



دانشگاه گوارس و فناوری جنگل

نشریه پژوهش‌های علوم و فناوری چوب و جنگل

جلد بیست و چهارم، شماره چهارم، ۱۳۹۶

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

مدلسازی ناپارامتریک تصاویر لندست ۸ برای برآورد اندوخته کربن روی زمینی جنگل‌های زاگرس

امیر صفری^۱، *هرمز سهرابی^۲، شعبان شتایی جویباری^۳ و سیدجلیل علوی^۴

^۱ دانشجوی دکتری، گروه جنگلداری، دانشگاه تربیت مدرس، نور، ایران، استادیار، گروه جنگلداری، دانشگاه تربیت مدرس، نور، ایران،
^۲ دانشیار، گروه جنگلداری، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان، ایران، استادیار، گروه جنگلداری، دانشگاه تربیت مدرس، نور، ایران
تاریخ دریافت: ۱۳۹۵/۱۲/۰۸؛ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۶/۰۸/۱۳

چکیده

سابقه و هدف: اهمیت اطلاع از اندخته کربن روی زمین جنگل برای مدیریت جنگل در سطح محلی، مدیریت اراضی در سطوح منطقه‌ای و گزارش انتشار کربن در سطوح ملی و بین‌المللی مهم است؛ به همین سبب یافتن روش‌ها کم‌هزینه و سریع برای برآورد کربن در محدوده‌های وسیع به یک ضرورت تبدیل شده است. بر این اساس، اخیراً برآورد اندوخته کربن روی زمینی جنگل‌ها با استفاده از داده‌های سنجنش‌ازدور توجه زیادی به خود جلب کرده است. در این تحقیق توان تصاویر لندست ۸ برای برآورد اندوخته کربن توده‌های شاخه‌زاد بلوط بررسی گردید. همچنین دقت و صحت چهار روش مدلسازی ناپارامتریک شامل جنگل تصادفی، شبکه‌های عصبی مصنوعی، کویست و رگرسیون اسپلاین تطبیقی چندگانه بررسی شد.

مواد و روش‌ها: منطقه مورد مطالعه در بخشی از جنگل‌های زاگرس و در استان کرمانشاه انجام گرفت. مقدارهای مرجع زمینی کربن با استفاده از نمونه‌های اخذ شده در دو منطقه سرفیروزآباد (جنگل شدیداً دست‌خورده) و گهواره (جنگل با حداقل دست‌خوردگی) تعیین شد. در کل ۱۲۴ قطعه نمونه با ابعاد ۳۰×۳۰ در دو منطقه مورد بررسی با استفاده از روش تصادفی-منظم برداشت، و با استفاده از روابط آلومتریک مختص گونه بلوط مقدار کربن روی زمینی در این نمونه‌ها محاسبه شد. برای مدلسازی اندوخته کربن روی زمینی با استفاده از داده‌های سنجنش‌ازدوری، از متغیرهای مختلف استخراج‌شده از تصاویر لندست ۸ مانند مقدارهای بانندی، نسبت‌های ساده بانندی، شاخص‌های گیاهی، تجزیه مؤلفه‌های اصلی و تبدیل تسلدکپ به‌عنوان متغیر مستقل و مقدارهای محاسبه‌شده اندوخته کربن روی زمینی در قطعه نمونه‌های برداشت شده به‌عنوان متغیر وابسته استفاده شد. ارزیابی صحت نتایج چهار روش ناپارامتریک مدلسازی جنگل تصادفی، شبکه‌های عصبی مصنوعی، کویست و رگرسیون اسپلاین تطبیقی چندگانه مورد استفاده در این پژوهش با استفاده از اعتبارسنجی متقابل و به روش Leave-one-out صورت گرفته و از معیارهای ارزیابی ضریب تبیین، جذر میانگین مربعات خطا و اریبی استفاده شد.

یافته‌ها: نتایج نشان داد صحت برآورد اندوخته کربن در منطقه کمتر دست‌خورده بیشتر از منطقه دست‌خورده است. مقایسه نتایج روش‌های مدلسازی مورد استفاده در این مطالعه نشان داد که اختلاف قابل‌توجهی در بین نتایج این روش‌های وجود ندارد و استفاده از روش‌های مختلف تأثیر چندانی در بهبود نتایج نداشت. علاوه‌براین، استفاده از کل

*مسئول مکاتبه: hsohrabi@modares.ac.ir

نمونه‌های در یک مدل بدون تفکیک نمونه‌ها براساس منطقه مورد مطالعه سبب افزایش صحت برآوردها در منطقه دست‌خورده شد.

نتیجه‌گیری کلی: نتایج برآوردها با ضریب تبیین بیشتر از ۰/۷ و درصد جذر میانگین مربعات خطا نزدیک به ۳۲ درصد در مجموع هر دو منطقه مورد بررسی، بیانگر توانایی تصاویر لندست ۸ و روش‌های ناپارامتریک در کمی کردن اندوخته کربن در جنگل‌های زاگرس با صرفه‌جویی در وقت و هزینه است.

واژه‌های کلیدی: جنگل تصادفی، رگرسیون اسپلاین تطبیقی چندمتغیره، سنجش از دور، شبکه‌های عصبی مصنوعی، کویست

مقدمه

سیاستمداران تبدیل شود (۱۶، ۳۸، ۴۶، ۵۰، زیرا می‌تواند بر نرخ تغییرات اقلیم تأثیر بگذارد (۶۰).

کمی کردن اندوخته کربن جنگل‌ها به‌عنوان یک موضوع تحقیقاتی مهم در سال‌های اخیر مطرح شده و مورد علاقه ویژه‌ای در میان بوم‌شناسان، مدیران جنگل و سیاستگذاران در زمینه مختلف علوم محیط زیستی شده است (۳، ۷)، زیرا ارزیابی اندوخته کربن جنگل برای مدیریت پایدار جنگل (۲۸، ۵۷)، فراهم آوردن اطلاعات در حمایت از تجارت کربن (۲۸) و ارزیابی شرایط و توان تولید جنگل (۲۸، ۳۴، ۶۴) لازم و ضروری است. به‌ویژه این‌که اطلاع از آن در سیاست‌های ملی و معاهده‌های بین‌المللی در رابطه با مدیریت جنگل و ترسیب کربن نیاز است (۱۱).

به‌طور کلی کربن روی زمینی جنگل از طریق سه روش معمول شامل استفاده از اطلاعات حاصل از قطعات نمونه (۱۵)، مدل‌های شبیه‌سازی (۸، ۳۷) و اطلاعات سنجش از دور (۱۶، ۶۳) برآورد می‌شود. مرسوم‌ترین این روش‌ها، استفاده از آماربرداری زمینی و اطلاعات کسب شده در داخل قطعه نمونه‌ها است که دقیق‌ترین و بهترین روش است، اما نیازمند نمونه‌برداری مخرب و صرف زمان و هزینه زیاد است (۴، ۳۳، ۴۳، ۶۴، ۶۷، ۶۸). توابع مورد استفاده در مدل‌های شبیه‌سازی همگی فرضی هستند و به‌دلیل سازگار پیچیده موجود در کنش‌های اکوفیزیولوژیک

افزایش میزان دی‌اکسیدکربن در اتمسفر به‌عنوان یکی از عوامل مؤثر در تغییر اقلیم به‌ویژه گرمایش جهانی، سبب شده تا مدیریت کربن به‌عنوان مؤثرترین فعالیت در رابطه با تغییرات اقلیم در سطح ملی و بین‌المللی معرفی شود (۱۵، ۲۴، ۳۹، ۶۱). کاهش انتشار کربن و افزایش ترسیب آن به‌عنوان رهیافت‌های مؤثر مدیریت کربن برای کاهش نرخ افزایشی درجه حرارت هوا مطرح شده است (۱۵). در این‌باره جنگل‌ها به‌عنوان یک راه کم‌هزینه (۵۸) و بهترین و مؤثرترین رویکرد برای حذف دی‌اکسیدکربن اتمسفر از طریق فتوسنتز و افزایش زی‌توده درختان معرفی شده‌اند (۲۴). جنگل‌ها با ذخیره ۸۰ درصد کربن روی زمینی و ۴۰ درصد کربن زیرزمینی، محتوی حدود ۸۶۱ ± ۶۶ پگا گرم (معادل ۱۰۱۵ گرم) کربن است (۱۰، ۶۱، ۶۶) این ظرفیت سبب شده تا جنگل‌ها نقشی مهم و بدون جایگزین در چرخه جهانی کربن داشته باشند (۱۰، ۱۲، ۲۴، ۲۶، ۳۴، ۴۶).

جنگل‌ها سالانه حدود $۲/۴ \pm ۰/۴$ پگا گرم کربن، معادل ۶۰ درصد کربن منتشر شده در اثر مصرف سوخت‌های فسیلی را ترسیب می‌کنند (۲۴، ۴۹)، این موضوع سبب شده تا استفاده از ظرفیت ترسیب کربن جنگل‌ها به یک موضوع مهم و مرکزی برای مدیران و

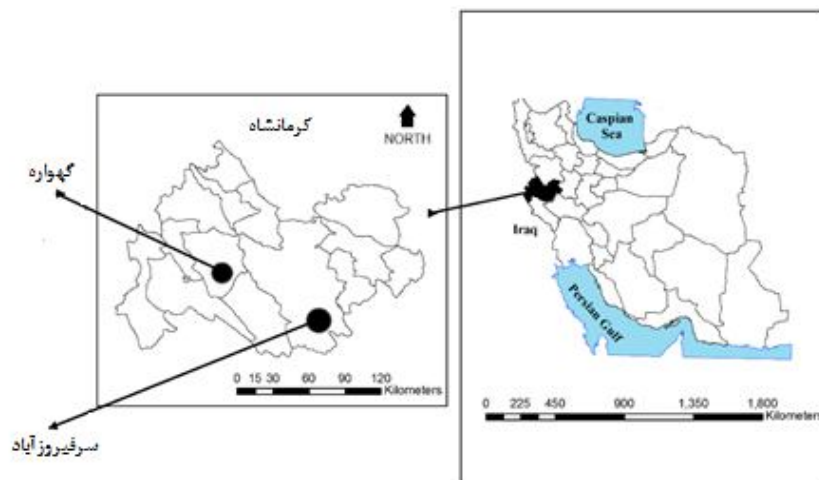
روش‌های ناپارامتریک به‌عنوان یک رویکرد مؤثر معرفی شده است (۱۸، ۲۱، ۳۰، ۳۴، ۶۵، ۶۸). گرچه برآورد اندوخته کربن با استفاده از داده‌های مختلف سنجش‌ازدوری و روش‌های مختلف مدل‌سازی در خارج از کشور به‌طور گسترده انجام شده است (Gunerlap و همکاران، ۲۰۱۴؛ Powell و همکاران، ۲۰۱۰؛ Fassnacht و همکاران، ۲۰۱۴؛ Zhang و Liang، ۲۰۱۴؛ Latifi و همکاران، ۲۰۱۵؛ Zhu و Liu، ۲۰۱۵؛ Su و همکاران، ۲۰۱۶؛ Kwak و همکاران، ۲۰۱۰؛ Wijaya et al., 2010) (۲۱، ۳۰، ۳۳، ۳۶، ۵۱، ۵۶، ۶۳، ۶۶) اما در داخل کشور مطالعات اندکی در این زمینه انجام گرفته است. امینی و صادقی (۱۳۹۱) با استفاده از تصاویر ماهواره ALOS زی‌توده بخشی از جنگل‌های استان گیلان را با ضریب تعیین ۰/۷۳ و جذر میانگین مربعات خطا ۱۳/۸۸ تن در هکتار برآورد کردند (۲). Attarchi و Gloaguen (۲۰۱۴) با استفاده از تلفیق داده‌های باند L ماهواره ALOS/PALSAR و تصاویر لندست ETM+ زی‌توده جنگل‌های هیرکانی را با ضریب تعیین اصلاح‌شده ۰/۷۶ و جذر میانگین مربعات خطا ۲۵/۰۴ تن در هکتار برآورد کردند (۵).
 با توجه به اهمیت کمی کردن کربن در مقیاس‌های مختلف محلی تا جهانی، این پژوهش سعی دارد تا میزان اندوخته کربن جنگل‌های زاگرس را با استفاده از روش‌های کم‌هزینه برآورد کند. این تحقیق با اهداف: بررسی کارایی تصاویر ماهواره لندست ۸ در برآورد کربن روی زمینی و ارزیابی دقت و صحت چهار روش مدل‌سازی ناپارامتریک شامل جنگل تصادفی، شبکه‌های عصبی مصنوعی، کویست و رگرسیون اسپلاین تطبیق یافته چندگانه، انجام گرفته است.

گیاهان، صحت این مدل‌ها هنوز مشخص نشده است (۶۶).
 در مقابل برآورد و پایش کربن با داده‌های سنجش‌ازدور می‌تواند سریع و ارزان‌قیمت باشد و در ضمن اطلاعاتی از نقاط غیرقابل دسترس را که امکان نمونه‌برداری ندارد را نیز فراهم آورد (۲۸، ۳۳). کمی کردن کربن روی زمین در یک سطح بزرگ و در یک دوره زمانی طولانی‌مدت، نیازمند استفاده از تصاویر ماهواره‌ای با قدرت تفکیک مکانی متوسط است (۵۱، ۶۸). داده‌های سنجش‌ازدور متفاوتی از جمله داده‌های فعال مانند LiDAR و RADAR و داده‌های غیرفعال مانند انواع تصاویر طیفی ماهواره‌ای جهت برآورد کربن روی زمینی جنگل‌ها مورد استفاده قرار گرفته است. اگرچه داده‌های فعال و تصاویر ماهواره‌ای با تفکیک مکانی خیلی بالا می‌توانند برآوردهای نسبتاً دقیق‌تری از مقدار کربن ارائه کرده‌اند، اما هزینه بالا و عدم پوشش مکانی و زمانی مناسب این داده‌ها یک چالش بزرگ در استفاده از آنهاست (۳۲، ۶۸).
 بنابراین، برآورد کربن با استفاده از داده‌های رایگان مخصوصاً در کشورهای در حال توسعه که بودجه محدودی برای مدیریت جنگل‌ها دارند می‌تواند گام بسیار مهمی در راستای برآورد و پایش تغییرات کربن باشد. تاکنون، تصاویر لندست (Landsat) عمومی‌ترین داده‌های با تفکیک مکانی متوسط در مطالعات زی‌توده روی زمینی بوده است (۱۷، ۲۶، ۳۴، ۳۵، ۴۰، ۴۲، ۵۱)، زیرا لندست طولانی‌ترین ثبت داده‌ها را از سال ۱۹۷۲ داشته و دارای تفکیک مکانی مناسب مطابق با مدیریت زمین است (۱۳). انتخاب روش مناسب مدل‌سازی یک چالش کلیدی است، زیرا روش مدل‌سازی اهمیتی برابر با نوع داده سنجش‌ازدور در برآورد اندوخته کربن دارد (۲۱). برای بهبود برآورد مشخصه‌های کمی جنگل از جمله کربن با بهره‌گیری از تصاویر لندست، استفاده از

مواد و روش‌ها

منطقه مورد بررسی: پژوهش حاضر در جنگل‌های زاگرس، در استان کرمانشاه و دو منطقه جنگلی سرفیروزآباد در شهرستان کرمانشاه (۳۳ درجه و ۵۷ دقیقه تا ۳۴ درجه و ۴ دقیقه شمالی و ۴۷ درجه و ۳ دقیقه تا ۴۷ درجه و ۱۷ دقیقه شرقی) با شدت دست‌خوردگی بالا و جنگل‌های گهواره در شهرستان

دالاهو (۳۴ درجه و ۲۱ دقیقه تا ۳۴ درجه و ۲۴ دقیقه شمالی و ۴۶ درجه و ۱۶ دقیقه تا ۴۶ درجه و ۲۳ دقیقه شرقی) با حداقل دخالت انسانی انجام گرفته است (شکل ۱). جنگل سرفیروزآباد دارای اقلیم نیمه خشک و جنگل گهواره دارای اقلیم نیمه‌مرطوب است.



شکل ۱- منطقه مورد بررسی در ایران و استان کرمانشاه.
Figure 1. Study area in Iran and Kermanshah province.

تاج جنگل مورد بررسی را پوشش دهد (۵۵). برای تهیه نقشه شاخص سطح برگ از مدل جهانی ارائه شده برای این کار استفاده شد (۴۸).

پس از تهیه نقشه شاخص سطح برگ برای هر کدام از دو منطقه مورد بررسی، سه نمونه بر اساس مقدار شاخص سطح برگ به دست آمد و در هر نمونه دو تا سه چندضلعی انتخاب شد. در نهایت پس از جنگل‌گردشی در هر کدام از نمونه‌ها با تراکم‌های کم، متوسط و زیاد یک چندضلعی برای برداشت نمونه‌های زمینی انتخاب شد. در نهایت در جنگل سرفیروزآباد ۶۱ نمونه و در جنگل گهواره ۶۳ نمونه در قالب طرح نمونه‌برداری تصادفی-منظم برداشت شد. اندازه نمونه‌ها برابر با اندازه پیکسل تصاویر

نمونه‌برداری و جمع‌آوری اطلاعات زمینی: پیش از عملیات نمونه‌برداری، ابتدا سعی گردید که پراکنش نمونه‌ها متناسب با تغییرات پوشش گیاهی در مناطق مورد مطالعه صورت گیرد؛ چراکه پراکنش قطعات نمونه در جمع‌آوری اطلاعات زمینی با استفاده از تیپ‌بندی جنگل یا تقسیم‌بندی آن ممکن است دقت برآورد ویژگی‌های جنگل را بهبود بخشد (۴۷). به همین سبب برای طراحی نمونه‌برداری از روش نمونه‌بندی استفاده گردید و برای نمونه‌بندی جنگل‌های مورد بررسی از نقشه شاخص سطح برگ (Leaf Area Index) استخراج‌شده از تصاویر لندست استفاده شد، زیرا استفاده از شاخص سطح برگ در نمونه‌بندی کمک می‌کند تا قطعات نمونه کل ساختار

زمان آماربرداری از وبسایت earthexplorer.usgs.gov دانلود شد. پیش‌پردازش تصویر شامل تصحیحات هندسی، توپوگرافی و رادیومتری بود. کنترل دقت هندسی تصویر با استفاده از نقشه‌های رقومی ۱:۲۵۰۰۰ انجام گرفت. تصحیح رادیومتری با استفاده از مشخصات حس‌گر اخذ‌کننده تصویر انجام گرفت و تصویر به انعکاس بالایی اتمسفر تبدیل شد. تصحیح توپوگرافی با استفاده از مدل رقومی زمین استخراج‌شده از تصاویر ASTER و روش C انجام شد که دارای دقت مناسب برای تصاویر لندست است (۵۳). در این پژوهش تصحیح اتمسفری انجام نگرفت زیرا کل جنگل‌های مورد مطالعه در یک فریم قرار داشت و ضمناً عدم اطلاع دقیق از وضعیت اتمسفری سبب افزایش عدم قطعیت در نتایج تصحیح اتمسفری می‌شود (۶۸). تصحیح‌های رادیومتری و توپوگرافی در نرم‌افزار R (۵۲) انجام شد.

متغیرهای استخراج‌شده از تصویر لندست: با توجه به این‌که در جنگل‌های زاگرس، تاکنون مطالعه‌ای در راستای معرفی بهترین متغیر طیفی استخراج‌شده از تصاویر ماهواره‌ای برای برآورد اندوخته کربن انجام نشده است، بنابراین در این مطالعه تعداد زیادی از متغیرهای استخراج‌شده از تصاویر ماهواره لندست ۸ مورد استفاده قرار گرفت که شامل مقادیر باندهای طیفی، نسبت‌های باندهای ساده، شاخص‌های گیاهی، تبدیل‌های ساده مانند تسلدکپ و تجزیه مؤلفه‌های اصلی بود (جدول ۱). در مجموع ۳۸ متغیر جهت مدل‌سازی اندوخته کربن از تصویر لندست ۸ تهیه و مقادیر متناظر با قطعات نمونه استخراج شد.

لندست (۳۰ × ۳۰ متر) انتخاب شد و برای تعیین مکان آن‌ها در طبیعت از دستگاه GPS دستی استفاده شد. با توجه به خطای مسطحاتی ۵ تا ۱۰ متری دستگاه GPS دستی، جهت رفع این خطا قطعات نمونه در توده‌های همگن انتخاب شده به طوری که تا فاصله ۱۰ متری اطراف هر نمونه شرایط همگن وجود داشت (۱۹، ۲۰).

محاسبه اندوخته کربن روی زمینی درختان در نمونه: به‌طور کلی اندوخته کربن درختان مستقیماً از طریق قطع درخت، خشک‌کردن و وزن کردن تک‌تک اجزاء آن‌ها و یا به‌طور غیرمستقیم با استفاده از روابط و معادلات آلومتریک برآورد می‌شود، از آنجا که روش مستقیم اندازه‌گیری اندوخته کربن از نظر اجرا در مقیاس وسیع غیرعملی است (۱، ۵۴)، اغلب از روابط آلومتریک تعیین‌شده برای یک گونه درختی استفاده می‌شود (۱، ۱۱، ۵۴). اندازه‌گیری کربن تک‌تک درختان در داخل نمونه‌ها با استفاده از روابط آلومتریک توسعه داده شده برای جنگل‌های زاگرس (۳۱) محاسبه شد. به‌این منظور در مردادماه سال ۱۳۹۵ قطر تاج تمامی درختان موجود در نمونه‌ها اندازه‌گیری و توسط روابط آلومتریک مورد استفاده مقدار کربن روی زمینی هر درخت محاسبه شد و در نهایت مقدار کربن روی زمین اندوخته در هکتار در قطعه نمونه به‌دست آمد.

پیش‌پردازش تصاویر ماهواره‌ای لندست ۸: برای ارزیابی کارایی تصاویر لندست ۸ و مدل‌سازی اندوخته کربن در جنگل‌های موردبررسی، یک فریم از این تصاویر به شماره گذر ۱۶۷ و ردیف ۳۶ مربوط به تاریخ دهم آگوست سال ۲۰۱۵ برابر با ۱۹ مرداد سال ۱۳۹۴ مربوط به اوج فصل رویش و نزدیک به

جدول ۱- متغیرهای طیفی استخراج شده از تصویر لندست ۸

Table 1. Landsat 8-derived spectral variables.

نوع متغیر Variable type	جزئیات Detail
باندهای طیفی Spectral bands	آبی (B)، سبز (G)، قرمز (R)، مادون قرمز نزدیک (NIR)، مادون قرمز با طول موج کوتاه (S1) و مادون قرمز با طول موج کوتاه (S2)
نسبت‌های باندی ساده Simple band ratios	B/G, B/R, B/N, B/S1, B/S2, G/R, G/N, G/S1, G/S2, N/R, N/S1, N/S2, S1/S2, R/S1, R/S2
شاخص‌های گیاهی Vegetation indices	NDVI, DVI, MSAVI2, SAVI, NDVIC, SATVI
تسلدکپ و تجزیه مؤلفه‌های اصلی Tasseled cap and Principle component Analysis	PC1, PC2, PC3, PC4, PC5, PC6, BRIGHTNESS, GREENESS, WETNESS, TCA = arctan(TCG/TCB), TCD = (TCG ² + TCB ²) ^{0.5}

روش‌های مدل‌سازی: رویکردهای متعددی برای

برآورد اندوخته کربن از داده‌های دورسنجی وجود

استفاده شده است:

دارد که شامل هر دو روش پارامتریک و ناپارامتریک می‌شود. اما تا کنون هیچ روشی به دیگری ترجیح داده نشده، زیرا اجرای این روش‌ها به شرایط منطقه مورد مطالعه، مقیاس مطالعه و اندازه نمونه بستگی دارد (۶۸).

مدل جنگل تصادفی براساس درختان رگرسیون و

پرووی نمونه‌ها از توزیع نرمال، همگنی واریانس‌ها،

طبقه‌بندی توسعه داده شده است. در این روش از

تصادفی بودن و مستقل بودن نمونه‌ها دارند. با این

تعداد زیادی درخت برای دستیابی به تصمیم‌گیری

وجود از این روش‌ها در مطالعات گذشته به طور

نهایی با انتخاب تصادفی نمونه‌های تعلیمی و

گسترده‌ای استفاده شده است (۲۵، ۴۴، ۵۷، ۶۸). در

متغیرهای پیش‌بینی کننده استفاده می‌شود. با استفاده از

کنار روش‌های پارامتریک، روش‌های ناپارامتریک در

فرآیند out-of-bag، اعتبارسنجی متقابل و اهمیت

دهه‌های اخیر توسعه یافته‌اند که دارای مزایایی مانند

نسبی متغیرها را فراهم می‌آورد. روش جنگل تصادفی

تفسیر آسان نتایج، عدم نیاز به پیروی از هرگونه

می‌تواند با یک مقدار خیلی جزئی در افزایش آریبی،

توزیع و چند متغیره بودن هستند. در مقابل طبق یافته

می‌تواند واریانس بین گروه‌ها را به حداقل برساند و

پژوهش‌های گذشته، روابط بین متغیرهای طیفی

از وقوع بیش‌برازش (Overfitting) جلوگیری کند

داده‌های سنسجش از دور و مشخصه‌های کمی جنگل

(۲۹، ۶۲). تعداد درخت در اجرای مدل‌ها ۵۰۰ عدد و

اغلب از نوع غیرخطی هستند (۱۴، ۱۷). بنابراین، در

تعداد متغیر برای شکافتن گره‌ها از یک تا تعداد

این مطالعه از چهار روش ناپارامتریک جنگل تصادفی

متغیرهای ورودی در مدل با فاصله یک تنظیم شد.

(Random Forest)، شبکه‌های عصبی مصنوعی

رگرسیون اسپلاین تطبیقی چندمتغیره یک روش

(Artificial Neural Networks)، رگرسیون

رگرسیونی ناپارامتریک خودکار و تطبیقی است.

اسپلاین تطبیقی چندگانه (Multivariate Adaptive

اساس این روش براساس توابعی بنام توابع مبنا است.

اسپلاین تطبیقی چندگانه (Multivariate Adaptive

این روش مدل‌سازی را با ساخت مدل‌های رگرسیونی

غیرخطی با استفاده از برازش یک مجموع وزنی از

توابع مبنا اسپلاین چندمتغیره انجام می‌دهد و ضمناً

می‌تواند اثرات متقابل ممکن را تعیین کرده و روابط یا

الگوها را در فضاها با تعداد بعد بالا کشف کند (۲۲)،

(۲۹، ۶۸). تعداد نورون در لایه مخفی از یک تا تعداد متغیرهای ورودی مدل با فاصله یک واحدی، و پارامتر تنظیم کننده بیش‌برازش با استفاده از اعداد ۰/۱ و ۰/۰۱ تنظیم شد.

ارزیابی مدل‌ها: مدل‌های مختلف توسط روش "Leave-One-Out" ارزیابی شد. در این روش در هر مرحله، اولین مشاهده از مجموعه داده‌ها خارج گذاشته شده و مدل اجرا شده و مشاهده خارج شده را برآورد می‌کند. این روند تا برآورد آخرین مشاهده تکرار می‌شود. در نهایت نتایج روش‌های مورد استفاده با استفاده از شاخص‌های ضریب تبیین (R^2)، جذر میانگین مربعات خطا ($RMSE$) و درصد اریبی ($Bias$) مورد مقایسه قرار گرفت. کلیه تحلی‌های آماری این پژوهش در نرم‌افزار R (۵۲) و بسته‌های *Cubist* و *nnet*، *earth*، *randomForest*، *caret* اجرا گردید.

نتایج

خلاصه مشخصه‌های آماری محاسبه شده از اندوخته کربن روی زمینی اندازه‌گیری شده در قطعه نمونه‌های برداشت شده در منطقه‌های مورد بررسی در جدول (۲) ارائه شده است. جنگل گهواره دارای مقدار متوسط اندوخته کربن روی زمینی بالاتری نسبت به جنگل سرفیروزآباد است (۹/۹۳ مگاگرم در هکتار در مقابل ۶/۱۲ مگا در هکتار). میانگین اندوخته کربن در جنگل گهواره ۳۸ درصد بیشتر از جنگل سرفیروزآباد است.

(۳۰). حداکثر تعداد بخش‌های مدل هرس شده با عرض از مبدأ از یک تا ۱۰ با فاصله یک، و حداکثر درجه اثر متقابل از یک تا ۳ با فاصله یک تنظیم شد.

روش کویست در واقع هیبریدی از رگرسیون‌های معمولی و درختان رگرسیون است، که مدل‌های رگرسیونی چندگانه را از داده‌ها ایجاد می‌کند. کویست یکسری قواعد "اگر- سپس" ایجاد کرده که هر قاعده یک مدل خطی چندمتغیره دارد. برخلاف درخت رگرسیونی که فقط از مقدار یک درخت استفاده می‌کند، کویست از چندین رگرسیون چندمتغیره استفاده کرده و از میانگین همه درختان برای رسیدن به پیش‌بینی نهایی استفاده می‌کند. یکی دیگر از مزیت‌های این روش زمان کمتر برای پردازش آن است (۲۷، ۵۹). پارامتر تعداد کمیته (Committee) از ۱۰ تا ۱۰۰ با فاصله ۱۰، و تعداد همسایه از یک تا ۵ با فاصله یک تنظیم شد.

شبکه‌های عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی از روشی مشابه با سیستم عصبی مغز انسان الهام گرفته و مانند مغز، پردازش را انجام می‌دهد که می‌تواند مشابه با مغز انسان عمل یادگیری را انجام دهد. شبکه‌های عصبی مصنوعی از سه لایه تشکیل شده است که شامل ورودی (متغیرهای پیشگو)، پنهان و خروجی است. سیستم به صورت یک تکرار از پیش‌بینی متغیر هدف با استفاده از متغیرهای ورودی با استفاده از داده‌های آموزش یاد می‌گیرد. طی فرآیند یادگیری، وزن‌ها در داخل شبکه تعدیل خواهد شد تا جایکه یک مجموعه وزنی که بهترین نتایج را کسب کند

جدول ۲- خلاصه مشخصه‌های آماری اندوخته کربن روی زمینی اندازه‌گیری شده در قطعه نمونه.

Table 2. Summary descriptive statistics of the aboveground carbon storage per plot (ton/ha)

انحراف معیار Standard deviation	دامنه Range	بیشینه Maximum	کمینه Minimum	میانگین Average	منطقه
2.41	9.33	11.61	2.28	6.12	جنگل سرفیروزآباد (n=61) Sarfiruzabad forest
5.88	25.71	25.71	0	9.93	جنگل گهواره (n=63) Gahvareh forest
4.90	25.71	25.71	0	8.07	کل (n=124) Total

گهواره، از نظر ضریب تبیین و جذر میانگین مربعات خطا نتایج چهار روش ناپارامتریک مورد استفاده اختلاف جزئی نشان داد و نمی‌توان روشی را به عنوان روش بهتر معرفی کرد. از نظر اریبی، شبکه‌های عصبی مصنوعی با اریبی ۰/۰۴ درصد و اختلاف جزئی نسبت به سایر روش‌ها نتایج بهتری نشان داد (جدول ۳).

نتایج برآورد اندوخته کربن روی زمینی در دو توده دست‌خورده و دست‌نخورده بیانگر صحت بالاتر برآوردها در جنگل گهواره با حداقل دست‌خوردگی است. ضریب تبیین و درصد جذرمیانگین مربعات خطا در توده دست‌خورده سرفیروزآباد در بهترین حالت ۰/۶۳ و ۲۴/۷۲ درصد است در حالی که این معیارها در مورد جنگل گهواره برابر با ۰/۷۴ و ۲۹/۹۹ درصد است (جدول ۳). نکته قابل توجه در این پژوهش افزایش صحت برآوردها در توده دست‌خورده در حالی بود که نمونه‌ها بدون در نظر گرفتن محل نمونه‌برداری به صورت ترکیبی از هر دو منطقه وارد مدل شدند. با ترکیب قطعه نمونه‌های اندازه‌گیری شده از دو جنگل، صحت برآورد اندوخته کربن جنگل دست‌خورده سرفیروزآباد به میزان قابل توجهی از حدود ۰/۶-۰/۵ تا ۰/۷۲ افزایش یافته است (جدول ۳).

در جدول ۳ متغیرهای استفاده شده در مدل‌های نهایی مختلف و در مناطق مختلف نشان داده شده

نتایج اندوخته کربن برآورد شده با روش‌های مختلف: ضریب تبیین، جذر میانگین مربعات خطا و درصد اریبی برآورد اندوخته کربن با استفاده از چهار روش مورد بررسی در جنگل سرفیروزآباد، گهواره و کل در جدول ۳ آورده شده است. براساس نتایج، برآورد روش‌ها اختلاف زیادی با هم نداشتند. با این حال، روش کویست با اختلاف خیلی جزئی در بخش ضریب تبیین و جذرمیانگین مربعات خطا نتایج بهتری نسبت به دیگر روش‌ها ارائه کرده است. هرچند که در بخش اریبی هم نتایج مدل‌ها اختلاف قابل توجهی با هم نداشتند اما با اختلاف جزئی روش کویست برآوردی با اریبی بیشتر نسبت به دیگر روش‌ها داشت. این روش در جنگل دست‌خورده سرفیروزآباد از نظر ضریب تبیین و درصد جذر میانگین مربعات خطا، نسبت به سایر روش‌ها نتایج بهتری کسب کرده است (به ترتیب ۰/۶۳ و ۲۴/۷۲ درصد)، اما برآوردهای این روش دارای درصد اریبی ۱/۲۳- درصد است که نسبت به دیگر روش‌ها در جنگل گهواره، روش‌ها مختلف مورد بررسی نتایج بسیار نزدیک به هم ارائه دادند. از نظر اریبی نیز روش کویست و رگرسیون اسپلاین تطبیقی چندگانه با مقادیرهای درصد اریبی محاسبه شده به ترتیب ۰/۱۷- درصد و ۰/۱۸ درصد عملکرد بهتری نسبت به جنگل تصادفی و شبکه‌های عصبی مصنوعی داشت. در مجموع هر دو جنگل بدون تفکیک قطعه نمونه‌ها، مشابه با نتایج در جنگل

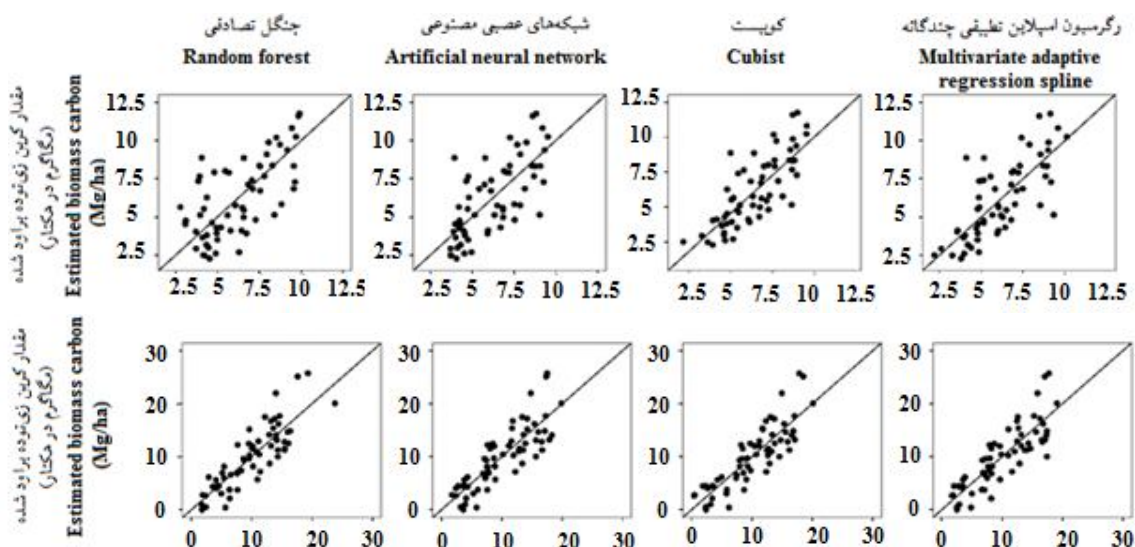
است. همان‌طور که مشاهده می‌شود در مدل‌های متغیرهای مختلفی در مدل نهایی به‌عنوان مهمترین مختلف و در شرایط مختلف مناطق مورد بررسی، متغیر وارد شده‌اند.

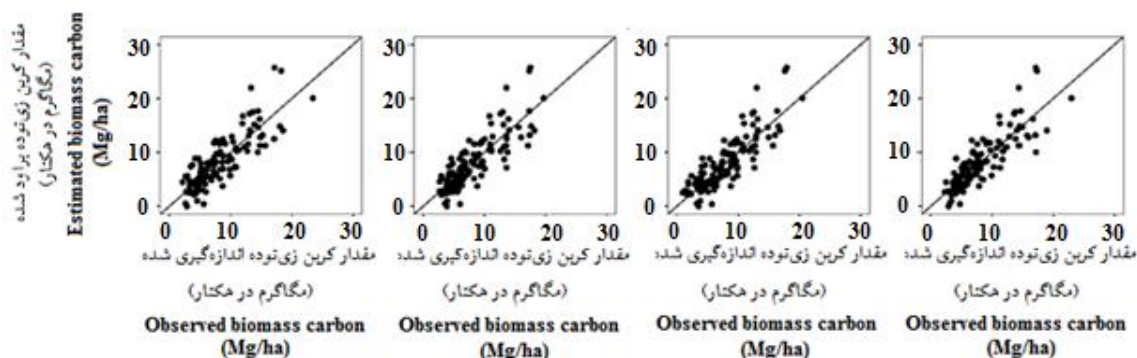
جدول ۳- مشخصه‌های آماری محاسبه‌شده از برآورد اندوخته کربن به‌روش اعتبارسنجی متقابل Leave-one-out در جنگل سرفیروزآباد، گهواره و کل توسط روش‌های ناپارامتریک مورد استفاده

Table 3. Statistical parameters of the AGC estimation by used non-parametric methods via “leave-one-out” cross validation for Sarfiruzabad, Gahvareh and Total.

متغیر استفاده‌شده Used variables	اریبی (مگاگرم در هکتار) Bias (Mg/ha)	جذر میانگین مربعات خطا (مگاگرم در هکتار) Root mean square error (Mg/ha)	ضریب تبیین Determination coefficient	روش مدل‌سازی Modeling method	منطقه
BG & NR	0.02 (0.3%)	1.72 (27.77%)	0.52	RF	جنگل سرفیروزآباد Sarfiruzabad forest
NDVI & TCD	0.01 (0.12%)	1.73 (27.83)	0.52	ANN	
G, R & N	0.08 (1.23%)	1.53 (24.72%)	0.63	Cubist	
NR & BR	0.00 (-0.01%)	1.62 (26.13%)	0.57	MARS	
S1S2 & MSAVI2	0.06 (-0.61)	3.02 (30.43)	0.73	RF	جنگل گهواره Gahvareh forest
TCA & PC6	0.05 (0.52%)	3.15 (31.70%)	0.71	ANN	
R, S2, GREENESS & S1	-0.02 (-0.17)	2.99 (29.99%)	0.74	Cubist	
TCA & S1S2	0.02 (0.18%)	3.15 (31.71%)	0.71	MARS	
NR & GREENESS	0.08 (-1.04%)	2.64 (32.57%)	0.71	RF	کل Total
PC5 & TCA	0.00 (0.04%)	2.65 (32.72%)	0.71	ANN	
N, R & B	0.23 (-2.82%)	2.56 (31.62%)	0.73	Cubist	
NR & S1S2	0.03 (-0.45%)	2.54 (31.83%)	0.73	MARS	

RF: Random forest, ANN: Artificial Neural Network, MARS: Multivariate adaptive regression spline, BG: B/G, NR:N/R, NDVI: Normalized different vegetation index, Tasseled Cap Distance, BR: B/R, MSAVI2: Modified Soil-adjusted Vegetation Index II, TCA: Tasseled Cap Angle, S1S2: S1/S2, GREENESS: Tasseled Cap Greeness,





شکل ۲- ابر نقاط اندوخته کربن پیش‌بینی شده در مقابل اندازه‌گیری شده به وسیله روش‌های ناپارامتریک مورد استفاده توسط اعتبارسنجی متقابل به روش "Leave-one-out" در جنگل سرفیروزآباد (بالا)، گهواره (وسط) و کل (پایین).

Figure 2. Scatterplot of aboveground biomass carbon predicted vs. observed by used non-parametric via "leave-one-out" cross validation for Sarfiruzabad forest (up), Gahvareh (middel), Total (down).

خطا روش‌های کویبست و جنگل تصادفی با اختلاف جزئی نسبت به دو روش دیگر بهتر بودند. در مدل کلی برای هر دو منطقه، در بخش ضریب تبیین و جذر میانگین مربعات خطا روش‌های کویبست و رگرسیون اسپلاین تطبیق یافته چندگانه از دو روش دیگر بهتر بودند (هر چند اختلافات بسیار جزئی و ناچیز است). اما در این قسمت بهترین برآورد کننده از نظر مقدار اریبی برآورد، شبکه‌های عصبی مصنوعی بود. به‌طور کلی اگر هدف از برآورد به حداقل رساندن خطای پیش‌بینی باشد روش کویبست، و اگر برآورد ناریب هدف باشد روش شبکه‌های عصبی مصنوعی و رگرسیون اسپلاین تطبیق یافته چندگانه مناسب است.

در این مطالعه دو منطقه با شدت دخالت عوامل انسانی متفاوت مورد بررسی قرار گرفت. نتایج بیانگر برآورد با صحت بالاتر در توده با شدت دخالت کمتر است. این موضوع می‌تواند به دلیل تغییر شکل تاج درختان (جست گروه‌ها) در اثر قطع و شاخه‌زنی آن‌ها در توده دست‌خورده باشد. معادله آلومتریک مورد استفاده در این پژوهش براساس اندازه متوسط تاج درختان (جست گروه‌ها) و فرض شکل منظم تاج درختان است که در اثر تخریب شکل تاج درختان از

بحث

سنجش از دور یکی از ابزارهای بسیار مهم در برآورد اندوخته کربن اندوخته کربن جنگل است. اما باین‌حال، برآورد این مشخصه جنگل با استفاده از سنجش از دور شامل عدم قطعیت‌های اجتناب‌پذیر است و صحت آن تحت تأثیر عواملی مانند نوع داده‌های سنجش‌از‌دور، متغیرهای استخراج‌شده از این داده‌ها و روش‌های برآورد قرار می‌گیرد (۲۱، ۶۰). در این مطالعه برآورد اندوخته کربن در جنگل‌های زاگرس با استفاده از تعداد زیادی متغیرهای استخراج‌شده از لندست ۸ و چهار روش مدل‌سازی ناپارامتریک انجام شد. اگرچه مطالعات قبلی بیانگر این موضوع بوده‌اند که اختلاف قابل‌توجهی بین روش‌های مختلف مدل‌سازی وجود ندارد (۲۷، ۲۹)، در این مطالعه نیز نتایج اختلاف قابل توجهی با هم نداشتند (مخصوصاً در بخش ضریب تبیین و جذرمیانگین مربعات خطا). در بین روش‌های مورد بررسی در منطقه با شدت تخریب بالاتر، در بخش ضریب تبیین و جذر میانگین مربعات خطا، با اختلاف بسیار جزئی روش کویبست و در بخش اریبی روش شبکه‌های عصبی مصنوعی بهتر عمل کردند. در منطقه بدون تخریب، در بخش ضریب تبیین و جذر میانگین

می‌کند (۳۰). علاوه بر این، مقادیرهای نسبتاً پایین تراکم اندوخته کربن در منطقه‌های مورد بررسی سبب کاهش انعکاس مخصوصاً در باند مادون قرمز نزدیک می‌شود، که این موضوع از وقوع مشکل اشباع (Saturation) جلوگیری می‌کند (۲۶). این پژوهش نشان داد که استفاده از تصاویر لندست ۸ و روش‌های ناپارامتریک می‌تواند رهیافتی مؤثر و کم‌هزینه برای برآورد و تهیه نقشه اندوخته کربن در جنگل‌های زاگرس باشد.

نتیجه‌گیری کلی

در این مطالعه به بررسی قابلیت تصاویر لندست ۸ و چهار روش مدل‌سازی ناپارامتریک جنگل تصادفی، شبکه‌های عصبی مصنوعی، کویست و رگرسیون اسپلاین تطبیق‌یافته چندگانه برای برآورد اندوخته کربن روی زمینی جنگل‌های زاگرس در دو منطقه با شدت تخریب بالا و حداقل تخریب و دست‌خوردگی پرداخته شد. نتایج بیانگر صحت بهتر برآوردها در جنگل گهواره با حداقل دست‌خوردگی بود، که البته با ترکیب نمونه‌های برداشت‌شده از هر دو منطقه جهت استفاده در یک مدل واحد سبب بهبود نتایج برای منطقه تخریب شده بود. مقایسه روش‌های ناپارامتریک مختلف مورد استفاده در این تحقیق نشان داد که اگر هدف برآورد با حداقل خطای پیش‌بینی باشد روش کویست، و اگر هدف برآورد با حداقل اریبی باشد روش شبکه‌های عصبی مصنوعی و رگرسیون اسپلاین تطبیق‌یافته چندگانه نتایج قابل قبولی ارائه خواهند کرد. به‌طورکلی، نتایج این تحقیق بیانگر توان بالای تصاویر لندست ۸ در برآورد اندوخته کربن جنگل‌های زاگرس است، جایی‌که به دلیل عدم تولید اقتصادی بودجه محدودی جهت مدیریت آن اختصاص داده می‌شود. بنابراین استفاده از رویکرد مورد استفاده در این مطالعه می‌تواند عامل

حالت دایره‌ای خارج شده و استفاده از آن ممکن است سبب برآورد نادرست زی‌توده در سطح تک‌درخت و در نهایت در سطح قطعه نمونه شود. علاوه بر این، کاهش تراکم تاج درختان و در نتیجه کاهش اندوخته کربن در توده دست‌خورده سبب افزایش انعکاسات خاک شده و در نتیجه پاسخ طیفی گیاهان به‌طور قابل‌توجهی تحت تأثیر انعکاسات خاک قرار گرفته و کنتراست طیفی کمتری ایجاد کند (۹، ۲۰).

باوجود این‌که در اغلب مرور منابع فقط از تعداد محدود متغیرهای استخراج شده از تصاویر لندست مانند مقادیرهای بانندی ساده و شاخص‌های گیاهی استفاده کرده‌اند، اما این متغیرها به تنهایی برای برآورد زی‌توده کافی نیستند (۴۱). در این مطالعه نشان داده شده که در روش‌های مختلف مدل‌سازی متغیرهای متفاوتی به‌عنوان مهمترین متغیر در مدل نهایی وارد شده‌اند. این موضوع بیانگر این نکته است که نمی‌توان متغیری را برای مطالعات آینده پیشنهاد کرد و استفاده از طیف وسیعی از متغیرهای استخراج شده از لندست سبب برآورد با صحت بالا خواهد شد.

اگرچه اختلاف در در بین روش‌های مورد بررسی خیلی جزئی بود. در بهترین مدل‌های مختلف مورد استفاده در این پژوهش ضریب تبیین بالاتر از ۰/۷۱ و درصد جذر میانگین مربعات خطا در حدود ۳۰ درصد است. این نتایج بهتر از سایر مطالعات انجام گرفته در مورد برآورد اندوخته کربن با استفاده از تصاویر لندست است (۶، ۱۷، ۲۳، ۲۶، ۳۴، ۵۱، ۶۸) و مشابه نتایج و Mutanga (۲۰۱۵) است (۱۸). این نتیجه بهتر می‌تواند به دلیل روابط آلودتریک استفاده شده در این تحقیق باشد که مستقیماً از اندازه تاج درختان (جست‌گروه) برای برآورد کربن استفاده می‌کند. زیرا داده‌های سنجنش از دوری اپتیک پارانترهای تاج را بهتر از سایر مشخصه‌ها برآورد

کلیدی در جهت برآورد و پایش تغییرات اندوخته کربن با حداقل صرف هزینه و زمان در جنگل‌های زاگرس و سایر جنگل‌های مشابه در دیگر کشورها باشد.

منابع

1. Ahmed, R.U. 2012. Accuracy of Biomass and Structure Estimates from Radar and Lidar. Ph.D Dissertations in University of Massachusetts Amherst.
2. Amini, J., and Sadeghi, Y. 2013. Optical and radar images in modeling the forests biomass in north of Iran. *Remote sensing and GIS*, 4(4): 69-82. (In Persian)
3. Anaya, J.A., Chuvieco, E., and Palacios-Orueta, A. 2009. Aboveground biomass assessment in Colombia: a remote sensing approach. *Forest Ecology and Management*. 257: 1237-1246.
4. Asner, G.P., Clark, J.K., Mascaró, J., Vaudry, R., Chadwick, R.D., Vieilledent, G., Rasamoelina, M., Balaji, A., Kennedy-Bowdoin, T., Maatoug, L., Colgan, M.S., and Knapp, D.E. 2012. Human and environmental controls over aboveground carbon storage in Madagascar. *Carbon Balance and Management*. 7(2): <http://www.cbmjournal.com/content/7/1/2>.
5. Attarchi, S., and Gloaguen, R. 2014. Improving the Estimation of Above Ground Biomass Using Dual Polarimetric PALSAR and ETM+ Data in the Hyrcanian Mountain Forest (Iran). *Remote Sensing*. 6: 3693-3715.
6. Avitabile, V., Baccini, A., Friedl, M.A., and Schimullius, C. 2012. Capabilities and limitation of Landsat and land cover data for aboveground woody biomass estimation of Uganda. *Remote Sensing Environment*. 117: 366-380.
7. Boudreau, J., Nelson, R.F., Margolis, H.A., Beaudoin, A., Guindon, L., Kimes, D.S. 2008. Regional aboveground forest biomass using airborne and spaceborne LiDAR in Quebec. *Remote Sensing of Environment*. 112: 3876-3890.
8. Briceno-Elizondo, E., Garcia-Gonzalo, J., Peltola, H., and Kellomaki, S. 2006. Carbon stocks and timber yield in two boreal forest ecosystems under current and changing climatic conditions subjected to varying management regimes. *Environmental Science and Policy*, 9: 237-252.
9. Calvao, T., and Palmeirim, J.M. 2004. Mapping mediterranean scrub with satellite imagery: biomass estimation and spectral behaviour. *International Journal of Remote Sensing*, 25(16): 3113-26.
10. Chen, B., Arain, M.A., Khomik, M., Trofymow, J.A., Grant, R.F., Kruz, W.A., Yeluripati, J., and Wang, Z. 2013. Evaluating the impacts of climate variability and disturbance regimes on the historic carbon budget of a forest landscape. *Agricultural and Forest Meteorology*. 180: 256-280.
11. Chen, Q., Laurin, G.V., Battles, J.J., and Saah, D. 2012. Integration of airborne lidar and vegetation types derived from aerial photography for mapping aboveground live biomass. *Remote Sensing of Environment*. 121: 108-117.
12. Chen, X., Liu, Sh., Zhu, Zh., Vogelmann, J., Li, Zh., and Ohlen, D. 2011. Estimating aboveground forest biomass carbon and fire consumption in the U.S. Utah High Plateaus using data from the Forest Inventory and Analysis Program, Landsat, and LANDFIRE. *Ecological Indicator*. 11: 140-148.
13. Cohen, W.B., and Goward, S.N. 2004. Landsat's Role in Ecological Applications of Remote Sensing. *BioScience* 54(6): 535-545.
14. Coops, N.C. 2015. Characterizing Forest Growth and Productivity Using Remotely Sensed Data. *Current Forestry Reports*, 1(3): 195-205.
15. Dai, L., Jia, J., Yu, D., Lewis, B.J., Zhou, L., Zhou, W., Zhao, W., and Jiang, L. 2013., Effects of climate change on biomass carbon sequestration in old-growth forest ecosystems on Changbai Mountain in Northeast China. *Forest Ecology and Management*. 300: 106-116.

16. Deng, Sh., Shi, Y., Jin, Y., and Wang, L. 2011. A GIS-based approach for quantifying and mapping carbon sink and stock values of forest ecosystem: A case study. *Energy Procedia* 5: 1535–1545.
17. Du, H., Cui, R., Zhou, G., Shi, Y., Xu, X., Fan, W., and Lü, Y. 2010. The responses of Moso bamboo (*Phyllostachys heterocycla* var. *pubescens*) forest aboveground biomass to Landsat TM spectral reflectance and NDVI. *Acta Ecologica Sinica*, 30(5): 257-63.
18. Dube, T., and Mutanga, O. 2015. Evaluating the utility of the medium-spatial resolution Landsat 8 multispectral sensor in quantifying aboveground biomass in uMgeni catchment, South Africa. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 101: 36-46.
19. Eckert, S. 2012. Improved Forest Biomass and Carbon Estimations Using Texture Measures from WorldView-2 Satellite Data. *Remote Sensing*. 4: 810-829.
20. Eissfelder, Ch., Kuenzer, C., and Dech, S. 2011. Derivation of biomass information for semi-arid areas using remote-sensing data. *International Journal of Remote Sensing.*, 33(9): 2937-2984.
21. Fassnacht, F.E., Hartig, F., Latifi, H., Berger, C., Hernández, J., Corvalán, P., and Koch, B. 2014. Importance of sample size, data type and prediction method for remote sensing-based estimations of aboveground forest biomass. *Remote Sensing of Environment*. 154: 102-114.
22. Filippi, A.M., Güneralp, I., and Randall, J. 2014. Hyperspectral remote sensing of aboveground biomass on a river meander bend using multivariate adaptive regression splines and stochastic gradient boosting, *Remote Sensing Letters*, 5(5): 432-441.
23. Frazier, R.J., Coops, N.C., Wulder, M.A., and Kennedy, R. 2014. Characterization of aboveground biomass in an unmanaged boreal forest using Landsat temporal segmentation metrics. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 92: 137-46.
24. Fu, L., Zhao, Y., Xu, Zh., and Wu, B. 2015. Spatial and temporal dynamics of forest aboveground carbon stocks in response to climate and environmental changes. *Soils Sediments.*, 15: 249-259.
25. Gagliasso, D., Hummel, S., and Temesgen, H. 2014. A Comparison of Selected Parametric and Non-Parametric Imputation Methods for Estimating Forest Biomass and Basal Area. *Forestry.*, 4(1): 42-48.
26. Gasparri, N.I., Parmuchi, M.G., Bono, J., Karszenbaum, H., and Montenegro, C.L. 2010. Assessing multi-temporal Landsat 7 ETM+ images for estimating above-ground biomass in subtropical dry forests of Argentina *Journal of Arid Environments.*, 74: 1262-1270.
27. Gleason, C.J., and Im, J. 2012. Forest biomass estimation from airborne LiDAR data using machine learning approaches. *Remote Sensing of Environment.*, 125: 80-91.
28. Gómez, C., White, J.C., Wulder, M.A., and Alejandro, P. 2014. Historical forest biomass dynamics modelled with Landsat spectral trajectories. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 93: 14-28.
29. Görgens, E.B., Montagni, A., and Rodriguez, L.C.E. 2015. A performance comparison of machine learning methods to estimate the fast-growing forest plantation yield based on laser scanning metrics. *Computers and Electronics in Agriculture*, 116: 221-7.
30. Güneralp, I., Filippi, A.M., and Randall, J. 2014. Estimation of floodplain aboveground biomass using multispectral remote sensing and nonparametric modeling. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 33: 119-26.
31. Iranmanesh, Y. 2013. Assessment on biomass estimation methods and carbon sequestration of quercus brantii Lindl. in chaharmahal and bakhtiari forests, Ph.D. thesis, Faculty of Natural Resource And Mariane Science, Tarbiat Modares University. (In Persian)
32. Kelsey, K.C., and Neff, J.C. 2014. Estimates of Aboveground Biomass from Texture Analysis of Landsat Imagery. *Remote Sensing.*, 6: 6407-6422.
33. Kwak, D., Lee, S., Kim, S., Lee, W., Son, Y., Cho, H., and Kafatos, M. 2010. Estimating stem volume and biomass of *Pinus koraiensis* using LiDAR data. *J. Plant Reasreach*. 123: 421–432.

34. Labrecque, S., Fournier, R.A., Luther, J.E., and Piercey, D. 2006. A comparison of four methods to map biomass from Landsat-TM and inventory data in western Newfoundland. *Forest Ecology and Management*, 226: 129–144.
35. Langner, A., Samejima, H., Ong, R.C., Titin, J., and Kitayama, K. 2012. Integration of carbon conservation into sustainable forest management using high resolution satellite imagery: A case study in Sabah, Malaysian Borneo. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 18: 305-12.
36. Latifi, H., Fassnacht, F.E., Hartig, F., Berger, Ch., Hernández, J., Corvalán, P., and Koch, B. 2015. Stratified aboveground forest biomass estimation by remote sensing data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 38: 229–241.
37. Lei, Zh, Shaoqiang, W., Georg, K., Guirui, Y., Mei, H., Robert, M., Florian, K., Hao, Sh., and Yazhen, G. 2013. Carbon dynamics in woody biomass of forest ecosystem in China with forest management practices under future climate change and rising CO₂ concentration. *Chinese Geographical Science*, 23(5): 519-536.
38. Lin, D., Lai, J., Muller-Landau, H.C., Mi, X., and Ma, K. 2012. Topographic Variation in Aboveground Biomass in a Subtropical Evergreen Broad-Leaved Forest in China. *PLoS ONE* 7(10), e48244. doi :10.1371/journal.pone.0048244.
39. Lindner, M., Maroschek-Nethererc, S., Kremer, A., Barbati, A., Garcia-Gonzaloo, J., Seidl, R., Delzon, S., Corona, P., Kolström, M., Lexer, M.J., and Marchettie, M. 2010. Climate change impacts, adaptive capacity, and vulnerability of European forest ecosystems. *Forest Ecology and Management.*, 259: 698-709.
40. Lu, D., and Batistella, M. 2005. Exploring TM image texture and its relationships with biomass estimation in Rondônia, Brazilian Amazon. *Acta Amazonica*. 35(2): 249-257. <http://dx.doi.org/10.1590/S0044-59672005000200015>.
41. Lu, D., Mausel, P., Brondizio, E., and Moran, E. 2002. Above-Ground Biomass Estimation of Successional and Mature Forests Using TM Images in the Amazon Basin. *Advances in Spatial Data Handling*: 183-196.
42. Main-Knorn, M., Cohen, W.B., Kennedy, R.E., Grodzki, W., Griffiths, P., Hostert, P., Pflugmacher, D. 2013. Monitoring coniferous forest biomass change using a Landsat trajectory-based approach. *Remote Sensing of Environment.*, 139: 227-290.
43. Mandal, G., and Joshi, S.P. 2015. Biomass accumulation and carbon sequestration potential of dry deciduous forests. *International Journal of Ecology and Development*. 30(1): 64-82.
44. Morel, A.C., Fisher, J.B., and Malhi, Y. 2012. Evaluating the potential to monitor aboveground biomass in forest and oil palm in Sabah, Malaysia, for 2000–2008 with Landsat ETM+ and ALOS-PALSAR. *International Journal of Remote Sensing*, 33(11): 3614-3639.
45. Gonzalez, P., Asner, G.A., Battles, J.J., Lefsky, M.A., Waring, K.M., Palace, M. 2012. Forest carbon densities and uncertainties from Lidar, QuickBird, and field measurements in California. *Remote Sensing of Environment*. 114: 1561-1575.
46. Muukkonen, P., Heiskanen, L. 2007. Biomass estimation over a large area based on standwise forest inventory data and ASTER and MODIS satellite data: A possibility to verify carbon inventories. *Remote Sensing of Environment* 107: 617–624.
47. Nelson, R. 2010. Model effects on GLAS-based regional estimates of forest biomass and carbon. *International Journal of Remote Sensing.*, 31(5): 1359-1372.
48. Nole, A., Law, B.E., Magnani, F., Matteucci, G., Ferrara, A., Ripullone, F., Borghetti, M. 2009. Application of the 3-PGS model to assess carbon accumulation in forest ecosystems at a regional level. *Canadian Journal of Forest research*. 39: 1647–1661.
49. Pan, Y., Birdsey, R.A., Fang, J., Houghton, R., Kauppi, P.E., Kurz, W.A., Phillips, O.L., Shvidenko, A., Lewis, S.L., and Canadell, J.G. 2011. A large and persistent carbon sink in the world's forests. *Science*, 333 (6045): 988-93.
50. Potter, Ch., Gross, P., Genovese, V., and Smith, M.L. 2007. Net primary productivity of forest stands in New Hampshire estimated from Landsat and MODIS satellite data. *Carbon Balance and Management*. 2:9 doi: 10.1186/1750-0680-2-9.

51. Powell, S.L., Healey, S.P., Cohen, W.B., Kennedy, R.E., Moisen, G.G., Pierce, K.B., Ohmann, J.L. 2010. Quantification of Live Aboveground Forest Biomass Dynamics with Landsat Time-Series and Field Inventory Data: A Comparison of Empirical Modeling Approaches. *Remote Sensing of Environment*, 114: 1053-1068.
52. R Core Team, 2016. R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for statistical Computing, Vienna, Austria. URL <https://www.R-project.org/>.
53. Riaño, D., Chuvieco, E., Salas, J., and Aguado, I. 2003. Assessment of Different Topographic Corrections in Landsat-TM Data for Mapping Vegetation Types. *IEEE TRANSACTIONS ON GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING*, 41(5): 1056-1061.
54. Sherestha, R., 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.
55. Spangler, L., Vierling, L.A. 2011. Quantifying Forest Aboveground Carbon Pools And Fluxes Using Multi-Temporal Lidar. US Department of Energy Publications. Paper 355. <http://digitalcommons.unl.edu/usdoepub/355>.
56. Su, Y., Guo, Q., Xue, B., Hu, T., Alvarez, O., Tao, Sh., and Fang, J. 2016. Spatial distribution of forest aboveground biomass in China: Estimation through combination of spaceborne lidar, optical imagery, and forest inventory data. *Remote Sensing of Environment* 173: 187-99.
57. Tan, K., Piao, S., Peng, C., and Fang, J. 2007. Satellite-based estimation of biomass carbon stocks for northeast China's forests between 1982 and 1999. *Forest Ecology and Management*. 240, 114–121.
58. Torres, A.B., MacMillan, D.C., and Skutsch, M. 2015. 'Yes-in-my-backyard': Spatial differences in the valuation of forest services and local co-benefits for carbon markets in México. *Ecological Economics* 109: 130–141.
59. Walton, J. 2008. Subpixel urban land cover estimation: comparing cubist, random forests, and support vector regression. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 74(10): 1213–1222.
60. Wang, X., Lewis, B.J., Zhou, L., Dai, L., Shao, G., Qi, G., Chen, H., Yu, D. 2013. An Application of Remote Sensing Data in Mapping Landscape Level Forest Biomass for Monitoring the Effectiveness of Forest Policies in Northeastern China. *Environmental Management*. 52: 612–620.
61. Wani, A.A., Joshi, P.K., and Singh, O. 2015. Estimating biomass and carbon mitigation of temperate coniferous using spectral modeling and field inventory data. *Ecological Informatics*. 25: 63-70.
62. Were, K., Dieu, T.B., Dick, Ø.B., and Singh, B.R. 2015. A comparative assessment of support vector regression, artificial neural networks, and random forests for predicting and mapping soil organic carbon stocks across an Afrotropical landscape. *Ecological Indicators* 52: 394-403.
63. Wijaya, A., Kusrini, S., Gloaguen, R., and Heilmeyer, H. 2010. Improved strategy for estimating stem volume and forest biomass using moderate resolution remote sensing data and GIS. *Journal of Forestry Research*. 21(1): 1–12.
64. Yan, F., Wu, B., and Wang, Y. 2015. Estimating spatiotemporal patterns of aboveground biomass using Landsat TM and MODIS images in the Mu Us Sandy Land, China. *Agricultural and Forest Meteorology*. 200: 119-128.
65. Zandler, H., Brenning, A., and Samimi, C. 2015. Quantifying dwarf shrub biomass in an arid environment: Comparing empirical methods in a high dimensional setting. *Remote Sensing of Environment* 158: 140-55.
66. Zhang, Y., and Liang, Sh. 2014. Changes in forest biomass and linkage to climate and forest disturbances over Northeastern China. *Global Change Biology*. 20: 2596–2606.

67. Zheng, G., Chen, J.M., Tian, Q.J., Ju, W.M., and Xia, X.Q. 2007. Combining remote sensing imagery and forest age inventory for biomass mapping. *Journal of Environmental Management*. 85: 616–623.
68. Zhu, X., and Liu, D. 2015. Improving forest aboveground biomass estimation using seasonal Landsat NDVI time-series. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. 102: 222-231.



Non-parametric modeling of Landsat 8 for estimating aboveground carbon stock in Zagros forests

A. Safari¹, *H. Sohrabi², Sh. Shataee Jouybari³ and S.J. Alavi⁴

¹Ph.D. Student, Dept., of Forestry, Tarbiat Modares University, Noor, Iran, ²Assistant Prof., Dept., of Forestry, Tarbiat Modares University, Noor, Iran, ³Associate Prof., Dept., of Forestry, Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources, Gorgan, Iran,

⁴Assistant Prof., Dept., of Forestry, Tarbiat Modares University, Noor, Iran

Received: 02/26/2017; Accepted: 11/04/2017

Abstract

Background and objectives: Information on aboveground carbon (AGC) is important for managing forests at local level, land management at regional levels, and carbon emissions reporting at national and international levels; therefore, there is a critical need for low-cost and time-saving approaches for quantifying of AGC. According to this, the estimation of aboveground carbon stock from remotely-sensed data has currently attracted a lot of attention. We assessed the capability of Landsat 8-derived spectral variables for AGC estimates in Zagros coppice oak forests by four non-parametric modeling including: random forest (RF), Cubist, Multivariate adaptive regression spline (MARS) and artificial neural networks (ANNs)

Materials and methods: The study was carried out in part of Zagros forest, in Kermanshah Province. The values of aboveground carbon (AGC) terrestrial references was determined using field measurement data collected in two sites, Gahvareh (very low degraded (LD) site) and SarfiruzAbad (highly degraded (HD) site). Totally, 124 plots (30×30 meters) surveyed in two studied sites by the systematically-gridded plot design and AGC were calculated by developed species-specific allometric equations for Brant oak trees. For modeling AGC using the remotely-sensed data, we used different Landsat 8 derived variables such as single raw bands, simple band ratios, vegetation indices, principle component analysis and tasseled cap as independent variables and calculated AGC values in plots as dependent variable. The assessment of accuracies of four used non-parametric modeling methods: RF, Cubist, MARS and ANNs and was evaluated by “Leave-one-out” cross validation via criteria such as coefficient of variation (R^2), root mean square error (RMSE) and bias.

Results: The results showed the accuracy of AGC estimates in LD site was better than HD site. The comparison of used modeling methods revealed that there are not significant difference in performances and accuracies of used non-parametric approaches. In additional, using the total plots from two test sites in one model caused the increase the results for HD site estimates.

Conclusion: Results showed R^2 and relative RMSE values of approximately 0.7 and 32% cross-validated (combined two studied sites) for modeling AGC using Landsat derived variables, which reveals the high potential of Landsat 8 images and non-parametric modeling methods for quantifying AGC in cost and time saving approach for Zagros forests.

Keywords: Artificial Neural Networks, Cubist, Multivariate Adaptive Regression Splines, Random Forest, Remote sensing

*Corresponding author: hsohrabi@modares.ac.ir

