Species distribution modelling to support forest management. A literature review. Ecological Modelling, 411: 108817.
  - Pourbabaei, H., Heidari, M., Naghilou M. and Begim Faghir, M., 2015. Relationship between vegetation and environmental factors in the Anatolian oak (*Quercus petraea* L. subsp. *iberica* (Stev.) Krassiln) habitat: a case study of Asalem forests, Guilan. Journal of Plant Research, 28(1): 53-62 (In Persian with English summary).
  - Safarov, I.S., 1972. Ironwood *Parrotia persica* C.A.M. History, geography, taxonomy and bioecological peculiarities. Botanicheskii Zhurnal, 57: 932-944.
  - Scherrer, D. and Guisan, A., 2019. Ecological indicator values reveal missing predictors of species distributions. Scientific Reports, 9(1): 3061.
  - Schonlau, M. and Zou, R.Y., 2020. The random forest algorithm for statistical learning. The Stata Journal, 20(1): 3-29.
  - Sefidi, K., 2017. Structural diversity as component of biodiversity in forest ecosystems, case study from population of Persian ironwood (*Parrotia persica* C.A. Meyer) in the north Iran. Journal of Plant Research, 29(4): 805-818 (In Persian with English summary).

- Sharma, A., Sachdeva, S.N. and Aggarwal, P., 2023. Predicting IRI using machine learning techniques. *International Journal of Pavement Research and Technology*, 16(1): 128-137.
- Sobhani, P. and Danehkar, A., 2024. Modeling the distribution of *Avicennia marina* (Forssk.) Vierh. in the Khamir and Qeshm mangrove forests, Iran, using maximum entropy (MaxEnt). *Iranian Journal of Forest and Poplar Research*, 32(2): 97-111 (In Persian with English summary).
- Sparks, A.H., 2018. nasapower: a NASA POWER global meteorology, surface solar energy and climatology data client for R. *Journal of Open Source Software*, 3(30): 1035.
- Srivastava, V., Lafond, V. and Griess, V.C., 2019. Species distribution models (SDM): applications, benefits and challenges in invasive species management. *CABI Reviews*, 14: 1-13.
- Steen, B., Broennimann, O., Maiorano, L. and Guisan, A., 2024. How sensitive are species distribution models to different background point selection strategies? A test with species at various equilibrium levels. *Ecological Modelling*, 493: 110754.
- ter Steege, H. and Zagt, R., 2002. Density and diversity. *Nature*, 417(6890): 698-699.
- Valavi, R., Guillera-Aroita, G., Lahoz-Monfort, J.J. and Elith, J., 2022. Predictive performance of presence-only species distribution models: a benchmark study with reproducible code. *Ecological Monographs*, 92(1): 01486.
- Valizadeh, E., Asadi, H., Jaafari, A. and Tafazoli, M., 2023. Machine learning prediction of tree species diversity using forest structure and environmental factors: a case study from the Hyrcanian forest, Iran. *Environmental Monitoring and Assessment*, 195(11): 1334.
- Von Humboldt, A. and Bonpland, A., 2009. *Essay on the Geography of Plants*. The University of Chicago Press, Chicago and London 296p.
- Wang, H. and Hu, D., 2005. Comparison of SVM and LS-SVM for regression. *Proceedings of 2005 International Conference on Neural Networks and Brain*. Beijing, China, 13-15 Oct. 2005: 279-283.
- Wang, R., Wan, S., Chen, W., Qin, X., Zhang, G. and Wang, L., 2024. A novel finer soil strength mapping framework based on machine learning and remote sensing images. *Computers and Geosciences*, 182: 105479.
- Xu, W.B., Svenning, J.C., Chen, G.K., Zhang, M.G., Huang, J.H., Chen, B., ... and Ma, K.P., 2019. Human activities have opposing effects on distributions of narrow-ranged and widespread plant species in China. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 116(52): 26674-26681.
- Yosefzadeh, H., Tabari, M., Akbarinia, M., Akbarian, M.R. and Bussotti, F., 2010. Morphological plasticity of *Parrotia persica* leaves in eastern Hyrcanian forests (Iran) is related to altitude. *Nordic Journal of Botany*, 28(3): 344-349.
- Zakeri Pashakolaei M., Alvaninejad, S. and Esmailzade, O., 2014. Relationship between plant biodiversity and topographical factors in forests of West Mazandaran (Case study: Research Forest of Tarbiat Modares University). *Iranian Journal of Applied Ecology*, 3(8): 1-16 (In Persian with English summary).
- Zhong, Y., Xue, Z., Jiang, M., Liu, B. and Wang, G., 2021. The application of species distribution modeling in wetland restoration: A case study in the Songnen Plain, Northeast China. *Ecological Indicators*, 121: 107137.