

طبقه‌بندی مشخصه‌های کمی جنگل‌های زاگرس با استفاده از داده‌های ماهواره لندست ۸- OLI و الگوریتم Random Forest (بررسی موردی جنگل‌های حفاظتی مانشت)

لیلا سلیمان‌نژاد*^۱، امیر اسلام بنیاد^۲، رامین نقدی^۳ و هومن لطیفی^۴

- ۱- دانشجوی دکتری جنگلداری، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه گیلان، صومعه‌سرا، ایران. (leilisoleimannejad@yahoo.com)
- ۲- استاد، گروه جنگلداری، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه گیلان، صومعه‌سرا، ایران. (bonyad@guilan.ac.ir)
- ۳- استاد، گروه جنگلداری، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه گیلان، صومعه‌سرا، ایران. (rnaghdi@guilan.ac.ir)
- ۴- استادیار گروه فتوگرامتری و سنجش‌ازدور، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری، دانشگاه صنعتی خواجه‌نصیرالدین طوسی، تهران، ایران. (hooman.latifi@uni-wuerzburg.de)

تاریخ پذیرش: ۹۶/۱۱/۲۹

تاریخ دریافت: ۹۶/۱۰/۱۰

چکیده

هدف این پژوهش بهینه‌سازی الگوریتم Random Forest به منظور طبقه‌بندی مشخصه‌های کمی جنگل‌های مانشت در استان ایلام است. برای ایجاد مدل بهینه در مشخصه‌های سطح مقطع، تاج‌پوشش و تراکم، تعداد برآوردکننده بهینه در هر گره معادل هشت و هشت و شش، هم‌چنین تعداد درخت بهینه معادل ۳۰۰ و ۸۰۰ و ۲۰۰ به دست آمد. بررسی نتایج حاصل از طبقه‌بندی با استفاده از معیارهای تعیین صحت نشان داد دقیق‌ترین طبقه‌بندی برای مشخصه تاج‌پوشش (صحت کلی ۸۳ درصد و ضریب کاپا ۰/۷۳) و سپس برای سطح مقطع (صحت کلی ۷۸ درصد و ضریب کاپا ۰/۷۲) و تراکم (صحت کلی ۶۹ درصد و ضریب کاپا ۰/۷۵) انجام گرفته است. بررسی اهمیت متغیرها نشان داد شاخص‌های گیاهی فاصله‌ای در مقایسه با شاخص‌های گیاهی نسبی، در مشخصه‌های سطح مقطع و تراکم از اهمیت بالاتری برخوردارند. در مجموع می‌توان اذعان داشت الگوریتم ناپارامتریک Random Forest روش به نسبت مناسبی در برآورد مشخصه‌های سطح مقطع، تاج‌پوشش و تراکم جنگل‌های زاگرس با تصاویر OLI لندست ۸ است.

واژه‌های کلیدی: تاج‌پوشش جنگل، زاگرس، سطح مقطع درخت، Random Forest، سنجنده OLI.

مقدمه

اطلاعات حاصل از نمونه برداری زمینی توده جنگلی را انجام دهد (Nguyen, 2010, LeMay et al., 2008). مشخصه‌های کمی یک توده جنگلی مانند تعداد در هکتار، حجم، سطح مقطع و سن، داده‌های بااهمیتی برای ارزیابی منابع جنگلی هستند. با توجه به ساختار جنگل‌های زاگرس که اغلب شاخه‌زاد بوده و قادر به تولید چوب صنعتی نیستند، حجم سرپا در این جنگل‌ها، شاخص مناسبی برای ارزیابی نبود (Erfanifard et al., 2007) اما دیگر مشخصه‌های ذکر شده معیارهای مهمی هستند که چنانچه بتوان با استفاده از روشی مناسب و کم‌هزینه اطلاعات دقیقی از این متغیرها به دست آورد، بی‌شک در برنامه‌ریزی و مدیریت این جنگل‌ها نقش بسزایی خواهد داشت. از این‌رو طبقه‌بندی و تهیه نقشه مشخصه‌های جنگلی سطح مقطع، تاج‌پوشش و تراکم تعداد در هکتار در بخشی از جنگل‌های زاگرس از اهداف این پژوهش است. استفاده از روش‌های ناپارامتریک اطلاعات ارزنده‌ای را در زمینه کمک به مدیریت منابع جنگلی و برنامه‌ریزی‌های بهتر ارائه می‌دهد، چراکه با توجه به ماهیت خود نیاز به پیش‌فرضی مبنی بر نرمال بودن مجموعه داده‌های اولیه ندارد (LeMay and Temesgen, 2005). اطلاعات حاصل از نمونه برداری در جنگل اغلب به دلیل ساختار طبیعی توده‌های جنگلی پراکنش نرمال ندارند، از این‌رو استفاده از الگوریتم‌های ناپارامتریک بسیار کارآمد خواهد بود. از این الگوریتم‌ها Random Forest (RF) است که نخستین بار توسط Breiman (2001) ارائه شد و به عنوان روشی دقیق در تهیه نقشه کاربری اراضی و طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای استفاده شده است (Pal, 2005, Prasad et al., 2006). از پژوهش‌های متعدد انجام گرفته با استفاده از این الگوریتم می‌توان به تهیه نقشه تاج‌پوشش در جنگل‌های زاگرس میانی با رگرسیون

جنگل‌های ناحیه رویشی زاگرس به عنوان دومین منبع سلولزی تجدیدپذیر کشور، به دلایل متعدد اجتماعی - اقتصادی و بوم‌شناختی از عرصه‌های کلیدی و راهبردی کشور به‌شمار می‌آیند (Sagheb Talebi et al., 2004). هرچند این جنگل‌ها جایگاه چندان مهمی از نظر تولید چوب صنعتی ندارند، اما به دلیل نقش مهمی که در تنظیم آب‌و‌خاک و تعادل اکولوژیک منطقه دارند، بایستی مورد توجه و ارزیابی دقیق کمی و کیفی قرار گیرند، چراکه با تخریب بیشتر و تغییر شرایط طبیعی این مناطق، امکان بازسازی آن‌ها به‌آسانی میسر نخواهد بود (Modaberi and Mirzaei, 2017). در گذشته معمول‌ترین روش دستیابی به اطلاعات، نمونه برداری قطعات نمونه زمینی با حضور مستقیم در عرصه جنگلی بود، درحالی‌که امروزه روش‌های تلفیق اطلاعات سنجنش‌زدوری و نمونه برداری زمینی محاسبات را تسهیل کرده است. تصاویر سنجنش‌زدور با توجه به اطلاعات مکانی دقیق و گستره وسیع می‌تواند ابزاری مقرون‌به‌صرفه در مدیریت جنگل باشد. یکی از عمومی‌ترین کاربردهای تصاویر سنجنش‌زدوری در علم جنگل، طبقه‌بندی مشخصه‌های جنگلی و تهیه نقشه‌های موضوعی آن‌ها است (Samaniego et al., 2008). ارتباط بین مشخصه‌های جنگلی اندازه‌گیر شده از قطعه‌نمونه‌های زمینی و داده‌های سنجنش‌زدوری منتج به تولید نقشه‌های موضوعی می‌شود. ۵۰ تا ۸۰ درصد تغییرات مشخصه‌های جنگل را می‌توان به وسیله داده‌های سنجنش‌زدور تشریح کرد، چراکه مقدار انعکاس باندها در تصویر ماهواره‌ای به مشخصه‌های جنگلی وابسته است (Mohammadi and Shataee, 2007). این ارتباط نیازمند به‌کارگیری الگوریتم‌هایی است که برآورد متغیرهای مورد نظر را از اعداد طیفی تصاویر و

کاربری اراضی پرداخته و گزارش دادند طبقه‌بندی با لندست ۸ نتایج دقیق‌تری ارائه داد. هدف اصلی این پژوهش برآورد مشخصه‌های تاج‌پوشش، سطح مقطع و تراکم جنگل‌های زاگرس با استفاده از الگوریتم ناپارامتریک Random Forest بر روی داده‌های ماهواره‌ای سنجنده OLI لندست ۸ است.

مواد و روش‌ها

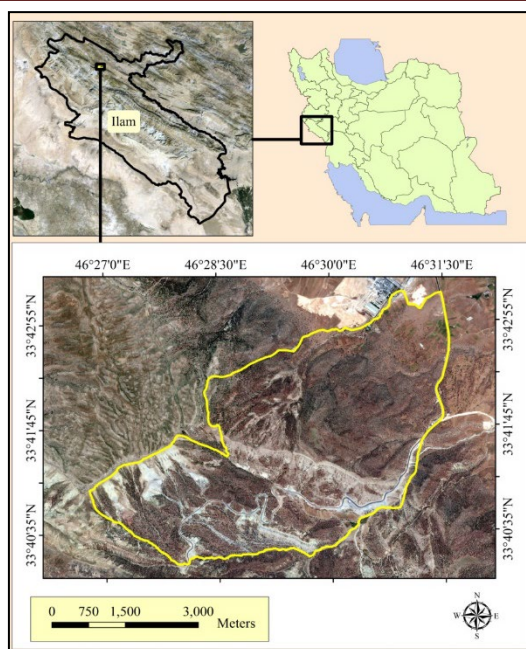
منطقه مورد پژوهش

منطقه مورد بررسی با مساحت ۲۲۰۰ هکتار در جنگل‌های حفاظت‌شده مانشت در استان ایلام در زاگرس مرکزی واقع است. حدود جغرافیایی منطقه مورد بررسی در $46^{\circ}27'$ شرقی و $33^{\circ}40'$ شمالی تا $46^{\circ}30'$ شرقی و $33^{\circ}44'$ شمالی است. میانگین دمای سالیانه $16/7$ درجه سانتی‌گراد و بارش سالیانه 571 میلی‌متر بوده، اقلیم آن بر اساس طبقه‌بندی آمبرژه نیمه‌خشک است (Jafari, 2007). گونه‌های غالب منطقه بلوط ایرانی (برودار) (*Quercus brantii*) است و دیگر گونه‌های درختی مانند *Pistacia atlantica* و *Crataegus species* و *Acer monspessulanum* به ندرت و به صورت پراکنده یافت می‌شود (شکل ۱).

نمونه‌برداری زمینی

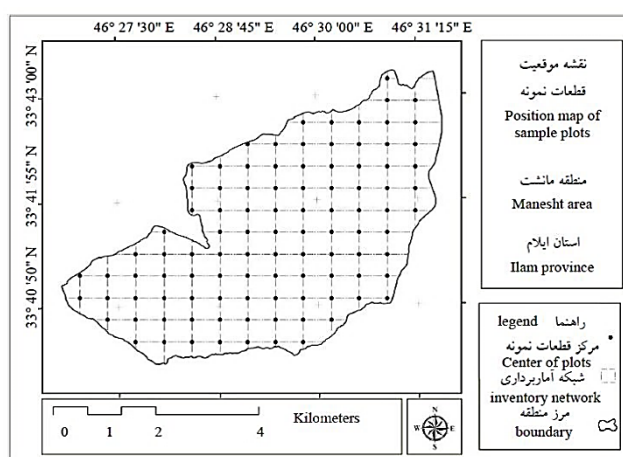
در این پژوهش در ماه‌های خرداد و تیر ۱۳۹۳ در مجموع ۱۰۰ قطعه نمونه با ابعاد 60×60 متر (3600 مترمربع) به روش منظم تصادفی در شبکه‌ای به ابعاد 400×500 متر جمع‌آوری شد. در هر قطعه نمونه مقادیر سطح مقطع، تاج‌پوشش و تعداد در قطعه نمونه به صورت صد در صد آماربرداری شد.

RF و تصاویر Quickbird توسط Naghavi و همکاران (2014) اشاره کرد. Ok و همکاران (2012) در طبقه‌بندی محصولات کشاورزی در بخشی از مناطق جلگه‌ای ترکیه با الگوریتم RF و تصاویر ماهواره‌ای Spot نتایجی با صحت کلی $76/15$ و ضریب کاپای $0/7$ گزارش دادند. Ng و همکاران (2016) در تهیه نقشه طبقه‌بندی گونه کهور (*Prosopis spp.*) با تصاویر 30 متری لندست ۸- OLI صحت کلی 70 درصد و ضریب کاپای $0/66$ را به‌عنوان نتیجه طبقه‌بندی با این الگوریتم اعلام کردند. در این پژوهش نیز الگوریتم RF به منظور طبقه‌بندی مشخصه‌های سطح مقطع، تاج‌پوشش و تراکم تعداد در هکتار جنگل‌های زاگرس مورد استفاده قرار گرفت. در میان مجموعه داده‌های سنجنش‌ازدوری، ماهواره جدید از سری لندست با نام لندست ۸ در سال 2013 به فضا پرتاب شد و تاکنون در حال ارسال داده به پایگاه‌های زمینی است و همچنین با توجه به مزیت و قابلیت‌های جدید این ماهواره نسبت به ماهواره‌های پیشین سری لندست که موجب کاربرد وسیع آن در زمینه‌های مختلف شده، لازم است که این داده‌های ماهواره‌ای در تهیه نقشه‌های سطح مقطع، تراکم و تاج‌پوشش جنگل نیز مورد ارزیابی قرار گیرند. اگرچه سنجنده OLI ماهواره لندست ۸ از نظر قدرت تفکیک مکانی با سنجنده‌های پیشین لندست تفاوتی ندارد ولی افزایش قدرت تفکیک رادیومتریکی، طیفی و همچنین کاهش محدوده طیفی در هر باندها از قابلیت‌های فنی جدیدی است که به این سنجنده اضافه شده و آن را نسبت به سنجنده‌های پیشین سری لندست متمایز ساخته است (Li et al., 2014). Poursanidis و همکاران (2015) طی پژوهشی به مقایسه لندست ۵ TM-7 و لندست ۸- OLI در طبقه‌بندی



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی منطقه مورد بررسی

Figure 1. The location of the study area in Ilam province of Iran



شکل ۲- موقعیت قطعات نمونه برداشت شده

Figure 2. Location of sample plots

(۷۵-۵۰ درصد) تقسیم شدند. مقادیر سطح مقطع تمامی درختان به مترمربع در قطعات نمونه ۳۶۰۰ مترمربعی و سپس در هکتار محاسبه شد. در آخر تعداد درختان موجود در هر قطعه نمونه برحسب تعداد پایه در هکتار محاسبه شد و مشخصه‌های سطح مقطع و تراکم، با توجه به مقادیر آن‌ها در هکتار و طبق جدول ۲ طبقه‌بندی شدند.

پس از محاسبه سطح تاج پوشش تمامی درختان، درصد تاج پوشش هر قطعه نمونه و سپس درصد تاج پوشش در هکتار محاسبه و طبق جدول ۲ طبقه‌بندی شدند. با توجه به اینکه بیشترین سطح تاج پوشش در بین قطعات نمونه ۵۷ درصد بود (جدول ۱)، قطعات نمونه به چهار طبقه خیلی تنک (۵-۱۰ درصد)، تنک (۱۰-۲۵ درصد)، نیمه انبوه (۲۵-۵۰ درصد) و انبوه

جدول ۱- مقادیر پارامترهای آماری تاج‌پوشش، سطح مقطع و تراکم در قطعات نمونه

Table 1. Statistical analysis of the estimation of canopy cover, basal area, stem per hectare in plots

انحراف معیار Std. deviation	میانگین Mean	حداکثر Max	حداقل Min	۱۰۰ قطعه نمونه 100 Sample plots
3.12	3.08	18.14	0*	سطح مقطع (مترمربع/هکتار) Basal area (m ² /ha)
12.90	20.50	57.06	0*	تاج‌پوشش (درصد) Canopy cover (%)
32.09	43.26	133.00	0*	تراکم (تعداد/هکتار) Stem per hectare

* No trees (bare land) * بدون درخت (خاک لخت)

جدول ۲- طبقات مشخصه‌های جنگلی (تاج‌پوشش، سطح مقطع، تراکم)

Table 2. Forest attributes (Canopy cover, Basal area, Stem per hectare) classes

شماره طبقه Class number	تراکم (تعداد/هکتار) Stem per hectare (stems/ ha)	سطح مقطع (مترمربع/هکتار) Basal area (m ² /ha)	تاج‌پوشش (درصد) Canopy cover (percent)
1	0-20	0-1	خیلی تنک (Very sparse) 0-10
2	20-40	1-3	تنک (Sparse) 10-25
3	40-60	3-5	نیمه‌انبوه (Semi dense) 25-50
4	60-80	5-7	انبوه (Dense) 50-75
5	80-100	7-9	
6	>100	>9	

داده‌های تصویری

مکانی ۳۰ متر برای باندهای چندطیفی و ۱۵ متر برای باند پانکروماتیک است. از باند شماره نه این سنجنده به دلیل کاربرد متفاوتش نسبت به باندهای دیگر، استفاده نشده و تنها از باندهای دو تا هفت در طبقه‌بندی مشخصه‌های جنگلی زاگرس استفاده شد (Pesta et al., 2015).

بررسی کیفیت و تصحیح داده‌ها

بررسی کیفیت داده سنجنده از دوری از نظر هندسی و رادیومتریکی ضروری است. از این رو تصویر OLI اخذشده از نظر وجود خطاهای رادیومتریکی مانند خطاهای حاصل از عدم ثبت داده‌ها توسط سنجنده‌ها، خطاهای ناشی از کالیبراسیون نابرابر آشکارسازها مانند

در این پژوهش از تصاویر چند طیفی سنجنده OLI ماهواره لندست ۸، هشتمین ماهواره در تاریخ برنامه لندست‌ها که با مشارکت ناسا و سازمان زمین‌شناسی آمریکا اجرا شده و از سال ۲۰۱۳ فعالیت دارد، به دلیل مزایای موجود در آن مانند قدرت تفکیک رادیومتریکی و طیفی بیشتر نسبت به نسل‌های قبلی لندست استفاده شد. تصویر اخذشده دارای تاریخ ۳۰ خرداد ۱۳۹۳ (۲۰۱۴ ژوئن) و به شماره ردیف و گذر ۱۶۷ و ۳۷ است. این سنجنده دارای نه باند طیفی در محدوده مرئی، مادون قرمز نزدیک و مادون قرمز موج کوتاه در طیف الکترومغناطیس بوده و دارای قدرت تفکیک

در هر باند با کمک نرم افزار Envi5.1 به بازتاب بالای اتمسفر تبدیل شدند (Loeb et al., 2012).

پیش پردازش و تهیه ترکیبات باندى

به منظور استخراج هر چه کامل تر اطلاعات از تصاویر، بارسازی های متناسب با هدف پژوهش بر روی باندهای طیفی انجام شد. از این پردازش ها تحلیل مؤلفه های اصلی، استخراج شاخص های گیاهی و نیز تبدیل تسلدکپ است (Lillesand et al., 2004). در مجموع ۲۲ متغیر ورودی شامل باندهای اصلی و ترکیبات باندى از سنجنده OLI لندست ۸ به منظور طبقه بندی مشخصه های جنگلی استخراج شد. این تعداد شامل شش باند اصلی سنجنده (باند دو تا باند هفت)، شانزده باند شامل شاخص های گیاهی، تحلیل مؤلفه اصلی و تبدیل تسلدکپ است. به علت باز بودن تاج پوشش جنگل های زاگرس بازتاب خاک در این مناطق بسیار زیاد است از این رو در این پژوهش از شاخص های گیاهی متداول و مناسب برای این گونه مناطق استفاده شد (جدول ۳).

راه راه شدگی، خطاهای متأثر از شرایط اتمسفری، خطاهای حاصل از اثر توپوگرافی و نوردهی در جهات مختلف از طریق نمایش تصاویر مورد بررسی قرار گرفت. خطاهای دستگاهی و زمین مرجع کردن تصویر قبل از ارائه به کاربر برطرف شده، از این رو در این بررسی به اصلاح خطاهای دستگاهی نیاز نبود. با وجود اینکه تصاویر مورد استفاده با دقت بالایی زمین مرجع شده بودند (UTM /WGS 84)، تصحیح هندسی تصاویر به روش ناپارامتری و با در نظر گرفتن ۲۵ داده کنترلی حاصل از نمونه برداری زمینی و دیگر لایه های اطلاعاتی نظیر نقشه های توپوگرافی ۱/۵۰۰۰۰ مورد انجام و مورد کنترل قرار گرفت. این فرآیند با بهره گیری از روش چند جمله ای با معادله درجه اول و روش نمونه گیری مجدد نزدیک ترین همسایه با خطای زیر یک پیکسل انجام شد. همچنین به منظور کاستن اثر اتمسفر و به منظور ایجاد شاخص های گیاهی مناسب، مقادیر رقومی (DNs) پیکسل ها

جدول ۳- خلاصه شاخص های گیاهی مورد استفاده

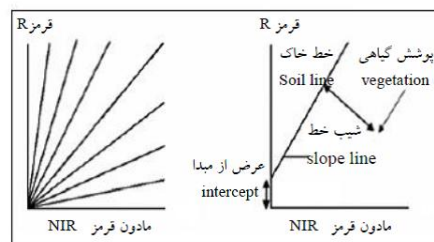
Table 3. Summary of the used vegetation indices

شاخص گیاهی و فرمول مربوطه Equation vegetation index	مرجع Reference	گروه شاخص های گیاهی Vegetation Indices categories
$NDVI = (NIR - R) / (NIR + R)$	Rouse et al., 1974	شاخص های نسبی Slope based indices
$RVI = R / NIR$	Richardson and Wiegand, 1977	
$RDVI = (NIR - red) / \sqrt{(NIR + red)}$	Roujean and Breon, 1995	شاخص های فاصله ای Distance based indices
$SAVI = [(NIR - R) / (NIR + R + L)] * (1 + L)$	Huete, 1988	
$DVI = a * NIR - R$	Richardson and Wiegand, 1977	
$MSAVI_2 = (1/2)(2*(NIR+1) - \sqrt{(2*(NIR+1)^2 - 8*(NIR-R)})$	Qi et al., 1994	
$PVI = (NIR - \beta * R - \alpha) / \sqrt{(1 + \beta^2)}$	Richardson and Wiegand, 1977	
$PVI_1 = \alpha * NIR - R + \beta / \sqrt{(1 + \alpha^2)}$	Perry Jr and Lautenschlager, 1984	
$WDVI = NIR - \alpha * R$	Clevers, 1989	
$PVI_2 = NIR - \alpha * R + \beta / \sqrt{(1 + \alpha^2)}$	Bannari et al., 1995	

گیاهی، خطوط با شیب‌های مختلف را می‌سازند که از این دسته می‌توان به شاخص‌های NDVI و RVI اشاره کرد. گروه دوم: شاخص‌های فاصله‌ای هستند که برای از بین بردن اثر خاک بر بازتاب گیاهان مورد استفاده قرار می‌گیرند و با توجه به فاصله از خط خاک، به دست می‌آید در شکل ۳-ب الگوی شاخص‌های فاصله‌ای دیده می‌شود که در آن پیکسل‌ها با پوشش گیاهی از خط خاک فاصله می‌گیرند. از این دسته می‌توان به: شاخص‌های PVI و MSAVI2 اشاره کرد (Memarian *et al.*, 2012) (جدول ۳). در این بررسی به منظور محاسبه ضرایب خط خاک نخست پیکسل‌هایی که دارای خاک لخت بوده و هیچ پوشش گیاهی نداشتند در سطح منطقه جدا شدند. در مرحله بعد ارزش پیکسل‌های جدا شده در باند قرمز و مادون قرمز نزدیک استخراج و معادله رگرسیونی بین ارزش پیکسل‌ها در این دو باند محاسبه و ضرایب خط خاک استخراج شد.

در روابط ارائه شده در جدول ۲، α شیب خط خاک، β عرض از مبدأ خاک، NIR مقادیر انعکاس در باند مادون قرمز نزدیک، R مقادیر انعکاس در باند قرمز و L عامل تصحیح اثرات خاک که دامنه آن از صفر برای پوشش گیاهی متراکم و یک برای پوشش گیاهی با تراکم کمتر است (Ren and Zhou, 2014). شاخص‌های گیاهی مورد استفاده در این پژوهش در دو دسته کلی شامل شاخص‌های بر اساس شیب (نسبی) (Slope-based) و بر اساس فاصله‌ای (Distance-based) قرار می‌گیرند (Memarian *et al.*, 2012).

گروه اول: شاخص‌های نسبی هستند که با توجه به مقایسه بازتاب زیاد گیاهان در باند مادون قرمز نزدیک و بازتاب کم در باند قرمز محاسبه می‌شوند (جدول ۳). شکل ۳-الف، یک شاخص نسبی را نشان می‌دهد که با افزایش مقدار پوشش گیاهی خطوط به باند مادون قرمز نزدیک، تمایل پیدا می‌کنند. در این شکل پیکسل‌ها با مقادیر مختلف پوشش



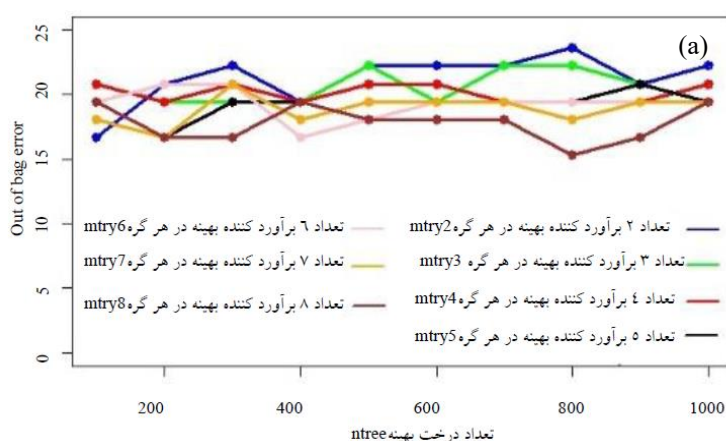
شکل ۳- شاخص‌های گیاهی نسبی (چپ)، شاخص‌های گیاهی فاصله‌ای (راست) (Rahdari *et al.*, 2014)
Figure 3. Slope based (left) and distance based (right) vegetation indices (Rahdari *et al.*, 2014)

مؤلفه دوم: باندهای پنج، شش و هفت شامل باندهای مادون قرمز نزدیک، مادون قرمز موج کوتاه، مادون قرمز موج کوتاه- مؤلفه سوم: باندهای دو تا هفت) به عنوان ۲۲ متغیر ورودی به الگوریتم معرفی شد. اعمال الگوریتم RF برای طبقه‌بندی مشخصه‌های سطح مقطع، تاج پوشش و تراکم: در این پژوهش به منظور

علاوه بر استخراج ده شاخص گیاهی متناسب با منطقه که در بالا به آن‌ها اشاره شد، تمامی باندهای اعم از شش باند اصلی، سه باندهای حاصل از تبدیل تسلدکپ (روشنایی، رطوبت، سبزیگی) سه باند حاصل از تحلیل مؤلفه‌های اصلی (مؤلفه اول: باندهای دو، سه و چهار شامل باندهای آبی و سبز و قرمز-

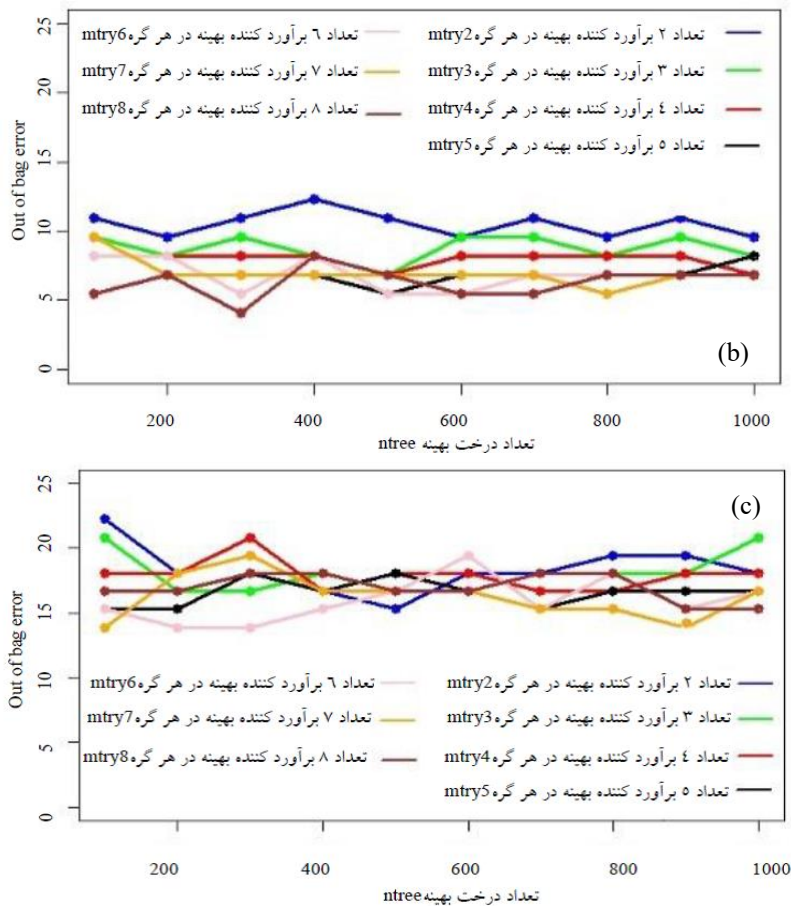
Mohammadi همکاران (2017) ساده‌ترین راه برای پیدا کردن تعداد برآورد کننده بهینه در هر گره، محاسبه ریشه دوم مجموع متغیرهای ورودی و یا این مقدار است که در پژوهش حاضر محدوده بین دو تا هشت بررسی شد. همچنین شاخص تعداد درخت بهینه در طیف وسیعی از مقادیر از ۱۰۰ تا ۱۰۰۰ تغییر داده شد. مدل‌های طبقه‌بندی بهینه‌شده RF با استفاده از ترکیبی از پکیج‌های Random Forest (Liaw and Wiener, 2002)، e1071 (Meyer and Wien, 2015) و Caret (Kuhn, 2015) در نرم‌افزار R تهیه شد. در این پژوهش در مجموع ۷۰ مدل از ترکیب‌های مختلف تعداد برآورد کننده در هر گره و تعداد درخت برای انتخاب سه مدل نهایی بر اساس کمترین خطای oob مورد بررسی قرار گرفت. در نهایت تعداد درخت بهینه معادل ۳۰۰ و ۸۰۰ و ۲۰۰ و تعداد برآورد کننده بهینه در هر گره معادل هشت، هشت و شش به ترتیب برای ساخت مدل نهایی سطح مقطع، تاج‌پوشش و تراکم مورد استفاده قرار گرفت (شکل ۴).

طبقه‌بندی مشخصه‌های جنگلی از الگوریتم RF استفاده شد. ۲۲ متغیر ورودی یادشده به‌منظور طبقه‌بندی سطح مقطع، تاج‌پوشش و تعداد در هکتار استفاده شد. برای طبقه‌بندی هر ویژگی ۱۰۰ قطعه‌نمونه مورد استفاده قرار گرفت. از این تعداد ۷۰ درصد به‌عنوان مجموعه آموزشی و ۳۰ درصد باقی‌مانده به‌عنوان مجموعه تست استفاده شد. برای اجرای طبقه‌بندی RF، دو شاخص مهم تعیین شد، مانند ۱) تعداد برآورد کننده بهینه در هر گره (mtry) که به تعداد متغیرهای ورودی مورد استفاده در هر گره اشاره می‌کند و ۲) تعداد درخت بهینه (ntree) که مربوط به تعداد درخت‌های طبقه‌بندی (تعداد تکرارهای بوت استرپ (boot strap) است. خطای RF به روش oob (Out of Bag Error) اندازه‌گیری شد (Breiman, 2001). تعداد برآورد کننده بهینه در هر گره و تعداد درخت بهینه بر اساس کمترین خطای oob به‌منظور ساخت مدل طبقه‌بندی برای هر یک از مشخصه‌ها انتخاب شد. بر اساس پژوهش و



شکل ۴- روند تغییر مقادیر oob در مدل RF ایجادشده برای مشخصه سطح مقطع (a)، تاج‌پوشش (b) و تراکم (c) با تغییر در مقادیر تعداد برآورد کننده بهینه در هر گره و تعداد درخت

Figure 4. Effect of the ntree and mtry on the oob accuracy for the Basal Area Random Forest classification model (a), the Canopy cover Random Forest classification model (b), the Stem per hectare Random Forest classification model (c) using the 22 explanatory variables



ادامه شکل ۴.

Continued figure 4.

طبقه‌بندی هر کلاس با استفاده از منحنی ROC (Receiver Operating Characteristic) بررسی شد. همچنین سطح زیر منحنی ROC ارائه شد. هر چه مقدار عددی AUC (Area under a ROC curve) (که در محدوده صفر تا یک است) در یک طبقه از مشخصه جنگلی بزرگتر باشد (به عدد یک نزدیکتر باشد) کارایی مدل در تفکیک آن طبقه به عنوان مطلوب‌تر ارزیابی می‌شود (Fawcett, 2006).

بررسی اهمیت متغیرهای ورودی

یکی از خروجی‌های الگوریتم RF تعیین مقدار اهمیت متغیرهای ورودی (باندهای اصلی و ترکیبات آن‌ها) با استفاده از شاخص میانگین ضریب کاهش جینی (mean decrease in Gini: MDG) است که آن‌ها را

پس از تعیین بهینه دو شاخص ذکر شده و ساخت سه مدل نهایی با ۷۰ درصد مجموعه داده‌ها، از ۳۰ درصد باقی‌مانده داده‌ها به عنوان مجموعه تست به منظور ارزیابی استفاده شده، صحت کلی (Overall accuracy: OA)، حساسیت (Sensitivity) و ویژگی (Specificity) محاسبه شد. صحت کلی نسبت مشاهدات به درستی طبقه‌بندی شده توسط مدل پیش‌بینی شده است. حساسیت (یادآوری) مقدار مشاهدات است که به درستی در یک کلاس هدف طبقه‌بندی می‌شوند. ویژگی نرخ مشاهدات به درستی دسته‌بندی شده از طبقه غیر هدف است (Golino and Gomez, 2014). مدل بهبودیافته به روش تحلیل حساسیت مورد ارزیابی قرار گرفت. عملکرد مدل در

استفاده قرار گرفت. علاوه بر این، حساسیت و ویژگی برای هر طبقه، دقت کلی و ضریب کاپا برای ارزیابی عملکرد مدل گزارش شد. طبق نتایج، طبقات ۵ (۷ تا ۹ مترمکعب در هکتار) و ۶ (۹ مترمکعب در هکتار) که دارای مقادیر بالاتر سطح مقطع هستند از صحت طبقه‌بندی بالاتری برخوردارند (جدول ۴). شکل ۵ مقادیر ROC و AUC را در همه طبقات بالاتر از ۰/۹ نشان می‌دهد که حاکی از طبقه‌بندی بسیار مطلوب در تمامی طبقات است (شکل ۵).

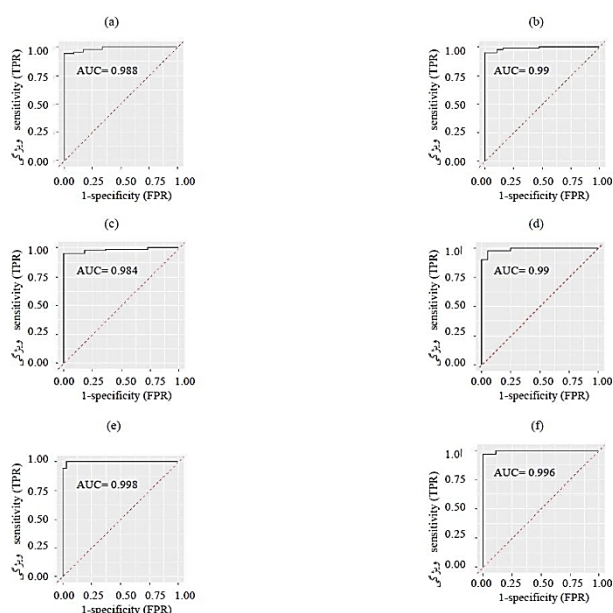
بر اساس اهمیتشان در طبقه‌بندی هر یک از مشخصه‌های جنگلی رتبه‌بندی می‌کند.

نتایج

طبقه‌بندی مشخصه سطح مقطع توسط الگوریتم RF در مشخصه سطح مقطع با استفاده از تعداد برآورد کننده بهینه در هر گره معادل ۸ متغیر و تعداد درخت بهینه معادل ۳۰۰ درخت، کمترین مقدار خطای oob (معادل ۴/۱۱ درصد) به دست آمده که برای ایجاد مدل بهبودیافته RF به منظور طبقه‌بندی سطح مقطع مورد

جدول ۴- ارزیابی صحت مدل RF بهبودیافته به منظور طبقه‌بندی مشخصه سطح مقطع
Table 4. Accuracy assessment of RF model for Basal area classification

ویژگی Specificity	حساسیت Sensitivity	صحت کلی = ۷۸ درصد ضریب کاپا = ۰/۷۲						سطح مقطع (مترمربع/هکتار) Basal area (m ² /ha)
		KC= 0.72			OA= 78%			
		6	5	4	3	2	1	
0.95	0.62	0	0	0	0	1	5	1
0.82	0.80	0	0	0	1	4	3	2
0.95	0.83	0	0	1	5	0	0	3
1.00	0.66	0	0	2	0	0	0	4
1.00	1.00	0	3	0	0	0	0	5
1.00	1.00	2	0	0	0	0	0	6

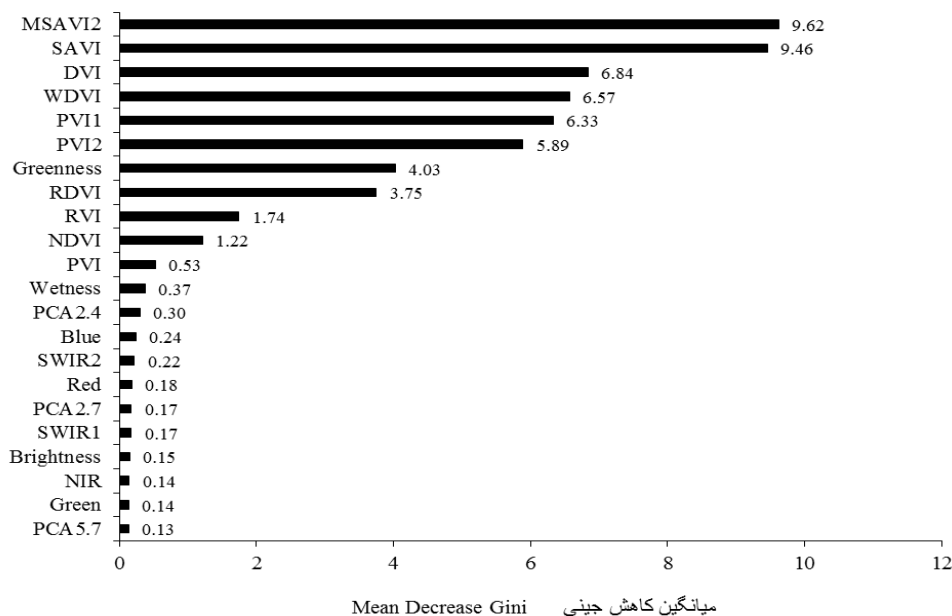


شکل ۵- نمودار ROC و AUC در شش طبقه سطح مقطع (e-f)

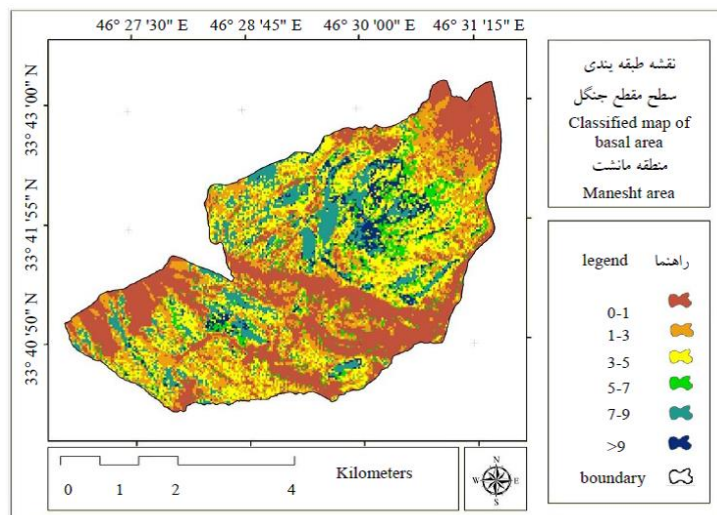
Figure 5. ROC and Area under the ROC curve (AUC) in six basal area classes (e-f)

مقدار اهمیت را دارند (شکل ۶). شکل ۷ نقشه طبقه‌بندی سطح مقطع در منطقه مورد بررسی مانشت با استفاده از الگوریتم RF بهبودیافته و تصاویر OLI لندست ۸ را نشان می‌دهد.

از دیگر خروجی‌های الگوریتم RF درجه اهمیت متغیرها در طبقه‌بندی سطح مقطع با شاخص MDG است. طبق نتایج حاصله MSAVI2 و SAVI در طبقه‌بندی سطح مقطع جنگل‌های تنک مانشت بیشترین



شکل ۶- رتبه‌بندی باندهای مورد استفاده به منظور طبقه‌بندی مشخصه سطح مقطع توسط شاخص MDG
Figure 6. Explanatory power of the 22 bands in the classification of basal area from MDG



شکل ۷- نقشه طبقه‌بندی سطح مقطع با داده‌های لندست ۸-OLI و با استفاده از مدل RF بهبودیافته
Figure 7. Classified map of basal area using Landsat-8 OLI by optimized RF classification model

جدول ۵ ماتریس خطا و ارزیابی صحت طبقات تاج- پوشش را نشان می‌دهد. بهترین صحت طبقه‌بندی در طبقه دو (تاج پوشش ۱۰-۲۵ درصد) به دست آمد، مقادیر مربوطه در جدول ۵ آورده شده است.

طبقه‌بندی مشخصه تاج پوشش توسط الگوریتم RF مدل بهینه برای طبقه‌بندی سطح مقطع با استفاده از تعداد برآورد کننده بهینه در هر گره معادل ۸ متغیر و تعداد درخت بهینه معادل ۸۰۰ درخت، با کمترین مقدار خطای oob (معادل ۱۵/۲۸ درصد) به دست آمده،

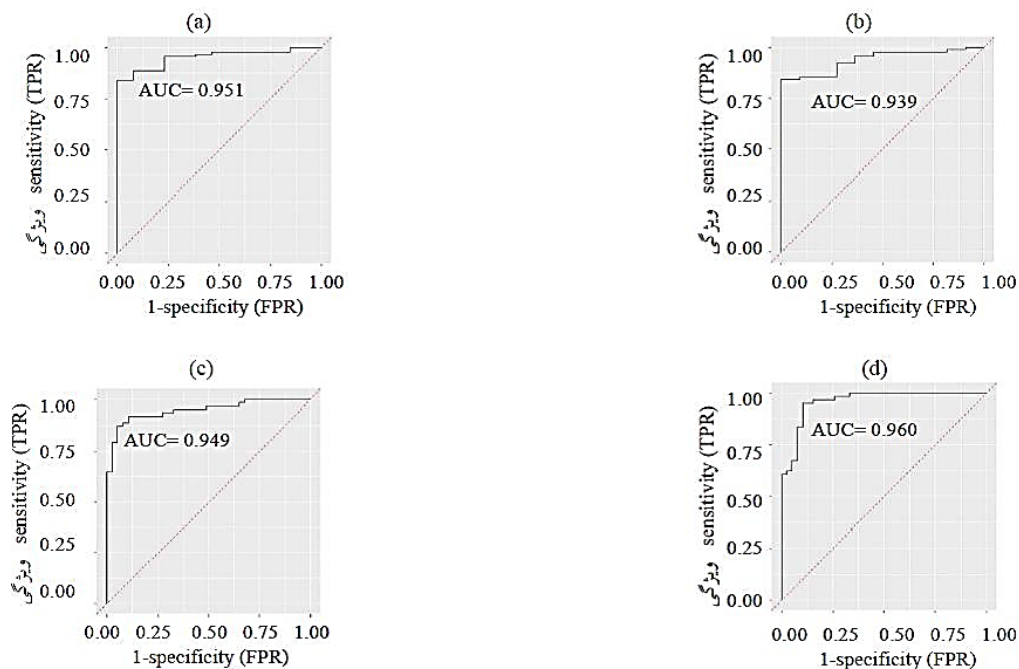
جدول ۵- ارزیابی صحت مدل RF بهبودیافته به منظور طبقه‌بندی مشخصه تاج پوشش

Table 5. Accuracy assessment of RF model for canopy cover classification

		صحت کلی = ۸۳ درصد					
		ضریب کاپا = ۰/۷۳					
		KC= 0.73				OA= 82%	
ویژگی	حساسیت	تاج پوشش (درصد)					
		Canopy cover (percent)					
Specificity	Sensitivity	4	3	2	1		
1.00	0.67	0	0	0	2	1	
0.96	1.00	0	1	3	1	2	
0.88	0.82	2	9	0	0	3	
0.88	0.82	9	2	0	0	4	

بالاتر از ۰/۹ حاکی از طبقه‌بندی بسیار مطلوب در تمامی طبقات تاج پوشش منطقه مورد بررسی است.

شکل ۸ وضعیت ROC و AUC را در طبقه‌بندی چهار طبقه تاج پوشش نشان می‌دهد. مقادیر AUC

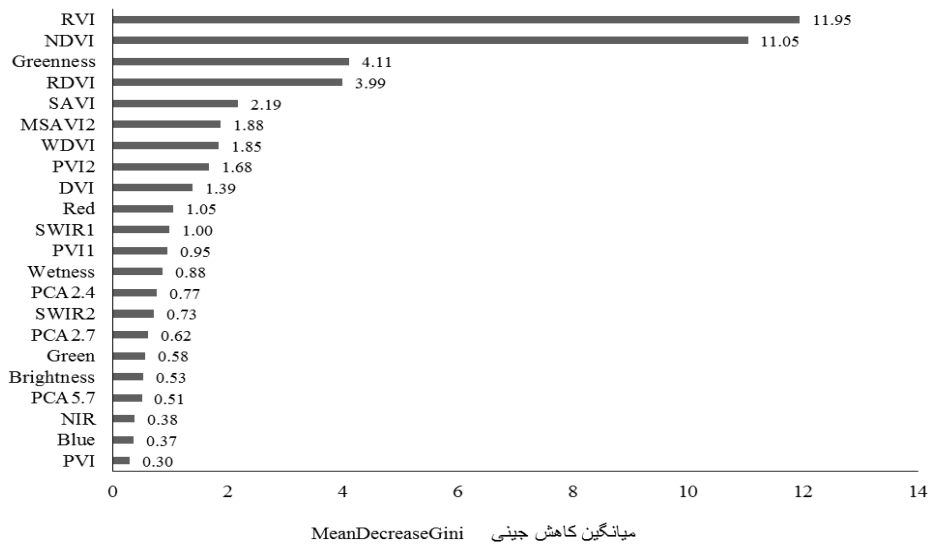


شکل ۸ - نمودار ROC و AUC در چهار طبقه تاج پوشش (a-d)

Figure 8. ROC and Area under an ROC curve (AUC) in four canopy cover classes (a-d)

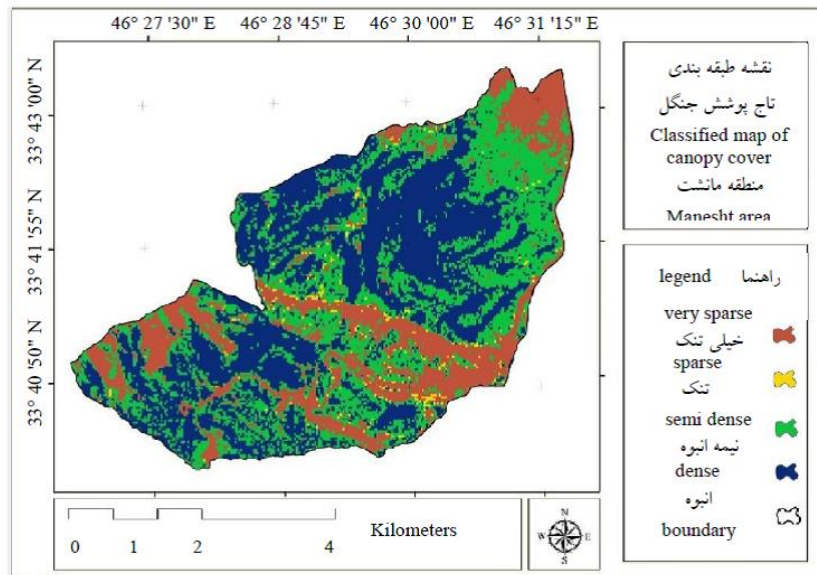
از کمترین درجه اهمیت در طبقه‌بندی تاج‌پوشش برخوردار است. شکل ۱۰ نقشه طبقه‌بندی تاج‌پوشش در منطقه مورد بررسی مانشت با استفاده از الگوریتم RF بهبودیافته و تصاویر OLI لندست ۸ را نشان می‌دهد.

نتایج بررسی شاخص MDG نشان داد که RVI و سپس NDVI بیشترین تأثیر را در طبقه‌بندی تاج‌پوشش منطقه مورد بررسی داشته از بالاترین درجه اهمیت نسبت به دیگر باندها و حتی شاخص‌های گیاهی فاصله‌ای برخوردارند (شکل ۹). همچنین



شکل ۹- رتبه‌بندی باندهای مورد استفاده به منظور طبقه‌بندی مشخصه تاج‌پوشش توسط شاخص MDG

Figure 9. Explanatory power of the 22 bands in the classification of canopy cover from MDG



شکل ۱۰- نقشه طبقه‌بندی تاج‌پوشش با داده‌های لندست ۸-OLI و با استفاده از مدل RF بهبودیافته

Figure 10. Classified map of CC using Landsat-8 OLI by optimized RF classification model

مشخصه‌های سطح مقطع و تاج‌پوشش در تمامی طبقات این مشخصه نیز بررسی ROC و مقادیر AUC بیشتر از ۰/۹ حاکی از طبقه‌بندی مطلوب RF در تمامی طبقات تراکمی است (شکل ۱۱). طبق نتایج که شاخص MDG ارائه می‌دهد، SAVI و MSAVI2 مهم‌ترین باندها در طبقه‌بندی مشخصه تراکم هستند (شکل ۱۲). شکل ۱۳ نقشه طبقه‌بندی تراکم در منطقه مورد بررسی مانشت با استفاده از الگوریتم RF بهبودیافته و تصاویر OLI لندست ۸ را نشان می‌دهد.

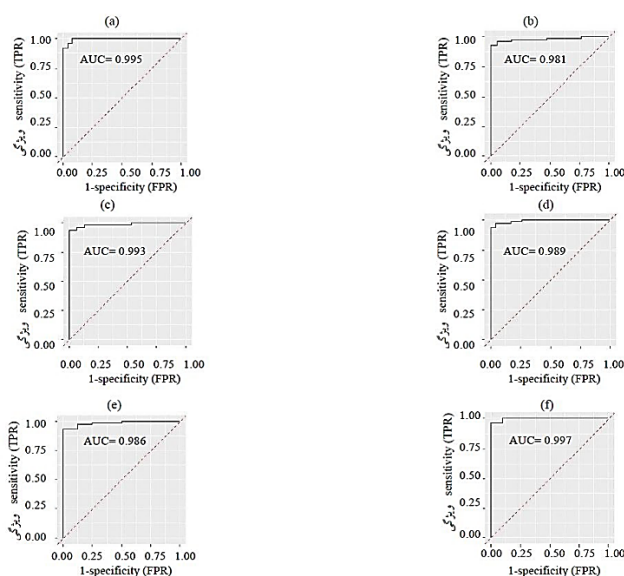
طبقه‌بندی مشخصه تراکم (تعداد در هکتار) توسط الگوریتم RF

کمترین خطای oob در مشخصه تراکم معادل ۱۳/۸۹ درصد با استفاده از تعداد برآورد کننده بهینه در هر گره معادل ۶ متغیر و تعداد درخت بهینه معادل ۲۰۰ درخت به دست آمد. جدول ۶ ارزیابی صحت این مشخصه جنگلی را نشان می‌دهد. بالاترین صحت طبقه‌بندی در این مشخصه همانند تاج‌پوشش در طبقه ۵ (۸۰-۱۰۰ تعداد/هکتار) و طبقه ۶ (<۱۰۰ تعداد/هکتار) یافت شد (جدول ۶). مشابه

جدول ۶- ارزیابی صحت مدل RF بهبودیافته به منظور طبقه‌بندی مشخصه تراکم

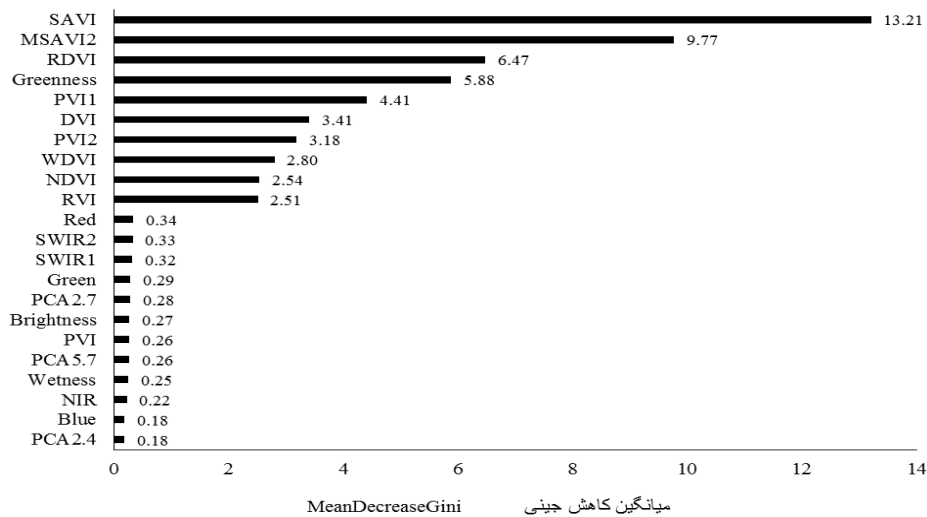
Table 6. Accuracy assessment of RF model for Stem per hectare classification

ویژگی Specificity	حساسیت Sensitivity	تراکم (تعداد/هکتار) Stem per hectare (stems/ha)						
		6	5	4	3	2	1	
		0.86	0.67	0	0	0	1	2
0.90	0.71	0	0	0	0	5	2	2
0.91	0.80	0	0	2	4	0	0	3
1.00	0.60	0	0	3	0	0	0	4
1.00	1.00	0	2	0	0	0	0	5
1.00	1.00	3	0	0	0	0	0	6



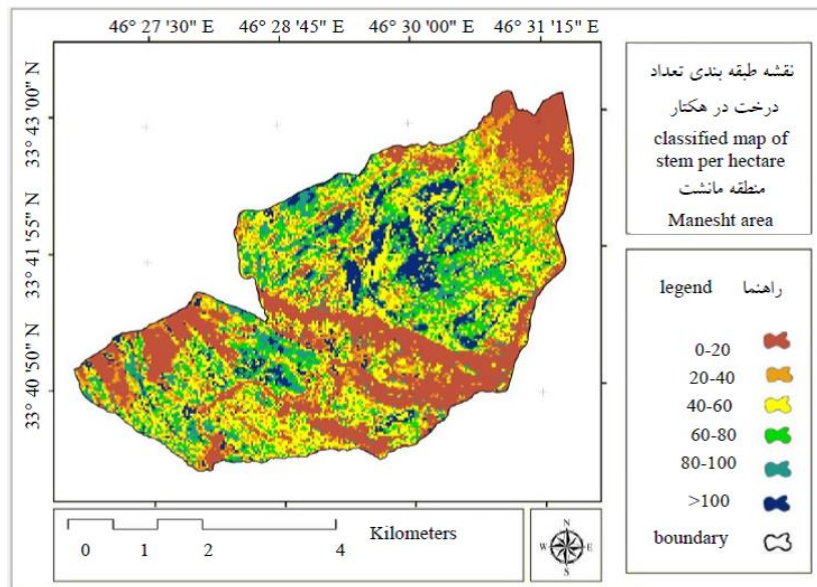
شکل ۱۱- نمودار ROC و AUC در شش طبقه تراکم (a-f)

Figure 11. ROC and Area under an ROC curve (AUC) in six stem per hectare classes



شکل ۱۲- رتبه‌بندی باندهای مورد استفاده به منظور طبقه‌بندی مشخصه تراکم توسط شاخص MDG

Figure 12. Explanatory power of the 22 bands in the classification of Stem per hectare from MDG



شکل ۱۳- نقشه طبقه‌بندی تراکم با داده‌های لندست ۸-OLI و با استفاده از مدل RF بهبودیافته

Figure 13. Classified map of SPH using Landsat-8 OLI by optimized RF classification model

نظارت نشده، پارامتریک و ناپارامتریک به منظور این مهم بررسی شده است. در این پژوهش الگوریتم ناپارامتریک RF به منظور طبقه‌بندی مشخصه‌های تاج-پوشش، سطح مقطع و تعداد در هکتار بهینه شده و طبقه‌بندی این مشخصه‌ها با داده‌های تصویری OLI لندست ۸ مورد بررسی قرار گرفت. بالاترین مقدار صحت کلی و شاخص کاپای حاصله در مشخصه تاج-

بحث

به دلیل حساسیت جنگل‌های زاگرس به بسیاری از عوامل انسانی و تنش‌های محیطی، همچنین معضل خشکیدگی که در سال‌های اخیر با آن روبروست، تهیه نقشه‌های طبقه‌بندی دقیق از مشخصه‌های جنگلی آن با تصاویر ماهواره‌ای همواره مطرح است. فن‌ها و الگوریتم‌های طبقه‌بندی متعدد نظارت شده،

رایگان OLI به منظور مدیریت بهتر این جنگل‌های حفاظتی بیان می‌دارد. دومین هدف این پژوهش یافتن مقدار اهمیت هر یک از باندها در طبقه‌بندی مشخصه‌های جنگلی تاج‌پوشش، سطح مقطع و تعداد در هکتار جنگل‌های مورد بررسی است. نتایج به‌دست‌آمده از بررسی شاخص MDG نشان داد که شاخص‌های گیاهی نسبی در طبقه‌بندی مشخصه تاج-پوشش بیشترین اهمیت را دارد، درحالی‌که در مورد دو مشخصه سطح مقطع و تعداد در هکتار شاخص‌های فاصله‌ای از اهمیت بالاتری برخوردار بودند؛ که حاکی از تأثیر بازتاب خاک در برآوردهای مربوط به این دو مشخصه است. مقدار اهمیت باندها در سه مشخصه جنگلی مورد بررسی شباهت‌هایی داشت؛ مانند اینکه باندهای اصلی و اجزای تحلیل مؤلفه اصلی از درجه اهمیت پایینی برخوردار بود و در میان اجزای تبدیل تسلدکپ، سبزی‌نگی در هر سه مشخصه جنگلی بالاترین اهمیت را نسبت به دو مؤلفه روشنایی و رطوبت داشت. پژوهش Sivanpillai و همکاران (2006) بیان کرد استفاده از ترکیبات باندهای NDVI و مؤلفه‌های تسلدکپ تأثیری در بهبود نتایج طبقه‌بندی تعداد در هکتار جنگل‌های تگزاس نداشت. همچنین Naghavi و همکاران (2014) در طبقه‌بندی تاج‌پوشش جنگل زاگرس با الگوریتم RF گزارش داد که مجموعه باندهای شامل شاخص‌های نسبی و فاصله‌ای در مقایسه با مجموعه باندهای که تنها باندهای فاصله‌ای را شامل می‌شود، از صحت طبقه‌بندی بالاتری برخوردار است. این پژوهش اهمیت شاخص‌های گیاهی نسبی را در برآورد تاج‌پوشش جنگل‌های زاگرس بیان می‌نماید. در سه مشخصه تاج-پوشش، سطح مقطع و تعداد در هکتار، طبقه‌بندی در تمامی طبقات از دقت بالایی برخوردار بوده، هرچند تداخل طیفی طبقات با سطح مقطع یا تعداد در هکتار

پوشش (صحت کلی = ۸۳ درصد و ضریب کاپا = ۰/۷۳)، سپس سطح مقطع (صحت کلی = ۷۸ درصد و ضریب کاپا = ۰/۷۲) و تعداد در هکتار (صحت کلی = ۷۵ درصد و ضریب کاپا = ۰/۶۹) به‌دست آمد؛ که با نتایج (Abedi and Bonyad (2015) در طبقه‌بندی سطح مقطع (صحت کلی = ۸۰ درصد و ضریب کاپا = ۰/۵۷) و تعداد در هکتار (صحت کلی = ۹۴ درصد و ضریب کاپا = ۰/۷۹) جنگل‌های متراکم خزری و با استفاده از الگوریتم ناپارامتریک نزدیک‌ترین همسایه (KNN) و داده‌های LISSIII-IRS قرابت دارد. همچنین نتایج ما در طبقه‌بندی تاج‌پوشش بر روی داده‌های تصویری Landsat 8-OLI توسط الگوریتم RF در جنگل‌های تنک زاگرس در مقایسه با پژوهش‌های مشابه در منطقه از صحت بالاتری برخوردار است؛ مانند (Sarouei و Naseri (2003) که در طبقه‌بندی تاج‌پوشش جنگل‌های زاگرس با داده‌های لندست ۷ و الگوریتم پارامتریک بیشترین شباهت در جنگل‌های زاگرس، صحت کلی طبقه‌بندی را به ترتیب معادل ۶۶ و ۷۰ درصد، ضریب کاپا از ۰/۳۰ و ۰/۴۵ گزارش دادند. Abdollahi و همکاران (2010) در طبقه‌بندی تاج‌پوشش جنگل‌های زاگرس با داده‌های لندست ETM+۷ و LISS3-IRS و الگوریتم پارامتریک بیشترین شباهت در جنگل‌های زاگرس، صحت کلی طبقه‌بندی را به ترتیب معادل ۵۳/۶۸ درصد و ۶۴/۵۴ درصد، ضریب کاپای ۰/۲۱ و ۰/۴۳ گزارش دادند. این برتری نسبی این پژوهش با پژوهش‌های یادشده حاکی از موفقیت الگوریتم RF در طبقه‌بندی مشخصه‌های سطح مقطع، تاج‌پوشش و تراکم تعداد در جنگل‌های تنک زاگرس با استفاده از داده‌های OLI لندست ۸ بوده و به‌طور خلاصه توانایی بالای این الگوریتم را در تهیه اطلاعات دقیق و به-هنگام از مشخصه‌های جنگلی زاگرس با تصاویر

الگوریتم RF با شاخص‌های گیاهی نسبی طبقه‌بندی تاج‌پوشش را موفق‌تر از دیگر مشخصه‌های جنگلی به انجام رساند. در واقع با توجه به صحت بالای نقشه‌های تولیدشده می‌توان بیان کرد که الگوریتم RF و داده‌های OLI لندست ۸ دارای قابلیت به‌نسبت خوبی برای طبقه‌بندی تاج‌پوشش، سطح مقطع و تعداد در هکتار در جنگل‌های زاگرس است هرچند که برای اثبات این نتایج به پژوهش‌های بیشتری نیاز است.

کمتر، سبب پایین‌آمدن صحت طبقات یک، دو و سه در این مشخصه‌ها شد. همچنین اختلاط طیفی بازتاب خاک و پوشش گیاهی تنک موجب شده تا شاخص‌های گیاهی که خط خاک و شاخص‌های خط خاک را لحاظ می‌کنند از اهمیت بیشتری در طبقه‌بندی این دو مشخصه جنگلی برخوردار باشند. در مشخصه تاج-پوشش تنک‌بودن جنگل و بازتاب خاک، همچنین مقدار تاج‌پوشش موجود در هر طبقه بر صحت کلی، صحت طبقات مختلف تاج‌پوشش تأثیری نداشته و

Protection Agency of the province Ilam, Ilam.

References

- Abdollahi, H., J. S. Shataee, A. Sepehri & H. Zanganeh, 2010. Comparing investigation on Landsat-ETM+ and IRS-P6-LISS IV data for canopy cover mapping of Zagros forests (Case study, Javanroud forests), *Journal of Wood & Forest Science and Technology*, 17(3): 1-18 (In Persian).
- Abedi, R. & A. E. Bonyad, 2015. Estimation and Mapping Forest Attributes Using "k Nearest Neighbor" Method on IRS-P6 LISS III Satellite Image Data, *Ecologia Balkanica*, 7(1): 93-102.
- Bannari, A., D. Morin, F. Bonn & A. R. Huete, 1995. A review of vegetation indices, *Remote Sensing Reviews*, 13(1-2): 95-120.
- Breiman, L., 2001. Random forests, *Machine learning*, 45(1): 5-32.
- Clevers, J. G. P. W., 1989, Application of a weighted infrared-red vegetation index for estimating leaf area index by correcting for soil moisture, *Remote Sensing of Environment*, 29(1): 25-37.
- Erfanifard, S. Y., M. Zobeyri, J. Feghhi & M. Namiranian, 2007. Estimation of crown cover on aerial photographs using shadow index (case study: Zagros forests, Iran), *Iranian Journal of Forest and Poplar Research*, 3(29): 278-288 (In Persian).
- Fawcett, T., 2006. An introduction to ROC analysis, *Pattern Recognition Letters*, 27(8):861-874.
- Golino, H. F. & C. M. A. Gomes, 2014. Visualizing Random Forest's prediction results, *Psychology*, 5(19): 2084.
- Jafari, M., 2007. Environmental image of the protected area of Manesht and Qalarang, Publications of the Environmental
- Kuhn, M., 2015. A Short Introduction to the caret Package. R Found Stat Comput: 1-10.
- LeMay, V. & H. Temesgen, 2005. Comparison of nearest neighbor methods for estimating basal area and stems per hectare using aerial auxiliary variables, *Forest Science*, 51(2): 109-119.
- LeMay, V., J. Maedel & N. C. Coops, 2008. Estimating stand structural details using nearest neighbor analyses to link ground data, forest cover maps, and Landsat imagery, *Remote Sensing of Environment*, 112(5): 2578-2591.
- Li, C., J. Wang, L. Wang, L. Hu & P. Gong, 2014. Comparison of classification algorithms and training sample sizes in urban land classification with Landsat Thematic Mapper Imagery, *Remote Sensing*, 6(2): 964-983.
- Liaw, A. & M. Wiener, 2002. Classification and regression by random Forest, *R news*, 2(3): 18-22.
- Lillesand, T., R. W. Kiefer & J. Chipman, 2004. Remote sensing and image interpretation. John Wiley & Sons Ltd Press, 812.
- Loeb, N. G., S. Kato, W. Su, T. Wong, F. G. Rose, D. R. Doelling, J. R. Norris & X. Huang, 2012. Advances in understanding top of atmosphere radiation variability from satellite observations, *Surveys in Geophysics*, 33(3-4): 359-385.
- Memarian, H., S. K. Balasundram, J. B. Talib, C. T. B. Sung, A. M. Sood, K. Abbaspour, 2012. Validation of CA-Markov for Simulation of Land Use and Cover Change in the Langat Basin, Malaysia, *Journal of*

- Geographic Information System*, 4(6): 542-554
- Meyer, D. & F. T. Wien, 2015. Support vector machines, The Interface to libsvm in package e1071.
 - Modaberi, A. & J. Mirzaei, 2017. Study of decline effect on structure of central Zagros forests, *Journal of Forest Research and Development*, 2(4): 325-336 (In Persian).
 - Mohammadi, J. & S. Shataee, 2007. Forest stand density mapping using Landsat ETM+ data, Loveh forests, North of Iran. Proceedings of the 28th Asian association on remote sensing ACRS, Nov, pp. 12-16.
 - Mohammadi, J., S. Shataee, M. Namiranian & E. Næsset, 2017. Modeling biophysical properties of broad-leaved stands in the hyrcanian forests of Iran using fused airborne laser scanner data and ultra Cam-D images, *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 61: 32-45.
 - Naghavi, H., A. Fallah, S. Shataee, H. Latifi, J. Soosani, H. Ramezani & C. Conrad, 2014. Canopy cover estimation across semi-Mediterranean woodlands: application of high-resolution earth observation data, *Journal of Applied Remote Sensing*, 8(1): 083524-083524.
 - Naseri, F., 2003. Classification of forest types and estimation of their quantitative parameters in arid and semi-arid regions using satellite data (case study: National Park of Khabr-Kerman province). PhD. Thesis. Faculty of Natural Resources. University of Tehran, Tehran, Iran, 202 p. (In Persian)
 - Ng, W. T., M. Meroni, M. Immitzer, S. Böck, U. Leonardi, F. Rembold, H. Gadain & C. Atzberger, 2016. Different methods and temporal imagery selection for Hargeisa, Somaliland, *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 53: 76-89.
 - Nguyen, T. T. H., 2010. Applying different methods for prediction of stand volume using SPOT 5 data. Proceeding of The 31th Asian conference remote sensing ACRS, TS02-4. Nov. pp. 1-5.
 - Ok, A. O., O. Akar & O. Gungor, 2012. Evaluation of random forest method for agricultural crop classification, *European Journal of Remote Sensing*, 45(1):421-432.
 - Pal, M., 2005. Random Forest classifier for remote sensing classification, *International Journal of Remote Sensing*, 26(1): 217-222.
 - Perry Jr, C. R. & L. F. Lautenschlager, 1984. Functional equivalence of spectral vegetation indices, *Remote Sensing of Environment*, 14(1-3): 169-182.
 - Pesta, F., S. Bhatta, D. Helder & N. Mishra, 2015. Radiometric non-uniformity characterization and correction of Landsat 8 OLI using earth imagery-based techniques, *Remote Sensing*, 7(1): 430-446.
 - Poursanidis, D., N. Chrysoulakis & Z. Mitraka, 2015. Landsat 8 vs. Landsat 5: A comparison based on urban and peri-urban land cover mapping, *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 35: 259-269.
 - Prasad, A. M., L. R. Iverson & A. Liaw, 2006. Newer classification and regression tree techniques: Bagging and random forests for ecological prediction, *Ecosystems*, 9(2):181-199.
 - Qi, J., A. Chehbouni, A. R. Huete, Y. H. Kerr & S. Sorooshian, 1994. A modified soil adjusted vegetation index, *Remote Sensing of Environment*, 48(2): 119-126.
 - Rahdari, V., A. Soffianian, S. J. Khajaldin & N. S. Maleki, 2014. Identification of Satellite Image Ability for Vegetation Cover Crown Percentage Mapping in Arid and Semi Arid Region (Case Study: Mouteh Wild Life Sanctuary), *Environmental Science and Technology*, 4(59): 43-54 (In Persian).
 - Ren, H. & G. Zhou, 2014. Determination of green above-ground biomass in desert steppe using litter-soil-adjusted vegetation index, *European Journal of Remote Sensing*, 47(1): 611-625
 - Richardson, A. J. & C. L. Wiegand, 1977. Distinguishing vegetation from soil background Information, *photogrammetric engineering and remote sensing*, 43(12): 1541-1552.
 - Roujean, J. L. & F. M. Breon, 1995. Estimating PAR absorbed by vegetation from bidirectional reflectance measurements, *Remote Sensing of Environment*, 51(3):375-384.
 - Rouse, J. W., R. H. Haas, J. A. Schell, D. W. Deering & J. C. Harlan, 1974. Monitoring the vernal advancement of retrogradation of natural vegetation, NASA/GSFC, Type I II, Final Report, Greenbelt, MD, 371 p.

- Sagheb Talebi, Kh., T. Sajedi & F. Yazdanian, 2004. A look at the forests of Iran. Research Institute of Forests and Rangelands, Tehran, 56 p. (In Persian)
- Samaniego, L., A. Bárdossy & K. Schulz, 2008. Supervised classification of remotely sensed imagery using a modified k-NN technique, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 46(7): 2112-2125.
- Sarouei, S., 1999. An Investigation on possibility of forest density classification in Zagros forests, using satellite data. MSc thesis. Faculty of Natural Resources, University of Tehran, Tehran, Iran, 122 p. (In Persian)
- Sivanpillai, R., C. T. Smith, R. Srinivasan, M. G. Messina & X. B. Wu, 2006. Estimation of managed loblolly pine stand age and density with Landsat ETM+ data, *Forest Ecology and Management*, 223(1-3): 247-254.

Classification of quantitative attributes of Zagros forest using Landsat 8-OLI and Random Forest algorithm (Case study: protected area of Manesht forests)

L. Soleimannejad^{*1}, A. E. Bonyad², R. Naghdi³ and H. Latifi⁴

1-Phd student of Forestry, Faculty of Natural Resources, University of Guilan, Sowmeh Sara, I. R. Iran. (leilisoleimannejad@yahoo.com)

2-Professor, Department of Forestry, Faculty of Natural Resources, University of Guilan, Sowmeh Sara, I. R. Iran. (bonyad@guilan.ac.ir)

3-Professor, Department of Forestry, Faculty of Natural Resources, University of Guilan, Sowmeh Sara, I. R. Iran. (rnaghdi@guilan.ac.ir)

4- Asistant professor, Department of Photogrammetry and Remote Sensing, School of Surveying and Geospatial Engineering, Khajeh Nasir Toosi University of Technology, Tehran, I. R. Iran. (hooman.latifi@uni-wuerzburg.de)

Received: 31.12.2017

Accepted: 18.02.2018

Abstract

Proper forest management needs quantitative and precise estimates of forest stands characteristics. Remotely sensed imageries, due to accurate and broad spatial information, has become a cost-effective tool in forest management. Classification of forest attributes and generation of thematic maps are among the common applications of remote sensing. The objective of this study was to optimize Random Forest algorithm for classification of quantitative attributes of Manesht forest in Ilam Province. Two parameters including mtry= 8, 8, 6 and ntree =300, 800, 200 were used as the optimum numbers to classify basal area, canopy cover and density, respectively. The results showed the more accurate classification in canopy cover (overall accuracy=83%, Kappa coefficient=0.73), basal area (overall accuracy=78%, Kappa coefficient=0.72) and density (overall accuracy=75%, Kappa coefficient=0.69), respectively. Furthermore, variable importance index indicated distance-based vegetation indices are more important for basal area and density classification. It is concluded that the Random Forest algorithm as a non-parametric method could classify basal area, canopy cover and density properly.

Keywords: Forest canopy cover, Zagros forest, Tree basal area, Random forest, OLI sensor.

* Corresponding author

Tel: +989188417757