



دانشگاه گورگان، دانشکده منابع طبیعی گورگان

نشریه پژوهش‌های علوم و فناوری چوب و جنگل  
جلد بیستم و یکم، شماره اول، ۱۳۹۳  
<http://jwfst.gau.ac.ir>

## برآورد سطح تاج پوشش جنگل‌های شهری با استفاده از روش‌های ناپارامتری و داده‌های GeoEye-1 (مقایسه الگوریتم‌های BRT و RF)

\* پری گلشنی<sup>۱</sup>، اصغر فلاح<sup>۲</sup> و سیاوش کلبی<sup>۳</sup>

<sup>۱</sup>دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه جنگلداری، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری،  
<sup>۲</sup>دانشیار، گروه جنگلداری، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری، دانشجوی دکتری،  
گروه جنگلداری، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری  
تاریخ دریافت: ۹۱/۱۰/۲۶؛ تاریخ پذیرش: ۹۳/۴/۲۳

### چکیده

تاج پوشش جنگل واسطه‌ی تبادلات حرکتی، توده‌ای و انرژی بین اتمسفر و جنگل می‌باشد. اندازه‌ی تاج درخت معیاری از ساختار تاج پوشش است که به صورت معنی‌دار تحت تأثیر فرایندهای زیستی-فیزیکی در تاج پوشش است. اندازه‌ی تاج درخت به شدت در ارتباط با دیگر پارامترهای ساختاری مانند ارتفاع درخت، قطر بر ابر سینه و زی‌توده می‌باشد. اما بدست آوردن اطلاعات در ارتباط با اندازه‌ی تاج درختان مشکل بوده و به ندرت از طریق روش‌های سنتی آمار برداری زمینی قابل دسترسی است. هدف از این مطالعه بررسی این مسئله است که «در برآورد سطح تاج پوشش جنگل‌های شهری می‌توان، از تصاویر ماهواره‌ای GeoEye-1 با قدرت تفکیک مکانی بالا استفاده کرد». از اهداف دیگر این مطالعه می‌توان به بررسی کارایی الگوریتم طبقه‌بندی و رگرسیونی درخت تقویت شونده (BRT<sup>۱</sup>) و همچنین الگوریتم رندم فارست (RF<sup>۲</sup>) به منظور مدل‌سازی تاج پوشش درختان اشاره کرد. به همین منظور پس از اطمینان از تصحیح هندسی تصویر مورد نظر و پیاده کردن قطعات نمونه روی تصویر و زمین، آمار برداری زمینی جهت محاسبه تاج پوشش انجام شد. در این مطالعه ۱۰۰ قطعه به ابعاد ۲۰×۲۰ متر اندازه‌گیری و میانگین سطح تاج برای هر قطعه روی زمین

\*نویسنده مسئول: [pgolshani67@yahoo.com](mailto:pgolshani67@yahoo.com)

2- Boosting Regression Tree

3- Random forest

بدست آمد. در مرحله‌ی بعد مشخصه‌های بافت مرتبه‌ی اول و دوم از باندهای اصلی تولید گردید. سپس داده‌های رقومی متناظر با سطح تاج از باندهای اصلی و مصنوعی مشخصه‌های بافت استخراج گردید. میزان  $R^2_{adj}$  و RMSe برای استخراج رقومی سطح تاج پوشش، به وسیله‌ی فاکتورهای آنالیز بافت و باندهای اصلی تصویر با استفاده از الگوریتم BRT، به ترتیب ۹۷ درصد و  $38/34(m^2/plot)$  بدست آمد. مقادیر ذکر شده برای روش RF به ترتیب ۹۳ درصد و  $38/24(m^2/plot)$  محاسبه شد. به‌طورکلی نتایج این مطالعه نشان داد که تصویر GeoEye-1، الگوریتم BRT و RF با به‌کارگیری مشخصه‌های بافت تصویر دارای قابلیت بالایی در محاسبه‌ی سطح تاج پوشش جنگل‌های شهری می‌باشند.

**واژه‌های کلیدی:** تاج پوشش، آنالیز بافت، تصویر ماهواره‌ای GeoEye-1، BRT، RF

#### مقدمه

مطابق اطلاعات جمعیت‌شناسی سازمان ملل، جمعیت شهرها از ۴۸/۷٪ در سال ۲۰۰۵ به ۵۹٪ در سال ۲۰۳۰ افزایش پیدا خواهد کرد (دلم و گیولینگ، ۲۰۱۱)، بنابراین شهرها مرتباً در حال گسترش هستند و آنچه که در این راستا بیش از همه تخریب می‌شود، محیط‌های طبیعی درون شهری می‌باشد که در بسیاری از شهرها توجه چندانی به آن‌ها نمی‌گردد. در کنار پیشرفت و صنعتی شدن یک شهر، باید به حفاظت بیوتوپ‌های طبیعی شهری توجه کامل گردد (شاهسواری، ۲۰۰۸). فضاهای سبز شهری می‌تواند به عنوان بخشی از ساختار یک شهر، اهداف و کارکردهای زیادی را ارائه دهد. بنابراین مدیریت ساختارهای طبیعی موجود، اهمیت خاصی را در توسعه مناطق شهری ایفا می‌کند به‌طوری‌که جیمز و همکاران (۲۰۰۹) مدیریت و نظارت بر فضای سبز را به عنوان جنبه‌هایی از توسعه پایدار شهری معرفی کرده که نیاز به درک و توسعه بیشتری دارد. عدم وجود مبنای نظری موثر و مدل‌ها، در خصوص مدیریت فضاهای سبز شهری، به‌عنوان یک ضعف تشخیص داده شده است.

جنگلداری شهری، مربوط به مدیریت فضاهای سبز در محیط‌های شهری و حومه‌ی شهر است (جانسون، ۲۰۱۲). مفهوم جنگلداری شهری در آمریکای شمالی بین سال‌های ۱۹۶۰ و ۱۹۷۰ میلادی به وجود آمد و در اوایل مرتبط با جنگلداری حرفه‌ای بوده و تک درختان و توده‌های درختان را در مناطق شهری یا نزدیک این مناطق شامل می‌شد، این مفهوم در سال‌های بعد گسترده شده و شامل فضاهای سبز شهری می‌شد که درختان جز عناصر اصلی این فضاها محسوب می‌شدند (کاندیک و

همکاران، ۲۰۰۶). در درختان خارج از جنگل و جنگل‌های شهری، فاکتور بسیار مهم برای اندازه‌گیری تاج پوشش است که نشان‌دهنده ارزش یک درخت برای تولید سایه، کاهش آلودگی‌های هوا، کاهش آلودگی صوتی، جلوگیری از باد و ذخیره نزولات آسمانی است (اندرز، ۲۰۰۶). تاج پوشش جنگل واسطه تبادلات حرکتی، توده‌ای و انرژی بین اتمسفر و جنگل است. این تبادلات وابسته به ساختار تاج پوشش، تعیین‌کننده ماهیت خدماتی است که اکوسیستم‌های زمینی قادر به ارائه آن هستند. اندازه تاج درختان یکی از پارامترهای کلیدی تاج پوشش می‌باشد زیرا تاج درخت در واقع محوطه و فضایی را نشان می‌دهد که برگ‌ها به درختان متصل هستند. بنابراین برای یک توده با شاخص سطح برگ معین (LAI)، اندازه تاج، نشان‌دهنده نحوه سازماندهی برگ‌ها در این فضا است (سونگ و همکاران، ۲۰۱۰). اندازه‌گیری‌های پوشش درختی اساس ساختار اطلاعاتی مورد استفاده در مدل‌سازی کارکردهای جنگل شهری را امکان‌پذیر می‌کند (نوواک و همکاران، ۱۹۹۶). مطالعات نشان دهنده ارتباط بین مصرف انرژی در ساختمان‌ها و تاج پوشش درختان در چندین شهر آمریکا می‌باشد که هزینه‌های انرژی مصرفی خانه‌ها، با افزایش سطح تاج پوشش درختان کاهش می‌یابد (هانگ و همکاران، ۱۹۹۰). همچنین مجموع ذخیره کربن و تثبیت سالیانه کربن توسط درختان، با استفاده از اطلاعات مربوط به تاج پوشش و قطر درختان قابل تخمین می‌باشد (رانتری و نوواک، ۱۹۹۱). تأثیر جنگل‌های شهری در تعدیل دمای هوای محیط نیز به اثبات رسیده است (مالمیر، ۲۰۱۰).

اطلاعات مربوط به جنگل‌های شهری را می‌توان از طریق آمار برداری‌های زمینی نیز گردآوری کرد. اما به دلیل اینکه روش‌های مختلف آمار برداری زمینی دارای دقت متفاوت، و همچنین بسیار وقت‌گیر و هزینه‌بر هستند (محمدی، ۲۰۰۷)، پژوهشگران استفاده از تصاویر ماهواره‌ای را برای مدیریت جنگل‌های شهری پیشنهاد می‌کنند به این دلیل که این تصاویر اطلاعات منظم و به روز و با قدرت تفکیک طیفی، مکانی و زمانی متفاوت را عرضه می‌کنند (وارد و جانسون، ۲۰۰۷). داده‌های ماهواره‌ای، نقش اساسی و محوری به منظور گردآوری اطلاعات در ارتباط با پوشش جنگل، انواع پوشش گیاهی و تغییرات کاربری زمین ایفا می‌کند (عزیزی و همکاران، ۲۰۰۸). تاکنون قابلیت عکس‌های هوایی (پناهی، ۲۰۰۱؛ اندرز، ۲۰۰۶؛ کرمی، ۲۰۰۸) تصویر Ikonos (کرمی، ۲۰۰۸) و تصویر Quickbird (جعفری، ۲۰۱۰) در آشکارسازی تاج پوشش جنگل‌های شهری مورد ارزیابی قرار گرفته است. اسنر و همکاران (۲۰۰۲) پتانسیل استفاده از تصاویر Ikonos را در تهیه نقشه‌ی

اندازه‌ی تاج درختان، به وسیله‌ی مقایسه‌ی این اندازه‌ها، روی تصویر و زمین مورد مطالعه قرار داده و به این نتیجه رسیدند که اندازه‌ها روی تصویر نسبت به درختان بزرگ دارای اریب است. وولدر و همکاران (۲۰۰۴) تصویر Ikonos را با یک عکس هوایی با قدرت تفکیک یکسان مقایسه کرده و نتیجه گرفتند که تصاویر پانکروماتیک Ikonos با قدرت تفکیک یک متر، قادر به شناسایی ۸۵٪ تاج درختان می‌باشد. بران و همکاران (۲۰۰۵) پتانسیل عکس‌های هوایی با قدرت تفکیک بالا را در تخمین زی‌توده، با روش آشکارسازی دستی تاج درختان ارزیابی کرده و به این نتیجه رسیدند که کار با عکس‌های هوایی تنها در یک سوم از زمان مورد نیاز در کار میدانی متداول، قابل انجام است.

کاریراس و همکاران (۲۰۰۶) جهت تخمین سطح تاج پوشش زمین‌های جنگلی در پرتقال از تصاویر لندست و تصاویر ماهواره‌ای استفاده کردند. ضریب تبیین رگرسیون خطی چندگانه برای تصاویر لندست و داده‌های زمینی ۰/۷۴ و هنگام استفاده از شاخص‌های  $NDVI$ ، روش  $K-T^2$  و شاخص  $ARVI^3$  میزان این ضریب به ترتیب ۰/۷۲، ۰/۷۰ و ۰/۶۹ بدست آمد. پالس و همکاران (۲۰۰۸) الگوریتم آشکارسازی اتوماتیک تاج درختان را ایجاد کرده و به این نتیجه رسیدند که این روش متوسط عرض تاج درخت را نسبت به روش دستی بهتر تخمین می‌زند. البته اذعان داشتند که این الگوریتم، قادر به آشکارسازی درختان زیرآشکوب نبوده و اندازه و تعداد درختان بزرگ را بیش از حد واقعی نشان می‌دهد. آشکارسازی اتوماتیک اغلب بر این فرض استوار است که تاج هر درخت دارای یک محدوده‌ی مشخص و مجزا بوده و هیچ‌گونه همپوشانی را با تاج‌های مجاور ندارد، در صورتی که چنین همپوشانی در یک جنگل واقعی موجود است (سونگ و همکاران، ۲۰۱۰). در اکثر مطالعات ذکر شده از روش‌های آشکارسازی دستی جهت محاسبه تاج استفاده شده است. کاتو و همکاران (۲۰۰۹)، روش جدیدی به نام "بازسازی پیچیده سطح"<sup>۴</sup> به منظور شبیه سازی اندازه‌های تاج درختان ایجاد کردند. در این مطالعه از اطلاعات تصاویر لیدار جهت شبیه سازی سه بعدی تاج استفاده شد.

با توجه به اینکه بافت تصویر می‌تواند اختلافات طیفی مربوط به سایه روشن‌های تصویر را ارتقاء دهد، آنالیز بافت به‌عنوان یکی از مهم‌ترین ویژگی‌هایی معرفی می‌شود که می‌تواند برای شناسایی اهداف مورد نظر در تصویر بکار رود (شارکر و نیکل، ۲۰۱۱). بافت، ناهمگنی و غیریکنواختی را در

- 1- Normalized Difference Vegetation Index
- 2- Kauth-Thomas
- 3- Atmospherically Resistant Vegetation Index
- 4- Wrapped Surface Reconstruction

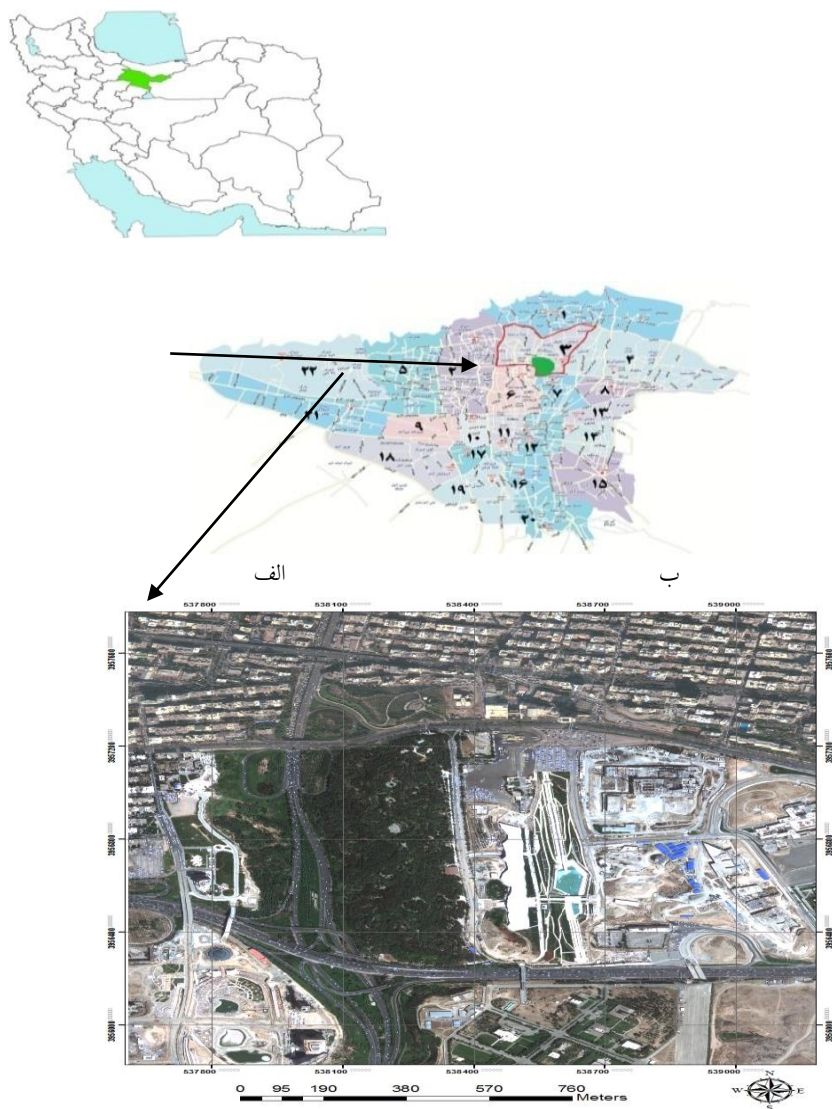
مقادیر مربوط به ارزش پیکسل‌ها در داخل یک منطقه تعریف شده در تصویر را محاسبه می‌کند (وود و همکاران، ۲۰۱۲). بافت تصویر جهت مشخص کردن الگوهای پوشش گیاهی (جی و همکاران، ۲۰۰۶) و به‌عنوان داده‌ی ورودی جهت طبقه‌بندی پوشش گیاهی به‌عنوان مثال در کوه‌های راکی کانادا (زنگ و فرانکلین، ۲۰۰۲)، جنگل‌های ساحلی کانادا (کوبرن و رابرت، ۲۰۰۴) علف‌زارها و ساوان‌ها در آفریقا (هوداک و وسمن، ۱۹۹۶) و زیست گاه‌های کوهستانی در آفریقا (اتز و همکاران، ۲۰۰۸) مورد استفاده قرار گرفته است. ارزیابی ارتباط ارزش طیفی پیکسل‌ها، و همچنین اطلاعات بافت تصاویر لندست (TM) و عکس‌های هوایی مادون قرمز، در ارتباط با ساختار افقی پوشش گیاهی توسط وود و همکاران (۲۰۱۲) در شمال آمریکا انجام شد. در رویشگاه‌های مورد بررسی، ارزش‌های پیکسل‌های نمونه و مقادیر مربوط به بافت تصاویر ۶۰-۲۶ درصد از تنوع ارتفاع شاخه و برگ را تشریح کردند. در این رویشگاه‌ها مقادیر مربوط به ارزش پیکسل‌های نمونه و مقادیر آنالیز بافت تصاویر، دارای همبستگی ۴۰ تا ۷۰ درصدی با تغییرات ساختار افقی تاج پوشش نشان دادند. به علاوه قابلیت بافت تصویر در شناسایی جنبه‌های مختلف ساختار جنگل شامل سن، تراکم و شاخص سطح برگ به اثبات رسیده است (شارکر و نیکل، ۲۰۱۱). بافت یکی از ویژگی‌هایی است که می‌تواند جهت شناسایی اهداف و مناطق مورد نظر در هر تصویری بکار رود (هارالیک و همکاران، ۱۹۷۳). علاوه بر این در تصاویر با قدرت تفکیک‌پذیری بالا، بافت تصویر معمولاً مهم‌ترین منبع اطلاعات محسوب می‌شود (شارکر و نیکل، ۲۰۱۱). بنابراین استفاده از بافت تصویر به یک جنبه‌ی مهم در آنالیز اطلاعات سنجش از دور با قدرت تفکیک بالا تبدیل شده است (فرانکلین و همکاران، ۲۰۰۱، کوبرن و رابرت، ۲۰۰۴). هدف از این مطالعه بررسی امکان برآورد سطح تاج پوشش جنگل‌های شهری با استفاده از اطلاعات تصاویر ماهواره‌ای GeoEye-1 می‌باشد. همچنین سعی خواهیم کرد کارایی روش‌های آماری BR و RF را در مدل‌سازی تاج پوشش مورد ارزیابی قرار دهیم.

### مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه: پارک جنگلی طالقانی با سیمای شبه جنگلی در محدوده‌ی طول جغرافیایی  $36^{\circ} 06'$   $53^{\circ} - 54^{\circ} 07' 75''$  شرقی و عرض جغرافیایی  $39^{\circ} 58' 39'' - 39^{\circ} 55' 06''$  شمالی در استان تهران و شهر تهران واقع شده است (شکل ۱). این پارک از شمال به بزرگراه حقانی، از جنوب به بزرگراه همت و از غرب به بزرگراه مدرس منتهی می‌شود. در این پارک درختان افاقیا (*Robinia*)

نشریه پژوهش‌های علوم و فناوری چوب و جنگل جلد (۲۱)، شماره (۱) ۱۳۹۳

پوده‌اند (شریفی و همکاران، ۲۰۰۷).  
کاج (*Pinus eldarica*) و *pseudoacacia* به‌طور گسترده کاشته شده که دارای رشد مناسبی

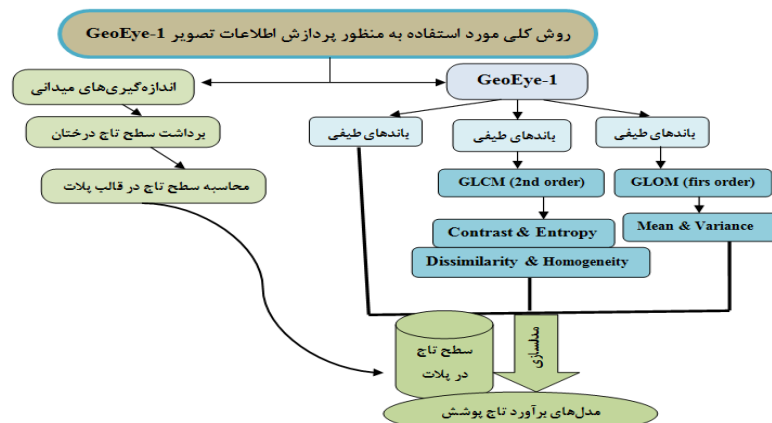


شکل ۱- تصویر و موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه در ایران (الف)، استان تهران (ب) و منطقه ۳ (ج)

## داده‌های مورد استفاده

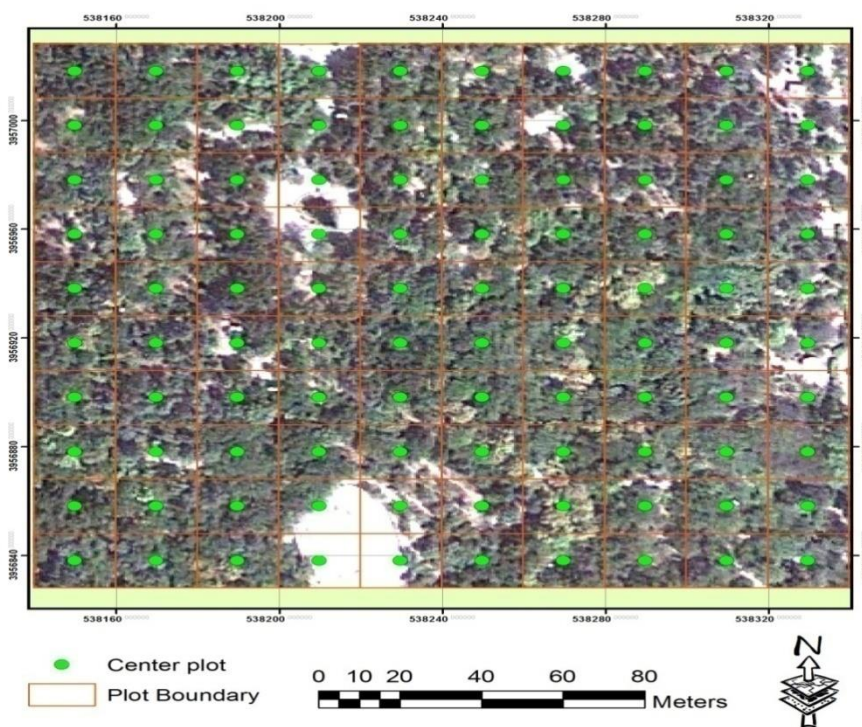
استخراج داده‌های تصویر: جهت بررسی مسئله مورد نظر، تصاویر ماهواره‌ای GeoEye-1 برای منطقه‌ی مورد مطالعه که در تیر ماه سال ۱۳۹۰ گردآوری شده، از سازمان فناوری اطلاعات و ارتباطات تهیه شد. GeoEye-1 اولین خروجی از نسل جدید سنسورهای ماهواره‌ای تجاری با قدرت تفکیک مکانی بالا می‌باشد که در تاریخ ششم سپتامبر سال ۲۰۰۸ از کالیفرنیا به فضا پرتاب شد. این سیستم دارای یک سنجنده‌ی پانکروماتیک با قدرت تفکیک مکانی ۴۱ سانتی‌متر و یک سنجنده‌ی چند طیفی با قدرت تفکیک ۱/۶۵ متر می‌باشد. سنجنده‌ی طیفی دارای باندهای آبی (۴۵۰-۵۱۰ nm)، سبز (۵۱۰-۵۸۰ nm)، قرمز (۶۵۵-۶۹۰ nm) و مادون قرمز نزدیک (۷۸۰-۹۲۰ nm) است. باند پانکروماتیک دارای محدوده طیفی بین ۴۵۰-۸۰۰ نانومتر می‌باشد (دنیسون و همکاران، ۲۰۱۰). عملیات ژئورفرنس و تصحیح‌های مورد نظر روی تصاویر، توسط سازمان مربوطه اعمال شده بود. جهت اطمینان از صحت تصحیح هندسی تصویر، از نقشه وکتوری جاده‌ها با مقیاس ۱:۲۰۰۰ استفاده شد. انطباق دقیق لایه جاده‌ها با تصویر نشان از صحت تطابق هندسی تصویر می‌باشد.

روش کار در این مطالعه از دو قسمت تشکیل شده است. قسمت اول مربوط به محاسبه سطح تاج پوشش زمینی در قالب قطعات معین و قسمت دوم مربوط به پردازش تصویر GeoEye-1 می‌باشد. در برداشت زمینی چهار هکتار از سطح پارک به قطعات مربعی با ابعاد ۲۰×۲۰ متر تقسیم، و به صورت سددردصد آماربرداری شد، همچنین پردازش تصویر شامل استخراج انعکاس طیفی باندهای اصلی و پارامترهای بافت متناظر با قطعات نمونه می‌باشد (شکل ۱-۳).



شکل ۲- روش کلی مورد استفاده به منظور استخراج سطح تاج پوشش

جمع‌آوری داده‌های زمینی: ابتدا با استفاده از نرم‌افزار Arc GIS<sup>10</sup> شبکه آمار برداری ۲۰×۲۰ متر روی تصویر و پارک مورد مطالعه پیاده گردید (شکل ۳-۲). سپس موقعیت پلات‌ها روی زمین با استفاده از GPS تعیین شد. در محدوده‌ی هر قطعه، همه درختانی که قطر تاج آن‌ها بیشتر از ۰/۵ متر بود اندازه‌گیری شدند (آردیلا و همکاران، ۲۰۱۱). نحوه کار برداشت تاج پوشش به این صورت بود که قطر بزرگ و کوچک تاج درختان اندازه‌گیری، سپس با استفاده از رابطه  $A = \left(\frac{D_1}{2}\right) \times 3/1415$   $\times \left(\frac{D_2}{2}\right)$  سطح تاج پوشش هر درخت محاسبه گردید. در این رابطه A بیانگر مساحت تاج پوشش درخت (متر مربع)،  $D_1$  معرف قطر کوچک تاج درخت (متر) و  $D_2$  معرف قطر بزرگ تاج درخت (m) است.



شکل ۳- پلات‌های طراحی شده جهت آمار برداری از درختان پارک جنگلی



پردازش تصاویر ماهواره‌ای: در این قسمت از اطلاعات باندهای اصلی تصویر و همچنین اطلاعات مربوط به آنالیز بافت باندها استفاده شد. بدین منظور ابتدا تصاویر آنالیز بافت برای باندهای اصلی، به صورت جداگانه ایجاد شد. ماتریس هم وقوع درجات خاکستری (GLCM) و ماتریس وقوع درجات خاکستری (GLOM) که در این مطالعه استفاده شده است یکی از روش‌های متداول استخراج پارامترهای بافت از تصاویر است. در ENVI پنج نوع فیلتر وقوع<sup>۱</sup> (چولگی<sup>۲</sup>، آنتروپی<sup>۳</sup>، واریانس<sup>۴</sup>، میانگین<sup>۵</sup>، محدوده داده<sup>۶</sup>) و هشت نوع فیلتر هم وقوع<sup>۷</sup> (همبستگی<sup>۸</sup>، میانگین، واریانس، آنتروپی، کنتراست<sup>۹</sup>، همگنی<sup>۱۰</sup>، عدم تجانس<sup>۱۱</sup>، گشتاور ثانوی<sup>۱۲</sup>) قابل محاسبه است. مطابق نتایج یانگ و همکاران (۲۰۱۲)، استفاده از فیلتر واریانس با ابعاد پنجره‌ی ۳×۳ می‌تواند در آشکارسازی عوارض مفید باشد. در این مطالعه مقادیر واریانس و میانگین با استفاده از اولین مرتبه‌ی آنالیز بافت و مقادیر آنتروپی، همگنی، عدم تجانس و کنتراست را با استفاده از دومین مرتبه‌ی آنالیز بافت محاسبه کردیم و از پنجره‌ی ۳×۳ برای همه‌ی آنالیزهای بافت استفاده کردیم زیرا این سایز پنجره دارای مزیت استخراج مقادیر مربوط به پیکسل‌ها در محدوده‌ی کوچک را دارد (وود و همکاران، ۲۰۱۲). سپس استخراج اعداد رقومی (DN)<sup>۱۳</sup> مربوط به هر یک از پلات‌ها انجام شد.

- 
- 1- Occurrence-based filters
  - 2- Skewness
  - 3- Entropy
  - 4- Variance
  - 5- Mean
  - 6- Data Range
  - 7- Co-occurrence-based filters
  - 8- Correlation
  - 9- Contrast
  - 10- Homogeneity
  - 11- Dissimilarity
  - 12- Second Moment
  - 13- Digital number

جدول ۱- فرمول‌های آماری آنالیز بافت و نحوه عملکرد این فرمول‌ها در ارتباط با بافت تصویر

فرمول آماری	توصیف آماری	اولین مرتبه‌ی آماری
$\sum_{i,j=0}^{N-1} p(i,j)$	میانگین سطح خاکستری در پنجره GLOM	Mean
$\sum_{i,j}^{N-1} p_{i,j}(i, \mu_i)^2$	واریانس سطح خاکستری در پنجره GLOM	Variance
		دومین مرتبه آماری
$\sum_{n=0}^{N-1} n \left\{ \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N p(i,j) \right\}$	مشابه کنتراست بوده و با Homogeneity رابطه‌ی عکس دارد.	Dissimilarity
$-\sum_i \sum_j p(i,j) \log(p(i,j))$	تنوع شانون. زمانی که مقادیر ارزش پیکسل‌های GLCM دارای ارزش‌های متفاوتی است، دارای بالاترین مقدار است.	Entropy
$\sum_i \sum_j \frac{1}{1 + (i-j)^2 p(i,j)}$	اندازه‌ای که همگنی ارزش پیکسل‌های یک تصویر را بیان می‌کند.	Homogeneity
$\sum_{n=0}^{N-1} n^2 \left\{ \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N p(i,j) \right\}$	اندازه‌گیری مقدار تغییرات محلی در ارزش پیکسل‌های مجاور بوده و با Homogeneity رابطه‌ی عکس دارد.	Contrast

منبع: هارالیک همکاران (۱۹۷۳)

**مدلسازی:** برای پیش‌بینی پیامدهای<sup>۱</sup> مورد مطالعه، از مدل‌ها و روش‌های مختلف می‌توان استفاده نمود. براساس اینکه نوع متغیر پاسخ کمی یا متغیر طبقه‌بندی شده باشد، باید از روش‌های مرتبط با آن استفاده کرد. وقتی پیامد مورد استفاده کمی باشد عمدتاً از روش‌های رگرسیونی یا مدل‌های عمومی رگرسیونی استفاده می‌شود. این روش‌ها نیازمند پیش فرض رابطه خطی بین متغیرهای پیش‌بینی کننده<sup>۲</sup> است. همچنین زمانی که از تعداد زیادی متغیر مستقل در فرایند رگرسیون خطی استفاده شود، در نتیجه‌ی همبستگی بالا بین متغیرهای مستقل، مشکلاتی از قبیل هم خطی<sup>۳</sup> بین متغیرهای مستقل ممکن است بوجود آید (شارکر و نیکل، ۲۰۱۱). جهت حل مشکلات مربوط به مدل‌سازی پارامتریک، از

- 1- Outcome
- 2- Predictors
- 3- Multicollinearity

روش‌های ناپارامتریک مانند  $BRT^1$  و  $RF^2$  استفاده شد. از جمله مزیت‌های مربوط به رگرسیون‌های درختی می‌توان به ساده بودن تفسیر نتایج، ناپارامتری و غیرخطی بودن مدل و همچنین عدم تأثیرپذیری مدل انتخاب شده توسط این روش در صورت وجود رابطه هم خطی بین متغیرهای مستقل اشاره کرد (کلبی، ۲۰۱۱). جهت نشان دادن ارتباط بین داده‌های اکولوژیکی و اطلاعات سنجش از دور، برخی از مطالعات از روش‌های طبقه‌بندی و رگرسیون‌های درختی استفاده کرده‌اند (کلبی، ۲۰۱۱، ایرتس و همکاران، ۲۰۱۰؛ اسماعیل و موتانگا، ۲۰۱۰؛ شتایی و همکاران، ۲۰۱۱).

**روش طبقه‌بندی و رگرسیون درختی BRT:** در این روش درختان تصمیم با بکار بردن الگوریتم  $CART^3$  ساخته می‌شود. طبقه‌بندی و رگرسیون درختی (CART) یکی از الگوریتم‌های طبقه‌بندی است که اولین بار توسط برایمن و همکاران (۱۹۸۴) ابداع و توسعه یافت. این روش می‌تواند در پیش‌بینی پیامدهای کمی (درخت رگرسیونی) یا طبقه‌بندی شده (درخت طبقه‌بندی) مورد استفاده قرار گیرد. روش طبقه‌بندی و رگرسیون درختی از طریق مجموعه‌ای از شرط‌های منطقی<sup>۴</sup> (بجای رابطه خطی)، پیامد مورد مطالعه را پیش‌بینی یا طبقه‌بندی می‌نماید. روش BRT توانایی‌های دو الگوریتم شامل درختان رگرسیون، مدل‌هایی که واکنش به پیش‌بینی کننده‌ها را از طریق جداسازی دودئی بهینه و تقویت شونده شرح می‌دهند و یک روش تطبیقی جهت ترکیب تعداد زیادی مدل‌های ساده جهت کسب عملکرد مناسب را با یکدیگر ترکیب می‌کند (الیس و همکاران، ۲۰۰۸). از جمله مزیت‌های این روش می‌توان به حساسیت کمتر نسبت به *Overfitt* (وستریچ و همکاران، ۲۰۱۰)، سرعت بالا در آنالیز داده‌های با حجم زیاد و عدم نیاز به پیش فرض‌های آماری توزیع داده‌ها اشاره کرد. جزئیات ذکر شده این روش را جهت طبقه‌بندی داده‌های سنجش از دور مناسب می‌کند (جو و همکاران، ۲۰۱۱). عملکرد بهتر این الگوریتم بستگی به تنظیم گزینه‌های مربوط به درختان تقویت شونده و هرس درختان دارد. برای گزینه‌های مربوط به درختان تقویت شونده، نرخ کاهش<sup>۵</sup> به‌عنوان وزن خاص برای

- 
- 1- Boosted Regression Tree
  - 2- Random Forest
  - 3- Classification & Regression Tree
  - 4- Logical if – then conditions
  - 5- Shrinkage rate

درختان انفرادی و درختان تقویت شونده دو پارامتر مهم هستند. انتخاب بهترین نرخ کاهش جهت جلوگیری از Overfitt پیش‌بینی‌ها مناسب است (شتایی و همکاران، ۲۰۱۱).

مطالعات تجربی نشان داده‌اند که نرخ کاهش ۰/۱ یا کمتر معمولاً به سمت مدل‌های مناسب گرایش دارند. علاوه بر این برای مجموعه‌ی داده‌های کوچک ( $n=500$ ) این نرخ می‌تواند ۰/۰۰۵ تنظیم شود و برای داده‌های بزرگ‌تر ( $n=5000$ ) این نرخ ۰/۰۵ می‌تواند باشد (شتایی و همکاران، ۲۰۱۱).

**روش RF:** رندم فارست یکی دیگر از روش‌های مدلسازی درختان تصمیم است (برایمن، ۲۰۰۱). در مسائل مربوط به رگرسیون، رندم فارست تعداد اختیاری از درختان ناآزموده (زیر مجموعه‌ای از متغیرهای مستقل) است که نتایج واکنش این درختان، به صورت ترکیبی، جهت تخمین صحیح متغیرهای وابسته مورد استفاده قرار می‌گیرد. نمونه‌گیری تصادفی از اطلاعات و متغیرها، به صورت خودکار و تکرار شونده جهت تولید انبوهی از درختان رگرسیونی انجام می‌شود. برای اجرای با کیفیت رگرسیون رندم فارست، مدل درخت تصمیم گیر و پارامترهای توقف باید تنظیم شود. برای تعیین تعداد بهینه درختان، ابتدا ۴۰۰ درخت اولیه، جهت تولید یک گراف که نشان دهنده‌ی تغییرات میانگین مربعات خطا در مقابل تعداد خاص درختان نمونه‌های آموزشی و ارزیابی است، مورد استفاده قرار گرفت. این یک ابزار تحلیلی قدرتمند جهت جستجوی اطلاعات و اصلاح تعداد بهینه درختان در رندم فارست است. با تفسیر گراف بدست آمده تعداد بهینه‌ی درختان یافت می‌شود که این تعداد داری خطای ثابتی هستند. سپس اجرای رندم فارست بر اساس تعداد درختان بهینه تکرار می‌شود و دیگر پارامترها ثابت خواهند ماند. یکی از پارامترهای اصلی در اجرای رندم فارست پیش‌بینی کننده  $K$  (متغیر مستقل) در هر گره جهت پیش‌بینی مقدار متغیر وابسته (پاسخ) است. ساده‌ترین راه جهت تعیین مقدار  $K$  محاسبه‌ی جذر تعداد کل متغیرهای مستقل می‌باشد (تعداد متغیرهای مستقل)<sup>2</sup> (شتایی و همکاران، ۲۰۱۲). بهترین پارامترها بر اساس ارزیابی نتایج آن‌ها با استفاده از شاخص‌های ارزیابی (RMSe, Bias) انتخاب می‌شوند.

جدول ۲- مشخصات اجرایی روش‌های BRT و RF

	Learning rate	Sub sample	Number additive terms	Min n in child node	Max n in child node
BRT	۰/۰۵	۰/۵-۰/۹	۳۰۰	۱	۴
	N predictors	Sub sample	Number of initial trees	Min n child node	Max n of node
RF	$\sqrt{m \pm 3}$	۰/۵-۰/۹	۴۰۰	۱	۲۰۰

M: تعداد متغیرهای ورودی

### نتایج

بررسی همبستگی بین مقادیر سطح تاج و داده‌های طیفی: همان‌طور که ذکر شد به منظور مدل‌سازی رابطی بین مقادیر سطح تاج پوشش درختان در پلات‌ها و داده‌های طیفی تصویر، از باندهای مصنوعی حاصل از مشخصه‌های بافت و باندهای اصلی تصویر استفاده شد. جدول (۴) ضرایب همبستگی اسپیرمن بین سطح تاج و این مقادیر را نشان می‌دهد. همان‌طور که مشخص است همبستگی بین داده‌ها و مقدار تاج (غیر از آنتروپی باند ۱) در دو سطح معنی‌دار است. غیر از مقادیر همگنی مربوط به باندهای اصلی، در بقیه موارد رابطی بین سطح تاج پوشش و اطلاعات طیفی منفی می‌باشد. لازم به ذکر است که جهت مدل‌سازی میزان سطح تاج پوشش از کلیه فاکتورها، غیر از آنتروپی باند ۱ به علت معنی‌دار نبودن رابطی همبستگی، استفاده شد.

نتایج حاصل از برآورد سطح تاج پوشش با استفاده از الگوریتم BRT: نتایج عملکرد الگوریتم BRT و اطلاعات مورد نظر در جدول ۴ آمده است. با توجه به ضرایب تبیین و مقادیر مجذور میانگین مربعات خطا و همچنین مقدار اریبی در این روش، می‌توان بیان کرد که اطلاعات طیفی تصویر GeoEye-1 به همراه آنالیز بافت قادر به مدل‌سازی مقدار سطح تاج پوشش می‌باشد. این مدل شامل متغیرهای مستقل میانگین باند ۳، واریانس باند ۳، اطلاعات باند ۱، عدم تجانس باند ۱، اطلاعات باند ۲ و همگنی باند ۱ می‌باشد.

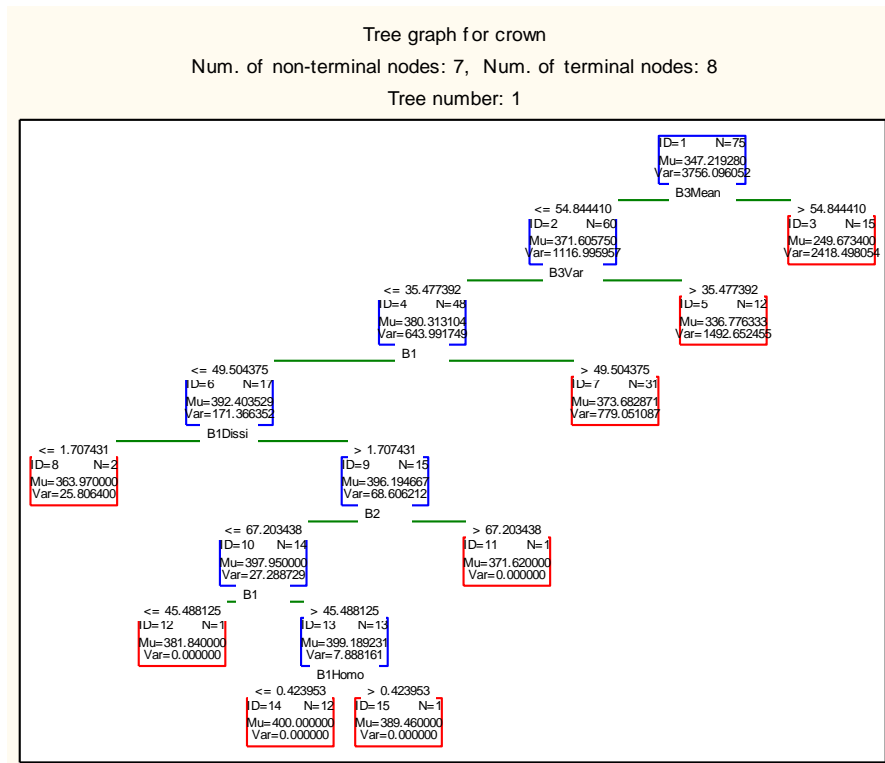
جدول ۳- ضرایب همبستگی اسپیرمن بین مقادیر حاصل از آنالیز بافت باندهای RGB و سطح تاج پوشش در پلات‌های مورد آمار برداری

معنی‌داری	ضریب همبستگی با سطح تاج	آنالیز بافت	روش
**	-۰/۵۹۸	باند ۱ (بدون استفاده از فیلتر)	First-order
**	-۰/۵۹۹	میانگین باند ۱	
**	-۰/۵۶۶	واریانس باند ۱	
**	-۰/۱۳۹	آنتروپی باند ۱	Second-order
	۰/۲۳۶	همگنی باند ۱	
	-۰/۴۱۸	عدم تجانس باند ۱	
	-۰/۵۱۸	کنتراست باند ۱	
**	-۰/۴۵۶	باند ۲ (بدون استفاده از فیلتر)	First-order
**	-۰/۴۵۸	میانگین باند ۲	
**	-۰/۵۵۹	واریانس باند ۲	
**	-۰/۲۸۴	آنتروپی باند ۲	Second-order
	۰/۲۹۱	همگنی باند ۲	
	-۰/۴۲۳	عدم تجانس باند ۲	
	-۰/۵۲۹	کنتراست باند ۲	
**	-۰/۵۶۸	باند ۳ (بدون استفاده از فیلتر)	First-order
**	-۰/۵۶۷	میانگین باند ۳	
**	-۰/۵۷۹	واریانس باند ۳	
**	-۰/۲۸۳	آنتروپی باند ۳	Second-order
	۰/۳۶۳	همگنی باند ۳	
	-۰/۴۵۴	عدم تجانس باند ۳	

\*\* معنی‌داری در سطح ۱٪

جدول ۴- نتایج ارزیابی اعتبار بهترین مدل بدست آمده با استفاده از الگوریتم BRT

Baisr (%)	Bais (m <sup>2</sup> /plot)	RMSE <sub>r</sub> (%)	RMSE (m <sup>2</sup> /plot)	R <sup>2</sup> <sub>adj</sub>	R <sup>2</sup>	متغیر وابسته
۳/۲۵	۱۱/۲۹	۱۱/۰۵	۳۸/۳۴	۰/۹۷۲	۰/۹۷۳	سطح تاج پوشش (m <sup>2</sup> /plot)



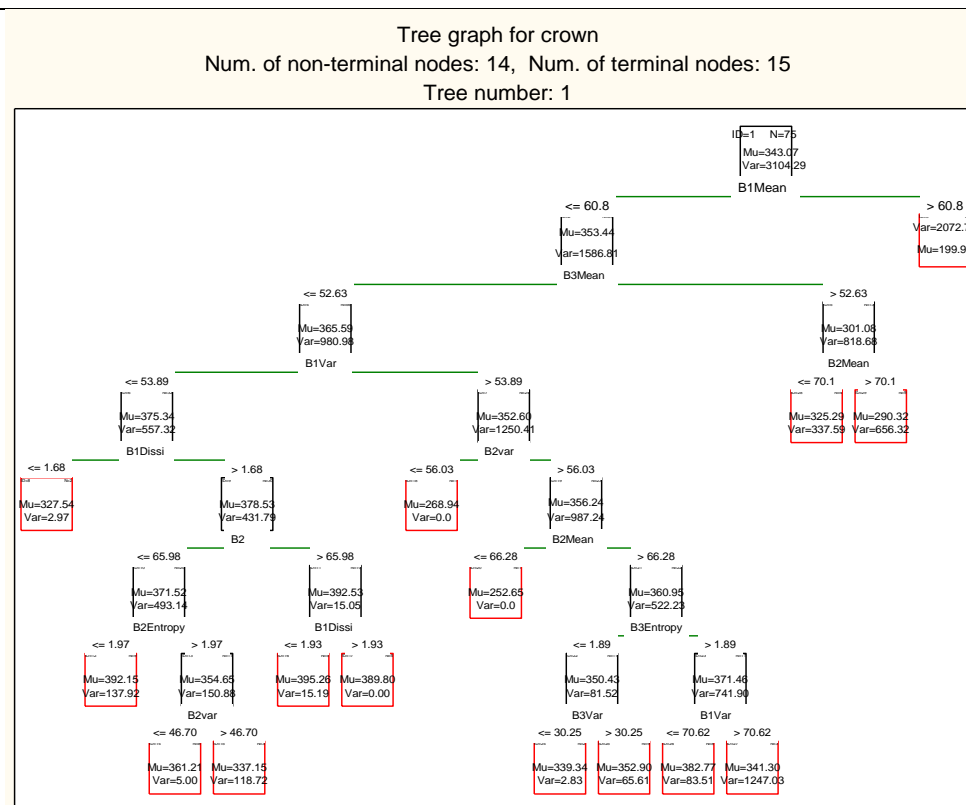
شکل ۴- درخت حاصل از الگوریتم BRT برای مدل‌سازی مشخصه سطح تاج پوشش با استفاده از

#### داده‌های رقومی سنجنده GeoEye-1

نتایج حاصل از برآورد سطح تاج پوشش با استفاده از الگوریتم RF: نتایج عملکرد الگوریتم RF و اطلاعات طیفی مورد نظر در جدول ۵ آمده است. با توجه به ضرایب تبیین و مقادیر مجذور میانگین مربعات خطا و همچنین مقدار اریبی در این روش نیز، می‌توان بیان کرد که اطلاعات طیفی تصویر GeoEye-1 به همراه آنالیز بافت قادر به مدل‌سازی مقدار سطح تاج پوشش می‌باشد. این مدل دارای متغیرهای مستقل میانگین باندهای ۱، ۲ و ۳، واریانس باندهای ۱، ۲ و ۳، آنتروپی باند ۲ و ۳، عدم تجانس باند ۱ و اطلاعات باند ۲ می‌باشد.

جدول ۵- نتایج ارزیابی اعتبار بهترین مدل بدست آمده با استفاده از الگوریتم RF

متغیر وابسته	R <sup>2</sup>	R <sup>2</sup> <sub>adj</sub>	RMSE (m <sup>2</sup> /plot)	RMSE <sub>r</sub> (%)	Bais (m <sup>2</sup> /plot)	Baisr (%)
سطح تاج پوشش (m <sup>2</sup> /plot)	۰/۹۳۴	۰/۹۳۳	۳۸/۲۴	٪۱۱/۰۲	-۱۱/۱۴	-٪۳/۲۱



شکل ۵- درخت حاصل از الگوریتم RF برای مدل سازی مشخصه سطح تاج پوشش با استفاده از داده‌های رقومی

### سنجنده-1 GeoEye

### بحث و نتیجه‌گیری

هدف از این مطالعه بررسی امکان برآورد سطح تاج پوشش جنگل‌های شهری با استفاده از اطلاعات تصاویر ماهواره‌ای GeoEye-1 و همچنین مقایسه کارایی الگوریتم‌های RF و BRT به منظور مدل‌سازی مشخصه مورد نظر بود. رابطه همبستگی بین سطح تاج و مقادیر رقومی مربوط به باندهای اصلی و آنالیز بافت، در تمامی موارد (به جز آنتروپی باند قرمز) در دو سطح معنی‌دار است.



این موضوع نشان دهنده تأثیر این فاکتورها در برآورد تاج می باشد. همچنین رابطه همبستگی موجود بین فاکتورهای ذکر شده و سطح تاج در تمامی موارد (به جز آنالیز Homogeneity مربوط به باندهای اصلی) منفی است. در ارتباط با فاکتور تاج پوشش، با توجه به منحنی های عکس العمل طیفی پوشش گیاهی می توان بیان کرد که به طور کلی جذب امواج الکترومغناطیسی در محدوده باندهای مرئی بیشتر از سایر باندها اتفاق می افتد. اصولاً نسبت تشعشعاتی که در بخش های مختلف طیفی بازتابش می شوند بستگی به رنگدانه ها، ضخامت، ترکیب (ساختار سلولی) و مقدار آب موجود در بافت برگ دارد. بنابراین با افزایش تاج پوشش و با توجه به وجود آب در بافت برگ ها، میزان جذب امواج الکترومغناطیسی در باند مرئی افزایش می یابد، زیرا بازتابش آب در محدوده امواج مرئی ناچیز است و مسلم است که با توجه به وجود آب و رنگدانه ها در بافت گیاهان میزان بازتاب کاهش یابد. نکته ی دیگر اینکه میزان این ارتباط منفی بین سطح تاج و اعداد رقومی در باند سبز ( $-0/456$ ) نسبت به باند قرمز ( $-0/598$ ) و آبی ( $-0/568$ ) کمتر است، علت این امر اینست که میزان جذب در محدوده ی طول موج باندهای آبی و قرمز بیشتر از باند سبز است. در بخش دیداری طیف الکترومغناطیسی خورشید، بازتابش پوشش گیاهی از بخش قرمز ( $600-700 \text{ nm}$ ) و آبی ( $400-500 \text{ nm}$ ) نسبتاً کم می باشد زیرا بیشتر انرژی این بخش برای انجام فتوسنتز به وسیله کلروفیل های گیاهی جذب می شود. در مقابل بازتابش بخش مربوط به باند فرورسرخ بیشترین مقدار را نشان می دهد، هرچند که مقدار آن متناسب با ساختار سلولی برگ گیاه خواهد بود. در کل با افزایش سطح تاج پوشش میزان ارزش طیفی در تمامی باندها (غیر از آنتروپی باند قرمز) کاهش پیدا می کند.

ضرایب همبستگی بین سطح تاج و همگنی (Homogeneity) مربوط به باندهای اصلی، بر خلاف سایر موارد دارای ارتباط مثبت و معنی دار است. در تعریفی که از همگنی در بخش ۳ آمده، اشاره شد که همگنی اندازه ای است که یکنواختی ارزش پیکسل های یک تصویر را بیان می کند (هارالیک و همکاران، ۱۹۷۳)، جهت توضیح این مسئله می توان این گونه بیان کرد که با افزایش سطح تاج پوشش در پلات، به دلیل اینکه DN مربوط به پیکسل ها تقریباً در یک محدوده بوده و میزان یکنواختی افزایش یافته در صورتی که اگر تاج به صورت لکه ای بوده و کف زمین نمایان باشد محدوده DN دچار نوسان شده و میزان همگنی کاهش می یابد. از طرف دیگر توده مورد بررسی از نوع جنگلکاری و تک آشکوبه است. تک آشکوبه و خالص بودن توده نیز می تواند یکی دیگر از دلایل افزایش یکنواختی، همزمان با افزایش سطح تاج در قطعات مورد آمار برداری باشد.

ضریب تبیین جهت مدل‌سازی مشخصه سطح تاج با استفاده از الگوریتم BRT و داده‌های سنجنده GeoEye-1، ۹۷ درصد و میانگین مجذور خطای باقیمانده ۳۸/۳۴ مترمربع در پلات و میزان خطای نسبی محاسبه شده برای برآورد سطح تاج در پلات زیر ۲۰ درصد (۱۱/۰۱٪) محاسبه شد. مقادیر ذکر شده برای روش RF به ترتیب ۹۳ درصد و ۳۸/۲۴ متر مربع در پلات، و میزان خطای نسبی محاسبه شده برای برآورد سطح تاج در پلات زیر ۲۰ درصد (۱۱/۰۲٪) محاسبه شد. براساس نتایج، اجرای روش BRT دارای نتیجه‌ی مناسب‌تری در برآورد ضریب تبیین (حدود ۰/۴٪) نسبت به روش RF است. این برتری در روش BRT در نتیجه ترکیب توانایی‌های دو الگوریتم شامل درختان رگرسیون، مدل‌هایی که واکنش به پیش‌بینی کننده‌ها را از طریق جداسازی دودئی بهینه و تقویت شونده شرح می‌دهند و یک روش تطبیقی جهت ترکیب تعداد زیادی مدل‌های ساده جهت کسب عملکرد مناسب است (الیس و همکاران، ۲۰۰۸). نتیجه‌ی بدست آمده در این بخش با نتایج (شتایی و همکاران، ۲۰۱۱) که از دو روش ذکر شده جهت تخمین بیوماس جنگل استفاده کردند مشابه می‌باشد. اگرچه دو روش BRT و RF در زمینه استفاده از درختان رگرسیون جهت تخمین متغیر وابسته و میانگین‌گیری از آن‌ها برای پیش‌بینی نهایی یکسان عمل می‌کنند، اما استفاده از تکرارهای متعدد (انتخاب زیر مجموعه) و روش‌های تطبیقی و تنظیم مدل‌های خطی به عنوان نرخ کاهش جهت تطبیق مدل‌های متعدد در BRT می‌تواند این روش را نسبت به روش RF ارجح‌تر سازد (شتایی و همکاران، ۲۰۱۱). نتایج بدست آمده نسبت به مطالعات مشابه دیگر که از روش‌های معمول جهت استخراج سطح استفاده کرده‌اند مناسب‌تر است. به‌عنوان مثال کرمی (۲۰۰۸) میزان ضریب تبیین را در مطالعه‌ی خود، برای تصویر Ikonos ۷۲ درصد و برای عکس هوایی ۸۲ درصد گزارش کرد. همچنین جعفری (۲۰۱۰) میزان این ضریب را برای تصویر QuickBird ۸۱ درصد محاسبه کرد. نتایج این بخش مطابق با مطالعه‌ی (شارکر و نیکل، ۲۰۱۱) می‌باشد که جهت تخمین بیوماس جنگل از پارامترهای بافت استفاده کردند و به این نتیجه رسیدند که استفاده از پارامترهای بافت تصویر نسبت به شاخص‌های پوشش گیاهی نتیجه‌ی مناسب‌تری را ارائه می‌دهد. همچنین نتایج بدست آمده نسبت به مطالعه کاریراس و همکاران (۲۰۰۶) بالاتر بود. در مطالعه ذکر شده میزان ضریب تبیین رگرسیون خطی چندگانه برای تصاویر لندست و شاخص‌های NDVI، ARVI، و روش K-T به ترتیب ۰/۷۴، ۰/۷۲، ۰/۶۹ و ۰/۷۰ بدست آمد. کاتو و همکاران (۲۰۰۹) جهت شبیه‌سازی سه بعدی تاج از ابر نقاط تصاویر لیدار و نقاط بدست آمده از GPS استفاده کردند. در این مطالعه نیز ضریب تبیین بدست آمده برای مشخصات ارتفاع درخت،

عرض تاج، سطح تاج زنده، ارتفاع پایین‌ترین شاخه‌ها و حجم تاج به ترتیب ۰/۷۲، ۰/۹۲، ۰/۸۰، ۰/۹۵، ۰/۸۴ بدست آمد. مقدار بدست آمده جهت بازسازی سطح تاج (۰/۹۲) نزدیک به مقدار بدست آمده در این مطالعه است.

از جمله عوامل بالا بودن ضریب تبیین در این بخش می‌توان به استفاده از تصویر با قدرت تفکیک ۰/۵ متر، استفاده از الگوریتم درختی تقویت شونده و همچنین استفاده از آنالیز بافت اشاره کرد؛ لذا برآوردهای حاصل می‌تواند بجای آمار برداری زمینی مورد استفاده قرار گیرد. همچنین نتایج نشان می‌دهد استخراج رقومی سطح تاج پوشش نسبت به روش دستی از دقت بالاتری برخوردار است.

#### منابع

1. Aertsen, W., Kint, V., Orshoven, J.V., Özkan, K., and Muys, B. 2010. Comparison and ranking of different modelling techniques for prediction of site index in Mediterranean mountain forests, *Ecological Modelling*, 221(8):1119–1130.
2. Andarz, Z. 2006. Assessment of aerial photographs for classification of urban forests: A Case Study of the region 6 of Tehran. M.Sc. Thesis, Sari Agricultural and Natural Resource Education Center. University of Mazandaran, Iran, 96p. (In Persian)
3. 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.
4. Asner, G.P., Palace, M., Keller, M., Pereira, R., Silva, J.N.M., and Zweede, J.C. 2002. Estimating canopy structure in an Amazon Forest from laser range finder and IKONOS satellite observations. *Biotropica*, 34(4):483-492.
5. Azizi, Z., Najafi, A., and Sohrabi, H. 2008. Forest canopy density estimating, estimating, using satellite images, *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*. Vol. XXXVII. Part B8, 1127–1130.
6. Breiman, L. 2001. Random forests. *Machine Learning*, 45, pp. 5–32.
7. Breiman, L., Friedman, J.H., Olshen, R.A., and Stone, C.J. 1984. *Classification and Regression Trees*, Wadsworth and Brooks/Cole, Monterey, CA, 358 p.
8. Brown, S., Pearson, T., Slaymaker, D., Ambagis, S., Moore, N., and Novelo, D. 2005. Creating a virtual tropical forest from three dimensional aerial imagery to estimate carbon stocks. *Ecological Applications*, 15(3): 1083-1095.

9. Carreiras, J.M.B., Pereira, J.M.C., and Pereira, J.S. 2006. Estimation of tree canopy cover in evergreen oak woodlands using remote sensing. *Forest Ecology and Management*, 223: 45–53.
10. Coburn, C.A., and Roberts, A.C.B. 2004. A multiscale texture analysis procedure for improved forest stands classification. *International Journal of Remote Sensing*, 25: 4287–4308.
11. Delm, A.V., and Gulinck, H. 2011. Classification and quantification of green in the expanding urban and semi-urban complex: Application of detailed field data and IKONOS-imagery. *Ecological Indicators* 11: 52–60.
12. Dennison, P.E., Brunelle, A.R., and Carter, V.A. 2010. Assessing canopy mortality during a mountain pine beetle outbreak using GeoEye-1-1 high spatial resolution satellite data, *Remote Sensing of Environment* 114, 2431–2435.
13. Elith, J., Leathwick JR., and Hastie T. 2008. A working guide to boosted regression trees. *Journal of Animal Ecology*, 77: 802–813.
14. Estes, L.D., Okin, G.S., Mwangi, A.G., and Shugart, H.H. 2008. Habitat selection by a rare forest antelope: A multi-scale approach combining field data and imagery from three sensors. *Remote Sensing of Environment*, 112:2033–2050.
15. Franklin, S.E., Wulder, M.A. and Gerylo, G.R. 2001. Texture analysis of IKONOS panchromatic data for Douglas-fir forest age class separability in British Columbia. *International Journal of Remote Sensing*, 22(13): 2627e2632.
16. Ge, S., Carruthers, R., Gong, P., and Herrera, A. 2006. Texture analysis for mapping *Tamarix parviflora* using aerial photographs along the Cache Creek, California. *Environmental monitoring and Assessment*, 114: 65–83.
17. Guo, L., Chehata, N., Mallet, C., and Boukir, S. 2011. Relevance of airborne lidar and multispectral image data for urban scene classification using Random Forests. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 66, 56–66.
18. Haralick, R.M., Shanmugam, K., and Dinstein, I.H. 1973. Textural features for image classification. *Systems, Man and Cybernetics*, IEEE Transactions on, 3, 610–621.
19. Huang, Y.J., Akbari, H., and Taha, H. 1990. The wind-shielding and shading effects of trees on residential heating and cooling requirements. *ASHRAE Trans*, 96: 1403-1411.
20. Hudak, A.T., and Wessman, C.A. 1998. Textural analysis of historical aerial photography to characterize woody plant encroachment in South African savanna. *Remote Sensing of Environment*, 66: 317–330.
21. Ismail. R., and Mutanga, O. 2010. A comparison of regression tree ensembles: Predicting *Sirex noctilio* induced water stress in *Pinus patula* forests of KwaZulu-Natal, South Africa. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 12:45–51.

22. Jafari, S.H. 2010. The comparison of tree cover measurement accuracy using Quickbird images and land inventory, M.Sc. Thesis, Sari Agricultural and Natural Resource University, Iran, 109p. (In Persian)
23. James, P., Tzoulas, K., Adams, M., Barber, A., Box, J., Breuste, J., Elmqvist, T., Frith, M., Gordon, C., Greening, K., Haworth, S., Kazmierczak, A., Johnston, M., Korpela, K., Moretti, M., Niemela, J., Pauleit, S., Roe, M., Sadler, J. and Ward Thompson, C. 2009. Towards an integrated understanding of green space in the European built Environment. *Urban Forestry & Urban Greening* 8, 65–75.
24. Jansson, M., and Lindgren, T. 2012. A review of the concept 'management' in relation to urban landscapes and green spaces: Toward a holistic understanding. *Urban Forestry & Urban Greening* 11, 139–145.
25. Kalbi, S., 2011. Capability of SPOT and ASTER data in Estimation of some Forest Structure Attributes, M.Sc. Thesis, Sari Agricultural Sciences and Natural Resources University, Iran, 107p. (In Persian)
26. Karami, J. 2008. Comparison of Field inventory methods and remote sensing data for estimate some quantitative characteristics of urban forests, M.Sc. Thesis, Tarbiat Modares University, Iran, 80p. (In Persian)
27. Kato, A., Moskal, L., M., Schiess, P., Swanson, M.E., Calhoun, D., and Stuetzle, W. 2009. Capturing tree crown formation through implicit surface reconstruction using airborne lidar data. *Remote Sensing of Environment* 113: 1148–1162.
28. Konijnendijk, C.C., Ricard, R.M., Kenney, A., and Randrup, T.B. 2006. Defining urban forestry—a comparative perspective of North America and Europe. *Urban Forestry & Urban Greening* 4, 93–103.
29. Malmir, E. 2010. The effects of urban forest in temperature changes and social economic effects in Hamedan, M.Sc. Thesis, Guilan University, 96p. (In Persian)
30. Mohammadi, J. 2007. Investigating estimation some quantitative characteristics for presentation location models using Landsat ETM+ satellite data. M.Sc. Thesis, Gorgan University of Agriculture and Natural Sciences, Iran, 78p. (In Persian)
31. Nowak, D.J., Rowntree, R.A., McPherson, E.G., and Sisinni, S.M. 1996. Measuring and analyzing urban tree cover. *Landscape and Urban Planning* 36, 49-57.
32. Palace, M., Keller, M., Asner, G.P., Hagen, S., and Braswell, B. 2008. Amazon forest structure from IKONOS satellite data and the automated characterization of forest canopy properties. *Biotropica*, 40(2): 141-150.
33. Panahi, P. 2001. Determine the most suitable sampling method in urban forestry, M.Sc. Thesis, Tarbiat Modares University, Iran, 100p. (In Persian)

34. Rowntree, R.A., and Nowak. DJ. 1991. Quantifying the role of urban forests in removing atmospheric carbon dioxide. *J. Arboric.*, 13: 269-275.
35. Sarker, L.R., and Nichol, J.E. 2011. Improved forest biomass estimates using ALOS AVNIR-2 texture indices. *Remote Sensing of Environment* 115: 968-977.
36. Shahsavari, A. 2008. *Urban Ecology (Urban and Rural Plant Ecology)*, Bualisina University Press, first edition, 320p.
37. Sharifi, M., Ghorbanli, M., and Barati, M. 2007. Study of soil parameters and biological factors in rhizosphere of pinus and acacia at Taleghani and Cheetgar Parks in Tehran province, *Biology Journal of Iran*, 20(1):42-49. (In Persian)
38. Shataee, SH., Kalbi, S., Fallah, A. and Pelz, D. 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.
39. Shataee, SH., Weinaker, H., and Babanejad, M. 2011. Plot-level Forest Volume Estimation Using airborne Laser Scanner and TM Data, Comparison of Boosting and Random Forest Tree regression Algorithms, *Procedia Environmental Sciences* 7: 1–11.
40. Song, C., Dickinson, M.B., Su, L., Zhang, S., and Yaussey, D. 2010. Estimating average tree crown size using spatial information from Ikonos and QuickBird images: Across-sensor and across-site comparisons, *Remote Sensing of Environment* 114: 1099–1107.
41. Ward, K.T., and Johnson, G.R. 2007. Geospatial methods provide timely and comprehensive urban forest information. *Urban Forestry & Urban Greening* 6: 15–22.
42. Westreich, D., Lessler, J., and Funk, M.J. 2010. Propensity score estimation: neural networks, support vector machines, decision trees (CART), and meta-classifiers as alternatives to logistic regression. *Journal of Clinical Epidemiology* 63: 826-833.
43. Wood, E.M., Pidgeon, A.M., Radeloff, V.C., Keuler, N.S. 2012. Image texture as a remotely sensed measure of vegetation structure. *Remote Sensing of Environment* 121: 516–526.
44. Wulder, M.A., White, J.C., Niemann, K.O., and Nelson, T. 2004. Comparison of airborne and satellite high spatial resolution data for the identification of individual trees with local maxima filtering. *International Journal of Remote Sensing*, 25(11): 2225-2232.
45. Yang, X., Jiang, G.M., Luo, X., and Zheng, Z. 2012. Preliminary mapping of high-resolution rural population distribution based on imagery from Google Earth: A case study in the Lake Tai basin, eastern China. *Applied Geography* 32: 221-227.
46. Zhang, C., and Franklin, S.E. 2002. Forest structure classification using airborne multispectral image texture and kriging analysis. *IEEE*, 4: 2522–2524.



Gorgan University of Agricultural  
Sciences and Natural Resources

*J. of Wood & Forest Science and Technology*, Vol. 21 (1), 2014

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

## **Estimation of Urban Forest Canopy Using Non-parametric Methods and GeoEye-1 Imagery Data (Comparison of BRT and RF Regression Algorithms)**

**\*P. Golshani<sup>1</sup>, A. Fallah<sup>2</sup> and S. Kalbi<sup>3</sup>**

<sup>1</sup>M.Sc. Student, Dept. of Forestry, Sari University of Agricultural Sciences and Natural Resources, <sup>2</sup>Associate Prof., Dept. of Forestry, Sari University of Agricultural Sciences and Natural Resources, <sup>3</sup>Ph.D. Student, Dept. of Forestry, Sari University of Agricultural Sciences and Natural Resources

Received: 15-1-2013 ; Accepted: 14-7-2014

### **Abstract**

The forest canopy is the medium for energy, mass, and momentum exchanges between the forest ecosystem and the atmosphere. Tree crown size is a critical aspect of canopy structure that significantly influences these biophysical processes in the canopy. Tree crown size is also strongly related to other canopy structural parameters, such as tree height, diameter at breast height and biomass. But information about tree crown sizes is difficult to obtain and rarely available from traditional forest inventory. In this study, relationship between GeoEye-1 multispectral imagery data and urban forest canopy was investigated in region 3 of Tehran. Too, the aim of this study is evaluation the sufficiency of GeoEye-1 data and image texture features and Boosted Regression Tree method (BRT) and Random Forest algorithm (RF) to delineate the urban forest canopy. At first, we confided of geometric rectification using a road network map. By using full inventory take 100 plots with 20× 20 (m) dimension. In digital canopy extraction using texture analyze factors and main band data, BRT and RF algorithms was used for analyze and evaluation relationship between canopy area and satellite data. The BRT method estimated the canopy cover by adjustment determinate coefficient and root mean square error respectively 97%, 38.34(m<sup>2</sup>.plot<sup>-1</sup>). The mentioned values for RF are 93% and 38.24(m<sup>2</sup>.plot<sup>-1</sup>) respectively. This study presents that the strengths of the GeoEye-1 imagery data and the potentials of the image texture features and BRT and RF methods, which may help the urban planners, monitor and interpret complex urban characteristics.

**Keywords:** Canopy Cover, Texture Analyze, GeoEye-1 Imagery Data, BRT, RF

---

\*Corresponding author; Pgolshani67@yahoo.com

