



دانشگاه گوارزی و منابع طبیعی

نشریه پژوهش‌های علوم و فناوری چوب و جنگل

جلد بیست و چهارم، شماره چهارم، ۱۳۹۶

<http://jwfst.gau.ac.ir>

مقایسه قابلیت داده‌های سنجنده‌های IRS-LISS III و Pleiades-2، WorldView-2 در برآورد موجودی جنگل (مطالعه موردی: جنگل آموزشی پژوهشی دارابکلا - ساری)

وحیده بهرامی^۱، *اصغر فلاح^۲ و رمضانعلی خرمی^۳

^۱ دانشجوی دکتری پردیس، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری، دانشیار دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری، استادیار پژوهشی بخش تحقیقات جنگل‌ها و مراتع، مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی استان مازندران،

سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، ساری، ایران

تاریخ دریافت: ۱۳۹۵/۱۰/۱۰؛ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۶/۰۷/۰۳

چکیده

سابقه و هدف: آگاهی از وضعیت مشخصه‌های کمی جنگل همانند موجودی سرپا، یکی از مهمترین اصول در برنامه‌ریزی و تصمیم‌گیری مدیریت جنگل می‌باشد. هدف از این مطالعه، مقایسه قابلیت داده‌های سنجنده‌های مختلف و روش‌های ناپارامتری در برآورد موجودی سرپای جنگل می‌باشد.

مواد و روش‌ها: منطقه مورد مطالعه سری یک جنگل دارابکلا در استان مازندران در جنوب شرق ساری است با مساحت ۲۶۱۲ هکتار که در حوزه آبخیز ۷۴ اداره کل منابع طبیعی شهرستان ساری واقع شده است. با استفاده از روش نمونه‌برداری منظم - تصادفی با قطعات ۱۰ آری با شبکه آماربرداری ۳۳۰ در ۵۰۰ متر، ۱۵۰ قطعه نمونه دایره‌ای برداشت گردید. پیش‌پردازش و پردازش‌های لازم همانند نسبت‌گیری، ایجاد شاخص‌های گیاهی و آنالیز بافت بر روی تصاویر ماهواره‌ای سه سنجنده IRS-LISS III و Pleiades-2، WorldView-2 انجام شد. سپس ارزش متناظر با قطعه نمونه‌ها از تمام باندها استخراج گردید. برای مدل‌سازی در این مطالعه از روش‌های مختلف رگرسیونی شامل واریانت‌های مختلف روش نزدیکترین همسایه، کرنل‌های مختلف روش ماشین بردار پشتیبان و روش جنگل تصادفی استفاده شد.

یافته‌ها: نتایج مربوط به مدل‌سازی موجودی سرپا با استفاده از روش ماشین بردار پشتیبان (SVM) نشان داد بهترین کرنل به ترتیب برای سنجنده IRS-LISS III، worldview-2 و Pleiades-2 چند جمله‌ای، توابع پایه شعاعی (RBF) و چندجمله‌ای، با درصد مجذور میانگین مربعات خطای ۳۴/۵۷، ۴۹/۵، ۴۳/۰۳ بود. در روش نزدیک‌ترین همسایه (KNN) بهترین واریانت برای سه سنجنده مذکور به ترتیب شیشف (Chebychev)، شیشف (Chebychev) و سیتی بلاک (City block) با درصد مجذور میانگین مربعات خطای ۴۱/۱۸، ۵۵/۰۹ و ۶۷/۹۷ بود. در روش جنگل تصادفی درصد مجذور میانگین مربعات خطا برای این سه سنجنده به ترتیب برابر با ۳۱/۳۳، ۴۸/۹۱ و ۴۵/۶۸ بود. نتایج نشان داد بهترین مدل برای برآورد موجودی سرپا، مربوط به الگوریتم جنگل تصادفی و داده‌های

*مسئول مکاتبه: fallaha2007@yahoo.com

تصاویر WorldView-2 با درصد مجذور میانگین مربعات خطا برابر با ۳۱/۳۳ درصد و اریبی نسبی برابر با ۲/۸ درصد بود. دلیل بهتر بودن نتایج سنجنده World Veiw2 نسبت به سنجنده Pleiades-2 وجود تعداد باند بیشتر و عرض کمتر باندها می‌باشد. زیرا هرچه تعداد باند بیشتر و عرض باند باریکتر باشد اطلاعات در باندهای مختلفی ذخیره می‌شوند و نسبت سیگنال به نویز افزایش می‌یابد در نتیجه آشکارسازی پدیده‌ها بهتر صورت می‌گیرد و دقت نتایج نیز بالاتر می‌رود.

نتیجه‌گیری: نتایج تفاوت زیادی بین الگوریتم‌های ناپارامتریک از نظر میزان درصد مجذور میانگین مربعات خطا نشان داد ولی از نظر سنجنده تفاوت زیادی مشاهده گردید. نتایج کلی این مطالعه نشان داد سنجنده‌ها و روش‌های رگرسیونی مورد استفاده در این مطالعه، دارای قابلیت نسبتاً مناسبی در برآورد موجودی جنگل می‌باشند. همچنین نتایج نشان داد علاوه بر قدرت تفکیک مکانی سنجنده‌ها، قدرت تفکیک طیفی آن‌ها نیز تأثیر چشمگیری در بالا بردن دقت نتایج مدل‌سازی موجودی جنگل با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای دارد.

واژه‌های کلیدی: WorldView-2، Pleiades-2 و IRS-LISS III، حجم سرپا، نزدیکترین همسایه، ماشین بردار پشتیبان و جنگل تصادفی

مقدمه

جنگل‌ها اکوسیستمی حیاتی و یکی از مؤلفه‌های اصلی چرخه کربن جهانی می‌باشند و از نظر اکولوژیکی زیستگاه حیاتی بسیاری از گونه‌های جانوری و گیاهی و منبع اقتصادی مهم برای بشر هستند و نقشی کلیدی در چرخه مواد غذایی، هیدرولوژی و دیگر عملکردهای اکوسیستم ایفا می‌کنند (۳۲). اطلاع از وضعیت موجودی سرپا یکی از مهمترین اطلاعات در برنامه‌ریزی و مدیریت جنگل می‌باشد. در ایران کسب این داده و تقریباً تمام تصمیم‌گیری‌ها و دانسته‌ها در جنگل، از طریق آماربرداری زمینی و بازدید میدانی انجام می‌شود (۴۳). اگر سطح مورد آماربرداری کوچک باشد این روش مناسب و مقرون به صرفه می‌باشد اما با گسترش سطح مورد مطالعه و کار، این روش به دلیل هزینه بالا با چالش بسیاری روبه‌رو می‌باشد. با توجه به این‌که امروزه مدیریت منابع جنگلی با کمبود بودجه روبه‌رو می‌باشد استفاده از داده‌های ماهواره‌ای

می‌تواند مهم‌ترین راه کاهش هزینه‌ها در کسب اطلاعات آماری جنگل می‌باشد (۴۳). استفاده توامان داده‌های سنجنش از دور، سامانه اطلاعات مکانی و داده‌های زمینی می‌تواند گزینه مناسبی برای مدیریت جنگل باشد (۲۳). ماهواره‌ها با قدرت تفکیک مناسب، پوشش سطح وسیع، سهولت پردازش و قابلیت تکرار زیاد، می‌توانند فرصت مناسبی را برای جمع‌آوری داده‌ها در مورد جنگل‌ها ارائه نمایند که آماربرداری و نظارت بر جنگل‌ها از مهم‌ترین این کاربردها است (۳۱). تا به امروز مطالعه‌های متعددی در مورد برآورد مشخصه‌های کمی جنگل با استفاده از داده‌های ماهواره‌ای انجام شده است. به طور مثال شمس‌الدینی و همکاران (۲۰۱۳) از داده‌های سنجنده WorldView-2 برای برآورد مشخصه‌های ساختاری جنگل‌های کاج در استرالیا استفاده نمودند (۴۱). نتایج این مطالعه نشان داد بهترین مدل برای برآورد ارتفاع، قطر برابر سینه، حجم سرپا، رویه زمینی و رویش به ترتیب دارای میزان درصد ریشه میانگین مجذور

خارج از کشور به منظور بررسی قابلیت این داده‌ها انجام شده است. به طور مثال استروپ و همکاران (۲۰۱۳) از داده‌های دو سنجنده Cartosat-1 و WorldView-2 برای برآورد ریش در جنگل‌های آمیخته آلمان استفاده نمودند. نتایج ایشان نشان داد ریشه میانگین مجذور خطا به درصد برای برآورد مشخصه حجم با استفاده از داده‌های Cartosat-1 ۵۰ درصد و برای سنجنده WorldView-2 ۴۴ درصد می‌باشد (۴۸). مک و همکاران (۲۰۱۵) از داده‌های سنجنده WorldView-2 در آلمان و داده‌های سنجنده Pleiades-2 در رویشگاهی واقع در شیلی به منظور برآورد بایومس روی زمینی استفاده نمودند. ایشان در این مطالعه بر ترکیب مشتق‌های طیفی، آنالیز بافت و داده‌های ارتفاعی تأکید نمودند. نتایج بهترین مدل برای سایت واقع در کشور آلمان دارای درصد ریشه میانگین مجذور خطایی برابر با ۲۴ درصد و برای کشور شیلی ۲۶ درصد بود (۲۷). در کشور ایران مطالعه‌های متعددی برای برآورد مشخصه‌های کمی توده‌های جنگلی با استفاده از داده‌های طیفی تصاویر مختلف ماهواره‌ای و یا هوایی انجام شده است اما در هر یک از این مطالعه‌ها معمولاً از یک داده در این خصوص استفاده شده است. حال آن‌که در تحقیق حاضر قابلیت داده‌های سه سنجنده WorldView-2، Pleiades-2 و IRS-LISS III در برآورد موجودی سرپای جنگل مورد بررسی و آزمون قرار گرفت.

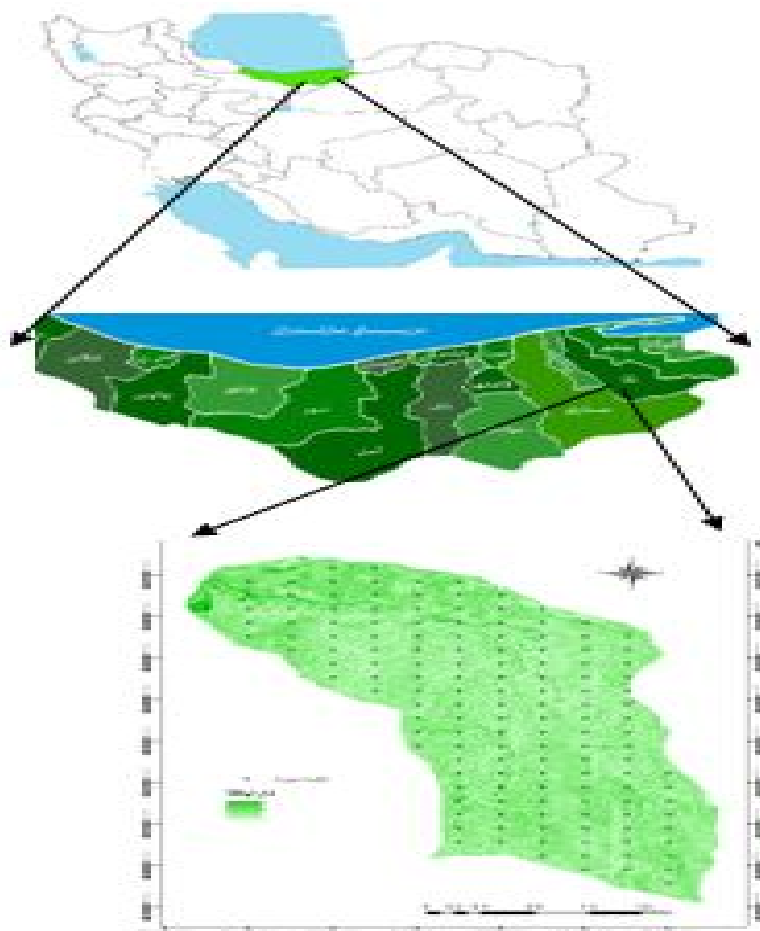
مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه: منطقه مورد مطالعه سری یک جنگل دارابکلا در استان مازندران در جنوب شرق ساری بین ۵۳ درجه و ۲۶ دقیقه الی ۵۳ درجه و ۳۴ دقیقه طول شرقی و ۳۶ درجه و ۴۷ دقیقه الی ۳۶ درجه و ۵۵ دقیقه عرض شمالی واقع شده است و مساحت

خطای ۸، ۱۴، ۳۰، ۲۳ و ۲۵ درصد بود. یو و همکاران (۲۰۱۵) از داده‌های سنجنده WorldView-2 برای برآورد مشخصه‌های جنگل بوره‌آل استفاده نمودند (۵۴). بهترین مدل برای برآورد مشخصه‌های بایومس روی زمینی، حجم سرپا، رویه زمینی، میانگین قطر، و ارتفاع لوری به ترتیب دارای میزان درصد ریشه میانگین مجذور خطای ۱۶، ۱۶، ۱۳ و ۷ درصد بود. ایمترز و همکاران (۲۰۱۶) از ترکیب داده‌های سنجنده WorldView-2 و آماربرداری ملی جنگل برای تهیه نقشه مشخصه‌های رویشی در جنوب آلمان استفاده نمودند. نتایج ایشان نشان داد بهترین مدل برای برآورد مشخصه حجم سرپا دارای میزان ضریب تبیین ۰/۵۳ و مجذور میانگین مربع خطا برابر با ۳۲ درصد می‌باشد (۲۰). پرسون (۲۰۱۶) مطالعه‌ای را با استفاده از داده‌های سنجنده Pleiades-2 و داده‌های لیزر هوایی به منظور برآورد مشخصه‌های کمی جنگل، در جنگل‌های بوره‌آل انجام دادند. ایشان در این مطالعه از آنالیز بافت و اندازه پنجره ۱۱×۱۱ استفاده نمودند. نتایج نشان داد بهترین مدل برای برآورد میانگین ارتفاع لوری، رویه زمینی، حجم و بیوماس به ترتیب دارای درصد ریشه میانگین مجذور خطای ۷/۷، ۱۰، ۲۲، ۲۷ و ۲۶ درصد بود (۳۵). نوریان و همکاران (۲۰۱۶) قابلیت داده‌های سه سنجنده مختلف شامل Landsat- TM، ASTER و Quickbird در برآورد موجودی سرپا، رویه زمینی و تراکم جنگل مقایسه نمودند. نتایج ایشان نشان داد داده‌های سنجنده Quickbird نسبت به داده‌های دو سنجنده دیگر دارای قابلیت بهتری می‌باشد (۳۲). از طرفی امروزه داده‌های ماهواره‌ای مختلفی در سرتاسر دنیا موجود است. داده‌های ماهواره‌ای به لحاظ قدرت تفکیک مکانی، طیفی، رادیومتریک و زمانی دارای قابلیت‌های متفاوتی هستند. تعدادی از مطالعه‌ها در

سالیانه آن ۹۳۸/۸ میلی‌متر می‌باشد. بر اساس روش آمبرژه منطقه مورد مطالعه دارای اقلیم سرد و مرطوب می‌باشد. در جنگل دارابکلا، گونه‌های درختی راش، ممرز، توسکا، بلوط، انجیلی وجود دارد (۲۳).

آن ۲۶۱۲ هکتار می‌باشد که در حوزه آبخیز ۷۴ اداره کل منابع طبیعی شهرستان ساری واقع شده است (شکل ۱). این منطقه در محدوده ارتفاعی بین ۱۴۰ تا ۸۶۰ متر ارتفاع از سطح دریا واقع شده است و متوسط بارش



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه (سری یک دارابکلا) و پراکنش قطعه نمونه‌ها همراه با شبکه آماربرداری.
Figure 1. Location of study area (Series No 1 Darabkola) and distribution of sample plots with inventory grid.

و داده‌های PAN مورد استفاده قرار نگرفت. قدرت تفکیک رادیومتریک تصاویر ۱۱ بیت می‌باشد.

- داده‌های سنجنده LISS III مربوط به تاریخ ۷ می سال ۲۰۱۲ برابر با ۱۸ اردیبهشت سال ۱۳۹۱. که این سنجنده دارای ۴ باند سبز، قرمز، مادون‌قرمز نزدیک و مادون‌قرمز میانی با قدرت تفکیک ۲۳/۵ متر می‌باشد. همچنین این سنجنده دارای یک باند پانکروماتیک

داده‌های ماهواره‌ای مورد استفاده: در این تحقیق از داده‌های سه سنجنده متفاوت استفاده شد.

- سنجنده WorldView-2 مربوط به تاریخ ۱۹ آگوست ۲۰۱۲ برابر با ۲۹ مرداد ۱۳۹۱. و قدرت تفکیک مکانی باندهای چند طیفی آن ۱/۸۴ متر و باند پانکروماتیک ۰/۵ متر است. در این تحقیق فقط از باندهای رنگی سنجنده WorldView-2 استفاده شد

مرکز قطعه نمونه) اندازه‌گیری شد. علاوه بر این، مشخصه‌های جنگل‌شناسی توده در سطح قطعه نمونه تشریح و مشخصه‌های فیزیوگرافی قطعه نمونه (شیب و ارتفاع از سطح دریا) در فرم‌های آماربرداری، یادداشت و ثبت گردید. در مهرماه سال ۱۳۹۲ تعداد ۱۵۰ قطعه نمونه دایره‌ای ۱۰ آر به روش نمونه‌برداری تصادفی منظم در یک شبکه آماربرداری ۳۳۰ متر در ۵۰۰ متر برداشت گردید. سپس در هر قطعه نمونه با استفاده از جدول حجم یک عامله حجم هر درخت محاسبه شد. سپس موجودی در سطح قطعه نمونه و در سطح هکتار محاسبه شد.

پردازش تصاویر ماهواره‌ای: به‌منظور استخراج هر چه بهتر دانسته‌ها پردازش‌های زیر بر روی تصاویر ماهواره‌ای انجام شد. الف: نسبت‌گیری

ارزیابی گیاهان و تغییرهای الگوی پراکنش آن‌ها در زمان و مکان، در پایش منابع طبیعی از جنبه‌های مختلف حائز اهمیت است. در این تحقیق، ترکیب‌های نسبت‌گیری مناسب از نظر کاربرد در موارد پوشش گیاهی و تفکیک آن‌ها که در تحقیق‌های مشابه خرمی (۲۰۰۴)، هال و همکاران (۲۰۰۶)، محمدی (۲۰۰۷)، وال‌تر و همکاران (۲۰۰۹)، جبرسلیز و همکاران (۲۰۰۹)، کلبی (۲۰۱۱)، یزدانی (۲۰۱۱)، نوریان (۲۰۱۶) و فتح‌الهی (۲۰۱۴) به‌کار گرفته شده بود (جدول ۱) مورد استفاده قرار گرفت (۲۴، ۱۵، ۳۰، ۵۱، ۱۱، ۲۲، ۵۳، ۳۲ و ۹).

می‌باشد که در این تحقیق از آن استفاده نشده است. قدرت تفکیک رادیومتریک تصاویر ۷ بیت می‌باشد.

• تصاویر ماهواره Pleiades-2 مربوط به تاریخ ۳۰ آوریل ۲۰۱۳ برابر با ۱۰ اردیبهشت ۹۲. تصاویر Pleiades-2 دارای چهار باند طیفی با قدرت تفکیک مکانی ۲ متر و یک باند پانکروماتیک با قدرت تفکیک مکانی ۰/۵ متر می‌باشد. در این مطالعه از باند پانکروماتیک استفاده نشده است. قدرت تفکیک رادیومتریک تصاویر ۱۶ بیت می‌باشد.

• با توجه به این‌که داده‌های دو سنجنده 2-Pleiades و WorldView-2 تصحیح‌های لازم بر روی آن‌ها انجام شده بود و پس از اطمینان از عدم نیاز به تصحیحات، فقط بر روی داده‌های سنجنده LISS III تصحیح‌های هندسی و اتمسفریک انجام شد. برای سنجنده LISS III با استفاده از تعداد ۴۳ نقطه کمکی تصحیح هندسی با خطای زیر نیم پیکسل انجام شد. همچنین برای کاهش اثر خطای اتمسفری از تصحیح COST استفاده شد. تصحیح نوردهی برای این تصویر با استفاده نرم‌افزار ERDAS Imaging و مدل رقومی ارتفاعی با قدرت تفکیک ۱۰ متر نیز انجام شد.

تهیه اطلاعات زمینی: برای بررسی رابطه بین مشخصه حجم و ارزش‌های طیفی سنجنده‌های WorldView-2، Pleiades-2 و JRS-LISS III مشخصه ساختاری حجم در هکتار و در قطعه نمونه‌های زمینی و ارزش‌های طیفی متناظر با این قطعه‌ها برداشت شد. مختصات با استفاده از دستگاه DGPS۱ مدل تریمبل ۳ برداشت گردید. در سطح قطعه نمونه نوع گونه، قطر برابر سینه تمام درختان با قطر بالاتر از ۷/۵ سانتی‌متر و ارتفاع ۲ درخت به‌عنوان درخت شاهد (نزدیکترین و قطورترین درختان به

جدول ۱- تعدادی از مهم‌ترین ترکیب‌های نسبت‌گیری به‌کار گرفته شده در این تحقیق.

Table 1. Some of the most important ratios combinations used in this study.

Vegetation index شاخص‌های گیاهی	Formula فرمول	Refrence منبع
Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)	$(NIR-RED)/(NIR+NIR)$	(40)
Relative Difference Vegetation Index (RDVI)	$\sqrt{NDVI * DVI}$	(39)
Difference Vegetation Index (DVI)	NIR-RED	(49)
Green Difference Vegetation Index (GDVI)	NIR-GREEN	(49)
Green Normalized Difference Vegetation Index (GNDVI)	$(NIRGREEN)/(NIR+GREEN)$	(3)
Normalized Ratio Vegetation Index (NRVI)	$(RVI-1)/(RVI+1)$	(2)
Ratio Vegetation Index (RVI)	$NIR/RED+GREEN$	(49)

استخراج ارزش‌های طیفی: در این مطالعه پس از تولید باندهای مصنوعی و اندازه‌گیری مشخصه‌های موردنظر در قطعه نمونه از طریق کارهای میدانی، ارزش‌های طیفی متناظر با قطعه نمونه‌های زمینی از باندهای اصلی و مصنوعی استخراج شد. سپس بین مقادیر حاصله از موجودی برآورد شده در قطعه نمونه و ارزش طیفی متناظر با قطعه نمونه در داده‌های ماهواره‌ای و پیکسل‌های مربوطه، روابط آماری موجود، مورد بررسی قرار گرفت. مدل‌سازی: برای انجام این کار از سه روش استفاده شد.

الف: مدل‌سازی با الگوریتم ماشین بردار پشتیبان: شرط لازم برای دستیابی به نتایج بهتر در الگوریتم ماشین بردار پشتیبان، تعیین مناسب‌ترین پارامترهاست که نقش کلیدی در دستیابی به دقت بالا و عملکرد بهتر را فراهم می‌کند (۵۰). تعیین مناسب‌ترین پارامترهای مورد نیاز از قبیل پارامترهای اپسیلون^۹ (E) و ظرفیت^{۱۰} (C) به‌همراه ثابت گاما^{۱۱}، باعث دستیابی به نتایج با دقت بسیار بالا می‌شوند. بدین منظور جستجو شبکه‌ای مشخص شده با استفاده از روش ارزیابی متقابل استفاده می‌شود (۷).

ب: آنالیز بافت: مشخصه‌های بافت برای تمام باندهای تصاویر با استفاده از روش ماتریس هم وقوع سطوح خاکستری (GLCM^۱) برای ارزیابی بافت تصویر استفاده شد. GLCM یک جدول‌بندی از چگونگی ترکیب‌های متفاوت مقدار روشنایی پیکسل‌ها در یک تصویر می‌باشد (۸). در این مطالعه برای ارزیابی مشخصه بافت از ماتریس‌های وقوع^۲ و هم‌وقوعی^۳ استفاده شد. از مشخصه بافت بر مبنای ماتریس وقوع مؤلفه‌های میانگین و واریانس مورد اندازه‌گیری قرار گرفت. شاخص‌های گشتاور مرتبه دوم^۴، تباین^۵، همبستگی، عدم تجانس^۶ (ناهمگنی)، انترویی^۷ و همگنی^۸ برای تمام باندها بر مبنای ماتریس هم‌وقوعی استخراج گردید. این دانسته‌ها بیشتر به نوع تصویر آنالیز شده با توجه به دامنه طیفی، قدرت تفکیک سنجنده و ویژگی‌های شیء مورد مطالعه بستگی دارد. همچنین اندازه پنجره مورد استفاده در این مطالعه ۵×۵، ۷×۷، ۹×۹، ۱۱×۱۱، ۱۳×۱۳ و ۱۵×۱۵ انتخاب شد.

- 1- Gray Level Co-occurrence Matrix
- 2- Occurrence
- 3- Co-occurrence
- 4- Second moment
- 5- Contrast
- 6- Dissimilarity
- 7- Entropy
- 8- Homogeneity

- 9- Epsilon
- 10- Capacity
- 11- Gamma

و بسط یافته مدل رگرسیون درختی می‌باشد. مهم‌ترین ویژگی جنگل تصادفی، عملکرد بالای آن در اندازه‌گیری اهمیت متغیرها است که مشخص می‌کند هر متغیر چه نقشی در پیش‌بینی پاسخ دارد (۴). برای تعیین تعداد بهینه درختان برای اجرای الگوریتم جنگل تصادفی در برآورد موجودی جنگل، ابتدا ۴۰۰ درخت اولیه، جهت تولید یک گراف که نشان‌دهنده تغییرات میانگین مربعات خطا در مقابل تعداد خاص درختان نمونه‌های آموزشی و ارزیابی است، مورد استفاده قرار گرفت. با تفسیر گراف به‌دست آمده تعداد بهینه درختان مشخص می‌شود. این تعداد دارای خطای ثابتی است. سپس اجرای جنگل تصادفی بر اساس تعداد درختان بهینه تکرار می‌شود و دیگر پارامترها ثابت خواهند ماند. یکی از پارامترهای اصلی در اجرای جنگل تصادفی پیش‌بینی کننده K (متغیر مستقل) در هر گروه جهت پیش‌بینی مقدار متغیر وابسته (پاسخ) است. ساده‌ترین راه جهت تعیین مقدار K محاسبه مجذور مربع تعداد کل متغیرهای مستقل می‌باشد (۴۳). در این مطالعه از (± 2) جذر کل تعداد متغیرها) استفاده شد.

اعتبارسنجی مدل: اعتبارسنجی مدل‌ها به شیوه‌های مختلفی انجام می‌شود. در این مطالعه با استفاده از داده‌های قطعه نمونه‌ها شاهد (که شامل ۴۲ قطعه نمونه می‌باشد)، مدل انتخابی براساس کمتر بودن ریشه میانگین مجذور خطا (RMSE)، ریشه میانگین مجذور خطای نسبی، اریبی (Bias) و اریبی به درصد انتخاب شد. RMSE، مجذور میانگین حسابی خطاها است که برای تعیین دقت برآورد مدل‌های رگرسیونی مورد استفاده قرار گرفت (رابطه ۲ و ۳).

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{C}_i - C_i)^2}{n}} \quad \text{رابطه ۲}$$

$$RMSE\% = \frac{RMSE}{\bar{C}} \quad \text{رابطه ۳}$$

در این مطالعه، از چهار هسته مختلف، شامل خطی، چند جمله‌ای، حلقوی و تابع شعاعی استفاده شد. برای محاسبه گاما از رابطه ۱ استفاده شد که در این رابطه n برابر با تعداد متغیرهای مورد بررسی است (۴۳).

$$\gamma = \frac{1}{n} \quad \text{رابطه ۱}$$

برای انتخاب بهترین میزان اپسیلون و ظرفیت همانند کار هسو و همکاران (۲۰۱۰) از روش جستجوی شبکه‌ای استفاده گردید (۱۷). جهت جستجو شبکه‌ای، طیف وسیعی از متغیرهای ورودی ۱-۵۰ برای ظرفیت و برای اپسیلون ۰/۱ تا ۰/۵ در نظر گرفته شد.

ب: مدل‌سازی با الگوریتم نزدیک‌ترین همسایه: برای اجرای الگوریتم نزدیک‌ترین همسایه در برآورد مشخصه ساختاری حجم سرپا سه پارامتر تعداد همسایه، اندازه فاصله و وزن‌دهی یا عدم وزن‌دهی نزدیک‌ترین همسایه‌ها مهم هستند (۴۳). تعداد همسایه بستگی به نوع دانسته‌ها دارد و توسط کاربر نیز می‌تواند تعیین گردد. تعداد همسایه کوچک‌تر باعث واریانس بالاتر و پایداری کمتر می‌گردد و تعداد همسایه بزرگ‌تر باعث اریبی بیشتر و دقت کمتر می‌شود. (۲۵). در این تحقیق با توجه به مطالعه (شتایی و همکاران ۲۰۱۲) دامنه k بهینه ۱ تا ۵۰ در نظر گرفته شد (۴۳). در این مطالعه از ۴ معیار فاصله اقلیدس، مربع اقلیدسی، سیتی بلاک و شپیشف استفاده شد.

ب: مدل‌سازی با الگوریتم جنگل تصادفی: الگوریتم جنگل تصادفی توسط لئو برایمن و آدل کاتلر توسعه داده شد و ایده خود را با نام جنگل تصادفی نام گذاری کردند. جنگل تصادفی یک روش مدرن از روش‌های غیر پارامتری و درختان تصمیم‌گیری است که شامل انبوهی از درختان کلاس‌بندی و رگرسیونی

حجم اندازه‌گیری شده از آماربرداری زمینی $\hat{C}_i =$
حجم برآورد شده از تصاویر ماهواره‌ای $C_i =$

نتایج

تجزیه و تحلیل آماری داده‌های زمینی و مقادیر استخراج شده از باندهای طیفی: نتایج تحلیل توصیفی مشخصه‌های حجم (مترمکعب در هکتار)، در جدول ۲ آورده شده است. نتایج نشان داد سری یک دارابکلا دارای موجودی بین ۱۷ تا ۶۱۳ مترمکعب در هکتار می‌باشد.

اریبی^۱، خطای سیستماتیک یک طرفه‌ای می‌باشد که برای تعیین صحت^۲ برآورد مدل‌های رگرسیونی مورد استفاده قرار می‌گیرد. در این تحقیق Bias برای کلیه مدل‌ها براساس رابطه (۴ و ۵) محاسبه شد.

$$\text{رابطه ۴} \quad \text{Bias} = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{C}_i - C_i)}{n}$$

$$\text{رابطه ۵} \quad \text{Bias\%} = \frac{\text{Bias}}{\bar{C}}$$

که در رابطه بالا

تعداد قطعه نمونه آزمایشی (شاهد) $n =$

جدول ۲- تحلیل توصیفی مشخصه حجم در هکتار در قطعه نمونه‌های مدل و ارزیابی.

Table 2. Descriptive analysis of stand volume per hectare in model and assessment plots.

حجم (مترمکعب در هکتار) ($\text{m}^3 \text{ ha}^{-1}$)		
ارزیابی	مدل	
Assessment	Model	تعداد قطعه نمونه
42	108	Number of sample plot
304.19	292.31	Mean میانگین
138.79	174.84	SD انحراف معیار
401.52	595.44	Range دامنه
447.29	613.50	Max حداکثر
45.77	17.57	Min حداقل

برآورد موجودی جنگل با استفاده از روش جنگل تصادفی: نتایج مربوط به مدل‌سازی موجودی سرپا با استفاده از روش جنگل تصادفی در جدول ۴ آورده شده است. نتایج نشان داد داده‌های سنجنده WorldView-2 با میزان درصد ریشه میانگین مجذور خطای $31/33$ درصد نسبت به داده‌های دو سنجنده دیگر دارای نتایج بهتری بود.

برآورد موجودی جنگل با استفاده از کرنل‌های مختلف روش ماشین بردار پشتیبان: نتایج مربوط به مدل‌سازی موجودی سرپا با استفاده از روش ماشین بردار پشتیبان در جدول ۳ آورده شده است. نتایج نشان داد داده‌های سنجنده WorldView-2 و کرنل چند جمله‌ای با میزان $\text{RMSE} = 34/57\%$ نسبت به داده‌های دو سنجنده و مدل‌های دیگر دارای نتایج بهتری بود.

1- Bias
2- Accuracy

جدول ۳- نتایج ارزیابی مناسب‌ترین مدل در برآورد حجم سرپا با استفاده از روش ماشین بردار پشتیبان.

Table 3. Results of the most appropriate model in estimated of Stand volume in SVM method

Bias (%)	Bias (m ³ ha ⁻¹)	Rmse (%)	Rmse (m ³ ha ⁻¹)	Gamma	Capacity	Epsilon	کرنل Kernel	سنجنده Satellite
2.82	8.95	48.65	148	----	42	0.1	Linear	WorldView-2
0.97	2.97	34.57	105.16	0.033	50	0.3	Polynomial	
1.05	3.21	37.95	115.44	0.033	27	0.3	RBF	
-0.41	-1.27	46.87	142.6	0.033	50	0.1	Sigmoid	Pleiades-2
-1.76	-5.37	45.33	137.9	----	50	0.4	Linear	
1.48	4.53	43.03	130.9	0.033	39	0.4	Polynomial	
2.71	8.26	43.09	131.1	0.033	32	0.3	RBF	LISS III
-3.05	-9.29	43.9	133.8	0.033	21	0.5	Sigmoid	
-2.76	-8.4	51.84	157.7	----	50	0.2	Linear	
1.84	5.6	51.25	155.9	0.05	44	0.4	Polynomial	LISS III
-2.53	-7.7	49.5	150.6	0.05	32	0.4	RBF	
-2.2	-6.8	49.57	150.8	0.05	21	0.1	Sigmoid	

جدول ۴- نتایج و ارزیابی مربوط به مدل‌سازی موجودی سرپا با استفاده از آنالیز جنگل تصادفی.

Table 4. Results of modeling of Stand volume using Random Forest analysis.

Bias/	Bias (m ³ ha ⁻¹)	RMSE/	RMSE (m ³ ha ⁻¹)	تعداد درخت بهینه Optimum number of tree	سنجنده Satellite
-3.12	-9.51	45.68	138.97	350	Pleiades-2
2.8	8.52	31.33	95.33	225	WorldView-2
3.87	11.8	48.91	148.8	100	LISS III

بررسی ارزیابی مدل نشان داد که میزان RMSE و میزان Bias در الگوریتم Chebychev نسبت به سایر واریانت‌ها کمتر است (جدول ۵).

نتایج حاصل از به کارگیری الگوریتم KNN با دامنه ۱-۵۰، و با ۴ معیار فاصله اقلیدسی، مربع اقلیدسی، مان‌هاتان (سیتی بلاک) و شیشیف در جدول ۵ برای سنجنده WorldView-2 آورده شده است.

جدول ۵- نتایج ارزیابی مناسب‌ترین مدل در برآورد حجم سرپا با روش KNN با استفاده از داده‌های سنجنده WorldView-2

Table 5. Results of the most appropriate model in estimated of Stand volume in KNN method using WorldView-2 data.

Bias(%)	Bias (m ³ ha ⁻¹)	Rmse(%)	Rmse (m ³ ha ⁻¹)	K بهینه	فاصله Distance
4.76	14.48	43.47	132.23	11	Euclidean
4.34	13.22	43.47	132.23	28	Euclidean squared
5.88	17.88	45.30	137.81	36	City block
2.19	6.67	41.18	125.29	15	Chebychev

۵۰ مربوط به روش City block نسبت به سایر واریانت‌ها نتایج بهتری ارائه نمود (جدول ۶).

نتایج نشان داد بهترین مدل برای مشخصه موجودی سرپا با استفاده از داده‌های سنجنده Pleiades-2 و الگوریتم KNN با تعداد همسایه ۱-

جدول ۶- نتایج ارزیابی مناسب‌ترین مدل در برآورد حجم سرپا با روش KNN با استفاده از داده‌های سنجنده Pleiades-2

Table 6. Results of the most appropriate model in estimated of Stand volume in KNN method using Pleiades-2 data.

Bias(%)	Bias (m ³ ha ⁻¹)	RMSE(%)	RMSE (m ³ ha ⁻¹)	K بهینه	فاصله Distance
-5.65	-17.02	49.34	150.10	18	Euclidean
-4.13	-12.57	47.78	145.35	18	Euclidean squared
-3.34	-10.16	46.97	142.89	16	City block
-6.32	-19.24	48.19	146.6	18	Chebyshev

نتایج حاصل از مدل‌سازی مشخصه موجودی سرپا با استفاده از داده‌های سنجنده LISS III در جدول ۷ آورده شده است. نتایج نشان داد بهترین نتایج مربوط به واریانت Chebychev می‌باشد.

جدول ۷- نتایج ارزیابی مناسب‌ترین مدل در برآورد حجم سرپا با روش KNN با استفاده از داده‌های سنجنده LISS III

Table 7. Results of the most appropriate model in estimated of stand volume in KNN method using LISS III data.

Bias (%)	Bias (m ³ ha ⁻¹)	RMSE (%)	RMSE (m ³ ha ⁻¹)	K بهینه	فاصله Distance
6.04	18.4	55.9	170.10	10	Euclidean
3.9	11.9	61.26	186.35	6	Euclidean squared
1.4	12.5	55.5	168.89	8	City block
3.71	11.3	55.09	167.6	4	Chebyshev

میزان درصد مجذور میانگین مربعات خطا و درصد اریبی به ترتیب ۳/۳۱ و ۸/۲ درصد بود. نتایج نشان داد بین الگوریتم‌های ناپارامتریک از نظر میزان درصد مجذور میانگین مربعات خطا تفاوت زیادی وجود ندارد ولی از نظر سنجنده تفاوت زیادی وجود دارد. میزان درصد مجذور میانگین مربعات خطا به دست آمده در این تحقیق نسبت به نتایج کاجیستا و همکاران (۲۰۰۸)، اشتراوب و همکاران (۲۰۱۳) و گونلو و همکاران (۲۰۱۴)، مجذور میانگین مربعات خطا به ترتیب برابر با (۲/۶۶)، (۲۶/۵۰) درصد و (۱۵۳/۵۳) مترمکعب دارای وضعیت بهتری بود (۲۱، ۴۸ و ۱۴). از جمله دلایل بهتر بودن این نتیجه نسبت به نتایج مکلا و پکارینن (۲۰۰۴)، هییان و همکاران (۲۰۰۶)، کاجیستا و همکاران (۲۰۰۸) و اشتراوب و همکاران (۲۰۱۳) بالاتر بودن قدرت تفکیک مکانی و رادیومتری و طیفی ماهواره WorldView-2 و Pleiades-2 و نسبت به گونلو و همکاران (۲۰۱۴)

بحث

کسب دانسته‌های دقیق از وضعیت کمی و ساختاری جنگل‌ها برای اعمال مدیریت صحیح و حفظ بهره‌برداری اصولی از این منابع بسیار ارزشمند می‌باشد. دانسته‌های برخی مشخصه‌های ساختاری مانند حجم، تعداد درختان در هکتار و رویه‌زمینی از داده‌های موردنیاز در برنامه‌ریزی و مدیریت بهینه جنگل‌ها می‌باشد. هدف اصلی از این مطالعه مقایسه داده‌های سنجنده WorldView-2، Pleiades-2 و LISS III و روش‌های مختلف ناپارامتری شامل کرنل‌های مختلف ماشین بردار پشتیبان، جنگل تصادفی و واریانت‌های مختلف روش نزدیکترین همسایه در برآورد موجودی سرپا در هکتار در جنگل آموزشی و پژوهشی دارابکلا می‌باشد.

در برآورد مشخصه حجم سرپا با استفاده از داده‌های طیفی سه سنجنده بهترین نتیجه مربوط به روش جنگل تصادفی و سنجنده WorldView-2 با

باند NIR بیشتر است. اکثر شاخص‌های گیاهی از تباین به وجود آمده بین این دو باند به منظور بیان مقدار پوشش گیاهی و پارامترهای فیزیکی دیگر گیاه استفاده می‌کنند. شاخص‌های گیاهی زیادی برای بررسی وضعیت مشخصه‌های کمی و کیفی پوشش گیاهی معرفی گردیده است. بهترین نتایج در برآورد مشخصه‌های کمی جنگل، برای موجودی سرپا مربوط به داده‌های سنجنده WorldView-2 می‌باشد. دلیل بهتر بودن نتایج سنجنده WorldView-2 نسبت به سنجنده Pleiades-2 وجود تعداد باند بیشتر و عرض کمتر باندها می‌باشد. که این سنجنده علاوه بر باندهای اصلی دارای چهار باند جدید شامل Yellow، Red edge، Costal و Near Infrared-2 است. زیرا هرچه تعداد باند بیشتر و عرض باند باریکتر باشد اطلاعات در باندهای مختلفی ذخیره می‌شوند و نسبت سیگنال به نویز افزایش می‌یابد در نتیجه آشکارسازی پدیده‌ها بهتر صورت می‌گیرد و دقت نتایج نیز بالاتر می‌رود. یک عرض باند وسیع منجر به میانگین‌گیری انرژی‌های دریافتی و در نهایت ایجاد ابهام در داده‌های جمع‌آوری شده می‌شود (۲۹). برعکس این مسئله یک عرض باند کوچک باعث پایین آوردن نسبت سیگنال به نویز خروجی سنجنده شده و از سهم محتوای اطلاعاتی می‌کاهد. هرچه عرض باند باریکتر باشد می‌توان از فرمول‌های دقیق‌تر برای محاسبه مقادیر دلخواه استفاده کرد (۲۳). در این مطالعه از کرنل‌های مختلف روش KNN شامل اقلیدس، مربع اقلیدس، شپیشف و سیتی بلاک استفاده شد. برای مشخصه موجودی سرپا با استفاده از داده‌های سنجنده WorldView-2 و LISS III روش شپیشف و سنجنده Pleiades-2 روش سیتی بلاک دارای بهترین نتیجه بود.

استفاده از مدل‌های ناپارامتریک می‌توان ذکر نمود زیرا با افزایش قدرت تفکیک مکانی و رادیومتری، اجزاء بیشتری توسط سنجنده ثبت می‌گردد و تشخیص پدیده‌های مختلف بهتر صورت می‌گیرد (۲۸، ۱۸، ۲۱، ۴۸ و ۱۴). ولی نسبت به نتایج کلبی و همکاران (۲۰۱۴) و شتایی و همکاران (۲۰۱۲)، به ترتیب برابر (۱۶/۰۲)، (۲۵/۸۶) درصد دارای نتیجه ضعیف‌تری بود که علت ضعیف‌تر بودن نتیجه ناهمگن و بزرگ بودن منطقه مورد مطالعه و پایین‌تر بودن شدت آماربرداری بود (۲۳ و ۴۳). نتایج تحلیل همبستگی بین حجم سرپا و ارزش‌های طیفی متناظر نشان داد که کلیه ضرایب بین حجم سرپا و ارزش‌های طیفی در باندهای مختلف سنجنده منفی بوده است که مطابق با نتایج خرمی (۲۰۰۴)، ریپل و همکاران (۱۹۹۱)، آردو (۱۹۹۲)، گمل (۱۹۹۵)، هامه (۱۹۹۷)، اشتینینگر (۲۰۰۰)، فرانکلین و همکاران (۲۰۰۱)، هیوونین (۲۰۰۲)، لوی و همکاران (۲۰۰۴) و محمدی (۲۰۰۷) می‌باشد (۲۴، ۳۸، ۱، ۱۲، ۱۶، ۴۶، ۱۰، ۱۹، ۲۶ و ۳۰). طبق نتایج بوترا (۱۹۸۶) دلیل اصلی وجود رابطه منفی این است که با افزایش حجم سرپا میزان بازتابش در طول موج‌های مختلف کاهش می‌یابد (۵). دلیل این امر آن است که با افزایش سن و رشد حجمی درختان، میزان حفره‌ها و فضای خالی در تاج پوشش بیشتر می‌شود و تعداد آشکوب نیز افزایش می‌یابد و باعث نفوذ انرژی تابیده شده به داخل جنگل و پخش و جذب آن در نهایت کاهش بازتاب طیفی می‌شود. وجود باند NIR برای مدل‌سازی نیاز است، در مواقعی که حجم زیاد می‌شود سن جنگل بالاست به‌این ترتیب خلل و فرج به وجود آمده در جنگل زیاد است و جنگل چند آشکوبه می‌شود و نوری که به داخل جنگل نفوذ می‌کند بیشتر می‌شود بنابراین وقتی موجودی در جنگل زیاد باشد انعکاس طیفی در

تصادفی و داده‌های تصاویر WorldView-2 با درصد مجذور میانگین مربعات خطا برابر با ۳۱/۳۳ درصد و اریبی نسبی برابر با ۲/۸ درصد بود. نتایج کلی این مطالعه نشان داد تصاویر ماهواره‌ای مورد استفاده در این مطالعه و در جنگل دارابکلا قابلیت نسبتاً مناسبی در برآورد موجودی سرپای جنگل دارد.

مقایسه روش‌های مختلف نشان داد از بین کرنل‌های مختلف برای مشخصه حجم سرپا کرنل چند جمله‌ای نتیجه بهتری را ارائه نمود. این نتیجه با نتایج شتایی و همکاران (۲۰۱۲) کاملاً مطابقت دارد که ایشان نشان دادند این کرنل نسبت به سایر کرنل‌ها نتایج بهتری برای مدل‌سازی مشخصه‌های کمی ارائه می‌نماید (۴۳). نتایج نشان داد بهترین مدل برای برآورد موجودی سرپا، مربوط به الگوریتم جنگل

منابع

1. Ardö, J. 1992. Volume quantification of coniferous forest compartments using spectral radiance recorded by Landsat Thematic Mapper. *International Journal of Remote Sensing*, 13: 1779-1786.
2. Baret F., and Guyot, G. 1991. "Potentials and Limits of Vegetation Indices for LAI and APAR Assessment," *Remote Sensing of Environment*, 35: 161-173.
3. Bell, G.E., Howell, B.M., Johnson, G.V., Raun, W.R., Solie, J.B., and Stone, M.L. 2004. Optical Sensing of Turf Grass chlorophyll content and Tissue nitrogen. *Hort Science*, 39(5): 1130-1132.
4. Breiman, L. 2001. Random Forests. *Machine Learning*, 45(1): 5-32.
5. Butera, M.K. 1986. A correlation and regression analysis of percent canopy closure versus TMS spectral response for selected forest sites in the San Juan National Forest, Colorado. *IEEE Trans Geosciences Remote Sensing*, 24(1): 122-129.
6. Cutler, D.R., Edwards, T.C., Karen, J., Beard, H.A., Cutler, K., Hess, T., Gibson, J., and Lawler, J.J. 2007. Random Forests for Classification in Ecology. *Ecology*, 88(11): 2783-2792.
7. Durbha, S.S., King, R.L., and Younan, N.H. 2007. Support vector machines regression for retrieval of leaf area index from multi angle imaging spectroradiometer. *Remote Sensing of Environment*, 107: 348-361.
8. Dutta, S., Datta, A., Das Chakladar, N., Pal, S.L., Mukhopadhyay, S., and Sen, S. 2012. Detection of tool condition from the turned surface images using accurate grey level co-occurrence technique. *Precision Engineering*, 36: 458-466.
9. Fatollahi, M. 2014. Investigation of above Ground Carbon Stock Estimation Possibility Using SPOT-HRG and ASTER data (Case study: Forest of Darabkola). M.Sc. Thesis, Sari Agricultural Sciences and Natural Resources University, 75p. (In Persian)
10. Franklin, S.E., Wulder, M.A., and Gerylo, G.R. 2001. Texture analysis of IKONOS panchromatic data for Douglas- fir age separability in British Colombia. *International Journal of Remote Sensing*, 22(13): 2627-2632.
11. Gebreslasie, M.T., Ahmed, F.B., Jan, A.N., and Adrtd, V. 2009. Predicting Forest Structural Using Ancillary Data and ASTER Satellite Data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoformation*, 12S: 23S-26S.
12. Gemmell, F.M. 1995. Effects of Forest Cover, Terrain, and Scale on Timber Volume Estimation with Thematic Mapper Data in the Rocky Mountain Site. *Remote Sensing of Environment*, 51: 291-305.
13. Golshani, P. 2012. Estimation of Urban Forest Canopy Using Field Inventory Methods and GeoEye-1 Imagery data. (Case study: Tehran). M.Sc. Thesis, Sari Agricultural Sciences and Natural Resources University, 70p. (In Persian)

14. Günlü, A., Ercanlı, I., Sönmez, T., and Zeki Başkent, E. 2014. Prediction of Some Stand Parameters Using Pan-Sharpned Ikonos Satellite Image. *European Journal of Remote Sensing*, 47: 329-342.
15. Hall, R.J., Skakun, R.S., Arsenault, E.J., and Case, B.S. 2006. Modeling Forest Stand Structure Attributes using Landsat ETM+ Data: Application to Mapping of Above Ground Biomass and Stand Volume. *Forest Ecology and Management*, 225: 378-390.
16. Häme, T., Salli, A., Ersson, K., and Lohi, A. 1997. A new methodology for estimation of biomass of conifer-dominated boreal forest using NOAA AVHRR data. *Inter. J. Rem. Sens.* 18: 3211-3243.
17. Hsu, C.H.C., Cai, L.A., Li, M. 2010. Expectation, Motivation, and Attitude: A Tourist Behavioral Model. *Journal of Travel Research*, 49(3), 282-296. <http://dx.doi.org/10.1177/0047287509349266>
18. Huiyan, G., Limin, D., Gang, X., Shunzhong, W., and Hui, W. 2006. Estimation of Forest volumes by Integration Landsat TM Imagery and Forest Inventory Data. *Science in China Series E. Technological Science.*, 49: 54-62.
19. Hyvonen, P. 2002. Kuvioittaisten puustotunnusten ja toimenpide-ehdotusten estimointi k-lähimmän naapurin menetelmällä Landsat TM-satelliittikuvan, vanhan inventointitiedon ja kuviotason tukianeiston avulla. *Metsätieteen Aikakauskirja*. 3: 363-379.
20. Immitzer, M., Stepper, C., Böck, S., Straub, C., Atzberger, C. 2016. Forest ecology and management use of WorldView-2 stereo imagery and National Forest Inventory Data for Wall-to-Wall Mapping of Growing Stock. *For. Ecol. Manag.* 359: 232-246.
21. Kajisa, T., Murakami, T., Mizoue, N., Kitahara, F., and Yoshida, S. 2008. Estimation of Stand Volumes using the k-Nearest Neighbors Method in Kyushu, Japan. *Journal of Forest Research*, 13: 249-254.
22. Kalbi, S. 2011. Capability of ASTER and SPOT-HRG data in Estimation of some Forest Structure Attributes. (Case study: Forest of Darabkola). M.Sc. Thesis, Sari Agricultural Sciences and Natural Resources University, 107p. (In Persian)
23. Kalbi, S., Fallah, A., and Shataee, Sh. 2014. Estimation of Forest Attributes in the Hyrcanian Forests, Comparison of Advanced Space-Borne Thermal Emission and Reflection Radiometer and Satellite Poure I 'observation de la Terre-High Resolution 66. Grounding Data by Multiple Linear, and Classification and Regression Tree Regression Models. *Journal of Applied Remote Sensing*.
24. Khorrami, R. 2004. Investigation of The Potential of Landsat 7 ETM+ Data in Volume Estimating of beech Forest Stand (Case study: Sangdeh Area in North of Iran). M.Sc. Thesis, University of Tehran, Faculty of Natural Resources, 80p. (In Persian)
25. Kozma, L. 2008. k-Nearest Neighbor Algorithm (kNN). Helsinki University of Technology, Special course in Computer and Information Science. Available online at: www.lkozma.net/knn2.pdf.
26. LU, D., Mausel, P., Brondizio, E., and Moran, E. 2004. Relationships between Forest stand Parameters and Landsat TM spectral response in the Brazilian Amazon Basin. *Forest Ecology Management*, 198: 149-167.
27. Maack, J., Kattenborn, T., Fassnacht, F.E., Enßle, F., Hernández, J., Corvalán, P., Koch, B. 2015. Modeling Forest Biomass Using Very-High-Resolution Data—Combining Textural, Spectral and Photogrammetric Predictors Derived from Space borne Stereo Images. *Eur. J. Remote Sens.* 48: 245-261.
28. Makela, H., and Pekkarinen, A. 2004. Estimation of forest stands volumes by Landsat TM imagery and stand-level field-inventory data. *Forest Ecology and Management*, 196: 245-255.
29. Mather, PM. 2004. *Computer Processing of Remotely-Sensed Images: An Introduction*, 3rd ed. Wiley, New York.

30. Mohammadi, J. 2007. Investigating Estimation Some Quantitative Characteristics for Presentation Location Models Using Landsat ETM+ Satellite Data. M.Sc. Thesis, Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources, 68p. (In Persian)
31. Muinonen, E., Maltamo, M., Hyppanen, H., and Vainikainen, V. 2001. Forest Stand Characteristics Estimation using a Most Similar Neighbor Approach and Image Spatial Structure Information. *Remote Sensing of Environment*, 78: 223-228.
32. Noorian, N., Shataee-Jouibary, Sh., Mohammadi, J. 2016. Assessment of Different Remote Sensing Data for Forest Structural Attributes Estimation in the Hyrcanian Forests. *Forest Systems*, Volume 25, Issue 3, e074
33. Ozdemir, I., and Karnieli, A. 2011. Predicting Forest Structural Parameters Using the image Texture Derived from Worldview-2 Multispectral Imagery in a Dryland Forest, Palestine. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinform*, 13: 701–710.
34. Pasalari, Y. 2014. Comparison of Parametric and Non-Parametric Methods in Estimation of Forest Structure Attribute using World view-2 Satellite data (Case study: Forest of Darabkola). M.Sc. Thesis, Sari Agricultural Sciences and Natural Resources University, 70p. (In Persian)
35. Persson, H. 2016. Estimation of boreal forest attributes from very high resolution pleiades data. *European Journal of Remote Sensing*, 8: 1-19.
36. Reese, H., Nilsson, M., Sandstorm, P., and Olsson, H. 2002. Applications using Estimates of Forest Parameters Derived from Satellite and Forest Inventory Data. *Computers and Electronics in Agriculture*, 37: 37–55.
37. Richard, J.A. 1986. *Remote Sensing Digital Image Analysis: An Introduction*, Springer-Verlag, New York.
38. Ripple, W.J., Wang, S., Isaacson, D.L., and Pairre, D.P. 1991. A Preliminary Comparison of Landsat Thematic Mapper and SPOT-1 HRV Multispectral Data for Estimating Coniferous Forest Volume. *International Journal of Remote Sensing*, 12: 1971–1991.
39. Roujean, J.L., and Breon, F.M. 1995. Estimating PAR Absorbed by Vegetation from Bidirectional Reflectance Measurement. *Remote Sensing Environment*, 51: 375-384.
40. Rouse, J.W., Haas, R.H., Schell, J.A., and Deering, D.W. 1973. Monitoring Vegetation System in the Great Plains with ERTS. In *Third Earth Resources Technology Satellite-1 Symposium*, 309-317.
41. Shamsoddini, A., Trinder, J.C., and Turner, R. 2013. Pine Plantation Structure Mapping using WorldView-2 Multispectral Image. *Int. J. Remote Sens.* 2013, 34, 3986–4007.
42. Shataee, Sh. 2011. Non-Parametric Forest Attributes Estimation using LIDAR and TM data. *The 32nd Asian Conference on Remote Sensing*, Taipei.
43. Shataee, Sh., Kalbi, S., and Fallah, A. 2012. Forest Attributes Imputation using Machine-Learning Methods and ASTER Data: Comparison of k-NN, SVR and Random Forest Regression Algorithms. *International Journal of Remote Sensing*, 33(19): 6254-6280.
44. Solberg, A.H.S. 1999. Contextual Data Fusion Applied to Forest Map Revision. *IEEE Transaction on Geosciences and Remote Sensing*, 37(3): 1234-1243.
45. Statistica, 2010. *Electronic Textbook*, Stat Soft Inc. Available online at: www.Statsoft.com.
46. Steininger, M.K. 2000. Satellite estimation of tropical secondary forest above-ground biomass: data from Brazil and Bolivia. *International Journal Remote Sensing*, 21: 1139–1157.
47. Stone, R. 2010. Earth-Observation Summit Endorses Global Data Sharing. *Science*, 330, 902.
48. Straub, C., Tian, J., Seitz, and Reinartz, P. 2013. Assessment Cartosat-1 and WordView-2 Stereo Imagery in Combination with a LiDAR-DTM for Timber Volume Estimation in Highly Structured Forest in Germany. *Forestry*, 86(4): 463-473.
49. Tucker, C.J. 1979. Red and Photographic Infrared Linear Combinations for Monitoring Vegetation. *Remote Sensing of Environment*, 8: 127-150.
50. Wang, Y., Wang, J., DUW., Wang, C., Liang, Y., Zhou, C., and Huang, L. 2009. Immune Particle Swarm Optimization for Support Vector Regression on Forest Fire Prediction. In *Advances in Neural Networks*, W. Yu, H. He and N. Zhang (Eds.). 382–390.

51. Wolter, T.P., Townsend P.A., and Sturtevant B.R. 2009. Estimation of Forest Structural Parameters using 5 and 10-meter SPOT-5 Satellite Data. *Remote Sensing*, 113: 2019-2036.
52. Wulder, M.A., Skakun, R.S., Kurz, W.A., and White, J.C. 2004. Estimating Time Since Forest Harvest Using Segmented Landsat ETM+ Imagery. *Remot Sens. Environ.* 93: 179–187.
53. Yazdani, S. 2011. Estimation Some Quantitative Characteristics Using Quickbird Satellite Data. M.Sc. Thesis, Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources, 129p. (In Persian)
54. Yu, X., Hyypä, J., Karjalainen, M., Nurminen, K., Karila, K., Kukko, A., Jaakkola, A., Liang, X., Wang, Y., and Hyypä, H. 2015. Comparison of Laser and Stereo Optical, SAR and InSAR Point Clouds from Air- and Space-Borne Sources in The Retrieval of Forest Inventory Attributes. *Remote Sens.* 7: 15933–15954.
55. Zahriban, M. 2014. Estimating Some Quantitative Forest Attributes using Pleiades-2 Satellite data and Auxiliary data (Case: study: Forest of Darabkola). M.Sc. Thesis, Sari Agricultural Sciences and Natural Resources University, 70p. (In Persian)



Gorgan University of Agricultural
Sciences and Natural Resources

J. of Wood & Forest Science and Technology, Vol. 24 (4), 2017
<http://jwfst.gau.ac.ir>

Comparison Worldview-2, Pleiades-2 and LISS III satellite data capability in estimation volume forest stand (Case study: Darabkola forest)

V. Bahrami¹, *A. Fallah² and R.A. Khorrami³

¹Ph.D. Candidate in Forestry, Sari Agriculture and Natural Resource, ²Associate Prof., Sari Agriculture and Natural Resource, ³Research Assistant Prof., Forests and Rangelands Research Dept., Mazandaran Agricultural and Natural Resources Research and Education Center, Agricultural Research, Education and Extension Organization, Sari, Iran

Received: 12/30/2016; Accepted: 09/25/2017

Abstract

Background and objectives: Investigation on quantitative characteristics of forest such as Stand volume is one of the most important principles in planning and forest management decision. The aim of this study is the comparison of various satellite's data capability and non-parametric methods for estimating stand volume of forest.

Materials and methods: The studied area is the district 1 Darabkola forest in Mazandaran province in southeast of Sari with 2612 hectares, which is located in 74 basins of Sari natural resources Department. Using systematic-random with 10 r. sample plots with 300m×500m sampling net system were measured 150 circular sample plots. The necessary preprocessing and processing include ratio, vegetation index, Principal Component Analysis and texture analyses were done on WorldView-2, Pleiades-2 and IRS-LISS III imagery. For modeling in this study be used different regression methods include different variants of k-Nearest Neighbor, kernel machine support vector and random forest.

Results: The results of modeling the stand volume using machine support vector showed that the best kernel in order for worldview-2, IRS-LISS III and Pleiades-2 satellites were Polynomial, RBF and Polynomial with %RMSE equal to 34.57,49.5 and 43.03. The best variant in k-Nearest Neighbor in order for said satellites was chebychev, chebychev and City block with %RMSE equal to 41.18,55.09 and 46.97. %RMSE in random forest method in order for said satellites was 31.33, 48.91 and 45.68. Results showed random forest was the best model for estimation stand volume and WorldView-2 satellite data has the best result with percent root mean square error and bias of estimation equal to 31.33 and 2.8 percent. Because of more bands and less width of them, WorldView-2 satellite has better outcomes than Pleiades-2 satellite; since if there are more bands and width of them is narrower, information can be saved in different bands and ratio of signal to noise will be increased. Therefore, the phenomenon detects better and accuracy of outcomes increases.

Conclusion: The results did not show much difference between the non-parametric algorithms in terms of Percent Root Mean Square Error, but a large difference was observed in terms of sensors. Overall results of this study showed sensors and Regression methods used in this study have a relatively high capability in estimation of forest stand volume. The results also show in addition to the spatial resolution of satellites their spectral resolution has a significant impact on raising the accuracy of the forest stand volume modeling results using satellite images.

Keywords: World View-2, Pleiades-2, LISS III, Stand volume, Nearest neighbor, Support vector machine, Random forest

*Corresponding author: fallaha2007@yahoo.com