

مدل سازی رویشگاه بالقوه *Trigonella elliptica* با استفاده از متغیرهای محیطی و تکنیک یادگیری ماشینی در مراتع استان یزد

احسان مرادی^۱، علی طویلی^{۱*}، محسن اسدالهی^۱، محمدرضا احمدی رکن آبادی^۲

^۱گروه احیاء مناطق خشک و کوهستانی، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه تهران، کرج، ایران
^۲اداره کل منابع طبیعی و آبخیزداری استان یزد، یزد، ایران

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۰/۱۲/۲۶

تاریخ دریافت: ۱۴۰۰/۱۰/۰۲

چکیده

رویشگاه بالقوه گیاه مرتعی شنبليله شیرازی (*Trigonella elliptica*) در اراضی مرتعی استان یزد با استفاده از الگوریتم جنگل تصادفی به عنوان یکی از مدل های پیشرفته یادگیری ماشینی مدل سازی شد. از ۱۱ متغیر کاربری اراضی، شاخص شوری خاک، بارندگی، حداقل و حداکثر دما، تبخیر، ارتفاع، جهت و درجه شیب، فاصله تا آبراهه و شاخص خیزی توپوگرافی و همچنین موقعیت مکانی حضور شنبليله شیرازی استفاده شد. از مجموع ۱۰۳ موقعیت مکانی ثبت شده به عنوان نقاط حضور این گیاه، به طور تصادفی ۷۰ درصد برای آموزش مدل و ۳۰ درصد برای آزمون مدل توسعه داده شده استفاده شد. به منظور اعتبارسنجی و آزمون مدل، از مساحت زیر منحنی مشخصه عملکرد (AUC_ROC) و جهت تعیین اهمیت متغیرهای محیطی مورد استفاده در مدل سازی از روش جک‌نایف (Jackknife) استفاده شد. نتایج ارزیابی مدل با استفاده از منحنی ROC ($AUC > 0.8$)، عملکرد خیلی خوب را نشان داد. همچنین آماره های خطا شامل صحت، دقت مدل سازی، مقادیر اریبی، احتمال آشکار سازی و نرخ هشدار اشتباه به ترتیب ۰/۹، ۰/۷۹، ۰/۹۳ و ۰/۰۴ را نشان دادند که بیان گر عملکرد خوب مدل است. نتایج تعیین اهمیت متغیرها نشان داد که به ترتیب عامل درجه شیب، و سپس ارتفاع و شاخص خیزی توپوگرافی نسبت به بقیه عوامل در تعیین رویشگاه بالقوه شنبليله شیرازی اهمیت بیشتری دارند. نقشه حاصل از پیش بینی رویشگاه بالقوه شنبليله شیرازی می تواند به عنوان اطلاعات دقیق به منظور احیاء رویشگاه های تخریب شده این گیاه مرتعی در استان یزد مفید واقع شده و مورد توجه بخش اجرایی قرار گیرد.

کلید واژگان: مدل سازی مکانی، شنبليله شیرازی، مراتع استان یزد، جنگل تصادفی

مقدمه

امروزه مراتع کشور ایران در بسیاری از استان‌ها بر اثر بهره‌برداری‌های بی‌رویه و غیر اصولی تحت فشارهای ناشی از فعالیت‌های انسانی و عوامل محیطی تخریب شده است (Emadodin and Bork, 2012; Bakhshi et al., 2020). به طوری که گونه‌های با ارزش مرتعی به مرور زمان با گونه‌های پست و بی‌ارزش و گاه سمی جایگزین شده‌اند (Ebrahimi et al., 2016). مراتع استان یزد جزو اکوسیستم‌های با آب و هوای خشک و نیمه‌خشک و از نظر محیط‌زیستی به‌عنوان مراتع شکننده محسوب می‌شوند (Asadi Zarch, 2017). فعالیت‌های انسانی بیش از حد و شرایط طبیعی نامطلوب در این استان باعث تکه‌تکه شدن مراتع مرغوب شده و انقراض برخی از گونه‌های با ارزش را سرعت بخشیده است (Sedghi et al., 2022).

شنبليله شیرازی با نام علمی *Trigonella eliptica* که جزء خانواده بقولات^۱ است، از آن دسته از گیاهان با ارزش مرتعی است که در مراتع استان یزد تحت تأثیر عوامل یادشده در حال نابودی است. این گیاه به‌عنوان یک گیاه خوش‌خوراک برای دام با ارزش غذایی قابل توجه و همچنین مفید در حفاظت و حاصلخیزی خاک از طریق تثبیت نیتروژن شناخته می‌شود (Riyasat et al., 2003; Acharya et al., 2006). شنبليله شیرازی علاوه بر ارزش غذایی برای دام و حفاظت خاک، به دلیل داشتن ترکیبات مفید در برگ و دانه از نظر دارویی نیز برای مصرف انسان حائز اهمیت می‌باشد (Yadav et al., 2004). این گیاه طبق نظر کارشناسان و مرتعداران استان یزد جزء گیاهانی است که احیاء و حفاظت آن می‌تواند در اولویت مطالعات و طرح‌های مرتعداری قرار گیرد.

به‌منظور دستیابی به اهداف احیائی و مدیریتی بهتر در طرح‌های مرتعداری، تعیین مناطق رویشی گیاهان با ارزش و تحت فشار تخریب به‌عنوان یکی از اولین گام‌ها تعریف می‌شود (Elith and Leathwick, 2009). برای این امر

روش‌های مختلفی وجود دارد که در مطالعات متعدد به آن‌ها اشاره شده است. برای نمونه برخی محققان مانند Khayrandish و همکاران (۲۰۱۵)، با استفاده از روش دلفی و ارزش‌گذاری پارامترهای محیطی مؤثر در احیاء زیستی جنگل‌های مانگرو بر اساس منطق فازی و تلفیق آن‌ها در سیستم اطلاعات جغرافیایی، مناطق مستعد رشد مانگرو را شناسایی کردند. نتایج آن‌ها نشان داد که عملگر جمع (همپوشانی)، بهترین نتیجه را در بین سایر عملگرهای مختلف فازی از جمله اجتماع، اشتراک، ضرب جبری و گامای فازی دارد. همچنین Khanamani و Bameri Nejad (۲۰۲۰)، در پژوهشی جهت مکان‌یابی زیستگاه گونه دیوال با نام علمی *Ammodendron persicum* از روش تحلیل سلسله‌مراتبی و سیستم اطلاعات جغرافیایی بهره بردند. آن‌ها از عوامل تأثیرگذار بر رشد این گونه شامل ژئومورفولوژی، کاربری اراضی، میزان بارش، میزان شوری و ارتفاع در شناسایی مکانی مناطق رشد گیاه دیوال استفاده کردند و نتایج به‌دست آمده از این روش را قابل قبول توصیف کردند. از دیگر مطالعات که از روش فازی و سیستم اطلاعات جغرافیایی استفاده کرده‌اند می‌توان به Wu و همکاران (۲۰۰۸)، اشاره کرد که با استفاده از این روش اراضی بالقوه درختکاری در منطقه‌ای در لس‌آنجلس آمریکا را مکان‌یابی کردند.

علاوه بر روش‌های ذکر شده، به‌منظور افزایش دقت مکان‌یابی مناطق رویشی، مطالعات جدید به مدل‌سازی‌های عددی با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشینی روی آورده تا با استفاده از نقاط حضور گونه‌ها و ویژگی‌های محیطی مرتبط با حضور آن‌ها، پیش‌بینی دقیق‌تری برای پراکنش آن‌ها و مکان‌یابی زیستگاهی انجام دهند. از آنجا که حضور و رشد گونه‌های گیاهی در هر منطقه تصادفی نیست و در حقیقت توزیع جوامع گیاهی بیان‌کننده شرایط خاکی، اقلیمی و زیستی آن مناطق می‌باشد (Baghestani Maybodi et al., 2010)، از این رو با شناخت شرایط حضور

جمع‌آوری و شناسایی به‌عنوان گیاه با ارزش مرتعی (Karimiyan, 2005; Baghestani Meybodi *et al.*, 2010)، شناسایی و مطالعات ریخت‌شناختی و تشریحی روی ساختارهای رویشی آن و مقایسه خانواده‌های شنبلیله (Ranjbar *et al.*, 2012; 2014)، تجزیه و تحلیل عملکرد دانه به‌منظور تولید تجاری (McCormick *et al.*, 2009) و مطالعه تنش‌های محیطی و مصنوعی بر بذر شنبلیله (Tadros *et al.*, 2011) می‌باشد.

توزیع جغرافیایی گیاه شنبلیله شیرازی به‌منظور شناسایی مناطق رویشی این گیاه خصوصاً در مراتعی مانند مراتع استان یزد که از منظر مرتعداری مهم به نظر می‌رسند، برای نخستین بار در این پژوهش مدنظر قرار گرفته است. این پژوهش به‌منظور ارائه مبنای علمی برای تدوین سیاست‌های حفاظتی، تعیین حدود ذخیره و مدیریت منابع گیاهی از این گونه بسیار مفید خواهد بود. از این رو، اهداف اصلی این مطالعه مکان‌یابی مناطق رویشی و توزیع بالقوه گیاه مرتعی شنبلیله شیرازی در مراتع استان یزد می‌باشد. برای دستیابی به این هدف چند گام شامل شناسایی مهم‌ترین عوامل محیطی مؤثر در توزیع و استقرار این گونه، بررسی توانایی مدل جنگل تصادفی به‌عنوان یکی از پیشرفته‌ترین الگوریتم‌های یادگیری ماشینی جهت پیش‌بینی زیستگاه و ارزیابی مناطق مستعد رشد این گیاه مرتعی در مراتع استان یزد تعریف شد.

مواد و روش‌ها

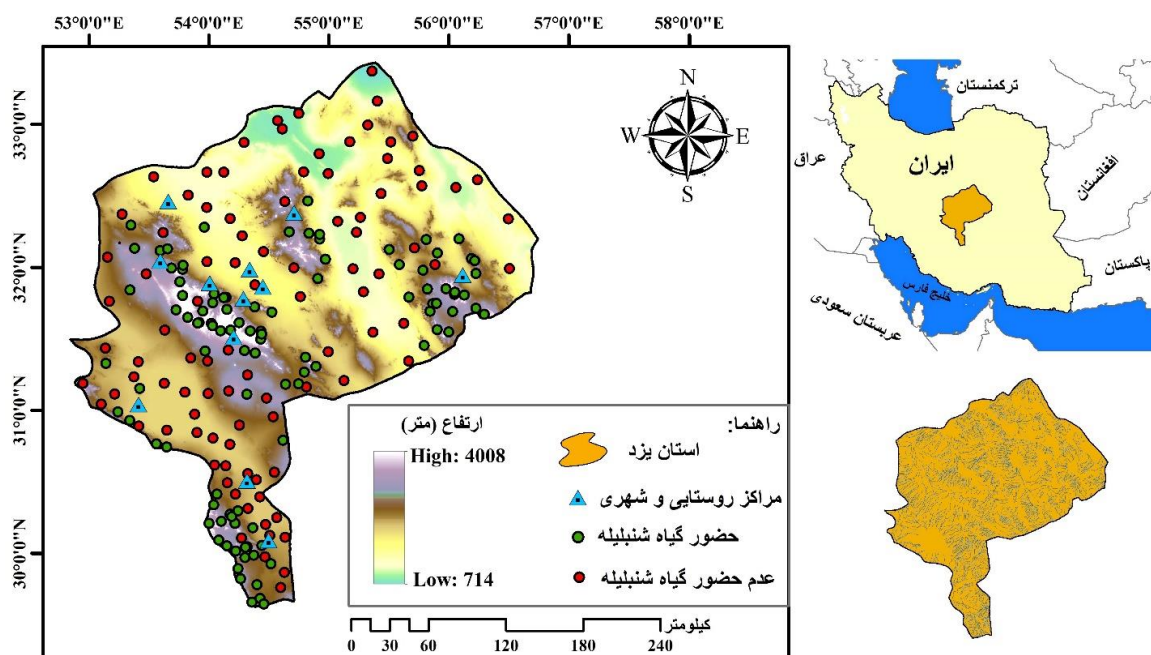
منطقه مورد مطالعه: استان یزد در مرکز ایران و بین سلسله جبال مرکزی واقع شده است. این استان بین عرض‌های جغرافیایی ۲۹ درجه و ۴۸ دقیقه تا ۳۳ درجه و ۳۰ دقیقه شمالی و طول جغرافیایی ۵۲ درجه و ۴۵ دقیقه تا ۵۶ درجه و ۳۰ دقیقه شرقی قرار دارد (شکل ۱). محدوده ارتفاعی استان از ۷۱۴ تا ۴۰۰۸ متر از سطح دریا متغیر است. این استان در حدود ۷۲۱۵۶ کیلومتر مربع وسعت داشته و تقریباً ۴/۳۷

یک گیاه می‌توان مکان‌یابی مناسبی برای مناطق مستعد رشد آن انجام داد. بسیاری از روش‌های جدید از این قابلیت بهره برده و دقت و صحت نتایج خود را افزایش می‌دهند. در بین مدل‌ها، برخی مدل‌های توزیع گونه‌ها مانند روش مدل‌سازی آنتروپی بیشینه (مکسنت^۲) از این رویکرد استفاده می‌کنند (Franklin, 2009; Hosseinzadeh *et al.*, 2018) و در بسیاری از مطالعات محیط‌زیستی برای پیش‌بینی توزیع مکانی گونه‌های جانوری و گیاهی استفاده می‌شوند. به‌طور مثال می‌توان مطالعات Mehmud و همکاران (۲۰۲۲)، Sharifian و همکاران (۲۰۲۲) و Duan و همکاران (۲۰۲۲) را عنوان کرد که به‌ترتیب مدل‌سازی توزیع بالقوه زیستگاه گونه *Calamus floribundus* Griff. گونه‌های ماهی و میگوهای تجاری، و گونه *Pinus densiflora* را با استفاده از مدل آنتروپی بیشینه انجام داده و نتایج قابل قبولی به‌دست آوردند. در بین مدل‌های یادگیری ماشینی، به‌جز مدل آنتروپی بیشینه، مدل‌های پیشرفته دیگری توسعه پیدا کرده‌اند که مدل‌سازی مکانی را به‌خوبی انجام می‌دهند. یکی از مدل‌هایی که در اکثر مطالعات در مقایسه با سایر مدل‌ها نتایج قابل قبولی ارائه می‌دهد مدل جنگل تصادفی^۳ است که ترکیبی از درخت‌های تصمیم‌گیری است و از این درخت‌ها جهت طبقه‌بندی و رگرسیون استفاده می‌کند (Lee *et al.*, 2017). جنگل تصادفی با استفاده از چندین متغیر ورودی بر اساس پیش‌بینی‌های چندگانه تکراری، مدل نهایی خود را توسعه داده و نتیجه قابل قبولی به‌دست می‌دهد (Rodriguez *et al.*, 2012; De Clercq *et al.*, 2015; Moradi *et al.*, 2021).

مرور سوابق تحقیق نشان داد که هیچ پژوهشی در خصوص مدل‌سازی مکانی زیستگاه گیاه شنبلیله شیرازی و توزیع آن در ایران و خارج از کشور گزارش نشده است. بیشتر مطالعات انجام شده، در خصوص ارزش علوفه‌ای این گیاه جهت اصلاح مراتع (Riasat and Nasirzadeh, 2006)،

³Random Forest

²Maximum Entropy Modelling (MaxEnt)

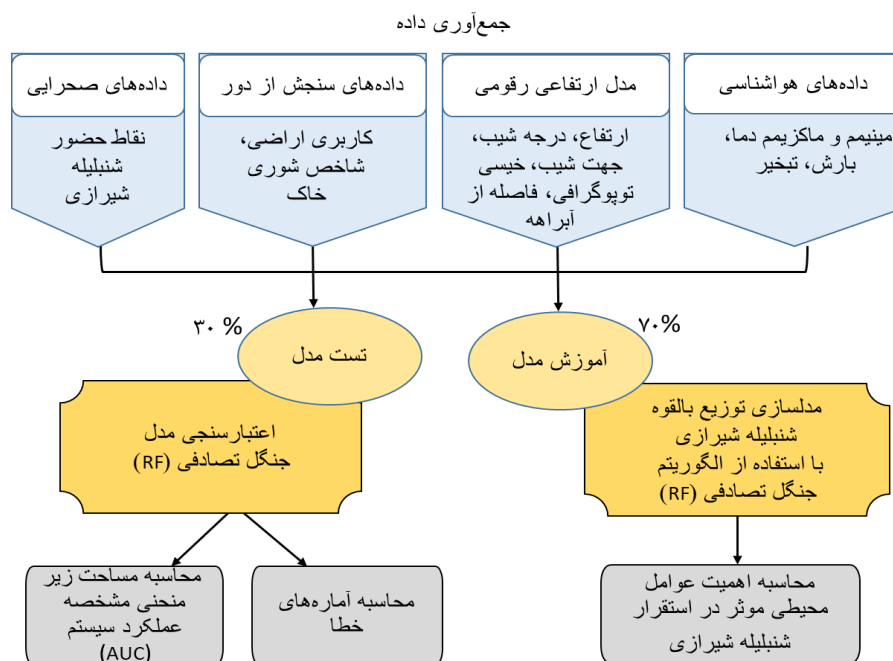


شکل ۱- موقعیت منطقه مورد مطالعه.

با ابعاد حداقل ۳۰ متری با دستگاه GPS سیستم موقعیت یاب جهانی به عنوان داده‌های واقعی ثبت گردید. بسیاری از این مناطق با کمک کارشناسان بخش مرتع اداره کل منابع طبیعی استان یزد و مردم محلی آشنا به رویشگاه این گیاه شناسایی و ثبت گردید (شکل ۱). علاوه بر این، تعدادی موقعیت مکانی (۱۰۵ نقطه) با استفاده از روش سیستماتیک تصادفی به عنوان مناطق بدون پتانسیل برای رشد شنبلیله شیرازی ثبت گردید. بدین صورت که ابتدا مناطقی که امکان استقرار این گونه گیاهی غیر ممکن یا نزدیک به صفر است مانند اراضی آبی، اراضی شور، مناطق مسکونی، اراضی بایر و غیره انتخاب شدند. سپس در این مناطق به طور تصادفی نقاطی به عنوان نقاط عدم حضور شنبلیله در نظر گرفته شد و در نهایت ۱۰۵ نقطه با نظر کارشناسان، سامانه گوگل ارث (Google Earth) و در بیشتر نقاط با بازدید میدانی به عنوان مناطق غیر قابل مستعد برای استقرار شنبلیله شیرازی در نظر گرفته شد. برای مدل سازی رویشگاه بالقوه این گیاه، به طور تصادفی ۷۰ درصد این نقاط مشاهداتی برای آموزش مدل و ۳۰ درصد از آن‌ها برای آزمون مدل در نظر گرفته شد. مراحل مختلف انجام این پژوهش در شکل ۲ نشان داده شده است که در ادامه نیز پیرامون آن توضیح داده می‌شود.

درصد از وسعت کشور را در بر می‌گیرد. آب و هوای استان به علت قرار داشتن بر روی کمربند خشک جهانی دارای زمستان‌های سرد و نسبتاً مرطوب و تابستان‌های گرم، طولانی و خشک است (Arjmandi et al., 2021). مراتع استان یزد با مساحت ۴/۴ میلیون هکتار حدود ۶۰ درصد از مساحت استان را به خود اختصاص می‌دهند. بر اساس مطالعات انجام شده ۹۱۹۱۸ هکتار از مراتع استان جزء مراتع متراکم و ۸۳۳۴۱۸ هکتار جزء مراتع نیمه متراکم و ۳۴۹۷۷۰۰ هکتار را مراتع کم تراکم در بر می‌گیرد. هر چند سطح زیادی از استان یزد جزء مراتع کم تراکم است، ولی در آن بیش از ۷۰۰ گونه گیاهی شناسایی شده که از نظر تنوع گونه‌ای قابل توجه می‌باشد (Mozaffarian et al., 2000).

روش اجرای تحقیق: شنبلیله شیرازی در مناطقی که مجموعه‌ای از شاخص‌های ریختی، خاک و هواشناسی مناسب باشد استقرار می‌یابد. در استان یزد مناطق مستعد رشد این گونه مرتعی ناشناخته مانده است. در این پژوهش، به منظور تهیه نقشه رویشگاه بالقوه گیاه شنبلیله شیرازی، از ۱۰۳ موقعیت مکانی که در آن حضور این گونه مشاهده شده است در فرآیند مدل سازی استفاده شد. این تعداد موقعیت ثبت شده، طی بازدیدهای میدانی شناسایی و رویشگاه‌های



شکل ۲- چارچوب مفهومی روش انجام مطالعه.

کشاورزی، اراضی شور، برون‌زدگی سنگی، اراضی جنگلی تنک (اراضی مشجر)، اراضی مرطوب، اراضی ماسه‌ای، اراضی بایر و اراضی مسکونی می‌باشند (شکل ۳). کاربری اراضی مرتعی با وضعیت پوشش فقیر، بیشترین مساحت کاربری منطقه را به‌خود اختصاص داده است. از شاخص نرمال شده تفاوت شوری برای توصیف شوری خاک استفاده شد که مشابه کاربری اراضی از تصاویر لندست استخراج گردید (Aceves *et al.*, 2019). معادله ۱، نحوه محاسبه شاخص تفاوت نرمال شده شوری خاک را نشان می‌دهد.

(۱)

$$NDSI = (B4 - B5)/(B4 + B5)$$

که $NDSI^4$ شاخص نرمال شده تفاوت شوری و $B4$ و $B5$ به ترتیب باند طیفی قرمز و باند مادون قرمز نزدیک هستند (Nuri *et al.*, 2018).

لایه‌های استخراج شده از مدل ارتفاعی رقومی

ارتفاع: تأثیر متغیر ارتفاع در شرایط استقرار گیاهان به گونه‌ای است که در تغییرات دما و شرایط خاک باعث تغییر در توزیع نواحی رشد گیاهان می‌شود (Brinkmann and Patzelt, 2010; Heydari Alamdarloo *et al.*, 2021). از این‌رو متغیر ارتفاع به‌عنوان یکی از متغیرهای مؤثر در

جمع‌آوری داده‌ها: در این تحقیق، برای مدل‌سازی مکانی مناطق مستعد رشد شنبليله شیرازی، متغیرهای مؤثر بر رشد این گیاه با توجه به مرور منابع و نظر کارشناسان و در نهایت در دسترس بودن آن‌ها انتخاب شد. ۱۱ متغیر مورد استفاده شامل: شاخص تفاوت نرمال شده شوری، کاربری اراضی، ارتفاع، درجه شیب، فاصله از آبراهه، شاخص خیزی توپوگرافی، بارش، کمینه و بیشینه دما و تبخیر می‌باشند. همه این متغیرها به‌صورت نقشه‌های رستری با پیکسل‌سایزهای یکسان و در اندازه منطقه مورد مطالعه برای ورود به مدل‌سازی آماده شدند. آماده‌سازی لایه‌های رستری متغیرهای ورودی با استفاده از نرم افزار GIS 10.4 صورت گرفت. در ادامه به معرفی این متغیرها پرداخته می‌شود.

لایه‌های استخراج شده از داده‌های سنجش از دور: کاربری اراضی موجود در منطقه برای سال ۱۴۰۰ با استفاده از تصاویر ماهواره لندست ۸ (سنجنده TIRS و OLI) و از روش طبقه‌بندی نظارت‌شده و الگوریتم حداکثر احتمال تهیه گردید. کاربری‌های شناسایی شده شامل پهنه‌های آبی، اراضی مرتعی با وضعیت فقیر، متوسط و خوب، اراضی

⁴Normalized Difference Salinity Index

وضعیت رطوبت نسبی یک منطقه دارد (Asch, 2021). از این شاخص برای مطالعات وضعیت مواد آلی خاک، و ویژگی‌های هیدرولوژیکی منطقه نیز استفاده شده است که نشان‌دهنده ارتباط این شاخص با این خصوصیات است (Atkinson, 2005; Mokarram et al., 2017). مقادیر TWI در منطقه مورد مطالعه از ۵/۵ تا ۲۳/۰۳ متغیر است (شکل ۳).

لايه‌های استخراج شده از داده‌های هواشناسی: داده‌های دما، بارش و تبخیر برای یک دوره ۳۰ ساله از پایگاه دفتر مطالعات پایه منابع آب دریافت شد و پس از بررسی نواقص آماری و بازسازی مورد استفاده قرار گرفت. صحت و همگنی این داده‌ها با استفاده از آزمون کولموگروف-اسمیرنوف انجام پذیرفت، سپس از نمودار جعبه‌ای برای تشخیص داده پرت استفاده شد. سپس بازسازی برخی نواقص داده‌ها با استفاده از همبستگی بین داده‌ها و رابطه رگرسیونی آن‌ها صورت گرفت. در منطقه مورد مطالعه تغییرات بیشینه دما بین ۳۷/۹۷ تا ۴۷/۰۳ و کمینه آن بین ۱۲/۸- تا ۳/۸۸- درجه سانتی‌گراد می‌باشد. همچنین میانگین بارش و تبخیر بلند مدت منطقه، به ترتیب بین ۳۶/۱ تا ۳۰۴ و ۲۳۵۴/۵ تا ۳۴۸۳/۵۷ میلی‌متر متغیر است (شکل ۳).

تعیین اهمیت متغیرهای محیطی مؤثر در توزیع *T. elliptica*: در این بخش از مطالعه حساسیت مدل به متغیرهای مورد استفاده در مدل‌سازی توزیع بالقوه گیاه *T. elliptica* با استفاده از روش جک‌نایف^۸ (Park, 2015) ارزیابی شد، تا میزان اهمیت نسبی متغیرهای محیطی در مدل‌سازی مشخص گردد. در اصطلاح، جک‌نایف به معنی چاقوی ضامن‌دار چند کاره است. در روش جک‌نایف به کمک چنین چاقویی، باز نمونه‌گیری از نمونه موجود تهیه شده و برآورد توسط آن انجام می‌شود. این روش قادر است با برآورد خطای برآوردگر (متغیرهای مستقل) اثر تغییرات هر یک از آن‌ها را در پیش‌بینی مکانی مناطق رشد گیاه شنلیله شیرازی

توزیع و استقرار شنلیله شیرازی انتخاب شد. بیشترین حضور این گیاه، در محدوده ارتفاعی ۱۰۰۰ تا ۲۰۰۰ متر است و با کاهش یا افزایش ارتفاع، توزیع آن کاهش می‌یابد (شکل ۳). در این مطالعه، نقشه رستری ارتفاع با استفاده از نقشه ارتفاع رقومی (DEM^۵) با اندازه پیکسل ۳۰ × ۳۰ متر از ماهواره SRTM^۶ تهیه گردید.

درجه شیب: شاخص درجه شیب نیز نقش مهمی در استقرار و یا عدم استقرار گونه‌های مرتعی دارد (Qarachorlu et al., 2018). نقشه درجه شیب با استفاده از نقشه مدل ارتفاع رقومی منطقه تهیه گردید (شکل ۳). مقدار درجه شیب در استان یزد بین صفر تا ۵۲/۶ درجه متغیر است.

جهت شیب: متغیر جهت شیب به دلیل تأثیر بر میزان انرژی دریافتی از تابش خورشیدی، بر رطوبت در سطحی در دسترس گیاه، و در نتیجه مساعد بودن شرایط برای استقرار پوشش گیاهی تأثیرگذار است (Deng et al., 2007). نقشه جهت شیب منطقه در هشت جهت جغرافیایی با استفاده از نقشه ارتفاع رقومی تهیه گردید. مناطقی که درجه شیب آن‌ها صفر است در طبقه مناطق هموار و پست قرار گرفته‌اند (شکل ۳).

فاصله از آبراهه: از دلایل انتخاب این متغیر، تأثیر در تغییرات رطوبت در دسترس گیاه می‌باشد. مناطق مقعر در منطقه که به‌عنوان دره‌ها و مسیر تجمع بارش و جاری شدن آبراهه‌ها محسوب می‌شوند، مناطق مساعدی برای استقرار گیاهان می‌باشد. این مناطق در شرایط تنش خشکی کمتر تحت تأثیر قرار می‌گیرند (Moradi et al., 2021). نقشه فاصله از رودخانه، با استفاده از شبکه آبراهه منطقه و از طریق فاصله وزن‌دار اقلیدسی در نرم‌افزار ArcGIS 10.4 استخراج شد. همان‌طور که در شکل ۳ مشاهده می‌شود دامنه تغییرات نقشه فاصله از آبراهه بین صفر تا ۱۸۱۲۴/۶ متر است.

شاخص خیسی توپوگرافی (TWI): این شاخص که از وضعیت توپوگرافی منطقه و از مدل ارتفاع رقومی منطقه محاسبه می‌گردد، ارتباط زیادی با میزان آب زیرزمینی و

⁷Topographic wetness index

⁸Jackknife

⁵Digital Elevation Model

⁶Shuttle Radar Topography Mission

و مقایسه آن‌ها با یکدیگر خودداری شده است و با استناد به نتایج مطالعات معتبر که مدل جنگل تصادفی را جزء بهترین مدل در مقایسه با سایر مدل‌ها معرفی کرده‌اند، از این مدل به‌عنوان یکی از پیشرفته‌ترین مدل‌های یادگیری ماشینی برای شبیه‌سازی مناطق مستعد رشد گیاه شنبلیله شیرازی بهره برده شده است (Talebi et al., 2017). مدل جنگل تصادفی جزء الگوریتم‌های درخت تصمیم است که با توسعه چندین درخت تصمیم اقدام به ترکیب آن‌ها کرده و بهترین الگوی طبقه‌بندی را انتخاب می‌کند. با ورود مجموعه‌ای از داده‌ها در هر درخت تصمیم، مدل‌سازی جداگانه صورت می‌گیرد، به‌طوری که جنگل تصادفی با رأی‌گیری بین طبقه‌بندی‌های مختلف، بهترین مدل طبقه‌بندی کننده را به‌عنوان مدل نهایی برای انجام طبقه‌بندی انتخاب می‌کند (Cutler et al., 2007). مسئله‌ای که در الگوریتم جنگل تصادفی بسیار حائز اهمیت است میزان رشد درخت تصمیم و تعداد ویژگی‌های پیش‌بینی کننده می‌باشد که در مدل‌سازی حاضر با آزمون و خطا انتخاب گردید. بسیاری از مطالعات صورت گرفته در حوزه محیط‌زیست مانند پیش‌بینی خطر وقوع سیل (Zhao et al., 2018)، زمین لغزش (Goetz et al., 2015; Chen et al., 2018)، مدل‌سازی رویشگاه‌های گیاهی (Moradi et al., 2021)، مدل‌سازی توزیع گونه‌های جانوری (Mi et al., 2017) و پیش‌بینی آلودگی آب زیرزمینی (He et al., 2022) و پیش‌بینی آلودگی هوا (Choubin et al., 2020) عملکرد مناسب این الگوریتم را تایید کرده و آن را به‌عنوان بهترین مدل پیش‌بینی کننده معرفی کرده‌اند. اعتبارسنجی مدل: در فرآیند مدل‌سازی، برای دستیابی به مدلی نزدیک به واقعیت، ارزیابی و اعتبارسنجی آن صورت می‌گیرد. این مرحله که بعد از مدل‌سازی قرار دارد، به توسعه مدل در به‌کارگیری متغیرها جهت پیش‌بینی هرچه بهتر کمک می‌کند. در اعتبارسنجی مدل، از تجزیه و تحلیل برخورد و خطا در جدول توافقی استفاده می‌شوند. در اینجا با توجه به مطالعات گذشته (Sokolova et al., 2006; Choubin et al., 2019) پنج آماره Z که شامل صحت، دقت، اریبی، احتمال آشکارسازی و نرخ هشدار اشتباه (Accuracy, Precision, Recall, F1 Score)

نشان دهد. در این آزمون با استفاده از روش حذفی، در هر مرحله یکی از متغیرهای مستقل حذف شده و مدل‌سازی بدون آن متغیر انجام می‌شود. سپس میزان افت دقت نقش ZZ نهایی به ازای حذف آن متغیر با استفاده از شاخص درصد کاهش نسبی AUC (PRD⁹) طبق معادله ۲ محاسبه می‌گردد (Choubin et al., 2019a). در این مطالعه نیز از این روش برای آنالیز حساسیت مدل به متغیرهای محیطی ورودی استفاده شد.

(۲)

$$PRD_i = 100 \times \frac{AUC_a - AUC_i}{AUC_a}$$

در این معادله، AUC_a عبارت است از مقدار سطح زیر منحنی مشخصه عملکرد که از مدل‌سازی که با استفاده از همه متغیرها انجام شده است، محاسبه گردیده است. AUC_i به‌عنوان مقدار سطح زیر منحنی مشخصه عملکرد مدل‌سازی که متغیر i کنار گذاشته شده است. PRD_i نیز به‌عنوان درصد کاهش نسبی هنگامی که متغیر i از مدل‌سازی کنار گذاشته شده است، تعریف می‌شود.

مدل‌سازی رویشگاه بالقوه *T. elliptica*: در بسیاری از مطالعات پیش‌بینی‌های مکانی با استفاده از برخی مدل‌های پرکاربرد یادگیری ماشینی مانند درخت طبقه‌بندی و رگرسیون^{۱۰} (CART)، ماشین بردار پشتیبان^{۱۱} (SVM)، مدل آنالیز تشخیص ترکیبی^{۱۲} (MDA)، مدل آنتروپی بیشینه^{۱۳} (MaxEnt)، شبکه z عصبی مصنوعی^{۱۴} (ANN)، مدل‌های ترکیبی مانند جنگل تصادفی (RF) صورت می‌گیرد که در نهایت با استفاده از روش‌های اعتبارسنجی، بهترین مدل انتخاب می‌شود. باید گفت در همه مطالعاتی که مدل جنگل تصادفی با سایر مدل‌ها مقایسه شده است، برای شبیه‌سازی این مدل نسبت به سایر مدل‌ها از اعتبار بیشتری برخوردار است (Choubin et al., 2019b; Stafoggia et al., 2019; Gayen et al., 2019; Pourghasemi et al., 2020; Moradi et al., 2021). از این‌رو در این مطالعه از تکرار روند متداول سایر مطالعات در اجرای مدل‌ها

¹³Maximum Entropy Modelling

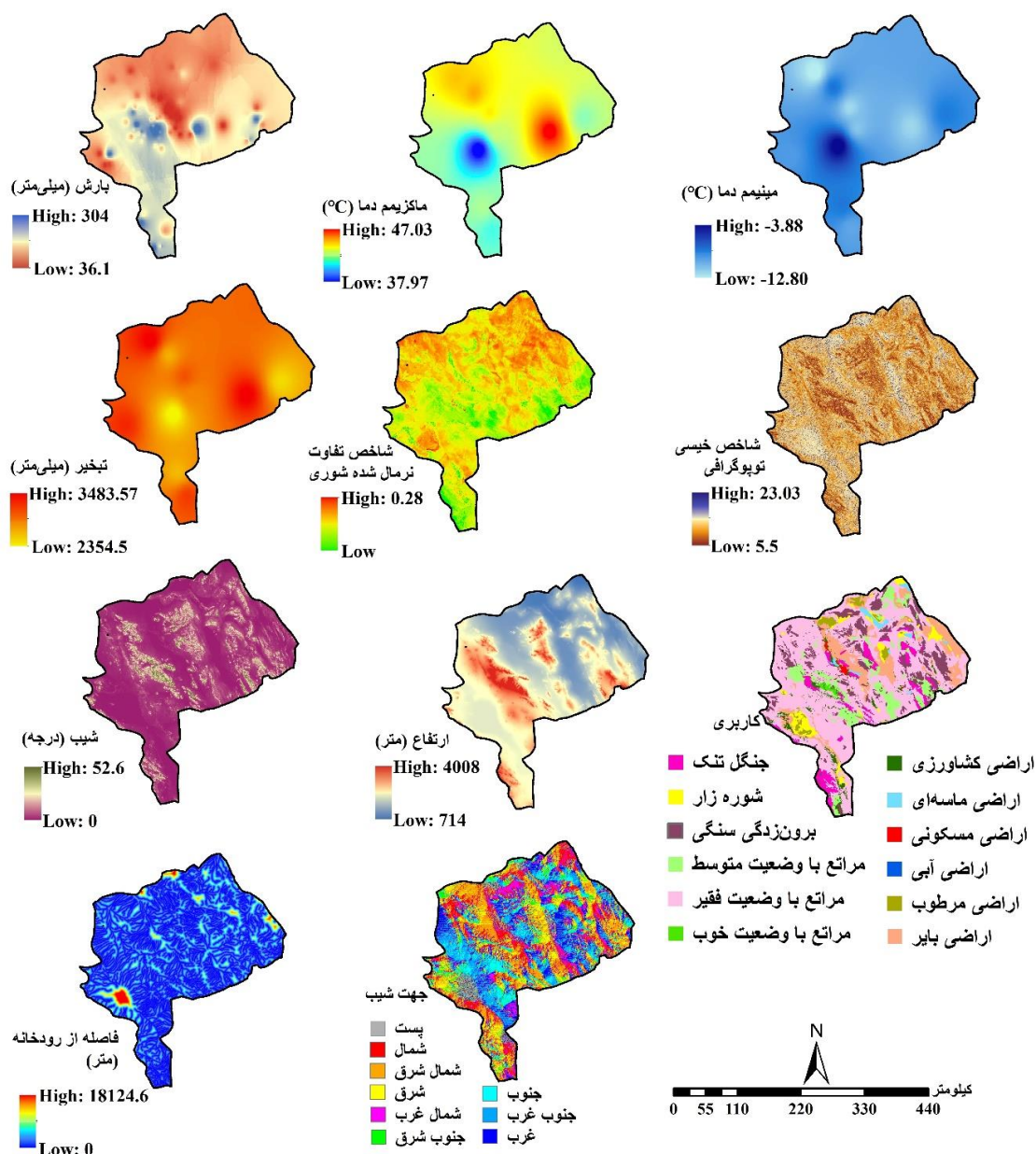
¹⁴Artificial Neural Network

⁹Percentage of Relative Decrease

¹⁰Classification And Regression Tree

¹¹Support Vector Machine

¹²Multivariate discriminate analysis



شکل ۳- متغیرهای مورد استفاده در مدل‌سازی رویشگاه بالقوه *T. elliptica* در استان یزد.

در اینجا، H، FA، M و CN در جدول توافقی به ترتیب عبارت‌اند: از برخوردها یا مثبت‌های درست، هشدار نادرست یا مثبت‌های نادرست، خطاها یا منفی‌های نادرست و منفی‌های درست (Choubin *et al.*, 2020)، که از جدول توافقی استخراج می‌گردند. جدول توافقی ماتریکسی است که احتمالات پیش‌بینی‌های درست و نادرست داده‌ها در آن قرار می‌گیرد. دامنه تغییرات تمام آماره‌های خطای ذکر شده بین ۰ و ۱ می‌باشد. با این تفاوت که در شاخص FAR، عدد صفر ولی در سایر آماره‌ها عدد ۱ نشان‌دهنده بهترین کارایی

Bias, Probability of Detection (POD) and False Alarm Ratio (FAR)) می‌باشد، برای ارزیابی و

اعتبارسنجی مدل‌سازی استفاده شد:

$$Precision = \frac{H}{H + FA} \quad (3)$$

$$Accuracy = \frac{H + CN}{H + FA + M + CN} \quad (4)$$

$$FAR = \frac{FA}{H + FA} \quad (5)$$

$$POD = \frac{H}{H + M} \quad (6)$$

$$Bias = \frac{H + FA}{H + M} \quad (7)$$

مدل می‌باشد (Sokolova et al., 2006).

در پیش‌بینی توزیع بالقوه *T. elliptica*، هر پیکسل از منطقه در دو طبقه مثبت و یا منفی که به ترتیب به‌عنوان مناطق مستعد و مناطق نامناسب برای رشد شناخته می‌شوند، قرار می‌گیرد. با توجه به این اصل، پیش‌بینی‌های مثبت و منفی صحیح در حقیقت پیکسل‌های هستند که به‌درستی به‌عنوان طبقه‌های مثبت یا منفی پیش‌بینی شده‌اند. از طرف دیگر، پیش‌بینی‌های مثبت و منفی غیرصحیح، پیکسل‌هایی هستند که به اشتباه پیش‌بینی شده‌اند (Schumann et al., 2014).

دقت هر دو پیش‌بینی مثبت و منفی با استفاده از مقدار سطح زیر منحنی (AUC) در منحنی مشخصه عملکرد سیستم (ROC) نشان داده می‌شود. مقدار AUC بین صفر (یک آزمون تشخیصی که قادر به تمایز مکان‌های بالقوه برای رشد از مکان‌های نامستعد نیست) و یک (نشان‌دهنده این که یک مثبت صحیح برابر با یک و یک مثبت غیر صحیح برابر با صفر است) می‌باشد. بر این اساس اگر مقدار AUC بیش از ۰/۸ باشد نشان‌دهنده دقت مدل‌سازی خیلی خوب، ۰/۷-۰/۸ نشان‌دهنده دقت مدل‌سازی خوب، ۰/۶-۰/۷ بیان‌کننده دقت مدل‌سازی متوسط و کمتر از ۰/۶ نشان‌دهنده دقت مدل‌سازی ضعیف است (Moradi et al., 2021).

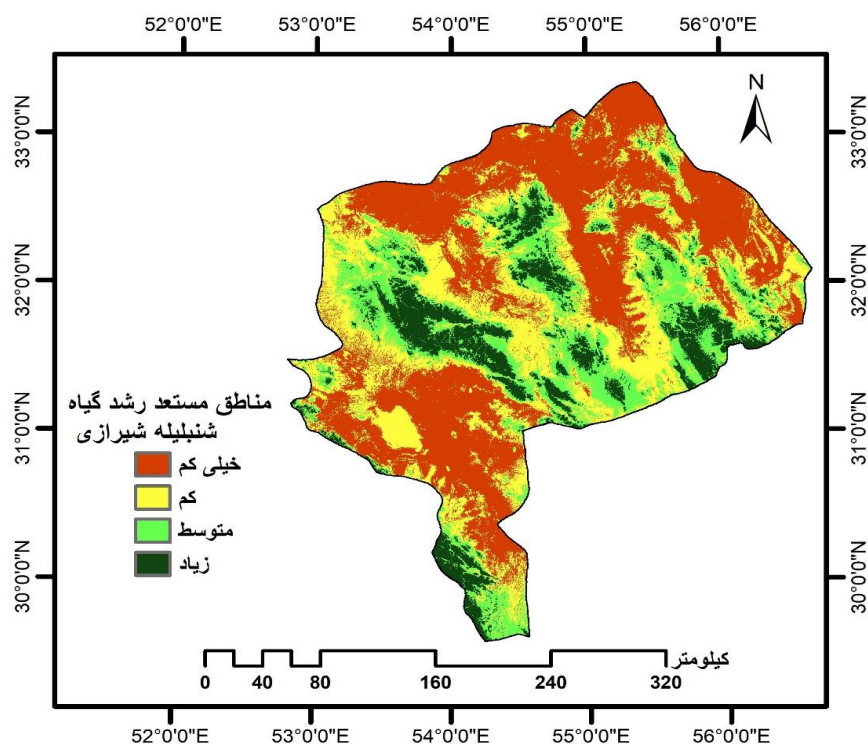
نتایج و بحث

نتایج پیش‌بینی رویشگاه بالقوه گیاه *T. elliptica*: در این مطالعه از مدل جنگل تصادفی برای مکان‌یابی رویشگاه بالقوه گیاه شنبلیله شیرازی استفاده شد. شکل ۴ نقشه پیش‌بینی شده این مناطق را نشان می‌دهد که با استفاده از این الگوریتم توسعه یافته است. نقشه مذکور با استفاده از روش طبقه‌بندی Natural Break (Poli and Sterlacchini, 2007) به ۴ طبقه غیر مستعد، مناطق با استعداد خیلی کم، کم، متوسط و زیاد برای استقرار گیاه

شنبلیله شیرازی طبقه‌بندی شده است. این روش که به‌روش شکستگی طبیعی با الگوریتم بهینه‌سازی جنکس^{۱۵} معروف است نوعی از طبقه‌بندی است که با شناسایی شکاف بین کلاس‌ها به‌عنوان نقاط عطف داده‌ها، مرز بین طبقات مشخص شده و داده‌ها بر اساس خصوصیات ذاتی آن‌ها گروه‌بندی می‌شود (De Smith et al., 2007). در واقع این روش سعی می‌کند که واریانس درون گروهی را کمینه و واریانس بین گروهی یا بین کلاس‌های مختلف را بیشینه نماید. همان‌طور که در شکل ۴ مشاهده می‌شود، مناطق کم ارتفاع و پست به‌عنوان مناطقی که کمترین امکان رشد گیاه شنبلیله وجود دارد، مشخص شده است. در این مناطق شاخص شوری نرمال شده بیشترین مقدار را نشان می‌دهد. علاوه بر این مناطق مرتفع بیشترین امکان رشد گیاه مذکور را نشان می‌دهند. این مناطق بر اساس پراکنش بارش منطقه در بیشترین مقدار خود بوده و نشان می‌دهد که شرایط رطوبتی مناسبی برای رشد این گیاه فراهم می‌کند.

نتایج مدل‌سازی با استفاده از مدل جنگل تصادفی نشان می‌دهد که بیشترین مساحت منطقه دارای استعداد خیلی کم (۴۱/۱۶ درصد) برای استقرار گیاه شنبلیله شیرازی است. به ترتیب بعد از آن طبقات کم، متوسط و زیاد (۲۹/۰۹، ۱۷/۷ و ۱۲/۰۵ درصد) قرار دارند (جدول ۳). پس از تعیین مساحت کلاس‌های آسیب‌پذیری در کل منطقه، ارتباط بین انواع کاربری اراضی موجود در منطقه مورد مطالعه با طبقات مختلف زیستگاه بالقوه شنبلیله شیرازی مورد بررسی قرار گرفت (جدول ۴). با توجه به نتایج، بیشترین وسعت کاربری اراضی در منطقه متعلق به مراتع فقیر است و بیشترین وسعت کلاس زیستگاه بالقوه شنبلیله نیز در این کاربری قرار دارد (۱۷۶۴۶/۹۳ کیلومتر مربع). از آنجا که شرایط استقرار سایر گیاهان نیز در این کاربری به‌خوبی مهیا نیست و دارای وضعیت پوششی فقیر است، در نقشه تولیدی در این مطالعه هم در کلاس خیلی کم قرار گرفته است. طبق نقشه پیش‌بینی شده برای تعیین مناطق مستعد رشد گیاه شنبلیله،

¹⁵Jenks optimization



شکل ۴- نقشه رویشگاه بالقوه گیاه *T. elliptica* با الگوریتم جنگل تصادفی.

جدول ۳- مساحت کلاس‌های مناطق مستعد رشد گیاه *T. elliptica*

مساحت (درصد)	مساحت (کیلومتر مربع)	کلاس‌های مناطق مستعد رشد
۴۱/۱۶	۳۰۸۹۶/۶۴	خیلی کم
۲۹/۰۹	۲۱۸۳۷/۵۱	کم
۱۷/۷	۱۳۲۸۵/۸۹	متوسط
۱۲/۰۵	۹۰۴۲/۸۴	زیاد
۱۰۰	۷۵۰۶۲/۸۸	مجموع

بررسی این آمارها نیز نشان داد که نقشه پیش‌بینی شده برای شناسایی مناطق مستعد رشد گیاه شنبلیله از اعتبار خوبی برخوردار است و می‌توان به نتایج مدل‌سازی تا حد زیادی اعتماد کرد. طبق جدول فوق، صحت و دقت مدل‌سازی به ترتیب ۰/۹ و ۰/۷۹ می‌باشد که مقدار مناسب و خوبی است (Mokhtari *et al.*, 2019). مقادیر اریبی، احتمال آشکارسازی و نرخ هشدار اشتباه برای نقشه تولیدی نیز به ترتیب برابر با ۱، ۰/۹۳ و ۰/۰۴ می‌باشد که مقادیر مناسبی برای این پیش‌بینی بوده و نشان‌دهنده عملکرد خوب مدل می‌باشد (Choubin *et al.*, 2020). نتایج ارزیابی عملکرد نقشه پیش‌بینی شده توسط مدل جنگل تصادفی در این مطالعه با نتایج مطالعات Moradi و همکاران (۲۰۲۱)،

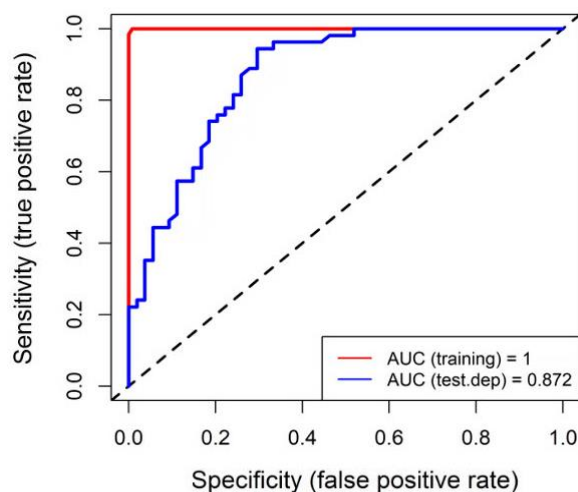
بیشترین مساحت کلاس زیاد در کاربری جنگل تنک قرار دارد و در کاربری‌های اراضی شور، اراضی ماسه‌ای، پهنه‌های آبی و اراضی مرطوب صفر می‌باشد. ارزیابی نقشه مدل‌سازی شده برای ارزیابی نقشه تولید شده توسط الگوریتم جنگل تصادفی از آماره سطح زیر منحنی (AUC) در منحنی مشخصه عملکرد سیستم (ROC) استفاده شد (شکل ۵). آماره AUC برای نقشه تولیدی نشان داد که مدل جنگل تصادفی دارای عملکرد خیلی خوب است ($AUC > 0.8$). مقدار این آماره برای نقشه تولیدی ۰/۸۷ مجموعه داده‌های آزمایش می‌باشد. در این پژوهش علاوه بر AUC، از آماره‌های خطا برای بررسی دقت و صحت و میزان خطاها استفاده شد که در جدول ۵ قابل مشاهده است.

جدول ۴- مساحت کلاس‌های رویشگاه بالقوه گیاه *T. elliptica* در کاربری‌های اراضی موجود در منطقه.

کاربری	مساحت کلاس‌های رویشگاه بالقوه شنبلبله شیرازی (کیلومتر مربع)				
	خیلی کم	کم	متوسط	زیاد	مجموع
جنگل تنک	۳۷۷/۹۱	۴۵۴/۴۱	۹۵۷/۱۵	۲۵۱۰/۳۷	۴۲۹۹/۸۴
اراضی کشاورزی	۵۹۲/۸۳	۷۲۱/۳۵	۳۵۶/۵۸	۲۳۳/۸۲	۱۹۰۴/۵۸
اراضی بایر	۵۷۹۷/۵۳	۲۱۷۴/۶۷	۷۶۷/۴۳	۲۸۳/۱۴	۹۰۲۲/۷۷
مراتع خوب	۰	۴۴۶۰/۸	۳۴/۲	۲۵۳/۸	۲۹۰/۱۶
مراتع متوسط	۱۰۶۰/۵۶	۱۱۹۱/۶	۱۹۸۶/۵۷	۱۸۱۷/۰۱	۶۰۵۵/۷۴
مراتع ضعیف	۱۷۶۴۶/۹۳	۱۳۷۰۷/۴۵	۶۴۶۹/۸۳	۱۹۹۰/۴۴	۳۹۸۱۴/۶۵
برون‌زدگی سنگی	۱۲۷۵/۸۴	۲۰۹۴/۰۳	۲۷۰۴/۶۸	۱۹۵۳/۸۱	۸۰۲۸/۳۶
اراضی شور	۲۱۸۷/۶۳	۶۸۴/۰۹	۱۲۴۵۱	۰	۲۸۷۴/۰۶
اراضی ماسه‌ای	۸۰۱/۹	۱۹۷/۴۶	۴۴۵۶۹	۰	۱۰۰۱/۱۶
اراضی مسکونی	۱۵۲/۹۱	۲۱۲/۶۷	۴۴۷۱۲	۰/۴۵	۳۷۱/۳۶
اراضی آبی	۰/۹۹	۰/۰۹	۰	۰	۱/۰۸
اراضی مرطوب	۱۰۰۱/۶۱	۳۹۷/۵۳	۰	۰	۱۳۹۹/۱۴
مجموع	۳۰۸۹۶/۶۴	۲۱۸۳۷/۵۱	۱۳۲۸۵/۸۹	۹۰۴۲/۸۴	۷۵۰۶۲/۸۸

جدول ۵- آماره‌های خطا در عملکرد مدل‌ها جهت پیش‌بینی رویشگاه بالقوه *T. elliptica*.

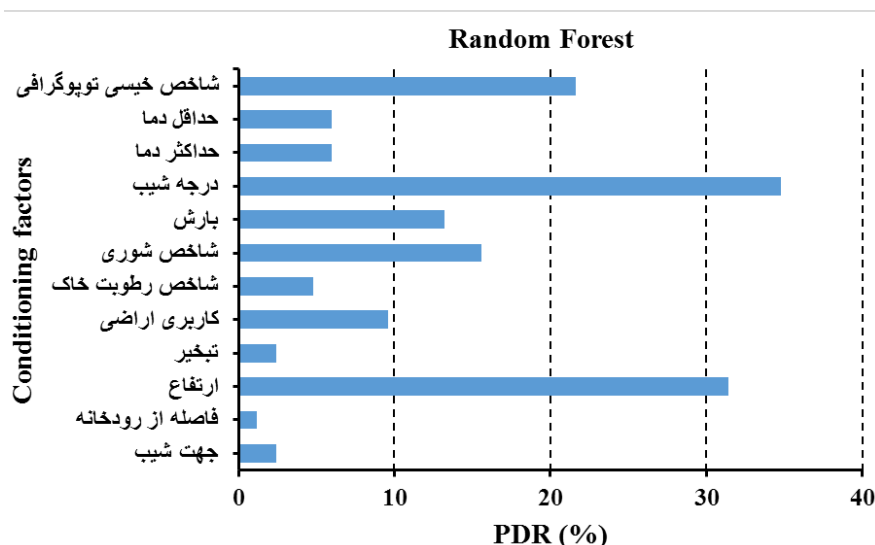
آماره‌های خطا	RF
Accuracy	۰/۹
Precision	۰/۷۹
Bias	۱
POD	۰/۹۳
FAR	۰/۰۴



شکل ۵- سطح زیر منحنی (AUC) در منحنی مشخصه عملکرد سیستم (ROC) برای مدل جنگل تصادفی.

پدیده‌های طبیعی صورت گرفته نیز حاکی از نتایج قابل قبول مدل جنگل تصادفی نسبت به سایر مدل‌هاست. از جمله مطالعاتی مانند Zhang و همکاران (۲۰۱۷)، Mohajane و

که در ایران در منطقه سیستان و بلوچستان برای شناسایی مناطق استقرار گیاه گازرخ انجام شد مطابقت دارد. علاوه بر این، سایر مطالعاتی که در زمینه‌های مدل‌سازی مکانی



شکل ۶- نتایج تعیین اهمیت متغیرها در مدل‌سازی زیستگاه بالقوه *T. elliptica* با استفاده از مدل جنگل تصادفی.

۳۱/۴ و ۲۱/۶ درصد).

نتیجه‌گیری

شناسایی پراکنش گونه‌های گیاهی و مکان‌یابی رویشگاه‌های بالقوه آن‌ها یک چالش مهم در علوم محیط‌زیست است که به حفاظت از تنوع‌زیستی و مدیریت منابع طبیعی برمی‌گردد. این اقدامات به‌طور خاص برای گونه‌های نادر که به‌سختی قابل شناسایی است و معمولاً در اولویت حفاظتی قرار دارند، بسیار مورد توجه می‌باشد (Huettmann and Gottschalk, 2011; Mi et al., 2017). در این پژوهش زیستگاه بالقوه گیاه مرتعی شنبلیله شیرازی (*Trigonella elliptica*) در اراضی مرتعی استان یزد با استفاده از یکی از مدل‌های پیشرفته یادگیری ماشینی مدل‌سازی شد. نتایج مدل‌سازی نشان داد که این مدل از عملکرد مناسبی برای پیش‌بینی برخوردار است به‌طوری که آماره AUC در آن برابر با ۰/۸۷ بود. تجزیه و تحلیل حساسیت مدل به تغییرات متغیرهای مورد استفاده نیز نشان داد که متغیر درجه شیب، ارتفاع و شاخص خیسی توپوگرافی از اهمیت بیشتری برای مدل‌سازی برخوردار است. نقشه پیش‌بینی شده مناطق مستعد رشد گیاه شنبلیله نشان داد که بیشترین مناطق با احتمال خیلی زیاد استقرار این گیاه در

همکاران (۲۰۲۱)، Tempa و Aryal (۲۰۲۲) و Pham و همکاران (۲۰۲۲) که به‌ترتیب در مدل‌سازی مکانی خطر زمین لغزش، خطر آتش‌سوزی، زمین لغزش و سطح آب زیرزمینی از الگوریتم جنگل تصادفی استفاده کردند به این نتیجه رسیدند که مدل جنگل تصادفی دارای بهترین عملکرد نسبت به سایر مدل‌ها می‌باشد.

ارزیابی اهمیت متغیرهای دخیل در رشد *T. elliptica*: در این مطالعه حساسیت ۱۱ پارامتر با استفاده از آزمون جک‌نایف در مدل‌سازی زیستگاه بالقوه *T. elliptica* مورد بررسی قرار گرفت. آزمون جک‌نایف در این مطالعه یک مشتق جزئی^{۱۶} را بکار می‌برد که به‌دلیل سادگی و کاهش مقدار تخمین‌گر اریبی که هنگام بکار بردن چارچوب‌های پیچیده ایجاد می‌شود، یک روش بسیار مناسب برای آنالیز حساسیت است. شکل ۶ اهمیت نسبی متغیرهای مورد استفاده در مدل‌سازی زیستگاه شنبلیله شیرازی برای مدل جنگل تصادفی (RF) در منطقه مورد مطالعه نشان می‌دهد. با توجه به این شکل، عامل درجه شیب نسبت به بقیه عوامل در توزیع گونه شنبلیله شیرازی اهمیت بیشتری دارد به‌طوری که آماره PDR برابر با ۳۸/۴ درصد می‌باشد. در مدل‌سازی روش RF بعد از عامل درجه شیب، عامل ارتفاع و سپس شاخص خیسی توپوگرافی بیشترین اهمیت را دارد (به‌ترتیب

¹⁶Partial-derivative

مورد توجه مرتعداران و ذینفعان قرار گیرد. نکته آخر اینکه باید توجه داشت که علاوه بر عوامل محیطی که در توزیع رویشگاه گیاهانی مانند شبلیله بسیار مؤثر است، عوامل انسانی خصوصاً فعالیت‌های مخرب انسانی نیز آن را تحت تأثیر قرار می‌دهد که لازم است با آگاهی به این عوامل در منطقه، در مدل‌سازی‌های زیستگاه برای مطالعات آینده مد نظر قرار گیرد.

تقدیر و تشکر

این پژوهش تحت حمایت مادی صندوق حمایت از پژوهشگران و فناوران کشور (INSF) برگرفته شده از طرح شماره «۹۹۰۱۷۶۲۷» انجام شده است. نویسندگان مقاله از اداره کل منابع طبیعی و آبخیزداری استان یزد، سازمان منابع طبیعی و آبخیزداری ایران و سازمان هواشناسی ایران (IRIMO) برای کمک به تهیه داده‌های این تحقیق تشکر می‌کنند.

ارتفاعات که شرایط بارش منطقه نیز بهتر از سایر مناطق بوده و شوری خاک در حد پایین‌تری قرار دارد می‌باشد. همچنین مناطقی که بیشترین استعداد رشد این گیاه وجود دارد در کاربری جنگل تنک است که نشان‌دهنده شرایط مناسب برای رشد سایر گیاهان است. مکان‌یابی و تشخیص مناطق استقرار گیاه شبلیله شیرازی از آن جهت بسیار مهم به نظر می‌رسد که این گیاه همواره به‌عنوان یک گیاه مرتعی خوش‌خوراک برای مرتعداران شناخته شده که در اثر فشار ناشی از چرای دام و عوامل طبیعی مانند خشکسالی در حال کاهش می‌باشد. در سال‌های اخیر نیز پدیده آتش‌سوزی روند تخریب و انقراض آن را تسریع کرده است. اطلاعات به‌دست آمده از مطالعه انجام شده می‌تواند به‌عنوان ابزاری قدرتمند به بخش مرتعداری در احیاء زیستگاه‌های تخریب شده این گیاه مرتعی در اراضی طبیعی استان یزد کمک فراوانی کند. علاوه بر این، حفظ و حراست از زیستگاه گیاه شبلیله شیرازی برای ارتقاء سطح کیفیت علوفه مراتع استان یزد می‌تواند با استفاده از نتایج این مطالعه صورت پذیرد و

References

- Acharya, S., Sriramroen, A., Basu, S., Oraikul, B., Basu, T., 2006. Improvement in the nutraceutical properties of fenugreek (*Trigonella foenum-graecum* L.). *Journal of Science and Technology* 28, 1-9.
- Arjmandi, Z., Asadi Zarch, M.A., Hosseini, S.Z., Ekhtesasi, M.R., 2021. Forecasting Drought in Arid Regions Using Global Climate Models: A Case Study of Yazd Province, Iran. *Desert Ecosystem Engineering Journal* 10(32), 97-112.
- Asadi Zarch, M.A., 2017. Analyzing climate change effects on drought occurrence in Yazd province, Iran. *Iranian Scientific Association of Desert Management and Control*. No. 9. pp: 74-90.
- Asch, J., 2021. Topographic controls of drought impact on Swedish primary forests. *Student thesis series INES*.
- Atkinson, P.M., 2005. Sub-pixel target mapping from soft-classified, remotely sensed imagery. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* 71(7), 839-846.
- Baghestani Meybodi, N., Mirokili, S., Zarezadeh, A., 2010. Introduction of flora, biological form and geographical distribution of steppe range plants (Case study: Khoy-Newk watershed in Yazd province). *Renewable Natural Resources Research* 1(2), 43-58.
- Bakhshi, J., Javadi, S.A., Tavili, A., Arzani, H., 2020. Study on the effects of different levels of grazing and enclosure on vegetation and soil properties in semi-arid rangelands of Iran. *Acta Ecologica Sinica* 40(6), 425-431.
- Brinkmann, K., Patzelt, A., 2010. Rangeland Vegetation on Al Jabal Al Akhdar a Key Resource of Oasis Settlements. *Oasis of Oman*, pp: 42-46.
- Chen, W., Zhang, S., Li, R., Shahabi, H., 2018. Performance evaluation of the GIS-based data mining techniques of best-first decision tree, random forest, and naïve

- Bayes tree for landslide susceptibility modeling. *Science of the Total Environment* 644, 1006-1018.
- Choubin, B., Abdolshahnejad, M., Moradi, E., Querol, X., Mosavi, A., Shamshirband, S., Ghamisi, P., 2020. Spatial hazard assessment of the PM10 using machine learning models in Barcelona, Spain. *Science of the Total Environment* 701, 134474.
- Choubin, B., Moradi, E., Golshan, M., Adamowski, J., Sajedi-Hosseini, F., Mosavi, A., 2019a. An ensemble prediction of flood susceptibility using multivariate discriminant analysis, classification and regression trees, and support vector machines. *Science of the Total Environment* 651, 2087-2096.
- Choubin, B., Mosavi, A., Alamdarloo, E.H., Hosseini, F.S., Shamshirband, S., Dashtekian, K., Ghamisi, P., 2019b. Earth fissure hazard prediction using machine learning models. *Environmental Research* 179, 108770.
- 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.
- De Clercq, E., Leta, S., Estrada-Peña, A., Madder, M., Adehan, S., Vanwambeke, S., 2015. Species distribution modelling for *Rhipicephalus microplus* (Acari: Ixodidae) in Benin, West Africa: Comparing datasets and modelling algorithms. *Preventive Veterinary Medicine* 118(1), 8-21.
- De Smith, M.J., Goodchild, M.F., Longley, M.A., 2007. *Geospatial Analysis: A Comprehensive Guide to Principles, Techniques and Software Tools*. Matador Press, Leicester.
- Deng, T., Chen, X., Chuvieco, E., Warner, T., Wilson, J. P., 2007. Multi-scale linkages between topographic attributes and vegetation indices in a mountainous landscape. *Remote Sensing of Environment* 111, 122-134.
- Duan, X., Li, J., Wu, S., 2022. MaxEnt Modeling to Estimate the Impact of Climate Factors on Distribution of *Pinus densiflora*. *Forests* 13(3), 402.
- Ebrahimi, M., Khosravi, H., Rigi, M., 2016. Short-term grazing exclusion from heavy livestock rangelands affects vegetation cover and soil properties in natural ecosystems of southeastern Iran. *Ecological Engineering* 95, 10-18.
- 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, 677-697.
- Emadodin, I., Bork, H. R., 2012. Degradation of soils as a result of long-term human-induced transformation of the environment in Iran: an overview. *Journal of Land Use Science* 7(2), 203-219.
- Franklin, J., 2009. *Mapping species distributions: spatial inference and prediction*. Cambridge University Press, New York.
- Gayen, A., Pourghasemi, H. R., Saha, S., Keesstra, S., Bai, S., 2019. Gully erosion susceptibility assessment and management of hazard-prone areas in India using different machine learning algorithms. *Science of the Total Environment* 668, 124-138.
- Goetz, J. N., Brenning, A., Petschko, H., Leopold, P., 2015. Evaluating machine learning and statistical prediction techniques for landslide susceptibility modeling. *Computers & Geosciences* 81, 1-11.
- He, S., Wu, J., Wang, D., He, X., 2022. Predictive modeling of groundwater nitrate pollution and evaluating its main impact factors using random forest. *Chemosphere* 290, 133388.
- Heydari Alamdarloo, E., Moradi, E., Abdolshahnejad, M., Fatahi, Y., Khosravi, H., da Silva, A. M., 2021. Analyzing WSTP trend: a new method for global warming assessment. *Environmental Monitoring and Assessment* 193(12), 1-15.
- Hosseinzadeh, M.S., Farhadi Qomi, M., Naimi, B., Roedder, D., Kazemi, S. M., 2018. Habitat suitability and modelling the potential distribution of the Plateau Snake Skink *Ophiomorus nuchalis* (Sauria Scincidae) on the Iranian Plateau. *North-Western Journal of Zoology*.
- Huettmann, F., Gottschalk, T., 2011. Simplicity, model fit, complexity and uncertainty in spatial prediction models applied over time: We are quite sure, aren't we?. In *Predictive species and habitat modeling in landscape ecology* (pp. 189-208). Springer, New York, NY.
- Karimiyan, A., 2005. Medicinal, aromatic,

- rangeland and rare plants of Kalmand Bahadoran and Bafgh protected areas in Yazd province. *Journal of Environmental Science* 31(37), 77-88.
- Khanamani, A., Bameri Nejad, F., 2020. Locating Potential Sites for Species (*Ammodendron persicum*) in Southern Kerman province, Using AHP Method. *Desert Ecosystem Engineering Journal* 9(27), 67-78.
- Khayrandish, H., Esmailpour, Y., Kamali, A.R., Zakeri, O., 2015. Locating suitable areas for mangrove afforestation in the Sirik habitat, Hormozgan Province. *Journal of Aquatic Ecology* 5(2), 112-123.
- Lee, S., Kim, J. C., Jung, H. S., Lee, M. J., Lee, S., 2017. Spatial prediction of flood susceptibility using random-forest and boosted-tree models in Seoul metropolitan city, Korea. *Geomatics, Natural Hazards and Risk* 8(2), 1185-1203.
- McCormick, K.M., Norton, R.M., Eagles, H.A., 2009. Phenotypic variation within a fenugreek (*Trigonella foenum-graecum* L.) germplasm collection. II. Cultivar selection based on traits associated with seed yield. *Genetic Resources and Crop Evolution* 56(5), 651-661.
- Mehmud, S., Kalita, N., Roy, H., Sahariah, D., 2022. Species distribution modelling of *Calamus floribundus* Griff (Arecaceae) using Maxent in Assam. *Acta Ecologica Sinica* 42(2), 115-121.
- Mi, C., Huettmann, F., Guo, Y., Han, X., Wen, L., 2017. Why choose Random Forest to predict rare species distribution with few samples in large undersampled areas? Three Asian crane species models provide supporting evidence. *PeerJ* 5, e2849.
- Mohajane, M., Costache, R., Karimi, F., Pham, Q. B., Essahlaoui, A., Nguyen, H., Oudija, F., 2021. Application of remote sensing and machine learning algorithms for forest fire mapping in a Mediterranean area. *Ecological Indicators* 129, 107869.
- Mokarram, M., Hojjati, M., Zarei, A.R., 2017. Using the attraction model in remote sensing to evaluation of topographic wetness index (TWI). *Eco hydrology* 4(1), 237-245.
- Mokhtari, D., Ebrahimi, H., Salmani, S., 2019. Landslide risk modeling using stochastic forest algorithm (Case study: Tasuj plain catchment). *Remote Sensing and GIS in Natural Resources* 10 (3), 93-105.
- Moradi, E., Abdolshahnejad, M., Hassangavyar, M.B., Ghoohestani, G., da Silva, A.M., Khosravi, H., Cerdà, A., 2021. Machine learning approach to predict susceptible growth regions of *Moringa peregrina* (Forssk). *Ecological Informatics* 62, 101267.
- Mozaffarian, V., Mirvakili, M., Barzegari, G., 2000. *Flora of Yazd*. Yazd Publication Institute.
- Onagh, M., 1994. Evaluation of production capacity and rangeland management using system GIS. *Proceedings of the first national seminar on rangeland and rangeland management in Iran*. August 25-27, p.2.
- Park, N.W., 2015. Using maximum entropy modeling for landslide susceptibility mapping with multiple geoenvironmental data sets. *Environmental Earth Sciences* 73(3), 937-949.
- Pham, Q.B., Kumar, M., Di Nunno, F., Elbeltagi, A., Granata, F., Islam, A.R.M., Anh, D.T., 2022. Groundwater level prediction using machine-learning algorithms in a drought-prone area. *Neural Computing and Applications* 1-23.
- Pourghasemi, H. R., Kariminejad, N., Amiri, M., Edalat, M., Zarafshar, M., Blaschke, T., Cerda, A., 2020. Assessing and mapping multi-hazard risk susceptibility using a machine learning technique. *Scientific Reports* 10(1), 1-11.
- Qarachorlu, M., Esfandiari, F., Dalal Oghli, A., 2018. Investigation of the role of geomorphological parameters in vegetation distribution using spatial regression analysis (Case study, Arasbaran watersheds: Tea, Ilgineh, Tea and Mardame-Tea). *Geographical Space* 18 (63), 225-248.
- Ranjbar, M., Hajmoradi, Z., Karamian, R., 2014. Novelty in *Trigonella sect. Ellipticae* (Fabaceae) from Iran. *Novon: A Journal for Botanical Nomenclature* 23(2), 209-216.
- Ranjbar, M., Karamian, R., Hajmoradi, Z., Joharchi, M.R., 2012. A revision of *Trigonella sect. Ellipticae* (Fabaceae) in Iran. *Nordic Journal of Botany* 30(1), 17-35.
- Riyasat, M., Nasirzadeh, A., 2006. Evaluation of 2 perennial *Trigonella* (*T. elliptica* and *T. tehranica*) for forage quality improvement. *Iranian Journal of*

- Rangelands and Forests Plant Breeding and Genetic Research 14(4), 230-240.
- Rodriguez, V., Ghimire, B., Rogan, J., Chica-Olmo, M., Rigol-Sánchez, J.P., 2012. An assessment of the effectiveness of a Random Forest classifier for land-cover classification. *International Society for Photogrammetry and Remote Sensing* 67, 9-104
- Schumann, G.P., Vernieuwe, H., De Baets, B., Verhoest, N.E.C., 2014. ROC-based calibration of flood inundation models. *Hydrol. Process.* 28(22), 5495–5502.
- Sedghi, S., 2022. The Effect of Biomechanical Operations on Rangeland Vegetation (Case Study: Rangelands of Abarkooh, Yazd). *Natural Ecosystems of Iran* 12(4), 13-24.
- Sharifian, S., Mortazavi, M.S., Mohebbi-Nozar, S. L., 2022. Modeling Present Distribution Commercial Fish and Shrimps Using MaxEnt. *Wetlands* 42(5), 1-9.
- She, Y., Zhang, Z., Ma, L., Xu, W., Huang, X., Zhou, H., 2022. Vegetation attributes and soil properties of alpine grassland in different degradation stages on the Qinghai-Tibet Plateau, China: a meta-analysis. *Arabian Journal of Geosciences* 15(2), 1-22.
- Sokolova, M., Japkowicz, N., Szpakowicz, S., 2006. Beyond accuracy, F-score and ROC: a family of discriminant measures for performance evaluation. Springer, Berlin, Heidelberg pp: 1015-1021.
- Stafoggia, M., Bellander, T., Bucci, S., Davoli, M., de Hoogh, K., De'Donato, F., Gariazzo, C., Lyapustin, A., Michelozzi, P., Renzi, M., Scortichini, M., 2019. Estimation of daily PM10 and PM2.5 concentrations in Italy, 2013–2015, using a spatiotemporal land use random-forest model. *Environment international* 124, 170–179.
- Tadros, M.J., El-Shatnawi, M.D.K.J., Jaradat, R.Q., 2011. Growth, persistence and quality of *Trigonella arabica* Del. and *Trigonella caelesyriaca* Boiss. Grown in the semi-arid rangeland north of Jordan. *Journal of Food, Agriculture & Environment* 9(1), 389-393.
- Talebi, A., Goudarzi, S., Pourghsemi, H., 2018. Investigation of the possibility of landslide hazard mapping using the Random Forest algorithm (Case study: Sardarabad Watershed, Lorestan Province). *Journal of Natural Environmental Hazards* 7(16), 45-64.
- Tempa, K., Aryal, K.R., 2022. Semi-automatic classification for rapid delineation of the geohazard-prone areas using Sentinel-2 satellite imagery. *SN Applied Sciences* 4(5), 1-14.
- Wu, C., Xiao, Q., McPherson, E.G., 2008. A method for locating potential tree-planting sites in urban areas: A case study of Los Angeles, USA. *Urban Forestry & Urban Greening* 7(2), 65-76.
- Yadav, U., Moorthy, K., Baquer, N.Z., 2004. Effects of sodium-orthovanadate and *Trigonella foenum-graecum* seeds on hepatic and renal lipogenic enzymes and lipid profile during alloxan diabetes. *Journal of Biosciences* 29(1), 81-91.
- Zhang, K., Wu, X., Niu, R., Yang, K., Zhao, L., 2017. The assessment of landslide susceptibility mapping using random forest and decision tree methods in the Three Gorges Reservoir area, China. *Environmental Earth Sciences* 76(11), 1-20.