مقایسه روش‌های ناپارامتری طبقه‌بندی بردار پشتیبان و درخت تصمیم در برآورد ویژگی‌های کمی تک درختان بلوط ایرانی، تالاب هفت برم، روی تصاویر ماهواره‌ایی WorldView-2

یوسف تقی ملایی[۱]
عبدالعلی کرمشاهی[۲*]
مهدی حیدری[۳]
سیدیوسف عرفانی فرد[۴]

۱. دکتری جنگلداری، مدرس مرکز آموزش عالی اقلید، اقلید، ایران
۲ و ۳. دانشیار گروه علوم جنگل، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه ایلام، ایلام، ایران
۴. دانشیار، بخش منابع طبیعی و محیط زیست، دانشکده کشاورزی، دانشگاه شیراز، شیراز، ایران

***مسئول مکاتبات:**
a.karamshahi@ilam.ac.ir

کد مقاله: ۱۳۹۹۰۳۰۶۵۱
تاریخ دریافت: ۱۳۹۷/۰۷/۰۳
تاریخ پذیرش: ۱۳۹۹/۰۳/۲۳
این مقاله پژوهشی و برگرفته از طرح پژوهشی است.

چکیده

یکی از متداول‌ترین کاربردهای جنگلداری، شناسایی درختان منفرد و ترکیب گونه‌های درختان با استفاده از تجزیه‌وتحلیل تصویر و طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای یا هوایی است. هدف از این مطالعه، ارزیابی روش‌های طبقه‌بندی بردار پشتیبان (SVM) و درخت تصمیم (DT) در برآورد ویژگی‌های کمی درختان بلوط در تصاویر WorldView-2 و تصاویر پهپادی (UAV) است. در این مطالعه، جنگل هفت برم شیراز، به‌عنوان منطقه موردمطالعه به‌منظور بررسی پتانسیل تصاویر ماهواره‌ای WV-2 در سال ۱۳۹۴ موردبررسی قرار گرفت. برآورد پارامترهای جنگلی با تمرکز روی استخراج تک‌درخت با استفاده از روش‌های طبقه‌بندی SVM و DT با ارزیابی ماتریس پیچیده و سطح زیر منحنی (AUC) با کمک تصویر هوایی فانتوم ۴ (UAV) در دو منطقه مجزا مورد ارزیابی قرار گرفت. داده‌ها با استفاده از آزمون‌های T مستقل، تحلیل رگرسیون چند متغیره، با استفاده از نرم‌افزار SPSS 2، Excel 2016، eCognation,8.7، ENVI,5، PCI Geomatica 16 و Google Earth 7.3 تحلیل شد. طبقه‌بندی بردار پشتیبان، بالاترین و بهترین دقت را در برآورد پارامترهای تک‌درخت داشت. روش طبقه‌بندی SVM، یک روش بسیار مفید برای شناسایی درختان بلوط در جنگل‌های کوهستانی زاگرس می‌باشد. با استفاده از داده‌های WV-2، پارامترهای درختان منفرد در جنگل می‌توانند استخراج شوند. روش بردار پشتیبان بر روی تصاویر WV-2 با صحت کلیSVM ، ۹۶ درصد و ضریب کاپای آن ۰/۹۷ نتایج قابل قبولی را به دست آورد. نتایج حاصل از تجزیه‌وتحلیل رگرسیونی نشان داد که استفاده از تصاویر ماهواره‌ای WV-2 (R^2=0.98) برای برآورد تاج پوشش درختان مناسب است. درحالی‌که پهپاد، پتانسیل ارائه راه‌حل‌های قابل‌انعطاف و عملی برای نقشه‌برداری جنگل‌ها را دارد، برخی از مسائل مربوط به کیفیت تصویر هنوز هم برای بهبود عملکرد طبقه‌بندی باید موردتوجه قرار گیرند.

واژگان کلیدی: تالاب هفت برم، WorldView-2، جداسازی درختان منفرد، تاج پوشش، طبقه‌بندی کننده‌ها، بردار پشتیبان.

مقدمه

داده‌های سنجش‌ازدور و داده‌های مشتق شده، منابع داده‌های مفیدی را برای تهیه نقشه از گونه‌های درختی فراهم می‌کنند (Fassnacht *et al*. 2016). به‌طور خاص، داده‌های باقدرت تفکیک مکانی بالا با جزئیات ریز مکانی، بسیار مناسب برای شناسایی در سطح گونه‌ها هستند (Ardila *et al*., 2011). بسیاری از مطالعات موجود از داده‌های مختلف تصویر، مانند تصاویر چند طیفی ماهواره‌ای و هوایی (Pu and Landry, 2012; Li *et al*., 2015)، تصاویر ابر طیفی هوایی (Alonzo *et al*., 2013; Xiao *et al*., 2004) باقدرت تفکیک مکانی بسیار بالا (VHR) و داده‌های سه‌بعدی هوای LiDAR (تشخیص نور و متغیر) (Liu *et al*., 2017; Alonzo *et al*., 2014; Zhang *et*

[Downloaded from jweb.ahvaz.iau.ir on 2026-10-31]

al., 2012, 2016) استفاده نموده‌اند. از تصاویر چند طیفی VHR، مانند IKONOS، QuickBird و WordView-2 و تصاویر ابر طیفی، در تمایز گونه‌های مختلف درخت استفاده‌شده است (Li *et al*., 2015؛Immitzer *et al*., 2012). بااین‌حال، به دلیل شباهت طیفی گونه‌های درخت، اغلب از ویژگی‌های اضافی، مانند ویژگی‌های بافت و شکل که از تصاویر چند طیفی حاصل می‌شود (Li *et al*., 2015) و نوارهای لبه قرمز و شاخص‌های پوشش گیاهی از تصاویر ابر طیفی استفاده‌شده است (Alonzo *et al*., 2013).

جداسازی درختان منفرد و استخراج اطلاعات ساختاری درخت مرتبط از داده‌های سنجش‌ازدور، کاربرد بارزی در انواع فعالیت‌ها دارد. برای مثال اطلاعات با جزئیات زیاد در سطح درختان منفرد می‌تواند برای نظارت زادآوری جنگل (Liu *et al*., 2019) کاهش کار میدانی موردنیاز برای آماربرداری (Irulappa-Pillai-Vijayakumar *et al*., 2019)، نقشه‌سازی گونه‌ها (Feng and Li, 2019؛ Fassnacht *et al*., 2016) و ارزیابی خسارت به جنگل مورداستفاده قرار گیرد (Stych *et al*., 2019).

داده‌های جنگل که از روش‌های سنجش‌ازدور به دست می‌آید عمدتاً در سطح توده تمرکز می‌کنند (مانند بخش‌های از جنگل که ازلحاظ اکولوژیکی همگن و به‌ویژه ازنظر مکانی به‌هم‌پیوسته می‌باشند) و داده‌های در سطح پلات می‌باشند. هرچند متغیرهای سطح توده جنگل هم عمدتاً میانگین یا مجموعی از سری ترکیب درختان در توده می‌باشد. در محاسبه متغیرهای آماربرداری جنگل مانند حجم و بیوماس از توده در حال رشد، مدل‌های در سطح درخت منفرد عمدتاً امروزه استفاده می‌شود (Qiu *et al*., 2020; Aubry-Kientz *et al*., 2019).

داده‌های سنجش‌ازدور به ما اجازه می‌دهد که از سطح توده به سطح درختان منفرد کوچ کنیم که عمدتاً منافع مشخصی برای ما در جنگلداری دقیق، برنامه‌ریزی مدیریت جنگل، ارزیابی بیوماس و مدل‌سازی رشد جنگل دارد (Weinstein *et al*., 2019).

دلایل استخراج در سطح تک‌درخت از تصاویر ماهواره‌ای باقدرت تفکیک بالا: ۱-اهمیت تک‌درختان و نگهداری آن‌ها؛ ۲-دشواری در داده‌برداری تک‌درختان که در مناطق صعب‌العبور قرار دارند؛ ۳-ضرورت دسترسی به روش سریع در برآورد ویژگی‌های کمی؛ ۴-اهمیت سنجش‌ازدور در آمار برای تک‌درختان می‌باشد (افزایش توان تفکیک مکانی قابلیت داده‌های ماهواره‌ای را به‌طور روزافزون، افزایش داده است). درزمینهٔ برآورد ویژگی تک‌درختان بر روی تصاویر WorldView-2(WV-2) تاکنون تحقیقی انجام‌نشده است.

درزمینه ارزیابی الگوریتم‌های طبقه‌بندی در استخراج درختان منفرد با تصاویر WV-2، تاکنون تحقیقی در داخل صورت نگرفته است، ولیکن در سایر کشورها، تحقیقات گسترده‌ای با تصاویر باقدرت تفکیک بالا صورت گرفته است. Stych و همکاران (۲۰۱۹) به مقایسه الگوریتم بردار پشتیبان و شبکه عصبی با تصاویر WV-2 و لندست ۸ پرداختند و نتیجه‌گیری نمودند که بردار پشتیبان، صحت بالاتری در شناسایی درختان جنگلی آسیب‌دیده از آفات دارد. Berhane و همکاران (۲۰۱۸) در ارزیابی روش پیکسل پایه و شی پایه در استخراج پوشش گیاهی تالاب در جنگل‌های روسیه با تصاویر QuickBird بیان نمودند که روش پیکسل پایه جنگل تصادفی، نتایج خوشایندتری در استخراج درختان غالب تالاب دارد. Berhane و همکاران (۲۰۱۸) با تهیه نقشه و آماربرداری درختان اطراف تالاب در سیبری روسیه با سه روش طبقه‌بندی درخت تصمیم، قانون مبنا و جنگل تصادفی بر روی تصاویر WV-2 پرداختند. طبقه‌بندی کننده جنگل تصادفی، موفقیت بالاتری در استخراج درختان منفرد تالاب داشت. Hartling و همکاران (۲۰۱۹) به طبقه‌بندی گونه‌های درختی با تصاویر WV-2 با طبقه‌بندی شبکه عصبی، جنگل تصادفی و بردار پشتیبان در جنگل‌های پارک میسوری آمریکا پرداختند. نتایج نشان داد که شبکه عصبی با صحت ۸۲/۴ درصد، بردار پشتیبان با صحت ۸۲/۲ درصد و جنگل تصادفی با صحت ۸۰/۴ درصد به ترتیب صحت بالاتری در استخراج درختان منفرد نشان دادند. Braga و همکاران (۲۰۲۰) از تصاویر WV-2 برای استخراج تاج پوشش درختان پرداختند. روش پیکسل پایه بر روی تصاویر باقدرت تفکیک بالای WV-2 برای آماربرداری جنگل‌های تروپیکال با تنوع بالا، مناسب است. Dong و همکاران (۲۰۲۰) در ارزیابی دقت استخراج اطلاعات درختان منفرد با تصاویر باقدرت تفکیک بالای UAV بیان نمودند که صحت کشف درختان بالا است (تقریباً ۹۹ درصد نرخ کشف) که در شناسایی درختان کوچک، نقص دارد. مساحت و قطر بر روی تصاویر هوایی، با صحت بالایی برآورد شدند. طبقه‌بندی بردار پشتیبان به‌طور عمده برای طبقه‌بندی درختان جنگلی استفاده می‌شود (Li *et al*., 2015; Kwak *et al*., 2017; Liu *et al*., 2017). در مطالعه کنونی از دو الگوریتم بردار پشتیبان و درخت تصمیم

[Downloaded from jweb.ahvaz.iau.ir on 2026-10-31]

استفاده‌شده است. طبقه‌بندی بردار پشتیبان (Support vector machines - SVM): مفهوم بردار پشتیبان (SVM) اولین بار توسط محققی روسی به نام Vapnik در سال ۱۹۹۵ میلادی مطرح شد (Vapnik, 2013). ویژگی طبقه‌بندی آن طراحی دسته‌بندی کننده‌ها با حداکثر تعمیم است (Burges, 1998). ماشین بردار یک سیستم یادگیری است که بر اساس تئوری بهینه‌سازی با استفاده از اصل کمینه‌سازی خطای ساختاری به یک جواب بهینه می‌رسد. مدل رگرسیون بردار پشتیبان، تابعی است که با متغیر وابسته Y، متغیر مستق X که خود چند متغیر است را برآورد می‌کند (Gunn, 1998). در عمده مطالعات از توابع کرنل پایه شعاعی (RBF) آن استفاده می‌شود. ماشین بردار، یک طبقه‌بندی کننده دودویی است (Steinwart and Christmann, 2008).

طبقه‌بندی درخت تصمیم (Decision Tree-DT): اولین بار مدل درختی برای ایجاد رابطه بین متغیرهای مستقل و وابسته ارائه شد (Quinlan, 1992). روش درخت تصمیم در مطالعات قبلی برای استخراج جنگل به‌کاررفته است (Liu *et al*., 2008؛Heumann, 2011). درخت تصمیم یک فرآیند طبقه‌بندی است که به‌طور تکراری یک‌سری داده آموزشی را به زیر بخش‌های کوچک‌تر بر مبنای آزمایش‌ها به یک یا بیشتر از ارزش‌های عارضه تقسیم می‌کند (Liu *et al*., 2008 ؛Tooke *et al*., 2009). درخت تصمیم به بیشتر طبقه‌بندی‌ها مانند حداکثر شباهت (MLC) هیچ شباهتی ندارد، زیرا وابسته به فرض خاصی بر روی توزیع متغیرها نیست یا متغیرها از یکدیگر مستقل هستند (Liu *et al*., 2008; Quinlan, 1993; Friedl and Brodley, 1997; Pal and Mather, 2003). بدون فرض بودن شرط درخت تصمیم است (Quinlan, 1993). این مزیّتی است که می‌توانیم داده‌های GIS را با طبقه‌بندی ادغام کنیم که اغلب پراکنش داده‌ها گسترده است و شکل‌های مختلفی نیز دارند، ولیکن همبستگی بالایی با یکدیگر دارند (Jensen, 2005; Liu *et al*., 2008). درخت تصمیم در ENVI/IDL با داده‌های سنجش‌ازدور به‌خوبی اجرا می‌شود و هر پیکسل را به کلاس خاصی اختصاص می‌دهد (Liu *et al*., 2008; Quinlan, 1986; Xu *et al*., 2005).

با راه‌اندازی ماهواره WV-2 از راه دور باقدرت تفکیک بالا، داده‌های حساس با هشت باند طیفی از آبی تا قسمت‌های مادون‌قرمز نزدیک طیف الکترومغناطیسی در دسترس کاربران قرار گرفت. این ماهواره شامل باندهای اضافی، آبی ساحلی (۴۰۰-۴۵۰ نانومتر)، زرد (۵۸۵-۶۲۵ نانومتر)، قرمز لبه (۷۰۵-۷۴۵ نانومتر) و مادون‌قرمز نزدیک ۲ (۸۶۰-۱۰۴۰ نانومتر) می‌باشد که می‌تواند بیش از ۳۰ درصد صحت طبقه‌بندی را افزایش دهد. تصاویر ۸ باندی سنسور جدید WV-2 که اخیراً راه‌اندازی شده است، یک تصویر مقرون‌به‌صرفه می‌باشد. ترکیب طیفی ۸ باند و یک قدرت تفکیک بسیار بالا با وضوح ۰/۵ متر را برای اولین بار ایجاد نموده است که فرصت‌های جدیدی را برای برنامه‌های کاربردی طبقه‌بندی پوشش اراضی جنگلی ارائه داده است.

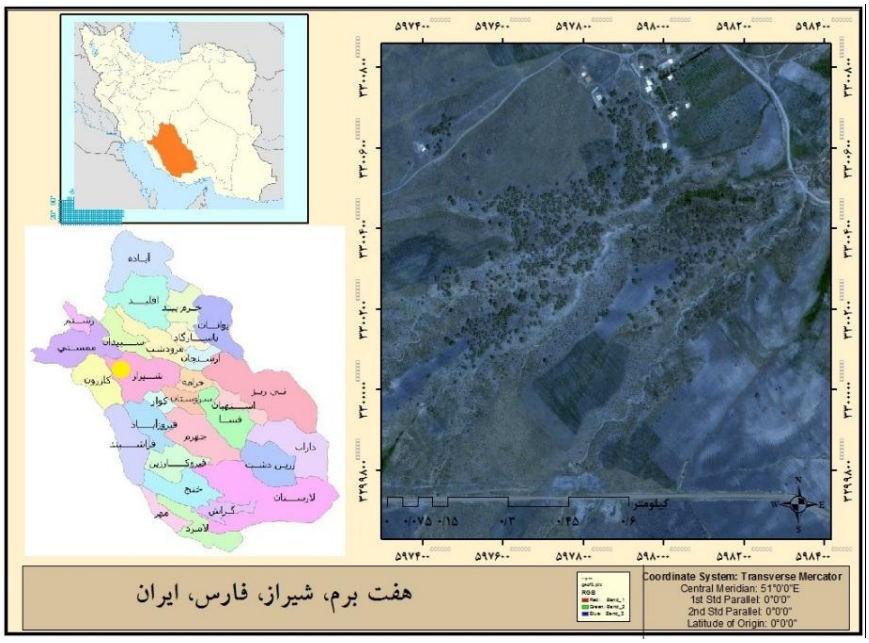
در مطالعات پیشین ارزیابی صحت برآورد مساحت تاج با استفاده از داده‌های میدانی انجام می‌شود که در آن‌ها عمدتاً شکل تاج درختان به‌صورت دایره‌ایی در نظر گرفته‌شده و مساحت تاج از میانگین قطر به دست می‌آید. درصورتی‌که درختان با توجه به شرایط رویشگاهی ممکن است از تاج‌های با شکل‌های غیر هندسی برخوردار باشند؛ بنابراین ضروری به نظر می‌رسد که ارزیابی صحت مساحت‌های تاج برآورد شده در داده‌های ماهواره‌ای با استفاده از داده‌های قابل‌اطمینان‌تر مانند تصاویر هوایی UAV انجام شود. درزمینهٔ بررسی کارایی طبقه‌بندی شی پایه که طبقه‌بندی بسیار مطلوب کاربران است مطالعه کمی صورت گرفته است.

هدف از این مطالعه، بررسی پتانسیل تصاویر ماهواره‌ای WV-2 برای طبقه‌بندی پوشش گیاهی به دو روش بردار پشتیبان و درخت تصمیم در جنگل‌های تالاب هفت برم شیراز است.

[Downloaded from jweb.ahvaz.iau.ir on 2026-10-31]

مواد و روش‌ها

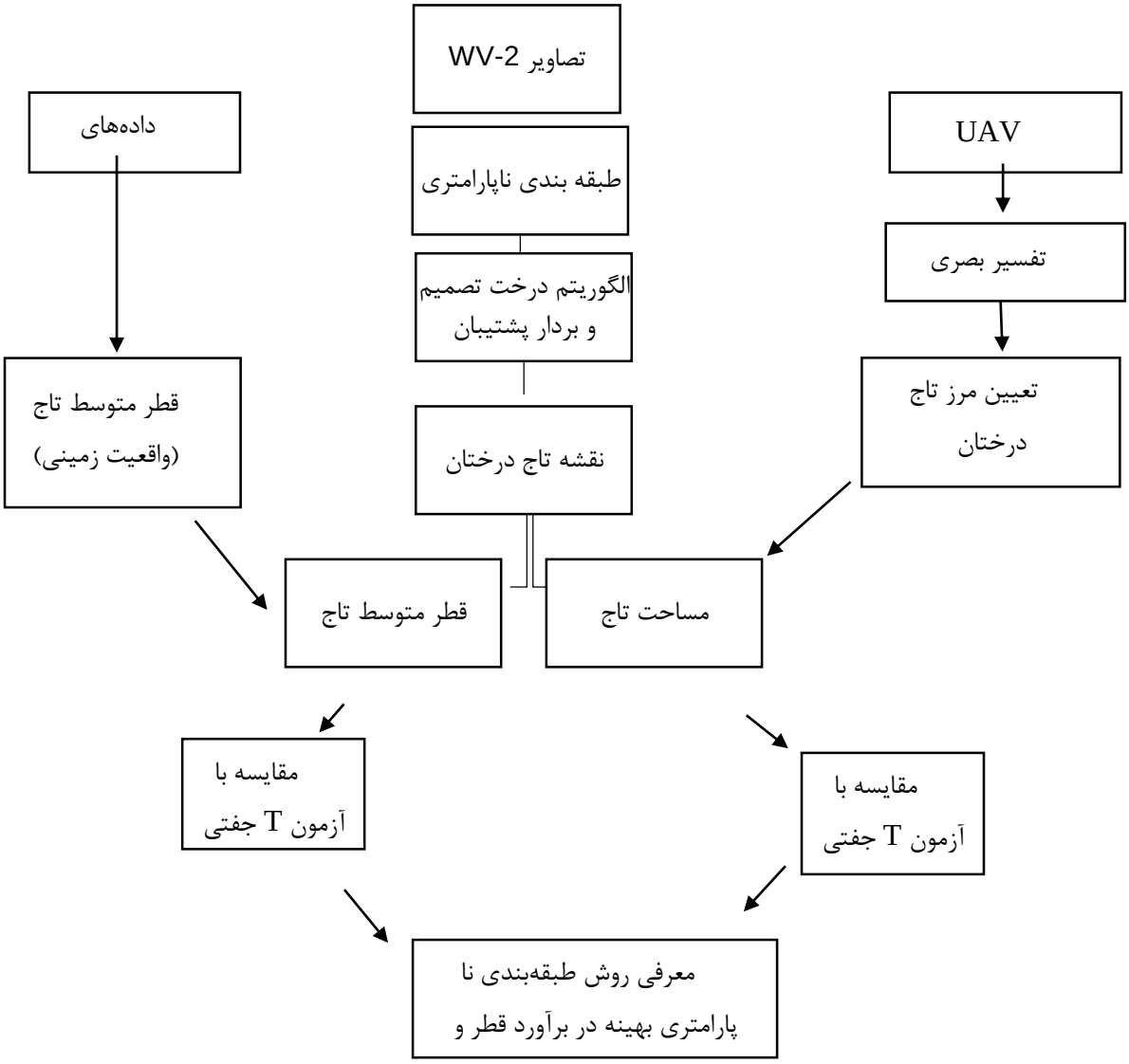
مجموعه دریاچه‌های هفت برم در موقعیت عرض جغرافیایی ۲۱ ۲۹°۴۹′ شمالی و طول جغرافیایی ۵۲°۰۲′۲۷ شرقی در استان فارس واقع است. این دریاچه‌ها در ۵۵ کیلومتری غرب شیراز و شمال شرقی منطقه حفاظت‌شده ارژن و پریشان واقع‌شده‌اند و ۲۱۵۰ متر از سطح دریا ارتفاع و ۱۰۱۰ میلی‌متر بارندگی دارند. این مطالعه در دو سایت مختلف در منطقه هفت برم شیراز اجرا شد؛ که مساحت سایت اول روستای بله زار ۱۰۶ هکتار و سایت دوم روستای آب انار ۱۵۰ هکتار می‌باشد (شکل ۱).



شکل ۱: منطقه موردمطالعه. تالاب هفت برم (سال بررسی ۱۳۹٤).

داده‌هایی که در این تحقیق مورداستفاده قرار گرفتند شامل تصویر ماهواره WV-2 مربوط به تاریخ ۲۱ خرداد ۱۳۹۴ باقدرت تفکیک ۱/۸ متر و باندهای پانکروماتیک (قدرت تفکیک مکانی ۰/۵ متر) و تصاویر هوایی UAV باقدرت تفکیک ۳ سانتی‌متر، نقشه‌های توپوگرافی سازمان نقشه‌برداری با مقیاس ۱:۲۵۰۰۰ و نقاطی که توسط GPS سه فرکانسه از منطقه برداشت‌شده است. تصاویر Worldview-2 با استفاده از نه نقاط برداشتی با GPS سه فرکانسه مدل GS15 به روش آرتیکی و استاتیک زمین مرجع شد و سیستم تصویر UTM در نظر گرفته شد. سپس تصاویر ادغام‌شده باقدرت تفکیک ۰/۵ متر با ترکیب چهار باند چند طیفی و پانکروماتیک (Pansharpenning) ایجاد گردید. جهت برداشت پیرامون درختان با توجه به انبوه بودن جنگل منطقه، اقدام به تهیه تصاویر پهپادی از فانتوم ۴ پرو گرفته شد. فانتوم ۴ پرو به یک دوربین یک اینچی CMOS مجهز شده است که می‌تواند باکیفیت ۲۰ مگاپیکسل تصویربرداری کند. داینامیک رنج این دوربین ۱۱/۶ می‌باشد (Phantom, 2018). محل پلات‌ها با Global Positioning System(GPS) سه فرکانسه برداشت و با مارک روی زمین مشخص شد. هر دو سایت با سه پرواز در تاریخ ۲۲ و ۲۳ آبان ۱۳۹۶ برداشت گردید. برای اجرای دقیق ژئورفرنس نمودن، ۱۵۰ نقطه کنترل زمینی ((GCPs) Ground Control Points) در محدوده جنگل پیاده گردید. نقاط کنترل زمینی با نوارهای آبی‌رنگ ۵۰×۵۰ سانتی‌متر علامت‌گذاری شدند. مختصات نقاط کنترل زمینی با Leica GPS1200 GPS درروش استاتیک و آرتیکی (۱ سانتی‌متر مسطحاتی و ۱/۵ سانتی‌متر ارتفاعی) در سیستم مختصات UTM برداشت گردید (شکل ۲).

[Downloaded from jweb.ahvaz.iau.ir on 2026-10-31]



شکل ۲: نمایی شماتیک از مراحل بررسی الگوریتم‌ها در استخراج قطر و تاج درختان (سال بررسی ۱۳۹٤).

با توجه به طبیعت منحصربه‌فرد درختان بلوط در جنگل‌های زاگرس، بخش‌بندی آن‌ها بر مبنای کاربرد ارزش‌های آستانه‌ایی از انعکاس‌های طیفی، دانش بصری از داده‌ها و کاربر از منطقه مطالعاتی صورت گرفت. با استفاده از میانگین طیفی عارضه و تعیین آستانه مناسب در باند ۳ و ۴ و مادون‌قرمز نزدیک و شاخص نسبت باندی، کلاسه هدف پوشش گیاهی (رابطه ۱)، جداسازی عارضه جنگل صورت گرفت.

رابطه ۱:

$$R1 = \frac{R - NIR1}{R + NIR1}$$

پس از انتخاب داده‌های آموزشی، آن‌ها به‌صورت یک‌لایه موضوعی، لایه TTA ماسک (Thematic training mask) در نرم‌افزار ذخیره شد تا در طی فرآیند از آن‌ها استفاده شود و برای روش‌های مختلف طبقه‌بندی از داده‌های آموزشی یکسان استفاده شد. طبقه‌بندی به سه روش

[Downloaded from jweb.ahvaz.iau.ir on 2026-10-31]

انجام شد. پس از استخراج عارضه جنگل به سه روش موردنظر، نتایج حاصل، دقت سنجی شدند. برای این کار ۱۰۰ نقطه به‌صورت تصادفی بر روی تصاویر ایجاد شد و مرز تاج پوشش درختان این نقاط از روی تصاویر UAV مشخص شدند.

ارزیابی صحت به دو روش، روش معمول که از ضریب کاپا استفاده شد و روش دوم با استفاده از روش AUC صورت گرفت.

روش AUC (area under operating characteristic curve): برای رسم این منحنی، باید محور X که نمایانگر «ویژگی-۱» (رابطه ۲) و محور Y که حاوی «حساسیت» (رابطه ۳) است به ازای هر مقدار از آستانه طبقه موردنظر محاسبه گردد.

رابطه ۲: $$\text{ویژگی}=\frac{TN}{TN+FP}$$

رابطه ۳: $$\text{حساسیت}=\frac{TP}{TP+FN}$$

برای بررسی میزان تطابق مکانی طبقه شناسایی‌شده روی تصویر هوایی و واقعیت زمینی از «دقت» (رابطه ۴) و برای ارزیابی درستی تخصیص یک سلول به طبقه موردنظر از معیار «صحت» (رابطه ۵) استفاده شد. در رابطه ۵، n، تعداد کل سلول‌های طبقه‌بندی‌شده است (Erfanifard, 2014).

رابطه ۴: $$\text{دقت}=\frac{TP}{TP+FP}$$

رابطه ۵: $$\text{صحت}=\frac{TP+TN}{n}$$

روش نمونه‌برداری ویژگی‌های کمی و کیفی جنگل، روش منظم سیستماتیک استفاده شد که شبکه‌ایی مستطیل شکل به ابعاد ۲۰۰×۲۰۰ متر در تصویر منطقه پیاده شد و قطعات نمونه‌ای مستطیل شکل به ابعاد ۴۰× ۴۰ متر در منطقه پیاده شد که جمعاً ۶۳ قطعه‌نمونه (۳۶ قطعه روستای آب‌انار و ۲۷ قطعه روستای بله‌زار) در هر دو سایت برداشت شد و در هر قطعه‌نمونه ویژگی‌های پوشش گیاهی مدنظر شامل قطر بزرگ و کوچک همه درختان، قطر برابرسینه (diameter at breast height(DBH وضعیت تاج پوشش درخت، سلامتی درخت ثبت گردید.

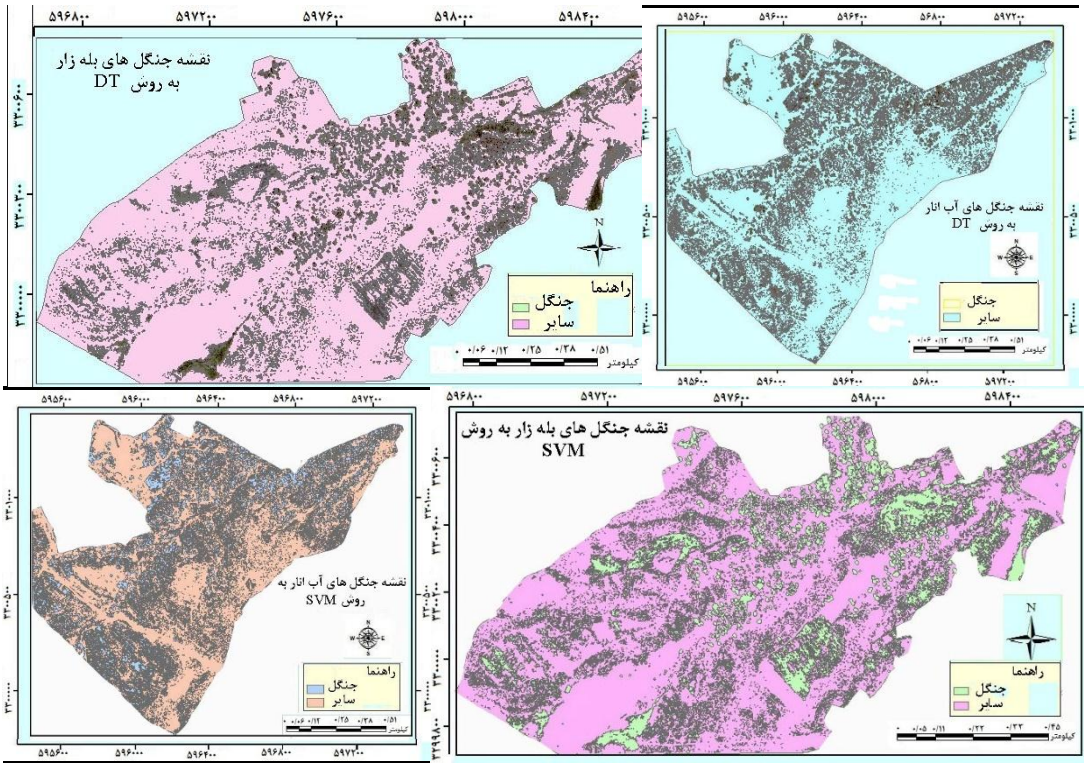
برآورد مساحت تاج پوشش درختان جنگل‌های بله‌زار روی تصاویر WV-2 و UAV: نمونه‌برداری با شبکه آماری ۲۰۰ ×۲۰۰ مترمربعی روی سطح زمین و تصاویر ماهواره‌ای WV-2 انجام گرفت که ۲۷ پلات ۱۶۰۰ مترمربعی (۴۰×۴۰ متر) در سایت یک، روستای بله‌زار و ۳۳ پلات در سایت دو، روستای انار برداشت گردید. در هر قطعه‌نمونه، قطر بزرگ و کوچک، قطر برابرسینه و سپس مساحت تاج پوشش (رابطه ۵) برداشت گردید. آماره‌های کمی برداشت‌شده در جنگل‌های روستای بله‌زار شامل تعداد نمونه‌ها، میانگین، انحراف معیار و خطای معیار در دو روش آماربرداری درصد تاج پوشش زمینی و تصویر ماهواره‌ای WV-2 در جدول ۱ ارائه‌شده است. در هر قطعه‌نمونه بر اساس رابطه ۶، مساحت تاج پوشش محاسبه گردید. سپس با انتقال مساحت‌های تاج پوشش به‌دست‌آمده به محیط SPSS نسخه بیست و پنجم، تجزیه‌وتحلیل انجام شد (جدول ۱).

رابطه ۶: $$\text{سطح تاج پوشش}=\pi/4\times(\text{قطر متوسط تاج})^2$$

نتایج

در شکل ۳ نتایج حاصل از دو نوع طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان و درخت تصمیم نشان داده‌شده است. همان‌طور که مشاهده می‌گردد کیفیت طبقه‌بندی‌ها تقریباً مشابه هم هستند؛ اما دارای تفاوت‌های در دقت می‌باشند. ارزیابی صحت به دو روش انجام شد: روش معمول ضریب کاپا و روش AUC. در جداول ارزیابی صحت، ماتریس خطا، دقت کلی، ضرایب کاپا، دقت تولیدکننده و دقت استفاده‌کننده به تفکیک هر روش آورده شده است.

[Downloaded from jweb.ahvaz.iau.ir on 2026-10-31]



شکل ۳: نقشه عارضه جنگل با طبقه‌بندی بردار پشتیبان و درخت تصمیم به ترتیب از سمت راست جنگل‌های روستای بله‌زار (سایت ۱)، جنگل‌های روستای انار (سایت ۲) (سال بررسی ۱۳۹٤).

ابتدا نرمال بودن توزیع داده‌ها با آزمون کولموگروف اسمیرنوف بررسی شد. نتیجه آزمون نشان داد که همه داده‌ها پراکنش نرمال دارند و در سطح ۹۹ درصد معنی‌دار هستند. برای مقایسه مساحت تاج پوشش به‌دست‌آمده از آماربرداری تصویر ماهواره‌ای WV-2 و تصادفی زمینی از آزمون T غیرمستقل در سطح اطمینان ۹۵ درصد استفاده شد. نتیجه آمون T جفتی بین داده‌های به‌دست‌آمده از اندازه‌گیری در عرصه جنگل و تصویر نشان داد که اختلاف معنی‌داری بین اندازه‌گیری مساحت تاج پوشش در دو روش در سطح معنی‌داری ۹۵ درصد وجود ندارد (df=99, T=1.984). نمودار شکل ۲ ترسیم‌شده، نشان‌دهنده صحت مطلب است. نتایج آنالیز رگرسیون نشان داد که تصاویر ماهواره‌ای با ضریب تبیین تقریباً بالایی ۰/۹۵ (۹۵ درصد =R2) نشان‌دهنده این است که می‌توان مساحت تاج پوشش درختان را با دقت بالا از تصاویر ماهواره‌ای WV-2 به دست آورد (جدول ۱ و ۲ مدل آماری). در جدول ۲ مدل آماری، مساحت تاج پوشش درروی زمین به‌عنوان متغیر وابسته و مساحت تاج پوشش درروی تصاویر ماهواره‌ای به‌عنوان متغیر مستقل در نظر گرفته‌شده است. نتایج حاصل از تجزیه واریانس و آزمون ضرایب نشان می‌دهد که از تصاویر ماهواره‌ای WV-2 می‌توان برای برآورد سطح تاج پوشش استفاده نمود. ابر نقاط در نمودار شکل ۴ رسم شده است. در محور X، سطح تاج روی تصویر ماهواره‌ای و محور Y، سطح تاج روی زمین است.

[Downloaded from jweb.ahvaz.iau.ir on 2026-10-31]

جدول ۱ (الف): مشخصات آماری سطح تاج پوشش درختان جنگل‌های بله‌زار (سال بررسی ۱۳۹٤).

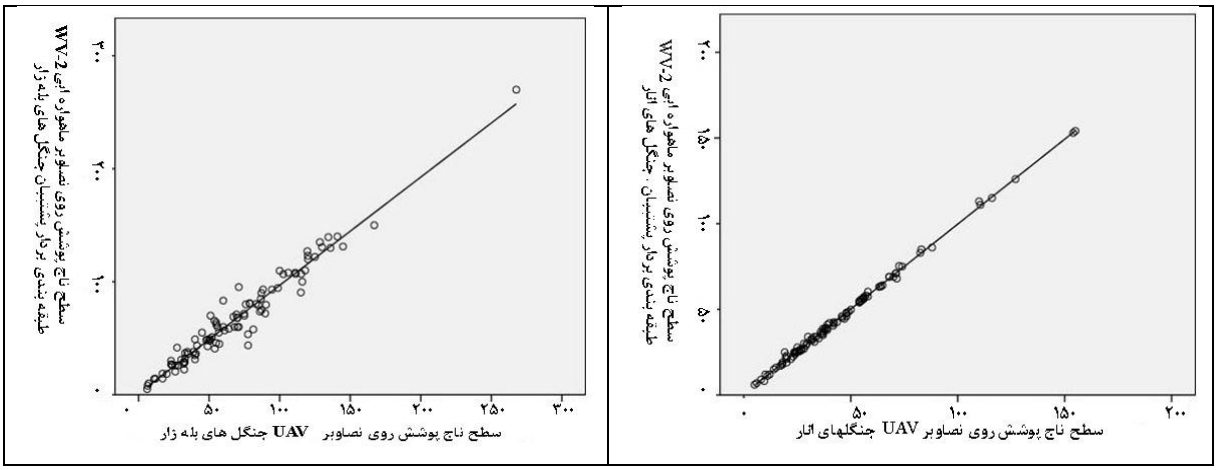
متغیر تاج پوشش در آماربرداری جنگل‌های بله‌زار	روش آماربرداری UAV	بردار پشتیبان تصاویر ماهواره‌ای WV-2	درخت تصمیم تصاویر ماهواره‌ای WV-2
تعداد نمونه	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
میانگین (مترمربع)	۶۸,۴۸	۶۶,۶۱	۶۶,۹۲
انحراف معیار (مترمربع)	۴۱,۶۳	۴۰,۳۶	۴۰,۹۶
خطای معیار (مترمربع)	۴,۱۶	۴,۰۳	۴,۰۹

جدول ۱ (ب): مشخصات آماری سطح تاج پوشش درختان جنگل‌های انار (سال بررسی ۱۳۹٤).

متغیر تاج پوشش در آماربرداری جنگل‌های انار	روش آماربرداری UAV	بردار پشتیبان. تصاویر ماهواره‌ای WV-2	درخت تصمیم. تصاویر ماهواره‌ای WV-2
تعداد نمونه	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
میانگین (مترمربع)	۴۴,۶۲	۴۸,۶	۴۴,۲۳
انحراف معیار (مترمربع)	۲۸,۹	۳۴,۵۹	۳۰,۱۱
خطای معیار (مترمربع)	۲,۸۹	۳,۴۶	۳,۰۱

جدول ۲: مدل آماری سطح تاج پوشش تصاویر ماهواره‌ای WV-2 و UAV جنگل‌های روستای بله‌زار و انار (سال بررسی ۱۳۹٤).

نام	مدل	ضریب R^2	ضریبR	مدل آماری
درخت تصمیم بله زار	خطی	۰/۹۶۴	۰/۹۸۲	Y= -0.893 + 0.943X
درخت تصمیم انار	خطی	۰/۶۳۲	۰/۷۹۵	Y= 12.314 + 0.665X
بردار پشتیبان بله زار	خطی	۰/۹۴۹	۰/۹۷۴	Y= 2.195 + 0.99X
بردار پشتیبان انار	خطی	۰/۹۸۲	۰/۹۹۱	Y = 2.534 + 0.952



شکل ٤ (الف): ارزیابی صحت سطح تاج پوشش در طبقه‌بندی بردار پشتیبان تصاویر ماهواره‌ای WV-2 و تصاویر UAV جنگل‌های روستای بله‌زار و انار (مترمربع) (سال بررسی ۱۳۹٤).

[Downloaded from jweb.ahvaz.iau.ir on 2026-10-31]

ارزیابی صحت قطر متوسط تاج پوشش در تصاویر ماهواره‌ایwv-2 با روی زمین در جنگل‌های روستای بله‌زار و انار: ابتدا نرمال بودن توزیع داده‌ها با آزمون کولموگروف اسمیرنوف بررسی شد. نتیجه آزمون نشان داد که همه داده‌ها پراکنش نرمال دارند و در سطح ۹۹ درصد معنی‌دار هستند. برای مقایسه قطر متوسط تاج پوشش به‌دست‌آمده از آماربرداری تصویر ماهواره‌ای wv-2 و تصادفی زمینی از آزمون T جفتی در سطح اطمینان ۹۵ درصد استفاده شد. نتیجه آزمون T جفتی بین داده‌های به‌دست‌آمده از اندازه‌گیری در عرصه جنگل و تصویر نشان داد که اختلاف معنی‌داری بین اندازه‌گیری مساحت تاج پوشش در دو روش در سطح معنی‌داری ۹۵ درصد وجود ندارد (df=99, T=1.984). نمودار شکل ۵ ترسیم‌شده، نشان‌دهنده صحت مطلب است. نتایج آنالیز رگرسیون نشان داد که تصاویر ماهواره‌ای با ضریب تبیین تقریباً بالایی ۰/۹۵ (۹۵ درصد =R2) نشان‌دهنده این است که می‌توان قطر متوسط تاج پوشش درختان را با دقت بالا از تصاویر ماهواره‌ای WV-2 به دست آورد (جداول ۳ و ۴ مدل آماری).

جدول ۳ الف: مشخصات آماری قطر متوسط تاج پوشش درختان جنگل‌های بله‌زار (سال بررسی ۱۳۹٤).

	میانگین (متر)	تعداد نمونه‌ها	انحراف معیار	خطای معیار (متر)
قطر متوسط تاج پوشش روی زمین	۹,۱۲۷۹	۱۰۰	۲,۹۵۹۰۸	۰,۲۹۵۹۱
قطر متوسط تاج پوشش در بردار پشتیبان	۹,۲۵۰۴	۱۰۰	۲,۸۷۷۸۷	۰,۲۸۷۷۹
قطر متوسط تاج پوشش در درخت تصمیم	۸,۹۶۵۶	۱۰۰	۲,۷۸۱۹۷	۰,۲۷۸۲۰

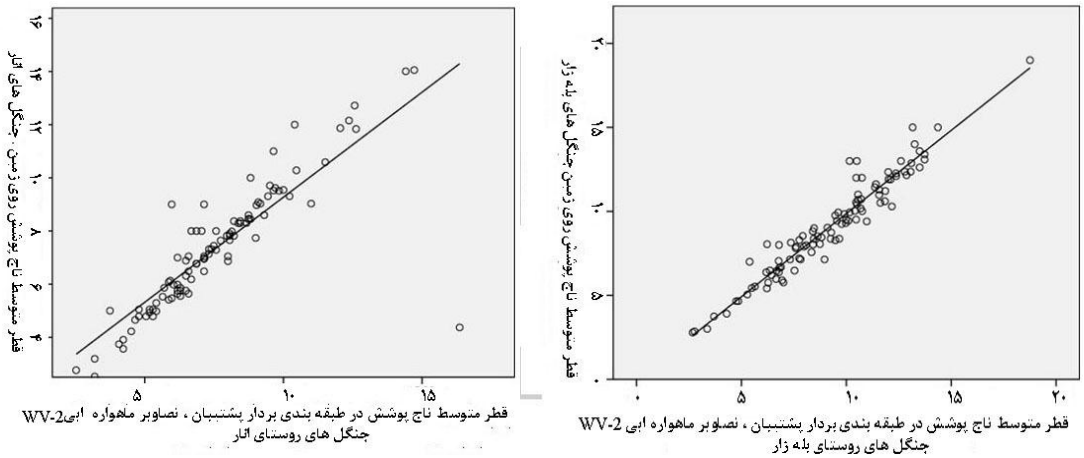
جدول ۳ ب: مشخصات آماری قطر متوسط تاج پوشش درختان جنگل‌های انار (سال بررسی ۱۳۹٤).

	میانگین (متر)	تعداد نمونه‌ها	انحراف معیار	خطای معیار
قطر متوسط تاج پوشش روی زمین	۷,۳۷۰۷	۱۰۰	۲,۳۲۴۳۲	۰,۲۳۲۴۳
قطر متوسط تاج پوشش در بردار پشتیبان	۷,۵۹۲۷	۱۰۰	۲,۴۷۵۷۶	۰,۲۴۷۵۸
قطر متوسط تاج پوشش در درخت تصمیم	۷,۲۵۵۵	۱۰۰	۲,۴۳۴۲۴	۰,۲۴۳۴۲

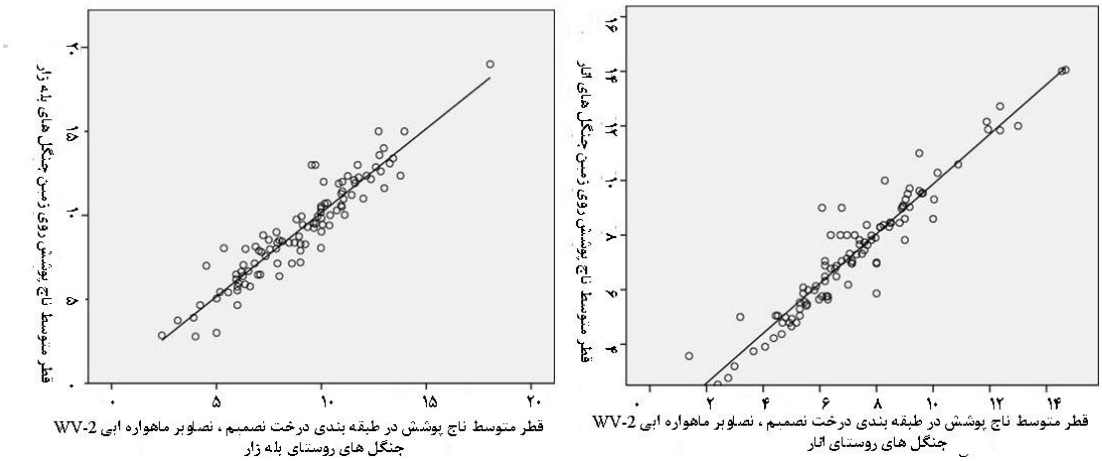
جدول ٤: مدل آماری قطر متوسط تاج پوشش در تصاویر ماهواره‌ای WV-2 و روی زمین جنگل‌های روستای بله‌زار و انار (سال بررسی ۱۳۹٤).

نام	مدل	ضریب R^2	ضریبr	مدل آماری
درخت تصمیم بله زار	خطی	۰/۸۲۸	۰/۹۶۳	Y = -0.035 + 0.991X
درخت تصمیم انار	خطی	۰/۷۰۸	۰/۸۴۲	Y = 1.372 + 0.790X
بردار پشتیبان بله زار	خطی	۰/۸۸۳	۰/۹۳۹	Y = 0.169 + 0.999X
بردار پشتیبان انار	خطی	۰/۹۱۵	۰/۹۱۲	Y = 0.756 + 0.912X

[Downloaded from jweb.ahvaz.iau.ir on 2026-10-31]



شکل ۵ (الف): ارزیابی صحت قطر متوسط تاج پوشش در طبقه‌بندی بردار پشتیبان تصاویر ماهواره‌ای wv-2 و روی زمین جنگل‌های روستای بله‌زار و انار (متر) (سال بررسی ۱۳۹٤).



شکل ۵ ب: ارزیابی صحت قطر متوسط تاج پوشش در طبقه‌بندی درخت تصمیم تصاویر ماهواره‌ای wv-2 و روی زمین جنگل‌های روستای بله‌زار و انار (متر) (سال بررسی ۱۳۹٤).

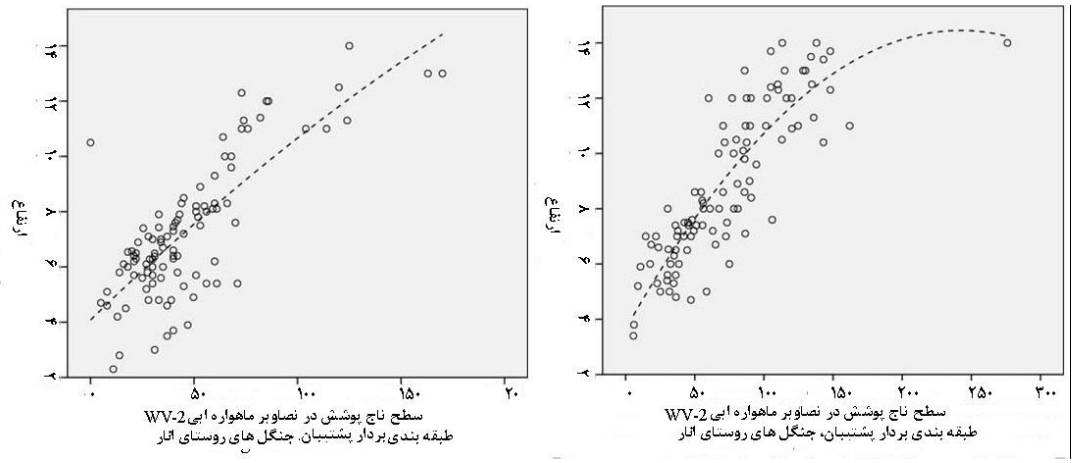
ارزیابی صحت سطح تاج پوشش در تصاویر WV-2 با ارتفاع درختان در جنگل‌های روستای بله‌زار و انار: ابتدا نرمال بودن توزیع داده‌ها با آزمون کولموگروف اسمیرنوف بررسی شد. نتیجه آزمون نشان داد که همه داده‌ها پراکنش نرمال دارند و در سطح ۹۹ درصد معنی‌دار هستند. نتایج آنالیز رگرسیون نشان داد که تصاویر ماهواره‌ای با ضریب تبیین خوبی ۰/۶۸ (۶۸ درصد =R2) نشان‌دهنده این است که می‌توان ارتفاع را با دقت مناسبی از تصاویر ماهواره‌ای WV-2 به دست آورد (جدول ۵ مدل آماری و شکل ۶).

جدول ۵: مدل آماری سطح تاج پوشش در تصاویر WV-2 و ارتفاع درختان در جنگل‌های روستای بله‌زار و انار (سال بررسی ۱۳۹٤).

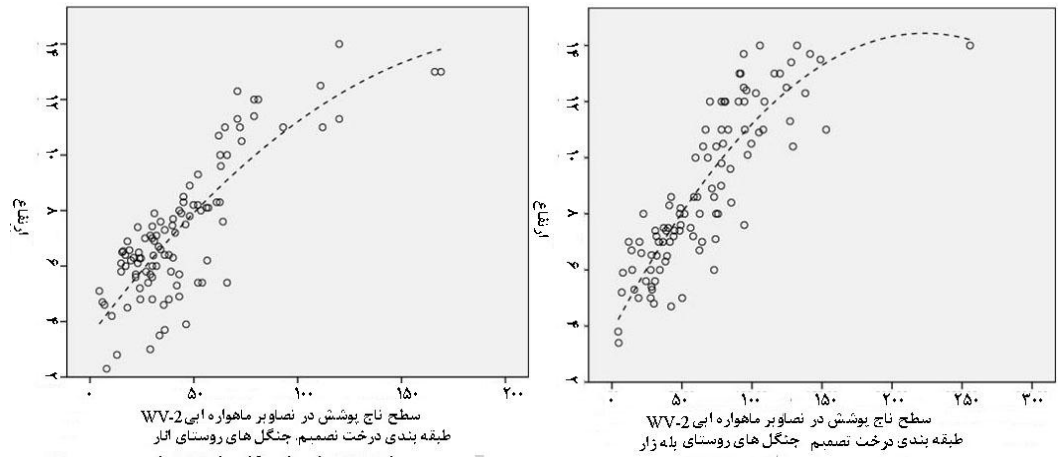
نام	مدل	ضریب R^2	ضریب r	مدل آماری
درخت تصمیم بله زار	خطی	۰/٦٨٣	۰/٨٢٧	Y = 4.974 + 0.053X

[Downloaded from jweb.ahvaz.iau.ir on 2026-10-31]

درخت تصمیم انار	خطی	۰/٦۰۰	۰/۷۷۵	Y = 4.347 + 0.063X
بردار پشتیبان بله زار	خطی	۰/٦۹۵	۰/۸۲٤	Y = 5.084 + 0.057X
بردار پشتیبان انار	خطی	۰/٦۵۷	۰/۸۱۱	Y = 4.299 + 0.067X



شکل ٦ (الف): ارزیابی صحت سطح تاج پوشش به مترمربع در طبقه‌بندی بردار پشتیبان در تصاویر ماهواره‌ای wv-2 و ارتفاع درختان جنگل‌های روستای بله‌زار و انار (متر) (سال بررسی ۱۳۹٤).



شکل ٦ (ب): ارزیابی صحت سطح تاج پوشش به مترمربع در طبقه‌بندی درخت تصمیم در تصاویر ماهواره‌ای wv-2 و ارتفاع درختان جنگل‌های روستای بله‌زار و انار (متر) (سال بررسی ۱۳۹٤).

ارزیابی صحت: در جدول ۵ و ۶ نتایج منحنی ROC در هر دو سایت ارائه‌شده است. جدول ۶، خلاصه نتایج حاصل از محاسبه شاخص‌های منحنیROC و مؤلفه‌های آن در طبقه‌بندی کاربری جنگل و سایر با طبقه‌بندی کننده‌های درخت تصمیم و SVM در جنگل‌های روستای بله‌زار و انار، هفت برم شیراز، سایت یک و دو را نشان می‌دهد.

[Downloaded from jweb.ahvaz.iau.ir on 2026-10-31]

جدول ٦: نتایج ROC در روستای بله زار و انار (سال بررسی ١٣٩٤).

شاخص‌ها	بله زار				انار			
	DT		SVM		DT		SVM	
	جنگل	سایر	جنگل	سایر	جنگل	سایر	جنگل	سایر
TP	۷۳۱۵	۴۳۵۸	۵۹۵۴	۶۲۵۲	۴۴۸۰	۳۲۸۹	۴۴۶۹	۳۲۹۸
FP	۴	۷۹۱	۲	۲۶۰	۳۰	۲۷۲	۲۱	۲۸۳
FN	۷۹۱	۴	۲۶۰	۲	۲۷۲	۳۰	۲۸۳	۲۱
TN	۴۳۵۸	۷۳۱۵	۶۲۵۲	۵۹۵۴	۳۲۸۹	۴۴۸۰	۳۲۹۸	۴۴۶۹
ویژگی	۰,۳۷۳	۰,۹۰۲	۰,۹۹۶	۰,۹۵۸	۰,۹۹۱	۰,۹۴۳	۰,۹۹۳	۰,۹۴۰
حساسیت	۰,۶۲۷	۰,۹۹۷	۰,۹۵۸	۰,۹۹۶	۰,۹۴۳	۰,۹۹۱	۰,۹۳۴	۰,۹۹۳
دقت	۰,۹۹۱	۰,۸۴۶	۰,۹۹۰	۰,۹۶۰	۰,۹۹۳	۰,۹۲۴	۰,۹۹۵	۰,۹۲۱
صحت	۰,۹۳۶	۰,۹۳۶	۰,۹۷۹	۰,۹۷۹	۰,۹۶۱	۰,۹۶۰	۰,۹۶۲	۰,۹۶۲
سطح زیر منحنی AUC	۰,۷۸۸	۰,۷۵۰	۰,۸۹۳	۰,۸۳۸	۰,۸۹۱	۰,۸۴۴	۰,۹۳۱	۰,۹۱۲

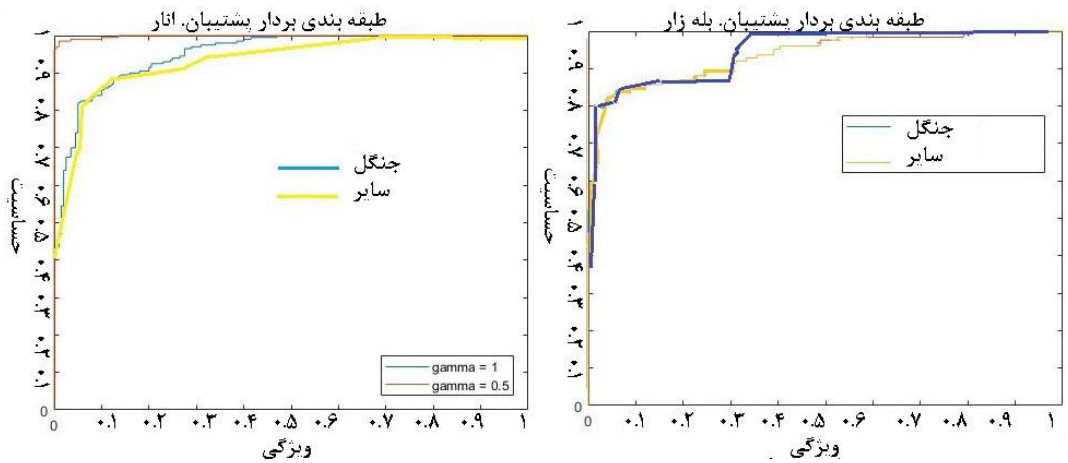
جدول ۷ خلاصه نتایج حاصل از محاسبه شاخص‌های رایج در طبقه‌بندی کننده‌های درخت تصمیم و SVM در جنگل‌های روستای بله‌زار و انار، هفت برم شیراز، سایت یک و دو را نشان می‌دهد.

جدول ۷: صحت طبقه‌بندی در بله‌زار و انار (سال بررسی ١٣٩٤).

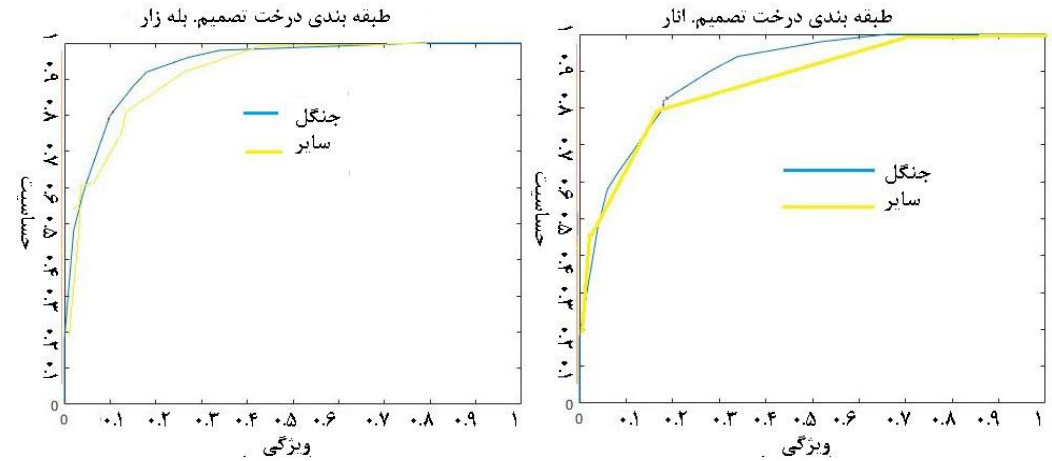
شاخص	بله زار		انار	
	طبقات	DT	SVM	DT	SVM
صحت تولیدکننده	جنگل	۰,۵۰۰	۰,۹۷۰	۰,۴۹۷	۰,۹۹۴
	سایر	۰,۸۲۲	۰,۹۲۳	۰,۸۹۲	۰,۹۴۰
صحت کاربر	جنگل	۰,۸۴۶	۰,۹۲۶	۰,۹۲۴	۰,۹۲۱
	سایر	۰,۹۹۹	۰,۹۶۹	۰,۹۹۳	۰,۹۹۵
ضریب کاپا		۰,۴۷۷	۰,۸۹۴	۰,۴۹۵	۰,۹۲۳
صحت کلی (درصد)		۶۶,۲۶۰	۹۶,۶۹۴	۶۶,۷۸۹	۹۶,۲۳۳

سپس منحنی ROC (Receiver Operating Characteristic) طبقه‌بندی‌ها رسم شد (شکل ۷).

[Downloaded from jweb.ahvaz.iau.ir on 2026-10-31]



شکل ۷ (الف): منحنی ROC طبقه‌بندی بردار پشتیبان جنگل‌های روستای بله‌زار (راست) و انار (چپ) (سال بررسی ۱۳۹٤).



شکل ۷ (ب): منحنی ROC طبقه‌بندی درخت تصمیم. جنگل‌های روستای بله‌زار و انار (راست) و انار (چپ) (سال بررسی ۱۳۹٤).

بحث و نتیجه‌گیری

این مطالعه یکی از اولین مطالعات در برآورد و استخراج پارامترهای تک‌درختان از تصاویر ماهواره‌ای باقدرت تفکیک بالا می‌باشد. سطح بالایی از صحت در برآورد سطح تاج پوشش، قطر تاج پوشش و ارتفاع درختان با تصاویر ماهواره‌ای به دست آمد. درروش درخت تصمیم، ضریب کاپای ۰/۴۸۶ (۰/۴۹۵ در رو ستای انار و ۰/۴۷۷ در رو ستای بله‌زار) و صحت کلی ۶۶/۵۲ در صد (۶۶/۷۸ در صد رو ستای انار و ۶۶/۲۶ در صد رو ستای بله‌زار) به د ست آمد و درروش بردار پشتیبان ضریب کاپای ۰/۹۰۸ (۰/۹۲۳ در رو ستای انار و ۰/۸۹۴ در رو ستای بله‌زار) و صحت کلی ۹۶/۹۴۶ در صد (۹۶/۲۳ در صد رو ستای انار و ۹۶/۶۹ در صد رو ستای بله‌زار) به د ست آمد. درخت تصمیم‌گیری، دقت کلی و دقت تولیدکننده‌ی درخت پایین‌تری در مقایسه با روش فوق نشان داد که نشان‌دهنده این است که پیکسل‌های درختان به‌خوبی شناسایی نشده‌اند. همچنین ضریب کاپا برای روش SVM مقدار بالاتری را نسبت به روش درخت تصمیم نشان می‌دهد. این موضوع نشان‌دهنده بالاتر بودن صحت طبقه‌بندی این دو روش ا ست. پس روش بردار پشتیبان و روش درخت تصمیم به ترتیب دارای بالاترین صحت طبقه‌بندی در منطقه مطالعاتی بودند. جدول ۷ مقایسه صحت به‌د ست‌آمده در ا ستخراج تک‌درختان با روش‌های طبقه‌بندی درخت تصمیم و بردار پشتیبان، میانگین در هر دو سایت با روش

[Downloaded from jweb.ahvaz.iau.ir on 2026-10-31]

ماتریس پیچیدگی را نشان می‌دهد. در مقایسه با روش AUC نیز روش بردار پشتیبان و روش درخت تصمیم به ترتیب دارای بالاترین صحت طبقه‌بندی در هر دو منطقه مطالعاتی بودند (جدول ۸).

جدول ۸: مقایسه DT و SVM در سایت‌ها با ماتریس و AUC در بله‌زار و انار (سال بررسی ۱۳۹٤).

روش طبقه‌بندی میزان صحت	ماتریس		AUC	
	درخت تصمیم	بردار پشتیبان	درخت تصمیم	بردار پشتیبان
صحت کلی (درصد)	۶۶/۵۲	۹۶/۴۶	۰/۹۴۸	۰/۹۷۰
ضریب کاپا	۰/۴۸۶	۰/۹۰۸		

در ارزیابی صحت تاج پوشش نیز روش بردار پشتیبان در هر دو سایت دارای بالاترین همبستگی ضریب تبین بود. پس‌ازآن درخت تصمیم قرار گرفتند (جدول ۹). در ارزیابی صحت قطر متوسط تاج پوشش SVM دارای بالاترین ضریب همبستگی بود پس‌ازآن درخت تصمیم قرار گرفتند (جدول ۹). ارزیابی صحت سطح تاج پوشش در تصاویر wv-2 با ارتفاع درختان در بردار دارای بالاترین همبستگی به‌طور میانگین بود (جدول ۹).

جدول ۹: ضریب همبستگی سطح تاج پوشش wv-2 قطر متوسط تاج پوشش wv-2 با زمینی و ضریب همبستگی سطح تاج پوشش در تصاویر wv-2 با ارتفاع درختان در بله‌زار و انار (سال بررسی ۱۳۹٤).

	درخت تصمیم								بردار			
	سطح تاج پوشش wv-2 با زمینی		قطر متوسط تاج پوشش wv-2 با زمینی		سطح تاج پوشش در تصاویر wv-2 با ارتفاع درختان		سطح تاج پوشش wv-2 با زمینی		قطر متوسط تاج پوشش wv-2 با زمینی		سطح تاج پوشش در تصاویر wv-2 با ارتفاع درختان	
	بله زار	انار	بله زار	انار	بله زار	انار	بله زار	انار	بله زار	انار	بله زار	انار
ضریب R^2	۰/۹۶۴	۰/۶۳۲	۰/۸۲۸	۰/۷۰۸	۰/۶۸۳	۰/۶۰۰	۰/۹۴۹	۰/۹۸۲	۰/۸۸۳	۰/۹۱۵	۰/۶۹۵	۰/۶۵۷
ضریب r	۰/۹۸۲	۰/۷۹۵	۰/۹۶۳	۰/۸۴۱	۰/۸۲۷	۰/۷۷۵	۰/۹۷۴	۰/۹۹۱	۰/۹۳۹	۰/۹۱۲	۰/۸۲۴	۰/۸۱۱
میانگین R	۰/۷۹۸		۰/۷۶۸		۰/۶۴۱		۰/۹۶۵		۰/۹۰۰		۰/۶۷۶	

نتایج این پژوهش نشان می‌دهد که از داده‌های WV-2 می‌توان برای پیش‌بینی پارامترهای درخت مانند سطح تاج پوشش، قطر برابرسینه، ارتفاع درخت، تعداد درخت و بیوماس در سطح جنگل‌های زاگرس ایران استفاده نمود. ارتفاع درختان می‌تواند به‌طور مستقیم از مدل سطح دیجیتال با تصاویر پرنده به‌دست‌آمده آید. سطح تاج پوشش و قطر تاج پوشش دارای همبستگی R^2 بسیار بالایی با داده‌های زمینی هستند. ترکیب داده‌های پرنده با داده‌های ماهواره‌ای WV-2 می‌تواند بسیار مفید برای تشریح تنوع زیستی و نظارت بر تغییرات در تنوع زیستی جنگل باشد.

روش‌های طبقه‌بندی پیکسل پایه و شی پایه به‌طور گسترده‌ای برای مطالعات سنجش‌ازدور جنگل استفاده می‌شود (Krzystek *et al.*, 2020; Takahashi *et al.*, 2020; Immitzer *et al.*, 2019; Bright *et al.*, 2020; Hirschmugl *et al.*, 2020).

و در مطالعات درختان جنگلی بسیار موفق بوده است (Kuželka *et al.*, 2020; Obata *et al.*, 2020; Qiu *et al.*, 2020; Kokubu *et al.*, 2020). روش بردار در استخراج تک‌درختان جنگل با استفاده از داده‌های طیفی از پتانسیل بیشتری در مقایسه با روش‌های درخت تصمیم برخوردار است. مزیّت روش بردار پشتیبان به روش‌های حد آستانه‌ای در این است که نیازی به دانستن خصوصیات فیزیکی ندارد و با داشتن داده‌های آموزشی زیاد و باکیفیت، نتیجه مطلوبی را به کاربر می‌دهد. نتایج این تحقیق نشان می‌دهد که روش درخت تصمیم نیز نتایج مطلوبی را برای کاربر فراهم می‌نماید. در حالت طبقه‌بندی دو کلاسه، روش SVM، قابلیت خوبی برای شناسایی درختان دارد. با توجه به نتایج

[Downloaded from jweb.ahvaz.iau.ir on 2026-10-31]

به‌دست‌آمده از به‌کارگیری داده‌های طیفی تصویر ماهواره‌ای WV-2 در برآورد سطح تاج پوشش مشخص شد که این داده‌ها قابلیت برآورد مشخصه‌های کمی سطح تاج پوشش جنگل‌های بلوط و استخراج تک‌درختان در منطقه موردمطالعه را با دقت مناسب دارند. ارتباط خوبی بین قطر تاج درختان با اندازه‌گیری زمینی و اندازه‌گیری شده با WV-2 وجود دارد که اشاره می‌کند که استخراج از داده‌های ماهواره‌ای دارای صحت عالی هستند، به‌طوری‌که ضریب R برای قطر تاج درختان جنگل را به‌طور میانگین ۰/۸۵ به دست آمد؛ که با نتایج Shrestha و Wynne(۲۰۱۲) منطبق است آنان نیز ضریب همبستگی ۰/۹ برای قطر تاج به دست آوردند. همان‌طور که Pande-Chhetri و همکاران (۲۰۱۷) در برآورد پوشش گیاهی تالاب با تصاویر WV-2 دریافتند که روش شی پایه بر روش پیکسل پایه برتری داشته در تحقیق کنونی نیز طبقه‌بندی شی پایه به‌صورت مشخصی از سایر طبقه‌بندی‌ها عملکرد بهتری دارد. همچنان که نتایج این تحقیق نشان می‌دهد که طبقه‌بندی SVM برتری عملکرد بارزی نسبت به درخت تصمیم دارد. نتایج به‌دست‌آمده با نتایج Thanh Noi و Kappas (۲۰۱۸)، Raczko و Zagajewski (۲۰۱۷)، Raskshita و همکاران (۲۰۱۷)، Pande-Chhetri و همکاران (۲۰۱۷)، Okojie (۲۰۱۷)، Juniati و Arrofiqoh (۲۰۱۷)، Shafri و Ramle (۲۰۰۹)، Poteau و همکاران (۲۰۱۱)،Shao و Lunetta (۲۰۱۲)، Kim و همکاران (۲۰۱۲)، Amami و همکاران (۲۰۱۲)، Erfanifard (۲۰۱۴)، Ghasemian و Akhondzadeh (۲۰۱۶)، Chenari و همکاران (۲۰۱۷) مطابق می‌باشد. همبستگی بسیار بالای بین برآورد تاج پوشش از تصاویر ماهواره‌ای و زمینی نشان می‌دهد که می‌توان پارامتر تاج پوشش را از تصاویر برآورد نمود. مقایسه بین میزان تاج پوشش برآوردی با تاج پوشش سطح زمین در هر سه روش نشان می‌دهد که در سطح ۵ درصد معنی‌داری هیچ اختلافی بین داده‌های زمینی و برآورد ماهواره‌ای وجود ندارد. این نشان‌دهنده این موضوع است که مدل‌های ناپارامتریک استفاده‌شده در مطالعه تفاوت معنی‌داری با واقعیت زمینی ندارند. پژوهشگرانی مانند Thanh Noi و Kappas (۲۰۱۸)، Wen و همکاران (۲۰۱۷) و Sedliak و همکاران (۲۰۱۷) صحت طبقه‌بندی با تصاویر WV-2 در استخراج تاج پوشش را بین ۶۰ تا ۹۵ درصد به دست آورده‌اند با در نظر گرفتن مطالعات پژوهشگران دیگر درزمینهٔ استخراج عارضه با استفاده از الگوریتم‌ها مشاهده می‌شود که پژوهش حاضر نسبت به مطالعات دیگر از دقت مطلوبی برخوردار است. درنتیجه می‌توان از تصاویر WV-2 به‌جای آماربرداری زمینی برای محاسبه مساحت تاج پوشش جنگل‌ها استفاده کرد که با نتایج Ma و همکاران (۲۰۱۷) سازگار است. با توجه به ساده و کارآمد بودن روش DT که دقت قابل قبولی را از خود نشان داد، می‌توان کاربرد این روش را نیز در مباحث مرتبط توصیه کرد. مدل‌های پیش‌بینی از این مطالعه، اگرچه برای درختان در جنگل‌های زاگرس بررسی‌شده‌اند، اما می‌توانند برای سایر سطوح جنگلی نیز با اقلیم مشابه و ترکیب گونه‌ای مشابه به کار روند. این نوع پیش‌بینی با تصاویر پرنده به ارزیابی صحیح کیفیت ذخیره کربن درختان در سطح درختان منفرد کمک خواهد کرد. مطالعات بیشتر بایستی توسعه داده شوند که بتوانیم پارامترهای بیوفیزیکی مانند شاخص سطح برگ، حجم ساقه، غیره را پیش‌بینی نمود. جداول مدیریتی برای برنامه‌ریزان جنگل‌ها مانند سطح فعالیت‌های پرورشی جنگل، پتانسیل آسیب‌پذیری در بلایا و سن کلاس از درختان جنگل مفید است. قابلیت کاربردی بودن این مدل‌ها می‌تواند داده‌های نامناسب از سطوح جنگلی دیگر را بهبود دهد و اگر منطقه قابل‌دسترس نباشند با استفاده از این معادلات می‌توان درختان از سطوح جنگلی را به‌جای حضور در عرصه برآورد نمود.

منابع

Alonzo, M., Bookhagen, B. and Roberts, D. A., 2014. Urban tree species mapping using hyperspectral and lidar data fusion. Remote Sensing of Environment, 148: 70–83.

Alonzo, M., Roth, K. and Roberts, D., 2013. Identifying Santa Barbara's urban tree species from AVIRIS imagery using canonical discriminant analysis. Remote Sensing of Letters, 4: 513–521.

Amami, R., Ben Ayed, D. and Ellouze, N., 2012. An Empirical compares on of SVM and some supervised learning algorithms for vowel recognition. International Journal of Intelligent Information Processing (IJIIP), Vol 3.

[Downloaded from jweb.ahvaz.iau.ir on 2026-10-31]

Ardila, J.P., Tolpekin, V.A., Bijker, W. and Stein, A., 2011. Markov-random-field-based super-resolution mapping for identification of urban trees in VHR images. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 66: 762–775.

Aubry-Kientz, M., Dutrieux, R., Ferraz, A., Saatchi, S., Hamraz, H., Williams, J., Coomes, D., Piboule, A. and Vincent, G., 2019. A Comparative Assessment of the Performance of Individual Tree Crowns Delineation Algorithms from ALS Data in Tropical Forests. Remote Sensing, 11: 1086.

Boschetti, M., Boschetti, L., Oliveri, S., Casati, L. and Canova, I., 2007. Tree species mapping with airborne hyper-spectral MIVIS data: The Ticino Park study case. International Journal of Remote Sensing, 28: 1251–1261.

Braga, J. R., Peripato, V., Dalagnol, R., Ferreira, M. P, Tarabalka, Y., Aragão, L. E, de Campos Velho, H. F., Shiguemori, E. H. and Wagner, F. H., 2020. Tree Crown Delineation Algorithm Based on a Convolutional Neural Network. Remote Sensing, 12(8):1288.

Berhane, T. M., Lane, C. R., Wu, Q., Anenkhonov, O. A., Chepinoga, V. V, Autrey, B. C. and Liu H., 2018. Comparing pixel-and object-based approaches in effectively classifying wetland-dominated landscapes. Remote sensing, 10(1):46.

Berhane TM, Lane CR, Wu, Q, Autrey, B. C., Anenkhonov, O. A., Chepinoga, V. V. and Liu H., 2018. Decision-tree, rule-based, and random forest classification of high-resolution multispectral imagery for wetland mapping and inventory. Remote sensing, 10(4):580.

Bright, B. C., Hudak, A. T., Egan, J. M., Jorgensen, C. L., Rex, F. E., Hicke, J. A. and Meddens, A. J., 2020. Using Satellite Imagery to Evaluate Bark Beetle-Caused Tree Mortality Reported in Aerial Surveys in a Mixed Conifer Forest in Northern Idaho, USA. Forests, 11: 529.

Burges, C. J. C., 1998. A tutorial on support vector machines for pattern recognition. Data Mining and Knowledge Discovery, 2, 121-167.

Chenari, A., Erfanifard, S.Y., Dehghani, M. and Pourghasemi, H., 2017. Woodland mapping at single-tree levels using Object-Oriented classification of UAV images. The International Archives of the Photogrammetry. Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Vol XLII-4/W4.

Dong, X., Zhang, Z., Yu, R., Tian, Q., and Zhu, X., 2020. Extraction of information about individual trees from high-spatial-resolution UAV-acquired images of an orchard. Remote Sensing, 12(1): 133.

Erfanifard, S. Y., 2014. Application of ROC curve to assess pixel-based classification methods on UltraCam-D aerial imagery to discriminate tree crowns in pure stands of Brant`s oak in Zagros forests. Iranian Journal of Forest and Poplar Research, Vol. 22 No. 4. (In Persian).

Fassnacht, F. E., Latifi, H., Stereńczak, K., Modzelewska, A., Lefsky, M., Waser, L.T., Straub, C. and Ghosh, A., 2016. Review of studies on tree species classification from remotely sensed data. Remote Sensing of Environment, 186: 64–87.

Feng, X. and Li, P., 2019. A Tree Species Mapping Method from UAV Images over Urban Area Using Similarity in Tree-Crown Object Histograms. Remote Sensing, 11: 1982.

Friedl, M. A. and Brodley, C.E., 1997. Decision tree classification of land cover from remotely sensed data. Remote Sensing of Environment. 61: 399–409.

Ghasemian, N. and Akhondzadeh, M., 2016. Comparison of methods of artificial neural networks, support vector machine and decision tree to identify clouds in Landsat 8 satellite images. Geospatial Engineering Journal. 7 (4): 25-36. (In Persian).

Gunn, Steve, R., 1998. Support Vector Machines for Classification and Regression, Technical report, University of Southampton, May 1998.

Hartling, S., Sagan, V., Sidike, P., Maimaitijiang, M., and Carron, J., 2019. Urban tree species classification using a WorldView-2/3 and LiDAR data fusion approach and deep learning. Sensors, 19(6): 1284.

Heumann, B. W., 2011. Object-based classification of mangroves using a hybrid decision tree—support vector machine approach. Remote Sensing. 3: 2440–2460.

Hirschmugl, M., Deutscher, J., Sobe, C., Bouvet, A., Mermoz, S. and Schardt, M., 2020. Use of SAR and Optical Time Series for Tropical Forest Disturbance Mapping. Remote Sensing, 12: 727.

[Downloaded from jweb.ahvaz.iau.ir on 2026-10-31]

Immitzer, M., Atzberger, C. and Koukal, T., 2012. Tree Species Classification with Random Forest Using Very High Spatial Resolution 8-Band WorldView-2 Satellite Data. Remote Sensing, 4: 2661–2693.

Immitzer, M., Neuwirth, M., Böck, S., Brenner, H., Vuolo, F. and Atzberger, C., 2019. Optimal Input Features for Tree Species Classification in Central Europe Based on Multi-Temporal Sentinel-2 Data. Remote Sensing, 11*:* 2599.

Irulappa-Pillai-Vijayakumar, D. B., Renaud, J. P., Morneau, F., McRoberts, R. E. and Vega, C., 2019. Increasing Precision for French Forest Inventory Estimates using the k-NN Technique with Optical and Photogrammetric Data and Model-Assisted Estimators. Remote Sensing, 1: 991.

Jensen, J. R., 2005. Introductory digital image processing: a remote sensing perspective. third edition. Prentice Hall, Inc, NJ, USA.

Juniati, E. and Arrofiqoh, E. N., 2017. Comparison of Pixel-Based and Object-Based classification using parameters and non-parameters approach for the pattern consistency of multiscale land cover. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Volume XLII-2/W7.

Kwak, D. A., Lee, W. K., Lee, J. H., Biging, G. S. and Gong, P., 2017. Detection of individual trees and estimation of tree height using lidar data. Journal of Forest Reserch, 12, 425–434.

KIim, J., Kim, B. S. and Savarese, S., 2012. Comparing image classification methods: K-nearest-neighbor and support-vector-machines. Applied Mathematics in Electrical and Computer Engineering, Harvard, Cambridge. USA.

Kokubu, Y., Hara, S. and Tani, A., 2020. Mapping Seasonal Tree Canopy Cover and Leaf Area Using Worldview-2/3 Satellite Imagery: A Megacity-Scale Case Study in Tokyo Urban Area. Remote Sensing, 12*:* 1505.

Krzystek, P., Serebryanyk, A., Schnörr, C., Červenka, J. and Heurich, M., 2020. Large-Scale Mapping of Tree Species and Dead Trees in Šumava National Park and Bavarian Forest National Park Using Lidar and Multispectral Imagery. Remote Sensing**,** 12:661.

Kuželka, K., Slavík, M. and Surový, P., 2020. Very High Density Point Clouds from UAV Laser Scanning for Automatic Tree Stem Detection and Direct Diameter Measurement. Remote Sensing, 12*:*1236.

Li, D., Ke, Y., Gong, H. and Li, X., 2015. Object-Based Urban Tree Species Classification Using Bi-Temporal WorldView-2 and WorldView-3 Images. Remote Sensing, 7: 16917–16937.

Liang, S., Liu, J. and Liang, M., 2004. Ecological study on the mangrove communities in Beilun Hekou national nature reserve. J. Guangxi Normal University. 22 (2): 70–76.

Liu, C. C., Chen, Y. H., Wu, M. H. M., Wei, C. and Ko, M. H., 2019. Assessment of forest restoration with multitemporal remote sensing imagery. Scientific Reports 9: 7279. https://doi.org/10.1038/s41598-019-43544-5

Liu, L., Coops, N. C., Aven, N. W. and Pang, Y., 2017. Mapping urban tree species using integrated airborne hyperspectral and LiDAR remote sensing data. Remote Sensing of Environment, 200: 170–182.

Ma, Q., Su, Y. and Guo, Q., 2017. Comparison of Canopy Cover Estimations from Airborne LiDAR, Aerial Imagery, and Satellite Imagery. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, DOI: 10.1109/JSTARS.2017.2711482.

Obata, S., Bettinger, P., Cieszewski, C. J., and Lowe, R. C., 2020. Mapping Forest Disturbances between 1987–2016 Using All Available Time Series Landsat TM/ETM+ Imagery: Developing a Reliable Methodology for Georgia, United States. Forests, 11: 335.

Okojie, J., 2017. Assessment of forest tree structural parameter extractability from optical imaging UAV dataset. Thesis msc University of Twente, Enschede, the Netherlands.

Pal, M. and Mather, P. M., 2003. An assessment of the effectiveness of decision tree methods for land cover classification. Remote Sensing of Environment. 86: 554–565.

Pande-Chhetri, R., Abd-Elrahman, A., Liu, T., Morton, J. and Wilhelm, V. L., 2017. Object-based classification of wetland vegetation using very high-resolution unmanned air system imagery. European Journal of Remote Sensing, 50 (1): 564–576.

Phantom, D. J. I., 2018. Pro/pro+ User Manual. 66pp

Pu, R. and Landry, S., 2012. A comparative analysis of high spatial resolution IKONOS and WorldView-2 imagery for mapping urban tree species. Remote Sensing of Environment, 124: 516–533.

[Downloaded from jweb.ahvaz.iau.ir on 2026-10-31]

Qian, Y., Zhou, W., Yan, J., Li, W. and Han, L., 2015.Comparing machine learning classifiers for Object-Based land cover classification using very high resolution imagery. Remote Sensing, 7: 153-168.

Qiu, L., Jing, L., Hu, B., Li, H. and Tang, Y., 2020. A New Individual Tree Crown Delineation Method for High Resolution Multispectral Imagery. Remote Sensing, 12: 585.

Quinlan, J. R., 1986. Induction of decision trees. Mach. Learn, 1: 81–106.

Quinlan, J. R., 1992. Learning with continuous classes. In proceedings AI, 92 (Adams& Sterling, Eds), Singapore: World Scientific, PP. 343-348.

Quinlan, J. R., 1993. C4.5 Programs for Machine Learning. Morgan Kaufmann Publishers, Inc., San Mateo, USA.

Raczko, E. and Zagajewski, B., 2017. Comparison of support vector machine, random forest and neural network classifiers for tree species classification on airborne hyperspectral APEX images. European Journal of Remote Sensing, 50:1, 144-154. DOI: 10.1080/22797254.2017.1299557.

Sedliak, M., Sačkov, I. and Kulla, L., 2017.Classification of tree species composition using a combination of multispectral imagery and airborne laser scanning data. Central European Forestry Journal, 63: 1–9.

Shrestha, R. and Wynne, R. H., 2012. Estimating biophysical parameters of individual trees in an urban environment using small footprint discrete-return imaging Lidar. Remote Sensing, 4: 484-508. doi: 10.3390/rs4020484

Shafri, H. Z. M. and Ramle, F. S. H., 2009. A Comparison of support vector machine and decision tree classifications using satellite data of Langkawi Island. Information Technology Journal, 8(1): 64-70.

Shao, Y. and Lunetta, R. S., 2012. Comparison of support vector machine, neural network, and CART algorithms for the land cover classification using MODIS time-series data. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**,** 70: 78-87.

Steinwart, I. and Christmann, A., 2008. Support Vector Machines. Springer-Verlag, New York, ISBN: 978-0-387-77241-7.

Stych, P., Jerabkova, B., Lastovicka, J., Riedl, M. and Paluba, D., 2019. A Comparison of WorldView-2 and Landsat 8 Images for the Classification of Forests Affected by Bark Beetle Outbreaks Using a Support Vector Machine and a Neural Network: A Case Study in the Sumava Mountains. Geosciences, 9: 396.

Takahashi Miyoshi, G., Imai, N. N., Garcia Tommaselli, A. M., Antunes de Moraes, M. V. and Honkavaara, E., 2020. Evaluation of Hyperspectral Multitemporal Information to Improve Tree Species Identification in the Highly Diverse Atlantic Forest. Remote Sensing, 12: 244.

Thanh Noi, P. and Kappas, M., 2018. Comparison of random forest, k-nearest neighbor, and support vector Mmachine classifiers for land cover classification using Sentinel-2 imagery. Sensors, 18: 18.

Tooke, T. R., Coops, N. C., Goodwin, N. R. and Voogt, J. A., 2009. Extracting urban vegetation characteristics using spectral mixture analysis and decision tree classifications. Remote Sensing of Environment. 113: 398–407.

Vapnik, Vladimir., 2013. The nature of statistical learning theory. Springer science & business media.311pp

Weinstein, B. G., Marconi, S., Bohlman, S., Zare, A. and White, E., 2019. Individual Tree-Crown Detection in RGB Imagery Using Semi-Supervised Deep Learning Neural Networks. Remote Sensing, 11*:* 1309.

Wen, D., Huang, X., Liu, H., Liao, W. and Zhang, L., 2017. Semantic Classification of Urban Trees Using Very High Resolution Satellite Imagery. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing.

West, P. W., 2017. Tree and Forest Measurement. Springer.Berlin, Hidelberg.218pp

Xiao, Q., Ustin, S. L. and McPherson, E. G., 2004. Using AVIRIS data and multiple-masking techniques to map urban forest tree species. International Journal of Remote Sensing, 25: 5637–5654.

Xu, M., Watanachaturaporn, P., Varshney, P. K. and Arora., M. K., 2005. Decision tree regression for soft classification of remote sensing data. Remote Sensing of Environment. 97: 322–336.

Zhang, C. and Qiu, F., 2012. Mapping Individual Tree Species in an Urban Forest Using Airborne Lidar Data and Hyperspectral Imagery. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 78: 1079–1087.

Zhang, Z., Kazakova, A., Moskal, L. M. and Styers, D. M., 2016. Object-Based Tree Species Classification in Urban Ecosystems Using LiDAR and Hyperspectral Data. Forest, 7: 122.

[Downloaded from jweb.ahvaz.iau.ir on 2026-10-31]