



شناسایی مهم‌ترین عوامل مؤثر بر پراکنش گونه‌ی *Fraxinus excelsior* L. و رویشگاه‌های با پتانسیل آن در جنگل خیرودکنار نوشهر

آرمان مریدپور^{۱*}، منوچهر نمیرانیان^۲، سید جلیل علوی^۳ و وحید اعتماد^۴

^۱ دانش‌آموخته کارشناسی ارشد مدیریت جنگل، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه تهران

^۲ استاد گروه جنگلداری و اقتصاد جنگل، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه تهران

^۳ دانشیار گروه جنگلداری، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه تربیت مدرس

^۴ دانشیار گروه جنگلداری و اقتصاد جنگل، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه تهران

(تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۱/۲۸؛ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۱/۵/۲۴)

چکیده

پژوهش حاضر با هدف شناسایی مناطق مطلوب رویشگاهی گونه‌ی *Fraxinus excelsior* L. و عوامل محیطی مؤثر بر پراکنش آن در جنگل خیرود نوشهر با مساحت تقریبی ۸۲۰۰ هکتار انجام گرفت. بدین منظور طی جنگل‌گردشی مختصات جغرافیایی ۱۰۰۴ پایه‌ی ون با دستگاه GPS ثبت شد و همراه با متغیرهای محیطی حاصل‌شده از خصوصیات اقلیمی، ویژگی‌های اولیه و ثانویه توپوگرافی با کمترین مقدار همبستگی در مدل‌های خطی و جمعی تعمیم‌یافته، جنگل تصادفی و آنتروپی بیشینه مدل‌سازی تعیین شد. آماده‌سازی متغیرها و تحلیل آنها در نرم‌افزارهای Arc GIS, SAGA, R انجام گرفت. به‌منظور مقایسه عملکرد حاصل از چهار مدل، متغیرهای ورودی همه مدل‌ها یکسان در نظر گرفته شد. مدل‌ها با معیارهای آماره مهارت درست، ضریب کاپا و سطح زیرمنحنی ارزیابی شدند. نتایج نشان داد که مدل جنگل تصادفی با بیشترین مقدار ضریب کاپا (۰/۹۷۳)، سطح زیرمنحنی (۰/۹۹۷) و آماره مهارت درست (۰/۹۷۳) دارای بهترین عملکرد است. براساس مدل جنگل تصادفی تأثیرگذارترین متغیرها بر حضور گونه‌ی ون به ترتیب عمق دره، انحنای پروفیل، شیب و شاخص موقعیت توپوگرافی هستند که نشان‌دهنده مناطق با خاک غنی، رطوبت کافی و زهکش مناسب (غیرراکد بودن آب)، شیب کمتر از ۴۵ درصد و نور کافی (مناسب با مرحله رویشی) است و در گستره وسیعی از سری‌های بهاربن، چلیر و منیاسنگ قرار دارند.

واژه‌های کلیدی: روش‌های آماری، متغیرهای محیطی، مدل‌سازی مطلوبیت رویشگاه.

مقدمه

حضور گونه‌هاست، مؤلفه مهمی در تصمیم‌گیری به‌منظور حفظ تنوع زیستی و پایداری منابع جنگل است (Camaclang et al., 2015; Schwartz, 2008). از سوی دیگر اطلاعات مکانی درباره پراکنندگی گونه‌های جنگلی به دلیل وسیع بودن سطح یا دسترسی سخت به برخی مناطق (صعب‌العبور بودن)، اغلب ناقص است (McSHEA, 2011).

مدیران و پژوهشگران منابع طبیعی برای تصمیم‌گیری و برنامه‌ریزی به‌منظور حفاظت، احیا و توسعه مناطق رویشگاهی و نیز پیش‌بینی اتفاقات مشکل‌ساز همانند آتش‌سوزی و تغییر اقلیم، به اطلاعات مکانی با صحت و دقت کافی از محل حضور گونه نیاز دارند (Franklin, 2010; Lawler et al., 2011). اطلاعات مکانی که توصیف‌کننده محل

دقت و صحت زیاد در شناسایی رویشگاه، سهولت اجرا، صرفه‌جویی در زمان، بررسی گونه در رویشگاه خود و امکان تعمیم نتایج حاصل از اجرای آن به نقاطی که در آن آماربرداری صورت نگرفته است (Gogol-Prokurat, 2011).

با توجه به مزیت‌های بسیار زیاد مدل‌های پراکنش گونه به‌کارگیری آنها در جنگل‌های هیرکانی که کارکرد آنها به‌طور کلی به دو بخش تولیدی و حفاظتی تقسیم می‌شود مفید به‌نظر می‌رسد. یکی از گونه‌های گیاهی که هم در بخش تولید به‌دلیل چوب باکیفیت، ارزش اقتصادی زیادی ایجاد می‌کند و هم در بخش حفاظتی به‌منظور افزایش غنای گونه‌ای و احیای مناطق تخریب‌یافته استفاده می‌شود (Aliniabengar et al., 2013) گونه ون (*Fraxinus excelsior* L.) است.

گونه ون از تیره زیتون *Oleaceae* و جنس *Fraxinus* است. این گونه دویاپه بوده و دارای گل‌های پلیگام، جوانه‌های سیاه چهاروجهی و میوه بالدار است. گونه ون ازت‌دوست (*Neutrophile*) است و سرشتی روشنایی‌پسند دارد، اما نهال‌های آن می‌توانند برای سال‌های اول تحمل سایه داشته باشند. درختان جوان رشد بسیار سریعی دارند و به‌آسانی زادآوری می‌کنند، از لحاظ اجتماعی پراکنده‌اند و به‌ندرت گروهی (توده‌ای) زیست می‌کنند. آنها به سرمای شدید زمستان و خشکی تابستان مقاوم‌اند، به‌راحتی محدودیت‌های اقلیمی و حرارتی را تحمل می‌کنند و در سطح وسیعی از جلگه تا ارتفاعات فوقانی و از منتهی‌الیه شرقی تا منتهی‌الیه غرب جنگل‌های کرانه دریای خزر انتشار می‌یابند که این حالت سبب افزایش دامنه (بوم‌شناختی) پراکنش این گونه می‌شود، اما از طرف دیگر به‌دلیل پرتوقع بودن (نیاز غذایی زیاد) و رطوبت‌پسندی فقط خاک‌های حاصلخیز با زهکش مطلوب را برای استقرار انتخاب می‌کنند. این گونه به‌دلیل نورپسندی و تولید بذر فراوان می‌تواند در شرایط مناسب نقش گونه پیشگام را ایفا کند و قابلیت

مدل‌های پراکنش گونه‌ای^۱ ابزاری مفید برای رفع کمبود اطلاعات پراکنش گونه، است (Boyce & McDonald, 1999).

مدل‌های پراکنش گونه‌ای طی پژوهش‌های Zurell et al. (2020) به‌منزله مجموعه‌ای از روش‌های متداول درون‌یابی و پیش‌بینی پراکنش کامپیوتری براساس مدل‌های آماری معرفی شده‌اند. به بیان دیگر مدل‌های آماری براساس همبستگی مشاهده‌شده بین پراکنش گونه و شرایط محیطی منطقه، مناطق بالقوه برای حضور گونه را پیش‌بینی می‌کنند (Elith et al., 2009). برای ساخت این مدل‌ها دست‌کم دو دسته داده زیستی (متغیر وابسته) که به‌صورت مختصات جغرافیایی نشان داده می‌شود و داده محیطی (متغیرهای مستقل) که به توصیف عوامل محیطی غیرزنده مؤثر بر پراکنش گونه می‌پردازد و رایج‌ترین آنها متغیرهای اقلیم (دما، بارش)، توپوگرافی (ارتفاع و شیب، جهت)، پوشش زمین، نوع و جنس خاک است (Pearson et al., 2007) به‌عنوان ورودی نیاز است (Elith & Franklin, 2013). پاسخ گونه به متغیرهای محیطی به‌صورت منحنی نمایش داده می‌شود که از طریق آن می‌توان به محدوده بهینه حضور گونه پی‌برد (Santika & Hutchinson, 2009).

مهم‌ترین عوامل محیطی مؤثر بر حضور و پراکنش گونه‌های گیاهی عبارت‌اند از نور، دما، رطوبت و مواد غذایی که با درک تأثیر این عوامل بر رشد گیاهان می‌توان مکان‌های احتمالی برای حضور و پراکنش آنها را بهتر تشخیص داد. در واقع با مدل‌های پراکنش گونه می‌توان واکنش و پراکندگی گونه‌ها را در پاسخ به عوامل محیطی نشان داد. به بیان دیگر با استفاده از این مدل‌ها می‌توان مهم‌ترین عوامل محیطی مؤثر بر حضور و پراکنش گونه را شناسایی و بدین ترتیب مناطق بالقوه مناسب را برای حضور گونه پیش‌بینی کرد (Phillips et al., 2006). به‌کارگیری مدل‌های پراکنش مزیت‌های بسیار زیادی به‌همراه دارد مانند:

رسیدن به سطح کلیماکس را نیز دارد (Namiranian, 2005; Tabari et al., 2002). پژوهش‌های بسیاری زیادی به منظور شناسایی مناطق مطلوب رویشگاهی با الگوریتم‌های مختلف و عوامل مؤثر بر پراکنش گونه‌ها انجام گرفته است. از پژوهش‌های داخلی می‌توان به تحقیق Jafarian & Kargar. (2017) اشاره کرد که کارایی دو مدل خطی تعمیم‌یافته^۱ و جمعی تعمیم‌یافته^۲ را در منطقه پلور سنجیدند. نتایج نشان داد که مدل GAM عملکرد بهتری از مدل GLM دارد. همچنین Jafari et al. (2019) تحقیقی با هدف مدل‌سازی پراکنش گونه ززالک (*Crataegus azarolus* L.) با استفاده از روش تحلیل آنترپوی بیشینه^۳ در استان چهارمحال و بختیاری انجام دادند. نتایج نشان داد که بیشترین عوامل تأثیرگذار بر پراکنش ززالک به ترتیب بیشینه دمای سالانه، ارتفاع، میانگین دمای سالانه و میانگین حداقل رطوبت نسبی است. علاوه بر این Teimoori Asl et al. (2020) در پژوهشی به پیش‌بینی مطلوبیت رویشگاه بالقوه استپی بیابانی (*Stipa hohenackeriana* Trin & Rupr. در استان چهارمحال و بختیاری پرداختند. نتایج نشان داد که مدل جنگل تصادفی^۴ عملکرد بهتری از دیگر مدل‌ها دارد و مؤثرترین متغیرها بر حضور گونه میانگین دمای پربارش‌ترین فصل سال، تغییرات فصل بارندگی و شاخص هم‌دمایی هستند. از پژوهش‌های خارجی می‌توان به تحقیق Buri et al. (2020) اشاره کرد که به بررسی افزودن متغیرهای خاکی به مدل‌های پیش‌بینی پراکنش گونه‌ای در رویشگاه کوهستانی سوئیس با ۱۹ متغیر محیطی به‌عنوان ورودی مدل‌ها پرداختند. یافته‌ها نشان داد که افزودن متغیرهای خاکی به مدل‌های پراکنش گونه‌ای سبب افزایش صحت مدل‌ها می‌شود. Ghareghan et al. (2020) با هدف پیش‌بینی پراکنش (*Morina*

در غرب شیراز به تحقیق پرداختند. نتایج بیانگر آن است که در بین مدل‌ها، آنترپوی بهترین عملکرد و عوامل ادافیکی بیشترین تأثیر را بر پراکنش *M. persica* دارند. Xu et al. (2022) در تحقیقی با هدف درک پراکنش سرخس (*Pteris vittata*) در جنوب چین دریافتند که از بین متغیرهای استفاده‌شده حداقل دما در سردترین ماه سال و میانگین دمای سالانه دو متغیر کلیدی بر پراکنش سرخس در جنوب چین است.

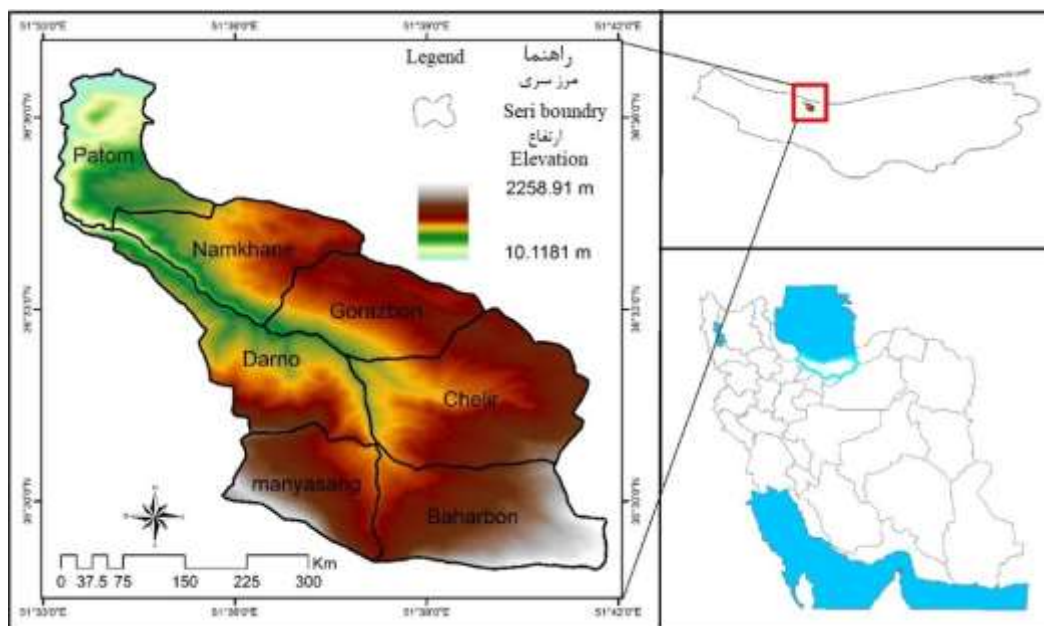
بنابراین با در نظر گرفتن نقش فراوان گونه ون در بوم‌سازگان و همچنین کمبود بررسی و نبود پژوهش در زمینه مدل‌سازی این گونه پژوهشی با اهداف شناسایی مهم‌ترین عوامل محیطی مؤثر بر پراکنش، پیش‌بینی مناطق مطلوب رویشگاهی و مدل‌سازی با الگوریتم‌های مختلف، مقایسه آن‌ها و انتخاب بهترین مدل در جنگل خیرودکنار نوشهر انجام گرفت.

مواد و روش‌ها

منطقه پژوهش

منطقه مورد پژوهش، جنگل آموزشی و پژوهشی خیرودکنار دانشگاه تهران واقع در ۷ کیلومتری شرق نوشهر است. مساحت کل منطقه حدود ۸۰۰۰ هکتار است که بین ۳۶ درجه و ۲۷ دقیقه تا ۳۶ درجه و ۴۰ دقیقه عرض شمالی و ۵۱ درجه و ۳۲ دقیقه تا ۵۱ درجه و ۴۳ دقیقه طول شرقی واقع شده است. پژوهش حاضر در تمام بخش‌های جنگل خیرود شامل پاتم، نم‌خانه، گرازبن، چلیز، بهاربن، دارنو و منیا سنگ انجام گرفت (شکل ۱). مقدار بارندگی سالانه در منطقه خیرود ۱۳۰۰ میلی‌متر است که حداقل آن مربوط به تیرماه و بیشترین آن مربوط به مهرماه است. ماه مرداد با میانگین دما ۲۹/۲ درجه سانتی‌گراد گرم‌ترین ماه سال و ماه بهمن با میانگین دمای ۲/۶ درجه سانتی‌گراد سردترین ماه سال می‌باشند. میانگین دمای سالانه برابر با ۱۵/۹ درجه سانتی‌گراد ثبت شده است (Etemad et al., 2013).

1. Generalized linear model
2. General Additive Model
3. Maximum Entropy
4. Random Forest



شکل ۱- موقعیت منطقه مطالعاتی، جنگل خیرود کنار نوشهر
Figure 1. location map of study area, Kherudkanar Nowshahr forest

و مختصات جغرافیایی آنها به‌عنوان داده حضور گونه ثبت شد. به‌منظور استفاده از مدل‌های حضور-شبه عدم حضور تعداد ۱۰۰۰ نمونه شبه عدم حضور از گونه به‌صورت مجازی با بسته $mopa^3$ در R ایجاد شد که به‌طور تصادفی در سرتاسر منطقه به‌جز نقاط حضور گونه قرار داشتند. مرور منابع نشان داد که داده‌های توپوگرافی، اقلیمی و خاکی برای ایجاد مدل رویشگاه گونه مورد نیاز است (Fois et al., 2018; Heubes et al., 2013; Zhang et al., 2019). در این پژوهش متغیرهای محیطی استفاده شده شامل دما و بارش سالانه بدست آمده از ایستگاه هواشناسی نوشهر، نقشه تیپ‌بندی خاک و خصوصیات اولیه و ثانویه توپوگرافی^۴ مشتق شده از مدل رقومی ارتفاع ۱۲/۵×۱۲/۵ متر در نرم‌افزار SAGA است. خصوصیات اولیه به‌طور مستقیم از مدل رقومی ارتفاع محاسبه شده و خصوصیات ثانویه ترکیبی از خصوصیات اولیه است (Moore et al., 1991). تمام لایه‌های رستری متغیرهای محیطی از نظر سیستم مختصات جغرافیایی و دقت مکانی در نرم‌افزار GIS نسخه ۱۰/۷

شیوه اجرای پژوهش

برای شناسایی مناطق مطلوب رویشگاهی گونه ون، پژوهش حاضر در چهار گام اصلی شامل: آماده‌سازی داده‌ها، بررسی هم‌بستگی بین متغیرها، ایجاد نقشه رویشگاه مطلوب با استفاده از مدل‌های آماری خطی تعمیم‌یافته (GLM)، جمع‌ی تعمیم‌یافته (GAM)، آنتروپی بیشینه (MAXENT) و جنگل تصادفی (RF) و ارزیابی نقشه‌ها انجام شد.

آماده‌سازی داده‌ها

برای ساخت مدل پراکنش گونه‌ای حداقل دو دسته داده‌های زیستی (متغیر وابسته) و محیطی (متغیرهای مستقل) مورد نیاز است (Elith & Franklin, 2013). در این پژوهش داده‌های زیستی شامل داده‌های حضور^۱ و شبه‌عدم حضور^۲ (عدم حضور کاذب) است. تعداد ۱۰۰۴ پایه که دارای قطر برابر سینه بیش از ۱۲/۵ سانتی‌متر، ارتفاع بیش از ۲ متر و تاج پوشش کاملاً سالم بود طی جنگل گردشی (بررسی میدانی) به همراه قرقبان‌های مجرب شناسایی

3. Modeling With Pseudo-Absences
4. Primary and Secondary topographic attributes

1. Presence
2. Pseudo-Absence

متغیرها را براساس ضوابط معین (قوانین حاکم برمدل) نشان می‌دهد (Guisan et al., 2002). در بسیاری از مواقع نوع ارتباط بین متغیرها بر اساس قوانین پارامتری از پیش تنظیم‌شده قابل تشخیص نیست، بنابراین از مدلی استفاده می‌شود که داده‌ها ماهیت روابط خود را بهتر نشان دهند؛ همانند مدل جمعی تعمیم‌یافته که ناپارامتری و بسط مدل خطی تعمیم‌یافته است (Guisan et al., 2002) در واقع مزیت مدل جمعی تعمیم‌یافته داده‌محوری به جای مدل محوری است؛ یعنی رابطه بین متغیرها براساس آزمون ساختار داده تعیین می‌شود نه پارامترهای از پیش تعیین‌شده در مدل (Hastie & Tibshirani, 1987; Salehi et al., 2012) از طرف دیگر اغلب داده‌های بوم‌شناختی با مفروضات آمار سنتی راه حل درستی را ارائه نمی‌دهند، بوم‌شناسان برای غلبه بر این چالش از روش‌های تحلیل مبتنی بر یادگیری ماشینی استفاده می‌کنند (Thessen, 2016). یکی از بهترین روش‌های یادگیری ماشینی، مدل جنگل تصادفی است که ناپارامتری است و از تعداد زیادی درخت تصمیم که حاصل ترکیب تصادفی متغیرها با یکدیگر است به‌وجود می‌آید (Wang et al., 2016). در برخی موارد نشان داده شده است که با وجود ثبت داده‌های عدم حضور، عملکرد مدل بهبود می‌یابد (Brotons et al., 2004) اما از آنجا که احتمال اشتباه در ثبت داده‌های عدم حضور وجود دارد (Anderson et al., 2003)، برای غلبه بر این مشکل از روش آنتروپی بیشینه که فقط داده‌های حضور در آن به‌کار می‌رود استفاده می‌شود. استفاده از چند مدل با الگوریتم‌های متفاوت در پیش‌بینی پراکنش گونه علاوه‌بر اینکه می‌تواند از بروز خطا در مدل‌سازی با هدف یکسان جلوگیری کند، توانایی مدل‌ها را در تشخیص روابط صحیح محیط و گونه می‌سجد و نیز از عدم قطعیت‌های ناشی از داده‌های پرت که ممکن است در استفاده از تنها یک مدل پیش‌بیاید جلوگیری کند (Araújo & New, 2007).

و با ابزار Extract by Mask یکسان‌سازی شدند، در این فرآیند متغیرهای تیپ‌بندی خاک به‌دلیل یکسان نبودن مقیاس آن با دیگر متغیرها حذف شدند.

بررسی همبستگی بین متغیرها

یکی از مسائل مهم در مدل‌سازی بررسی مقدار همبستگی میان متغیرهای محیطی مستقل است. وجود همبستگی بین متغیرهای ورودی می‌تواند سبب بروز خطای زیادی در خروجی مدل‌ها شود (Braunisch et al., 2013). بدین منظور پیش از اجرای مدل‌سازی مقدار همبستگی بین متغیرهای محیطی با آزمون اسپیرمن بررسی شد و متغیرهای دارای همبستگی کمتر از ۰/۸ انتخاب و بقیه حذف شدند (Olaya Marín, 2016). در نهایت پس از بررسی هم‌خطی، با ۹ متغیر (جدول ۱) مدل‌سازی انجام گرفت.

ایجاد نقشه رویشگاه مطلوب با استفاده از مدل‌های GLM, GAM, RF, MAXENT

در فرآیند مدل‌سازی به‌منظور تعیین رابطه بین متغیرها از مدل‌های آماری که به رگرسیون معروف‌اند استفاده می‌شود. مدل‌ها براساس نوع داده، چندخطی بودن، نوع و تعداد متغیرهای در دسترس، مقدار پیچیدگی آنها و دانش کارشناسی انتخاب می‌شوند (Zurell et al., 2020) و انتخاب مدل مناسب می‌تواند عدم قطعیت نتایج را کاهش دهد (Guisan et al., 2017). با توجه به دانش کارشناسی و ماهیت داده‌های بوم‌شناختی که اغلب از توزیع نرمال پیروی نمی‌کنند و رابطه بین متغیرهایشان خطی نیست و حجم اطلاعات زیادی دارند (Frew & Dozier, 2012)، در این پژوهش از مدل‌های رگرسیونی خطی تعمیم‌یافته (Generalized linear model)، جمعی تعمیم‌یافته (General Additive Model)، جنگل تصادفی (Random Forest) و آنتروپی بیشینه (Maximum Entropy) استفاده شد. مدل خطی تعمیم‌یافته، پارامتری و بسط مدل خطی کلاسیک است و هنگامی که داده‌ها از توزیع نرمال پیروی نمی‌کنند، رابطه بین

ارزیابی نقشه‌های مطلوبیت رویشگاه

در اکولوژی به‌طور کلی از سه شاخص ضریب کاپا، آماره مهارت درست و مساحت زیرمنحنی برای ارزیابی مدل‌های آماری استفاده می‌شود (Leroy et al., 2018). در حالی که دو روش اول از سیستم طبقه‌بندی ماتریس اغتشاش^۱ مشتق شده است که تجسم عملکرد یک الگوریتم را تسهیل می‌کند، روش آخر با استفاده از تجزیه و تحلیل منحنی AUC تولید می‌شود (Márcia Barbosa et al., 2013). ماتریس اغتشاش براساس تعداد رخداد‌های صحیح و غیر صحیح از حضور و غیاب گونه براساس مقادیر واقعی و مدل تولید می‌شود. ضریب کاپا بیانگر مقدار توافق بین مقادیر مشاهده شده و پیش‌بینی شده است و عملکرد مدل را بین صفر و ۱ طبقه‌بندی می‌کند. مقدار ۱ نشان‌دهنده توافق کامل و مقدار صفر نشان‌دهنده توافق تصادفی بین مقادیر مشاهده شده و پیش‌بینی شده است (Landis & Koch, 1977). آماره مهارت درست از فرمول (TSS= Sensitivity+Specificity-1) محاسبه می‌شود و مقادیر آن بین منفی ۱ تا مثبت ۱ است و هرچه مقدار آن به مثبت ۱ نزدیک‌تر باشد عملکرد مدل بهتر است (Allouche et al., 2006). مساحت زیرمنحنی تحلیل دوبعدی است که با قرار گرفتن مقدار حساسیت^۲ (Sensitivity) در محور x و یک منهای ویژگی^۳ (1-Specificity) در محور y ایجاد می‌شود. مقادیر مربوط به سطح زیرمنحنی بین صفر تا ۱ متغیر است و هرچه به ۱ نزدیک‌تر باشد مدل از کارایی مناسب‌تری برخوردار است (Rodríguez & López, 2017). بهره‌گیری از شاخص‌های مختلف برای ارزیابی مدل‌ها نشان‌دهنده آن است که مدل‌های مختلف می‌توانند نمره زیاد را در یک جنبه خاص به دست آورند و در دیگر جنبه‌ها نمره کمتری بگیرند

1. Confusion Matrix
2. Sensitivity
3. Specificity

(Fukuda et al., 2013) که این موضوع مانع سوءتعبیر نتایج می‌شود.

روش تحلیل

بررسی همبستگی بین متغیرهای محیطی از طریق تحلیل خوشه‌ای اسپیرمن در تابع varclus بسته Hmisc انجام گرفت و متغیرهایی که همبستگی زیادی نشان دادند حذف شدند و با متغیرهای باقی‌مانده مدل‌سازی انجام گرفت (جدول ۱). پیش‌بینی مناطق مطلوب رویشگاهی گونه ون با بسته Biomod2 در نرم‌افزار R انجام گرفت. به‌منظور افزایش صحت و دقت نتایج مدل‌ها، هریک از آنها ده بار تکرار شد و در هر تکرار به‌صورت تصادفی ۷۰ درصد داده‌ها به‌عنوان نمونه آموزشی و ۳۰ درصد به‌عنوان نمونه آزمایشی استفاده شدند (Alavi et al., 2019). ارزیابی عملکرد مدل‌های پراکنش شامل ارزیابی ضرایب آماری مدل، اهمیت نسبی متغیرها (در بهترین مدل) و بررسی منحنی واکنش گونه به متغیرهای محیطی (Friedman et al., 2001) انجام گرفت. در این پژوهش همه تجزیه و تحلیل‌های آماری در نرم‌افزار آماری R انجام گرفت (R CORE TEAM, 2020).

نتایج

بررسی اهمیت نسبی متغیرها در مدل‌های مختلف نشان می‌دهد که متغیرهای عمق دره، انحنای نیمرخ و شاخص موقعیت توپوگرافی در همه مدل‌ها و متغیر شیب در مدل جنگل تصادفی و شاخص طول و تندی شیب در دیگر مدل‌ها بیشترین اثرگذاری را نشان داده‌اند (جدول ۲).

ارزیابی عملکرد مدل‌ها با ضرایب آماری KAPPA، AUC و TSS نشان داد که مدل جنگل تصادفی با بیشترین مقدار Kappa (۰/۹۷۳)، AUC (۰/۹۹۷) و TSS (۰/۹۷۳) بهترین عملکرد را در بین مدل‌های استفاده شده و مدل آنتروپی بیشینه با کمترین مقدار Kappa (۰/۷۵۵)، AUC (۰/۹۲۱) و TSS (۰/۷۵۴) ضعیف‌ترین عملکرد را دارد (جدول ۳).

جدول ۱- متغیرهای محیطی استفاده‌شده در مدل‌سازی پراکنش گونه ون جنگل خیرود
 Table 1. Descriptions of environmental variables used for *Fraxinus excelsior* L. distribution modeling in Kherudkanar Nowshahr forest

اهمیت Importance	تعریف Definition	متغیر Variable
تامین آب برای رویش گیاه Water supply for plant growth	میانگین بارش در طول سال Average rainfall during a year	بارش سالانه Annual rainfall
تأثیر بر سرعت جریان آب‌های سطحی و زیرزمینی Effect on the speed of surface and underground water flow	تغییر ارتفاع تقسیم‌بهر فاصله افقی Height change divided by horizontal distance	شیب Slope
تعیین خنک‌ترین و مرطوب‌ترین دامنه، گرم‌ترین و خشک‌ترین دامنه Determining the coldest, wettest, hottest and driest hillside	قرار دادن جهت در فرمول TRASP ¹ Placement of the aspect in the TRASP formula	تابش خورشید Sun radiation
تابش خورشید، دما، تبخیر و تعرق، فرسایش Sun radiation, temperature, evaporation and transpiration, erosion	فاصله عمودی تا سطح پایه شبکه کانال Vertical distance to the base level of the channel network	عمق دره Valley deep
تفکیک پستی و بلندی با دقت بالا Height and bottom separation with high accuracy	مقایسه ارتفاع هر پیکسل با میانگین ارتفاع پیکسل‌های اطراف آن Comparing the height of each pixel with the average height of the pixels around it	شاخص موقعیت توپوگرافی Topographic position index
تعیین سرعت حرکت آب و رطوبت زمین Determining water movement speed and soil moisture	اندازه‌گیری رطوبت خاک با توجه به شیب Soil moisture measurement according to the slope	شاخص همگرایی توپوگرافی Topography Convergence Index
تأثیر توپوگرافی بر مقدار رواناب، تعیین رطوبت خاک The influence of topography on the amount of runoff, determination of soil moisture	تقسیم مساحت حوضه بالادست بر شیب منطقه Division of the area of the upstream watershed on the slope of the region	شاخص رطوبت توپوگرافی Topography Wetness Index
تعیین فرساینده‌گی رواناب Determining the erosivity of runoff	حاصل ضرب طول شیب در درجه شیب Multiplication slope length in slope degree	شاخص طول و تندگی شیب Length Slope Index
تعیین مقدار فرسایش/رسوب خاک Determining the amount of soil erosion/deposition	تغییر شیب منحنی میزان در طول مسیر جریان به سمت پایین Changing the slope of the contour line along the downward flow path	انحنای نیم‌رخ Profile Curvature

1. TRASP=[1-COS((π /180)(θ -30))]/2

جدول ۲- اهمیت نسبی متغیرها در مدل‌های مختلف

Table 2. Relative importance of variables in different models

مدل‌ها Models				متغیرها Variables
آنتروپی بیشینه Maximum Entropy	جنگل تصادفی Random Forest	جمعی تعمیم‌یافته General Additive Model	خطی تعمیم‌یافته Generalized Linear Model	
0/042	0/032	0/096	0/081	بارش سالانه Annual rainfall
0/208	0/142	0/306	0/249	شیب Slope
0/143	0/038	0/008	0/011	تابش خورشید Sun radiation
0/232	0/307	0/446	0/386	عمق دره Valley deep
0/248	0/147	0/349	0/299	شاخص موقعیت توپوگرافی Topographic position index
0/123	0/010	0/071	0/051	شاخص همگرایی توپوگرافی Topography Convergence Index
0/080	0/086	0/220	0/165	شاخص رطوبت توپوگرافی Topography Wetness Index
0/445	0/024	0/570	0/439	شاخص طول و تندی شیب Length Slope Index
0/246	0/206	0/148	0/163	انحنای نیم‌رخ (پروفیل) Profile Curvature

جدول ۳- مقادیر برآورد شده شاخص‌های ارزیابی در مدل‌های مختلف

Table 3. Estimated values of evaluation indices in different models

شاخص‌های ارزیابی Evaluation criteria			مدل‌ها Models
AUC	Kappa	TSS	
0/954	0/841	0/841	GAM
0/953	0/837	0/837	GLM
0/997	0/973	0/973	RF
0/921	0/755	0/754	MAXENT

(۳۰+ -۴۰-) برای شاخص موقعیت توپوگرافی و (۴۰-

۱۰ درصد) برای شیب برآورد شد (شکل ۳).

بنابر یافته‌های حاصل از مدل جنگل تصادفی، در

حدود ۱۷۹۲/۱۲ هکتار معادل ۲۲ درصد از کل

منطقه به‌عنوان رویشگاه‌های با پتانسیل زیاد تا خیلی

زیاد شناسایی شد (جدول ۴) که براساس آن گستره

وسعی از رویشگاه‌های مطلوب و ن در سری‌های

بهارن، چلیر و منیاسنگ قرار می‌گیرند. این موضوع

نشان‌دهنده تراکم متغیرهای محیطی مطلوب در

پراکنش گونه و ن در این سری‌ها است (شکل ۴).

با توجه به عملکرد عالی مدل جنگل تصادفی

ارزیابی اهمیت نسبی متغیرها با این مدل بررسی شد.

نتایج نشان داد که متغیرهایی عمق دره، انحنای

نیم‌رخ، شاخص موقعیت توپوگرافی و شیب بیشترین

سهم را در ساخت مدل جنگل تصادفی به‌منظور

پیش‌بینی مناطق مطلوب رویشگاهی گونه و ن در

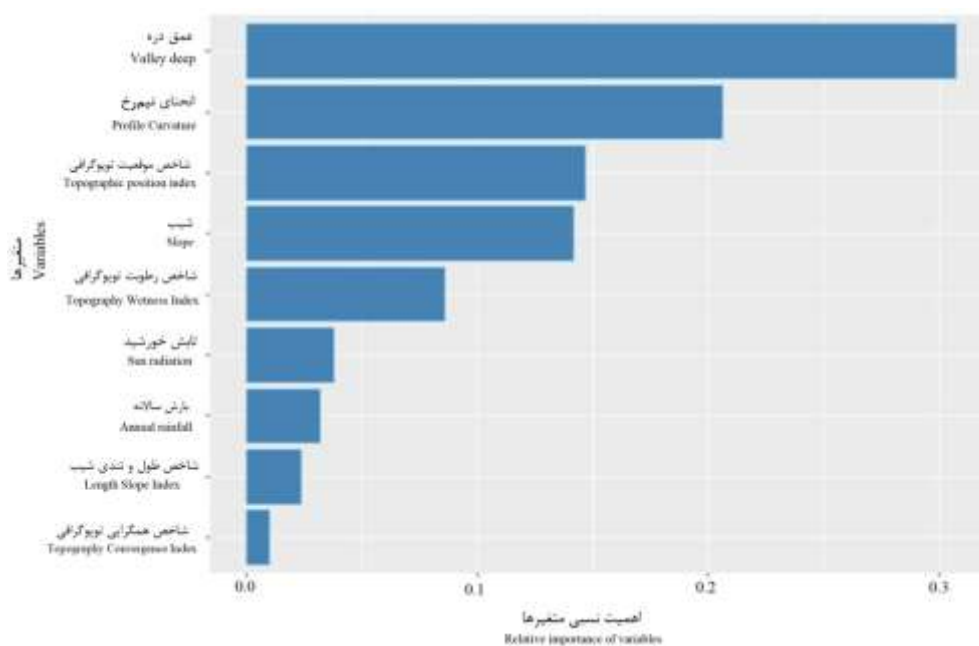
جنگل خیرود دارند (شکل ۲).

محدوده بهینه منحنی واکنش گونه و ن به

متغیرهایی با بیشترین تأثیر بر حضور گونه و ن در

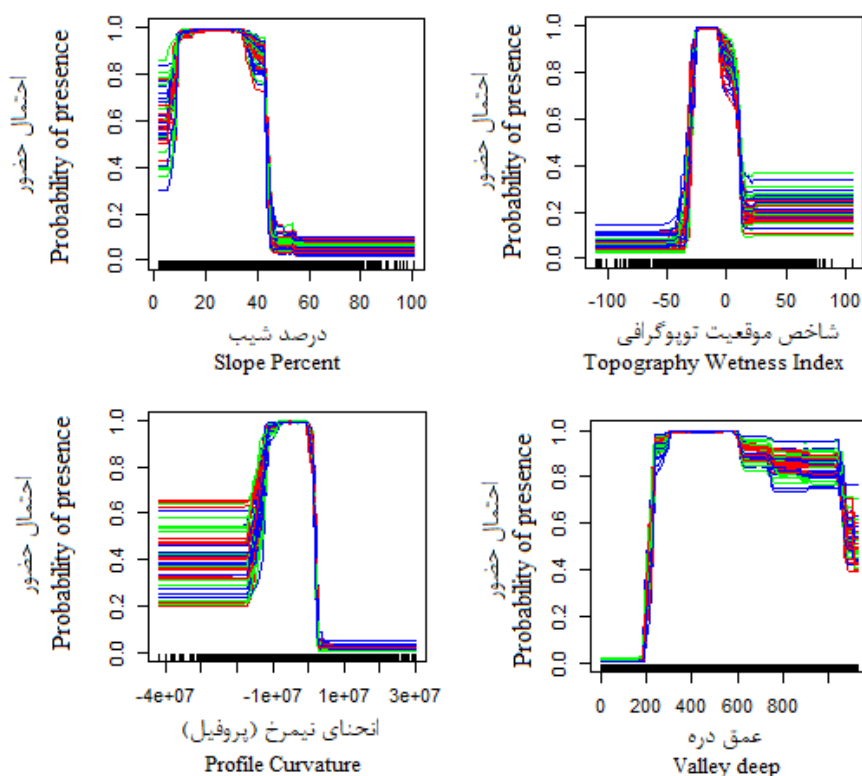
جنگل خیرودکنار، شامل محدوده (۸۰۰->۲۰۰)

برای عمق دره، (۳۰+ -۵۰-) برای انحنای نیم‌رخ،



شکل ۲- اهمیت نسبی متغیرها در مدل جنگل تصادفی

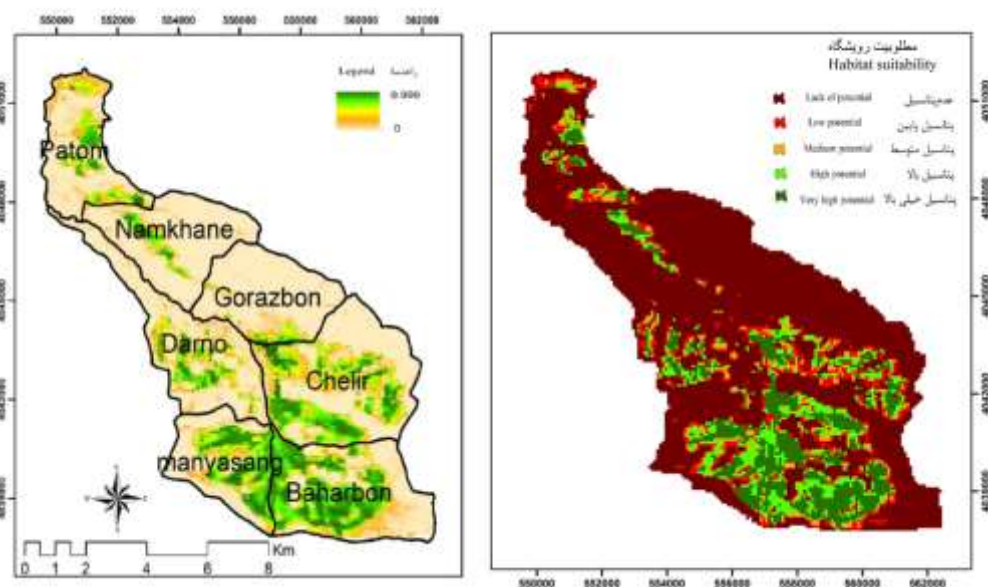
Figure 2. The relative importance of variables in the random forest model



شکل ۳- منحنی واکنش گونه برای متغیرها با بیشترین تأثیر بر حضور گونه در مدل جنگل تصادفی
Figure 3. Species response curves to environmental variables in the random forest model

جدول ۴- طبقه‌بندی سری‌های جنگل خیرودکنار براساس درجه مطلوبیت رویشگاه گونه ون در مدل جنگل تصادفی
Table 4. Classification of Khairudkanar forest series in the random forest model

درجه مطلوبیت (ha) Degree of sustainability (ha)					رویشگاه Habitat
پتانسیل خیلی بالا Very high potential	پتانسیل بالا High potential	پتانسیل متوسط Medium potential	پتانسیل پایین Low potential	عدم پتانسیل Lack of potential	
59/18	58/96	55/92	88/31	633/12	پاتم Patom
36/28	37/98	14/77	24/81	965/17	نم‌خانه Namkhane
78/08	73/88	54/53	69/19	908/79	دارنو Darno
10/47	25/32	19/09	25/17	936/30	گرازبن Gorazbon
270/85	200/48	117/05	173/13	958/86	چلیبر Chelir
196/02	130/94	51/98	70/60	423/81	منیاسنگ Manyasang
428/87	184/33	72/64	89/02	598/19	بهاربن Baharbon
1079/78	712/34	386/99	542/22	5476/09	جمع کل Total
13/16	8/68	4/71	6/61	66/74	درصد (/.) Percent (%)



شکل ۴- نقشه مطلوبیت رویشگاه گونه ون در مدل جنگل تصادفی
Figure 4. Fraxinus excelsior L. habitat sustainability map in random forest model

بحث

ساخت مدل و پیش‌بینی رویشگاه‌های مطلوب داشته‌اند.

عمق دره، مؤثرترین متغیر در ساخت مدل جنگل تصادفی به‌منظور پیش‌بینی رویشگاه مطلوب گونه‌ی ون جنگل خیرود است که براساس فاصله‌ی محل حضور گونه تا کف دره تعریف می‌شود (Gorsevski & Gessler, 2006). با توجه به این متغیر بیشترین احتمال حضور گونه در دره‌های با عمق متوسط است و علت آن ممکن است خاک غنی فرسایش‌یافته از بالادست با زهکشی مناسب باشد. با در نظر گرفتن سرشت نورپسند (نیاز نوری زیاد) گونه‌ی ون و از طرف دیگر کاهش نور در اعماق دره‌ها، در صورت وجود درختان دیگر احتمال استقرار و حضور گونه‌ی ون با افزایش عمق دره کاهش می‌یابد، ولی در صورت تأمین نیازهای بوم‌شناختی (خاک غنی، عمیق و مرطوب با زهکشی خوب و نور مناسب)، به‌دلیل تحمل سرمای زیاد، احتمال حضور این گونه همچنان وجود دارد. نیاز نوری گونه‌ی ون زیاد است، ولی در دره‌های کم‌عمق به‌علت دریافت نور زیاد رطوبت خاک کاهش می‌یابد و با در نظر گرفتن نیاز بوم‌شناختی گونه‌ی ون یعنی وابستگی شدید به رطوبت، احتمال حضور گونه به‌طور محسوسی کاهش می‌یابد یافته‌ها با نتایج Tabari et al. (2002) و (2005) Namiranian که شرایط مطلوب خاکی را برای گونه‌ی ون، غنی بودن مواد غذایی، عمق و غیرفشرده‌گی برشمرده‌اند مطابقت دارد. افزون بر این نیاز نوری گیاه توسط شاخص تابش خورشیدی (TRASP) مشتق از جهت جغرافیایی به‌دست آمد (Moisen & Frescino, 2002) نتایج نشان داد که گونه در مناطق نورگیر بیشترین حضور را دارد؛ البته پاسخ گونه به تابش خورشید، تابع مرحله‌ی رویشی است نتیجه حاصل با یافته‌های Aliniabengar et al. (2013) همسو است. انحنای نیمرخ، متغیر تأثیرگذار دیگری است که تغییرات شیب را با در نظر گرفتن مقیاس فاصله می‌سنجد و سطح زمین را به سه قسمت یال، سطح صاف و دره تقسیم می‌کند و نشان‌دهنده‌ی سرعت

در این پژوهش رویشگاه‌های مطلوب گونه‌ی ون جنگل خیرود در زمان حاضر با چهار روش مدل‌سازی خطی و جمعی تعمیم‌یافته، جنگل تصادفی و آنتروپی بیشینه بررسی شد. نتایج مقایسه‌ی عملکرد ضرایب آماری چهار مدل نشان داد که همه‌ی مدل‌ها با داشتن TSS بیشتر از ۰/۷، AUC بیشتر از ۰/۹ و کاپای بیشتر از ۰/۸ عملکرد خیلی خوب تا عالی داشتند و مدل جنگل تصادفی با بیشترین مقادیر ضرایب آماری، عملکردی قوی‌تر از مدل‌های دیگر نشان داد که این یافته همسو با پژوهش Teimoori Asl et al. (2020) تأیید مجددی بر توانایی عالی عملکرد مدل جنگل تصادفی است. همچنین عملکرد مدل GAM در مقایسه با مدل GLM نتایج بهتری نشان داد که با یافته‌های (Jafarian & Kargar, 2017) تطابق دارد.

مزیت مدل جنگل تصادفی در پیش‌بینی این است که پیش‌بینی خود را با میانگین گرفتن از تعداد زیادی درخت تصمیم که به‌طور تصادفی از متغیرها ایجاد شده انجام می‌دهد (Wang et al., 2016)؛ همچنین ناپارامتری است و عملکرد عالی با مجموعه داده‌های بزرگ (li & wang, 2013) و دقت بسیار زیادی در طبقه‌بندی، مدل‌سازی اثرهای متقابل میان متغیرهای پیش‌بینی‌کننده و محاسبه‌ی داده‌های گمشده دارد (Cutler et al., 2007). بنابراین ماهیت مدل و فرایند مدل‌سازی جنگل تصادفی سبب قدرت بسیار زیاد آن در ساخت مدل پراکنش گونه با متغیرهای محیطی می‌شود. متغیرهای محیطی تأثیر بسزایی بر پراکنش گونه‌ها دارند (Fortunel et al., 2014; Silva et al., 2014). متغیرهای محیطی ایجادکننده‌ی شرایط مطلوب رویشگاهی برای حضور گونه‌ی ون شامل خاک غنی، عمیق و مرطوب با زهکشی مناسب (جاری بودن آب) و نور است (Tabari et al., 2002). با تحلیل سهم هر متغیر در ساخت مدل جنگل تصادفی نتایج نشان داد که متغیرهای عمق دره، انحنای نیمرخ، شاخص موقعیت توپوگرافی و شیب بیشترین سهم را در

مدل‌های پیش‌بینی پراکنش گونه سبب افزایش صحت مدل‌های می‌شود، ولی در پژوهش حاضر متغیرهای خاکی به دلیل استاندارد و یکسان نبودن با دیگر متغیر حذف شدند.

با توجه به فواید زیاد گونه‌ون در تقویت خاک، افزایش غنای گونه‌ای، احیای مناطق تخریب‌یافته، زیبایی ریخت‌شناسی و تولید چوب، پیشنهاد می‌شود که به منظور بهره‌مندی از آن، پژوهش‌های بیشتری با در نظر گرفتن متغیرهای خاکی، سناریوهای تغییر اقلیم و همچنین تأثیر حضور گونه‌های دیگر بر حضور این گونه در مناطق گوناگون، به منظور دستیابی به اطلاعات جامع و کامل برای برنامه‌ریزی با هدف کاشت در زمان حال و حفظ و بهره‌مندی از فواید آن در آینده صورت پذیرد.

نتیجه‌گیری

تا کنون پژوهش‌های اندکی درباره پراکنش گونه‌ون انجام گرفته که هیچ یک به شناسایی مناطق مطلوب رویشگاهی نپرداخته است. این پژوهش به ارزیابی و تهیه نقشه رویشگاه‌های مطلوب گونه‌ون براساس مدل‌های آماری ایجادشده از متغیرهای محیطی تأثیرگذار بر حضور گونه‌ون پرداخت که یافته‌های آن می‌تواند پشتوانه‌ای محکم برای اقدامات حفاظتی و احیایی باشد. نتایج پژوهش حاضر نشان می‌دهد که در میان مدل‌های استفاده‌شده مدل جنگل تصادفی به علت ساختار خود، توانایی بسیار زیادی در تهیه نقشه مناطق مطلوب دارد که مؤثرترین عوامل بر حضور گونه‌ون با این مدل در جنگل خیرودکنار نوشهر عمق دره، انحنا، نیمرخ، شاخص موقعیت توپوگرافی و شیب تشخیص داده شد. براساس مشاهدات میدانی و بررسی‌ها می‌توان گفت مطلوب‌ترین مناطق برای حضور گونه‌ون در جنگل خیرودکنار نوشهر مناطقی است با خاک غنی، رطوبت کافی و زهکش مناسب (غیرراکد بودن آب)، شیب کمتر از ۴۵ درصد که نور کافی (مناسب با مرحله

جریان آب و نرخ فرسایش/ رسوبگذاری خاک است (Moore & Hutchinson, 1991). نتایج تحقیق نشان می‌دهد که بیشترین احتمال حضور گونه با توجه به انحنا، نیمرخ، مناطق مسطح با شیب ملایم (کمتر از ۴۵ درصد) است که در آنجا خاک‌های شسته‌شده از بالا دست ته‌نشین می‌شوند و به علت شیب، آب به صورت روان جریان دارد. متغیر شیب نیز بیشترین احتمال حضور گونه را در مناطق با شیب بین ۴۰-۱۰ درصد نشان می‌دهد که نتایج با یافته‌های Aliniabengar et al. (2013) همسو است.

شاخص موقعیت توپوگرافی متغیر تأثیرگذار دیگری است که ارتفاع هر پیکسل در مدل رقومی ارتفاع را با میانگین ارتفاع پیکسل‌های اطراف آن مقایسه و سطح زمین را به طبقات مختلفی تقسیم می‌کند (Mokarram & Negahban, 2015). با در نظر گرفتن تأثیر این متغیر بر احتمال حضور گونه محدود دامنه‌های میانی، مناطق مسطح و دره‌های U شکل است که در آن مناطق بیرون‌زدگی سنگی که لابه‌لای آنها با خاک فرسایش یافته از بالادست پر می‌شود و دامنه‌های U شکل اغلب نور کافی برای رشد را دریافت می‌کنند. یافته‌های شاخص موقعیت توپوگرافی و اثر عمق با وجود تفاوت در شیوه محاسباتی به نتایج مشابهی اشاره می‌کنند.

در پژوهش‌های متعدد دما و بارش از متغیرهای بسیار تأثیرگذار بر پراکنش گونه شناسایی شده‌اند (Jafari et al., 2019; Teimoori Asl et al., 2020; xu et al., 2022)، ولی در پژوهش حاضر این متغیرها تأثیر بسزایی در پراکنش و نشان ندادند که علت آن تحمل دامنه وسیع تغییرات دمایی و اقلیمی توسط این گونه است. این یافته با پژوهش‌های Tabari et al. (2002) همخوانی دارد. فراهم بودن شرایط مناسب اقلیمی برای حضور گونه در سراسر منطقه نیز می‌تواند دلیل دیگری بر تأثیر نداشتن این متغیر در پراکنش گونه‌ون در جنگل خیرودکنار باشد. پژوهش Buri et al. (2020) نشان داد که افزودن متغیرهای خاکی به

دبیر و کارشناسان مجله‌ی جنگل ایران که سخاوتمندانه در راهنمایی، همراهی، ارزیابی و بازخورد این اثر فعالیت داشتند و نیز از آقایان دکتر احمد عباس‌نژاد، حامد زال‌نژاد و محسن رضایی که الهام‌بخش من در مسیر پژوهش بودند سپاسگزارم.

رویشی) را دریافت کند. این مناطق درگستره‌ی وسیعی از سری‌های بهارین، چلیبر و منیاسنگ قرار دارند.

سپاسگزاری

از همکاری و همدلی ارزشمند استادان راهنما، سرپرست جنگل خیرود، قرقبانان، داوران پژوهش،

References

- Ahmadi, K., Hosseini, S., Tabari, M., & Nouri, Z. (2019). Modeling the potential habitat of English yew (*Taxus baccata* L.) in the Hyrcanian forests of Iran. *Forest Research and Development*, 5(4), 513-525. doi: 10.30466/jfrd.2019.120791. (In persian)
- Allouche, O., Tsoar, A., & Kadmon, R. (2006). Assessing the accuracy of species distribution models: prevalence, kappa and the true skill statistic (TSS). *Journal of applied ecology*, 43(6), 1223-1232. DOI:10.1111/j.1365-2664.2006.01214.x.
- Aliniabengar, GH., Payam, H., & Fallahchaie, M. (2013). Quantities and Qualitative Assessment of Natural European Ash in Hyrcanian Forests of Iran. *ciences and Techniques in Natural Resources*, 7(4), 1-10. (In persian)
- Araújo, M.B. & New, M., (2007). Ensemble forecasting of species distributions. *Trends in ecology & evolution*, 22(1), pp.42-47. <https://doi.org/10.1016/j.tree.2006.09.010>.
- Anderson, R.P., Lew, D., & Peterson, A.T. (2003). Evaluating predictive models of species' distributions criteria for selecting optimal models. *Ecological modelling*, 162(3), 211-232. [https://doi.org/10.1016/S0304-3800\(02\)00349-6](https://doi.org/10.1016/S0304-3800(02)00349-6).
- Braunisch, V., Coppes, J., Arlettaz, R., Suchant, R., Schmid, H., & Bollmann, K. (2013). Selecting from correlated climate variables a major source of uncertainty for predicting species distributions under climate change. *Ecography*, 36(9), 971-983. <https://doi.org/10.1111/j.1600-0587.2013.00138.x>.
- Boyce, M.S., & McDonald, L.L. (1999). Relating populations to habitats using resource selection functions. *Trends in ecology & evolution*, 14(7), 268-272. [https://doi.org/10.1016/S0169-5347\(99\)01593-1](https://doi.org/10.1016/S0169-5347(99)01593-1).
- Brotons, L., Thuiller, W., Araújo, M.B., & Hirzel, A.H. (2004). Presence-absence versus presence-only modelling methods for predicting bird habitat suitability. *Ecography*, 27(4), 437-448. <https://doi.org/10.1111/j.0906-7590.2004.03764.x>.
- Buri, A., Grand, S., Yashiro, E., Adatte, T., Spangenberg, J.E., Pinto-Figueroa, E., ... & Guisan, A. (2020). What are the most crucial soil variables for predicting the distribution of mountain plant species? A comprehensive study in the Swiss Alps. *Journal of Biogeography*, 47(5), 1143-1153. <https://doi.org/10.1111/jbi.13803>.
- Camaclang, A.E., Maron, M., Martin, T.G., & Possingham, H.P. (2015). Current practices in the identification of critical habitat for threatened species. *Conservation Biology*, 29(2), 482-492. DOI: 10.1111/cobi.12428.
- Cutler, D.R., Edwards Jr, T.C., Beard, K.H., Cutler, A., Hess, K.T., Gibson, J., & Lawler, J.J. (2007). Random forests for classification in ecology. *Ecology*, 88(11), 2783-2792. <https://doi.org/10.1890/07-0539.1>.
- Elith, J., & Leathwick, J.R. (2009). Species distribution models: ecological explanation and prediction across space and time. *Annual Review of Ecology, Evolution and Systematics*, 40(1), 677-697. <https://doi.org/10.1146/annurev.ecolsys.110308.120159>.

- Elith, J., & Franklin, J. (2013). Species distribution modeling. In *Encyclopedia of Biodiversity: Second Edition* (pp. 692-705). Elsevier Inc. DOI: 10.1016/B978-0-12-384719-5.00318-X.
- Etemad, V., Namiranian, M., Zobeiri, M., Majnounian, B., & Moradi, G. (2013). Qualitative and Quantitative Variation of Forest Stands after one Period of Forest Management Plan (Case study: Namkhane District Kheyroud Forest). *Forest and Wood Products*, 66(3), 243-256. doi: 10.22059/jfwp.2013.36110. DOI: 10.22059/JFWP.2013.36110. (In persian)
- Fois, M., Cuenca-Lombraña, A., Fenu, G., & Bacchetta, G. (2018). Using species distribution models at local scale to guide the search of poorly known species Review, methodological issues and future directions. *Ecological Modelling*, 385, 124-132. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2018.07.018>.
- Fortunel, C., Paine, C.T., Fine, P.V., Kraft, N.J., & Baraloto, C. (2014). Environmental factors predict community functional composition in Amazonian forests. *Journal of Ecology*, 102(1), 145-155. <https://doi.org/10.1111/1365-2745.12160>.
- Frew, J.E., & Dozier, J. (2012). Environmental informatics. *Annual Review of Environment and Resources*, 37(1), 449-472. <https://doi.org/10.1146/annurev-environ-042711-121244>.
- Franklin, J. (2010). Moving beyond static species distribution models in support of conservation biogeography. *Diversity and Distributions*, 16(3), 321-330. <https://doi.org/10.1111/j.1472-4642.2010.00641.x>.
- Friedman, J., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2001). The elements of statistical learning (Vol. 1, No.). New York *Springer series in statistics*.
- Fukuda, S., De Baets, B., Waegeman, W., Verwaeren, J., & Mouton, A. M. (2013). Habitat prediction and knowledge extraction for spawning European grayling (*Thymallus thymallus* L.) using a broad range of species distribution models. *Environmental Modelling & Software*, 47, 1-6. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2013.04.005>.
- Ghareghan, F., Ghanbarian, G., Pourghasemi, H.R., & Safaeian, R. (2020). Prediction of habitat suitability of *Morina persica* L. species using artificial intelligence techniques. *Ecological Indicators*, 112, 106096. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2020.106096>.
- Gogol-Prokurat, M. (2011). Predicting habitat suitability for rare plants at local spatial scales using a species distribution model. *Ecological Applications*, 21(1), 33-47. DOI: 10.1890/09-1190.1.
- Gorsevski, P.V., Gessler, P.E., Foltz, R.B., & Elliot, W.J. (2006). Spatial prediction of landslide hazard using logistic regression and ROC analysis. *Transactions in GIS*, 10(3), 395-415. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9671.2006.01004.x>.
- Guisan, A., Edwards Jr, T.C., & Hastie, T. (2002). Generalized linear and generalized additive models in studies of species distributions: setting the scene. *Ecological Modelling*, 157(2-3), 89-100. [https://doi.org/10.1016/S0304-3800\(02\)00204-1](https://doi.org/10.1016/S0304-3800(02)00204-1).
- Guisan, A., Thuiller, W., & Zimmermann, N.E. (2017). Habitat suitability and distribution models with applications in R. *Cambridge University Press*.
- Hastie, T., & Tibshirani, R. (1987). Non-parametric logistic and proportional odds regression. *Journal of the Royal Statistical Society Series C (Applied Statistics)*, 36(3), 260-276.
- Heubes, J., Schmidt, M., Stuch, B., Márquez, J.R.G., Wittig, R., Zizka, G., ... & Hahn, K. (2013). The projected impact of climate and land use change on plant diversity: An example from West Africa. *Journal of arid environments*, 96, 48-54. <https://doi.org/10.1016/j.jaridenv.2013.04.008>.
- Jafari, A., Alipour, M., Abbasi, M., & Soltani, A. (2019). Distribution Modeling of Hawthorn (*Crataegus azarolus* L.) in Chaharmahal & Bakhtiari Province using the maximum entropy method. *Environmental Studies*, 45(2), 223-235. doi:10.22059/JES.2019.280556.1007855. (In persian)

- Jafarian, Z., & Kargar, M. (2017). Distribution Modeling of Protective and Valuable Plant Species in the Tourist Area of Polour Using Generalized Linear Model (GLM) and Generalized Additive Model (GAM). *Geography and Development Iranian Journal*, 15(46), 117-132. (In persian)
- Landis, J.R., & Koch, G.G. (1977). The measurement of observer agreement for categorical data. *biometrics*, 159-174.
- Lawler, J.J., Wiersma, Y.F., & Huettmann, F. (2011). Using species distribution models for conservation planning and ecological forecasting. In *Predictive species and habitat modeling in landscape ecology* (pp. 271-290). Springer, New York, NY.
- Leroy, B., Delsol, R., Hugueny, B., Meynard, C.N., Barhoumi, C., Barbet-Massin, M., & Bellard, C. (2018). Without quality presence-absence data, discrimination metrics such as TSS can be misleading measures of model performance. *Journal of Biogeography*, 45(9), 1994-2002. <https://doi.org/10.1111/jbi.13402>.
- Li, X., & Wang, Y. (2013). Applying various algorithms for species distribution modelling. *Integrative Zoology*, 8(2), 124-135. <https://doi.org/10.1111/1749-4877.12000>.
- Márcia Barbosa, A., Real, R., Muñoz, A.R., & Brown, J.A. (2013). New measures for assessing model equilibrium and prediction mismatch in species distribution models. *Diversity and Distributions*, 19(10), 1333-1338. <https://doi.org/10.1111/ddi.12100>.
- McSHEA, W.J. (2014). What are the roles of species distribution models in conservation planning. *Environmental Conservation*, 41(2), 93-96. <https://doi.org/10.1017/S0376892913000581>.
- Moisen, G.G., & Frescino, T.S. (2002). Comparing five modelling techniques for predicting forest characteristics. *Ecological modelling*, 157(2-3), 209-225. [https://doi.org/10.1016/S0304-3800\(02\)00197-7](https://doi.org/10.1016/S0304-3800(02)00197-7).
- Mokarram, M., & Negahban, S. (2015). Landform Classification using Topographic Position Index (Case study Southern Darab city). *Scientific- Research Quarterly of Geographical Data*, 23(92), 57-65. <https://doi.org/10.22131/sepehr.2015.13507>.
- Moore, I.D., & Hutchinson, M.F. (1991). Spatial extension of hydrologic process modelling. In *National Conference Publication- Institute of Engineers. Australia*, 3(91) 803-808.
- Moore, I.D., Grayson, R.B., & Ladson, A.R. (1991). Digital terrain modelling: a review of hydrological, geomorphological, and biological applications. *Hydrological processes*, 5(1), 3-30.
- Namiranian, M. (2005). An Investigation of the Ash species inventory at Gorazbon District in the Educational and Research Forests of Kheiroodkenar. *Natural resources of Iran*, 57(4), 689-702. (In persian).
- Olaya Marín, E.J., Martínez-Capel, F., García Bartual, R.L., & Vezza, P. (2016). Modelling critical factors affecting the distribution of the vulnerable endemic Eastern Iberian barbel (*Luciobarbus guiraonis*) in Mediterranean rivers. *Mediterranean Marine Science*, 17(1), 264-279. <http://dx.doi.org/10.12681/mms.1351>.
- Pearson, R.G. (2007). Species' distribution modeling for conservation educators and practitioners. Synthesis. *American Museum of Natural History*, 50, 54-89.
- Phillips, S.J., Anderson, R.P., & Schapire, R.E. (2006). Maximum entropy modeling of species geographic distributions. *Ecological Modeling*, 190, 231-259. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2005.03.026>.
- R Core Team (2020). R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. URL <https://www.R-project.org/>.
- Rodriguez de Rivera, O., & López-Quílez, A. (2017). Development and comparison of species distribution models for forest inventories. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 6(6), 176. <https://doi.org/10.3390/ijgi6060176>.

- Santika, T., & Hutchinson, M.F. (2009). The effect of species response form on species distribution model prediction and inference. *Ecological Modelling*, 220(19), 2365-2379. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2009.06.004>.
- Salehi, M., Vazirinasab, H., Khoshgam, M., Rafati, N. (2012). Application of the generalized additive model in determination of the retinopathy risk factors relation types for Tehran diabetic patients. *Razi Journal of Medical Sciences*, 19(97), 1-9. (In persian).
- Schwartz, M.W. (2008). The performance of the endangered species act. *Annual Review of Ecology, Evolution, and Systematics*, 279-299. <https://doi.org/10.1146/annurev.ecolsys.39.110707.173538>.
- Silva, L.D., Costa, H., de Azevedo, E.B., Medeiros, V., Alves, M., Elias, R.B., & Silva, L. (2014), February). Modeling native and invasive woody species comparison of ENFA and MaxEnt applied to the Azorean forest. In *International Conference on Dynamics, Games, and Science* (pp. 415-444). Springer, Cham.
- Tabari, M., Jazirehei, M., Asadullahi, F., & Hajimirsadeghi, M. (2002). Study of forest communities and environmental needs of European Ash (*Fraxinus excelsior*. L) in the northern forests of Iran. *Pajohesh & Sazandegi*, 15(2), 94-101. Pajohesh & Sazandegi. (In persian).
- Teimoori Asl, S., Naghipoor, A., Ashrafzadeh, M., & Heydarian, M. (2020). Predicting the impact of climate change on potential habitats of *Stipa hohenackeriana* Trin & Rupr in Central Zagros. *rangeland*, 14(3), 523-538. :DOI 20.1001.1.20080891.1399.14.3.12.4. (In persian).
- Thessen, A. (2016). Adoption of machine learning techniques in ecology and earth science. *One Ecosystem*, 1, e8621.
- Wang, T., Wang, G., Innes, J., Nitschke, C., & Kang, H. (2016). Climatic niche models and their consensus projections for future climates for four major forest tree species in the Asia-Pacific region. *Forest Ecology and Management*, 360, 357-366. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2015.08.004>.
- Xu, W., Du, Q., Yan, S., Cao, Y., Liu, X., Guan, D.X., & Ma, L.Q. (2022). Geographical distribution of As-hyperaccumulator *Pteris vittata* in China Environmental factors and climate changes. *Science of The Total Environment*, 803, 149864. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2021.149864>.
- Zhang, K., Zhang, Y., Zhou, C., Meng, J., Sun, J., Zhou, T., & Tao, J. (2019). Impact of climate factors on future distributions of *Paeonia ostii* across China estimated by MaxEnt. *Ecological Informatics*, 50(1), 62-67. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2019.01.004>.
- Zurell, D., Franklin, J., König, C., Bouchet, P.J., Dormann, C.F., Elith, J., ... & Merow, C. (2020). A standard protocol for reporting species distribution models. *Ecography*, 43(9), 1261-1277. <https://doi.org/10.1111/ecog.04960>.



Research Article

Identifying the most important factors affecting the distribution of Ash (*Fraxinus excelsior* L.) and detect potential habitats areas in Kherudkanar Nowshahr forest

A. Moridpour^{1*}, M. Namirani², S.J. Alavi³, and V. Etemad⁴

¹MSc. Student of Forest Management, Faculty of Natural Resources, University of Tehran, I. R. Iran

²Prof., Dept. of Forestry and Forest Economics, Faculty of Natural Resources, University of Tehran, I. R. Iran

³Associate Prof., Dept. of Forestry, Faculty of Natural Resources, Tarbiat Modares University, Noor, I. R. Iran

⁴ Associate Prof., Dept. of Forestry and Forest Economics, Faculty of Natural Resources, University of Tehran, I. R. Iran

(Received: 17 April 2022; Accepted: 15 August 2022)

Abstract

The aim of this research was to identify the optimal habitat areas of ash species (*Fraxinus excelsior* L.) in Kheyrod Nowshahr forest, which covers an area of approximately 8,224 hectares. We recorded the geographical coordinates of 1004 ash individuals using a GPS device, along with environmental variables such as climate variables and primary and secondary topographic predictors extracted from DEM. We used the predictors with the least degree of correlation as input in the Generalized Linear Model, Generalized Additive Model, Random Forest, and maxent models. We prepared and analyzed the variables in ArcGIS, SAGA, and R software. To compare the performance of the four models, we considered the input variables in all models to be the same. We evaluated the models using kappa coefficient (K), Area Under Curve (AUC), and True Skill Statistic (TSS) measures. The RF model had the highest K (0.973), AUC (0.997), and TSS (0.973), indicating the best performance among the models. According to the RF model, the most important variables were valley depth, profile curvature, slope, and topographic position index. These variables indicate the areas with rich soil, sufficient moisture, proper drainage (non-stagnant water), slope less than 45%, and sufficient light (suitable for the vegetative stage). We identified the most suitable areas in the Baharbon, Chelir, and Menia-Sang districts due to optimal conditions for these effective variables.

Keywords: Habitat suitability model, Environmental variables, Statistical methods.