

طبقه‌بندی سه‌بعدی عوارض شهری مبتنی بر تلفیق اطلاعات هندسی و چند طیفی اخذشده به کمک پهپاد

بهرام صادقی^۱، فرهاد صمدزادگان^۲، فرزانه دادرسیان^{۳*}

^۱ کارشناس ارشد فتوگرامتری - دانشکده مهندسی نقشه‌برداری - پردیس دانشکده‌های فنی - دانشگاه تهران
bahram.sadeghi@ut.ac.ir

^۲ استاد دانشکده مهندسی نقشه‌برداری - پردیس دانشکده‌های فنی - دانشگاه تهران
samadz@ut.ac.ir

^۳ استادیار دانشکده مهندسی نقشه‌برداری - پردیس دانشکده‌های فنی - دانشگاه تهران
fdadrasjavan@ut.ac.ir

(تاریخ دریافت آذر ۱۳۹۸، تاریخ تصویب مرداد ۱۳۹۹)

چکیده

طبقه‌بندی سه‌بعدی عوارض شهری یکی از مهم‌ترین ابزارهای مدیریت شهری و مبنای بسیاری از آنالیزها در فتوگرامتری است؛ بنابراین به عنوان ورودی در بسیاری از کاربردها همچون برنامه‌ریزی، مدیریت شهری و مدیریت بحران مورد استفاده قرار می‌گیرد. از آنجایی که ابر نقاط حاصل از تناظریابی متراکم تصاویر در مناطق شهری به علت مشاهده مستقیم ویژگی‌های خطی، کارایی بیشتر نسبت به ابر نقاط حاصل از لیزر اسکنر هوایی دارند و از لحاظ هزینه نیز مقرون به صرفه است؛ به همین دلیل در این تحقیق برای طبقه‌بندی، از ابر نقاط حاصل از تناظریابی متراکم تصاویر استفاده شده و جهت افزایش دقت طبقه‌بندی نیز، این تصاویر به وسیله دوربین چند طیفی Micasense RedEdge اخذ شده است. یکی از چالش‌های موجود در دوربین‌های چند طیفی، هم مرجع سازی باندها می‌باشد؛ که در این تحقیق از الگوریتم SIFT برای استخراج نقاط متناظر هر باند استفاده شده است. به این ترتیب باندها با یکدیگر ترکیب شده تا یک ترکیب رنگی (تصویر) از هر سه باند ایجاد شود. با این کار دو مجموعه تصاویر تولید شده است که از این دو مجموعه تصاویر، دو ابر نقطه با استفاده از فن تناظریابی متراکم تصاویر تولید می‌شوند. ابر نقاط با استفاده از روش درونیابی نزدیک‌ترین نقاط همسایه با یکدیگر تلفیق شده‌اند تا یک ابر نقطه چند طیفی حاصل شود. در انتها طبقه‌بندی ابر نقطه چند طیفی، با استفاده از الگوریتم جنگل تصادفی^۱ و با ویژگی‌های هندسی و چند طیفی، به سه صورت اقدام شده است که شامل استفاده جداگانه از اطلاعات طیفی، اطلاعات هندسی و تلفیق اطلاعات طیفی و هندسی با یکدیگر می‌باشد. نتایج نشان‌دهنده بهبود ۲۵ درصدی دقت در روش تلفیق اطلاعات طیفی و هندسی نسبت به روش استفاده جداگانه از اطلاعات طیفی می‌باشد و نیز بهبود ۳۲ درصدی دقت در روش تلفیق اطلاعات طیفی و هندسی نسبت به روش استفاده جداگانه از اطلاعات هندسی می‌باشد؛ همچنین بین روش استفاده از اطلاعات چند طیفی و روش استفاده از اطلاعات مرئی (RGB) مقایسه‌ای انجام شده است که نتایج نشان‌دهنده برتری ۵ درصدی دقت روش استفاده از اطلاعات چند طیفی می‌باشد.

واژگان کلیدی: طبقه‌بندی، جنگل تصادفی، تناظریابی متراکم تصاویر، تصاویر چند طیفی، هم مرجع سازی باندها، ابر نقطه

* نویسنده رابط

^۱ Random Forest

۱- مقدمه

علم نقشه‌برداری و اطلاعات مکانی به خصوص فتوگرامتری و سنجش از دور، نقش بسیار مهمی در جهت تأمین اطلاعات دقیق از مناطق شهری بر عهده دارند [۱-۴]. با توسعه ابعاد مناطق مطالعاتی جهت شناسایی و طبقه‌بندی عوارض شهری، استفاده از روش‌های سنتی از لحاظ زمانی و مالی پر هزینه بوده و جوابگوی جامعه امروزی نخواهد بود. از این رو استفاده از روش‌های خودکار جهت شناسایی و طبقه‌بندی عوارض شهری، اهمیت دو چندان یافته است [۲-۵]. همچنین با گسترش روزافزون فناوری، داده‌های اخذ شده دارای تنوع مختلفی هستند که استفاده از داده‌های مناسب جهت طبقه‌بندی عوارض شهری یک مسئله چالش برانگیز است [۳-۴]. طبقه‌بندی ابر نقاط مبنای بسیاری از آنالیزها در فتوگرامتری و سنجش از دور است و بزرگ‌ترین چالش در بسیاری از کاربردها طبقه‌بندی ابر نقاط است؛ به همین خاطر طبقه‌بندی ابر نقاط بسیار ضروری است. لیزر اسکنر هوایی^۱ و تناظریابی متراکم تصاویر^۲، دو فن اصلی برای تولید ابر نقاط برای مناطق بزرگ است [۴-۶]. در مورد لیزر اسکنر هوایی می‌توان گفت که بسیار مناسب برای مناطق جنگلی است زیرا که پالس لیزر می‌تواند تا حدی از میان شاخ و برگ درختان عبور کند و زمین را لمس کند و اطلاعات توپوگرافی را بازتاب کند ولی در مناطق شهری به خصوص ساختمان‌ها عملکرد ضعیفی از خود نشان می‌دهند؛ زیرا که نمی‌توانند مستقیماً ویژگی‌های خطی مانند خطوط یا لبه‌ها را به دست آورند [۵-۴]. برعکس در مورد تناظریابی متراکم تصاویر، می‌توان گفت در مناطق جنگلی عملکرد ضعیفی از خود نشان می‌دهند ولی در مناطق شهری به علت مشاهده مستقیم ویژگی‌های خطی عملکرد بسیار خوبی دارند. پردازش‌های مختلفی روی ابر نقاط صورت می‌گیرد. این پردازش‌ها شامل تشخیص، بازسازی و مدل‌سازی و... می‌باشد. در این میان تشخیص سه‌بعدی اشیاء یا طبقه‌بندی ابر نقاط یک موضوع بسیار حائز اهمیت است. منظور از طبقه‌بندی، برچسب‌گذاری نواحی بر اساس ویژگی‌های مشابه اشیاء است. طبقه‌بندی ابر نقاط یک مرحله مهم در استخراج اطلاعات است [۱-۹].

با وجود تحقیقات متعددی که بر روی طبقه‌بندی تصاویر در سال‌های پیشین صورت گرفته بود، دیگر زمینه تحقیقاتی برای طبقه‌بندی تنها در فضای تصاویر از میان رفت و نیاز جدی برای تحقیقات جدید احساس شد [۳-۶]. با توسعه دستگاه‌های لیزر اسکنر یا لیدارها^۳ انتظار می‌رفت که روش‌های فتوگرامتری دیگر از عرصه تولید اطلاعات مکانی کنار روند درحالی که با توسعه الگوریتم‌های بینایی ماشین^۴ به خصوص تناظریابی متراکم تصاویر، همه این دیدگاه‌ها از میان رفتند. بعد از گسترش و توسعه الگوریتم‌های بینایی ماشین، برای تولید ابر نقاط از روی تصاویر با فن تناظریابی متراکم تصاویر، استفاده از روش‌های فتوگرامتری پهنای بیشتری از پیش کاربرد یافت [۴-۵]. به همین خاطر در سال‌های اخیر تحقیقات گسترده‌ای بر روی موضوع طبقه‌بندی ابر نقاط حاصل از تناظریابی متراکم تصاویر انجام شده است که به خصوص در سال‌های اخیر این تحقیقات روند رو به رشدی داشته‌اند [۱-۲].

با توسعه پهنای و سنجنده‌های مختلفی که بر روی آن‌ها قرار می‌گیرند زمینه‌های تحقیقاتی در این حوزه بسیار گسترش یافته است. مسئله مورد نظر در این تحقیق، طبقه‌بندی ابر نقاط حاصل از تصاویر چند طیفی اخذ شده به کمک پهنای می‌باشد که ابر نقاط از تناظریابی متراکم تصاویر به دست آمده‌اند. از آنجایی که در این تحقیق از تصاویر چند طیفی برای طبقه‌بندی سه‌بعدی عوارض شهری استفاده شده است، به نوعی می‌توان استفاده از این تصاویر چند طیفی برای طبقه‌بندی سه‌بعدی ابر نقاط را به عنوان یک تحقیق جدید بیان کرد. از طرفی ارزش و اهمیت طبقه‌بندی ابر نقاط به خاطر مبنای قرار گرفتن در بسیاری از آنالیزهای فتوگرامتری می‌باشد. به همین منظور اگر طبقه‌بندی ابر نقاط با دقت بالا صورت گیرد، پردازش‌های بعدی همچون بازسازی، مدل‌سازی و ... با دقت بالاتری انجام می‌گیرد.

۲- مروری بر مطالعات انجام شده

تنوع داده‌های اخذ شده در فتوگرامتری، بستر گسترده‌ای را در زمینه‌ی طبقه‌بندی عوارض شهری به

^۳ Light Detection and Ranging (LiDAR)
^۴ Computer Vision

^۱ Airborne Laser Scanning (ALS)
^۲ Dense image matching

نقطه^۸ و مبتنی بر رستر^۹ با یک داده و یک روش طبقه‌بندی انجام شده که نتایج نشان‌دهنده بهبود ۴ درصدی دقت بوده است [۳]. مزیت این تحقیق اولاً در استفاده از روش مبتنی بر نقطه برای طبقه‌بندی سه‌بعدی ابر نقاط حاصل از لیزر اسکنر هوایی و ثانیاً استفاده از ابر نقاط چند طیفی حاصل از لیزر اسکنر تایتان می‌باشد.

۲-۲- طبقه‌بندی ابر نقاط حاصل از تناظریابی متراکم تصاویر

تحقیقاتی که ارتباط بیشتری با این موضوع دارند، تحقیقاتی است که بر روی طبقه‌بندی ابر نقاط حاصل از تناظریابی متراکم تصاویر پرداخته‌اند. با توجه به گسترش و توسعه الگوریتم‌های بینایی ماشین، این تحقیقات بیشتر مورد توجه قرار گرفته‌اند؛ که در ادامه به ارائه این تحقیقات پرداخته شده است.

لیائو و همکاران^{۱۰} در سال ۲۰۱۲ با استفاده از یک دوربین با قابلیت آشکارسازی باند نزدیک به قرمز^{۱۱} به صورت برد کوتاه، تصاویر مرئی^{۱۲} از منطقه اخذ کردند سپس با اضافه کردن فیلتر مادون قرمز نزدیک، تصاویر مادون قرمز نزدیک اخذ کردند [۷]. تصاویر مرئی و تصاویر مادون قرمز نزدیک با استفاده از فن تناظریابی متراکم تصاویر، تبدیل به ابر نقاط می‌شوند و با استفاده از تبدیل سه‌بعدی افاین^{۱۳} در یک سیستم مختصات ترکیب شده و مقادیر NDVI محاسبه می‌شوند. در آخر ابر نقاط با طبقه‌بندی حد آستانه‌ای با استفاده از رنگ و ارتفاع طبقه‌بندی می‌شوند. مزیت این روش استفاده از باند مادون قرمز نزدیک برای طبقه‌بندی ابر نقاط می‌باشد. از معایب این تحقیق، می‌توان به عدم استفاده از یک طبقه‌بندی کننده برای طبقه‌بندی ابر نقاط، اشاره کرد.

جرک و همکاران^{۱۴} در سال ۲۰۱۳ دو روش برای طبقه‌بندی ابر نقاط حاصل از تناظریابی متراکم تصاویر ارائه کردند. در یک مرحله ابتدا از ابر نقاط، نقاط زمینی فیلتر شده و برای نقاط غیر زمینی ارتفاع‌های نرمال شده

وجود آورده است [۹-۱]. در میان تحقیقات انجام شده، از ابر نقاط به منظور طبقه‌بندی عوارض شهری استفاده شده است؛ که در این زمینه از لحاظ سنجنده مورد استفاده، تحقیقات به دو گروه دسته‌بندی شده‌اند. اولاً تحقیقاتی است که در زمینه‌ی ابر نقاط حاصل از لیزر اسکنر هوایی انجام شده است [۳، ۶] و ثانیاً تحقیقاتی است که در زمینه‌ی ابر نقاط حاصل از تناظریابی متراکم تصاویر به دست آمده‌اند [۱-۲، ۴-۵، ۷-۹] که در این بخش به بررسی و مقایسه انواع روش‌های طبقه‌بندی سه‌بعدی عوارض شهری پرداخته شده است.

۲-۱- طبقه‌بندی ابر نقاط حاصل از لیزر اسکنر هوایی

لیزر اسکنر هوایی می‌تواند ابر نقاط متراکم، قابل اعتماد و با دقت به ویژه از لحاظ ارتفاعی ارائه دهد که به تازگی قابلیت برداشت طیف در طول موج‌های خاصی را نیز دارد [۳، ۶].

در سال ۲۰۱۶ موری و همکاران^۱ با استفاده از لیزر اسکنر تایتان^۲ که در سه طول موج به صورت هم‌زمان طیف اخذ می‌کند، به طبقه‌بندی با استفاده از سه شاخص طیفی که از سه طیف سبز، نزدیک به قرمز و میانه قرمز پرداختند [۶]. مزیت این تحقیق علاوه بر استفاده از ابر نقاط چند طیفی حاصل از لیزر اسکنر تایتان، استفاده از شاخص‌های پوشش گیاهی برای بهبود طبقه‌بندی ابر نقاط است که در این مقاله نیز پوشش داده شده است. از جمله معایب این روش نیز استفاده از تنها اطلاعات طیفی برای طبقه‌بندی سه‌بعدی ابر نقاط و عدم استفاده از ویژگی‌های مکانی برای این منظور است.

نیما اخطاری و همکاران^۳ در سال ۲۰۱۸ با استفاده از لیزر اسکنر تایتان برای نقاط تک بازگشت^۴ لیزر اسکنر، از طبقه‌بندی کننده ماشین بردار پشتیبان^۵ بهره برده و برای نقاط چند بازگشت^۶ از طبقه‌بندی کننده مبتنی بر قانون^۷ استفاده کرده است. مقایسه‌ای هم بین روش مبتنی بر

^۸ Point Based

^۹ Raster Based

^{۱۰} Liao et al.

^{۱۱} Near Infrared (NIR)

^{۱۲} Visible Light Image

^{۱۳} 3D Affine Coordinate Transformation

^{۱۴} Gerke et al.

^۱ Morsy et al.

^۲ Titan multispectral laser scanning

^۳ Nima Ekhtari et al.

^۴ Single-Return Points

^۵ Support Vector Machine (SVM)

^۶ Multireturn Points

^۷ Rule Based

(ارتفاع‌های بالای سطح زمین) محاسبه می‌شود و سپس ابر نقاط قطعه‌بندی^۱ می‌شوند. در مرحله بعدی ابر نقاط وکسل^۲ شده و به وکسل‌ها از طریق تصاویر ویژگی‌های تصویر مبنا نسبت داده می‌شوند. در آخر با استفاده از دو روش نظارت‌شده جنگل تصادفی و نظارت‌نشده میدان تصادفی مارکوف^۳ به ۵ کلاس طبقه‌بندی می‌شوند. از جمله مزایای این روش ترکیب ویژگی‌های تصویر مبنا و نقطه مبنا برای بهبود دقت طبقه‌بندی ابر نقاط می‌باشد. از معایب این روش هم می‌توان به عدم استفاده از تصاویر چند طیفی برای طبقه‌بندی ابر نقاط اشاره کرد [۸].

در سال ۲۰۱۵ راثو و همکاران^۴ با استفاده از یک سیستم که به صورت هم‌زمان تصاویر مایل و قائم اخذ می‌کنند؛ به طبقه‌بندی ابر نقاط با استفاده از یک روش سلسله مراتبی مبتنی بر قانون^۵ پرداختند که ابر نقاط با استفاده از فن تناظریابی متراکم تصاویر با دید چندگانه^۶ به دست آمده‌اند. ویژگی‌های طیفی و مکانی و توپولوژی مبنا در نرم‌افزار Ecognition ترکیب می‌شوند تا یک طبقه‌بندی مبتنی بر شیء^۷ به دست آید. از جمله مزایای این تحقیق استفاده از تصاویر مایل در کنار تصاویر قائم است. از معایب این روش هم می‌توان به عدم استفاده از تصاویر چند طیفی برای طبقه‌بندی ابر نقاط اشاره کرد همچنین استفاده از روش رستر مبنا که دقت پایین‌تری نسبت به روش نقطه مبنا دارد، از معایب دیگر به حساب می‌آید [۹].

بکر و همکاران^۸ در سال ۲۰۱۷ به طبقه‌بندی ابر نقاط حاصل از داده‌های فتوگرامتری پرداختند. در این مطالعه بر استفاده از ویژگی‌های طیفی علاوه بر ویژگی‌های مکانی و همچنین استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین^۹ که باعث بهبود دقت طبقه‌بندی می‌شود، تأکید شده است. الگوریتم‌های مورد استفاده شامل جنگل تصادفی و درختان تقویتی گرادیان^{۱۰} است که از لحاظ دقت و زمان آموزش طبقه‌بندی کننده، الگوریتم درختان تقویتی گرادیان عملکرد بهتری داشته است. مزیت این تحقیق

استفاده از ویژگی‌های طیفی جدیدی مثل انتقال فضای رنگی مکعبی^{۱۱} به فضای رنگی مخروطی^{۱۲}، همچنین استفاده از میانگین فضای رنگی مخروطی همسایه در یک شعاع خاص هست. از معایب این روش نیز می‌توان به عدم استفاده از تصاویر چند طیفی اشاره کرد [۲].

ترن و همکاران^{۱۳} در سال ۲۰۱۸ با استفاده از دوربین اولتراکم^{۱۴} از یک منطقه شهری با ساختارهای مختلف، تصاویر اخذ کردند. برای تشکیل ابر نقاط، سه سطح هرم^{۱۵} از تصاویر با قدرت تفکیک‌های مختلف (۶ و ۱۲ و ۲۴ سانتی متر) با استفاده از الگوریتم تناظریابی نیمه سراسری^{۱۶} تولید می‌شوند. سپس با دو الگوریتم متفاوت جنگل تصادفی و درخت تصمیم‌گیری ساده^{۱۷} ابر نقاط به ۶ کلاس طبقه‌بندی می‌شوند. در بالاترین سطح قدرت تفکیک، روش جنگل تصادفی به دقت ۸۷ درصد و روش درخت تصمیم‌گیری ساده به دقت ۸۴ درصد دست یافتند. مقایسه‌ای بین روش نقطه مبنا و رستر مبنا نیز انجام شده که رستر مبنا با ۵ درصد افت دقت در مقایسه با نقطه مبنا همراه بوده است. مزیت این تحقیق اولاً استفاده از هر دو ویژگی‌های طیفی و مکانی برای طبقه‌بندی ابر نقاط و ثانیاً استفاده از دو طبقه‌بندی کننده برای این منظور و ثالثاً بهره‌مندی از روش نقطه مبنا که برتری نسبت به روش رستر مبنا دارد، می‌باشد. تنها ایراد این مطالعه، عدم استفاده از تصاویر چند طیفی برای طبقه‌بندی هر چه بهتر ابر نقاط می‌باشد [۴].

در اکثر تحقیقات از تصاویر مرئی برای طبقه‌بندی ابر نقاط استفاده شده است در حالی که در این تحقیق از تصاویر چند طیفی و تلفیق اطلاعات هندسی و چند طیفی با یکدیگر جهت افزایش دقت طبقه‌بندی استفاده شده است.

۲-۳- طبقه‌بندی ابر نقاط حاصل از تلفیق تصاویر با ابر نقاط لیزر اسکنر هوایی

تلفیق تصاویر با ابر نقاط لیزر اسکنر هوایی به منظور بهره‌مندی از کیفیت بالای اطلاعات هندسی ابر نقاط لیزر اسکنر هوایی و همچنین اطلاعات طیفی تصاویر هوایی

^۱ Segmentation

^۲ Voxel

^۳ Markov Random Field (MRF)

^۴ Rau et al.

^۵ Rule-based hierarchical classification scheme

^۶ Multi-view stereo dense matching

^۷ Object-based Image Analysis (OBIA)

^۸ Becker et al.

^۹ Machine Learning Techniques

^{۱۰} Gradient Boosted Trees

^{۱۱} RGB Color Space

^{۱۲} HSV Color Space

^{۱۳} Tran et al.

^{۱۴} UltraCam-XP

^{۱۵} Pyramid Levels

^{۱۶} Semi-Global Matching (SGM)

^{۱۷} Simple Decision Tree

تحقیق، استفاده از روش‌های یادگیری عمیق چند فیلتره است؛ که یک روش توانمند برای طبقه‌بندی ابر نقاط می‌باشد. از معایب این پژوهش، تلفیق تصاویر با ابر نقاط لیدار در فضای تصویر می‌باشد و همچنین طبقه‌بندی ابر نقاط در فضای تصویر که یک فضای دوبعدی است، صورت گرفته است که دقت کمتری نسبت به رویکرد نقطه مبنا داشته و در فضای سه‌بعدی کاربردی نیست [۲۷].

۳- روش پیشنهادی

در این تحقیق، طبقه‌بندی سه‌بعدی عوارض شهری با استفاده از تصاویر چند طیفی مورد بررسی قرار گرفته است. برای این منظور ابتدا باید پیش پردازش‌هایی بر روی تصاویر چند طیفی صورت گیرد که شامل کالیبراسیون دوربین چند طیفی^{۱۰} و هم مرجع سازی باندها^{۱۱} می‌باشد. سپس از این تصاویر دو ابر نقطه با استفاده از فن تناظریابی متراکم تصاویر ایجاد شده و دو ابر نقطه زمین مرجع شده و با استفاده از درون‌یابی نزدیک‌ترین نقاط همسایه، با یکدیگر تلفیق می‌شوند. در آخر از این ابر نقطه ویژگی‌های هندسی و طیفی استخراج شده و از این ویژگی‌ها برای طبقه‌بندی این ابر نقطه استفاده می‌شود. بدین ترتیب روش پیشنهادی از پنج مرحله: (۱) کالیبراسیون دوربین چند طیفی، (۲) هم مرجع سازی باندها، (۳) پردازش ابر نقاط، (۴) استخراج ویژگی از ابر نقاط، (۵) طبقه‌بندی ابر نقاط تشکیل شده است. در شکل (۱) ساختار و مراحل روش پیشنهادی نشان داده شده و توضیحات مرتبط با هر مرحله در بخش‌های بعدی ارائه گردیده است.

است. در ادامه تحقیقات مرتبط با طبقه‌بندی سه‌بعدی عوارض شهری با استفاده از تلفیق تصاویر با ابر نقاط لیزر اسکنر هوایی ارائه شده است.

جرک و همکاران^۱ در سال ۲۰۱۴ دو روش برای طبقه‌بندی ابر نقاط حاصل از تلفیق تصاویر با ابر نقاط لیزر اسکنر هوایی ارائه نمودند. برای این منظور ابر نقاط وکسل‌بندی^۲ شده و به وکسل‌ها از طریق تصاویر ویژگی‌های تصویر مبنا نسبت داده می‌شوند و با استفاده از دو روش نظارت‌شده جنگل تصادفی و نظارت‌نشده میدان تصادفی مارکوف^۳ به کلاس‌های متعدد طبقه‌بندی می‌شوند. از جمله مزایای این روش ترکیب ویژگی‌های تصویر مبنا و نقطه مبنا برای بهبود دقت طبقه‌بندی ابر نقاط می‌باشد. از معایب این پژوهش تمرکز بیشتر طبقه‌بندی تنها بر روی استخراج کلاس ساختمان‌ها می‌باشد [۲۴]. رامیا و همکاران^۴ در سال ۲۰۱۶ یک روش طبقه‌بندی شیء‌گرا با استفاده از یک رویکرد سوپر وکسل مبنا^۵ را پیاده کردند و با استفاده از تلفیق تصاویر چند طیفی با ابر نقاط لیدار، به برجسب‌گذاری ابر نقاط و شناسایی ساختمان‌ها با فن‌های متفاوت یادگیری ماشین پرداختند. مزیت این تحقیق استفاده از تلفیق اطلاعات هندسی و چند طیفی است اما از معایب آن می‌توان به عدم مقایسه رویکرد نقطه مبنا با قطعه مبنا به‌منظور طبقه‌بندی و همچنین تمرکز بیشتر طبقه‌بندی تنها بر روی استخراج کلاس ساختمان‌ها می‌باشد [۲۵]. در سال ۲۰۱۶ کانگ و همکاران^۶ نیز با استفاده از یک شبکه بیزین^۷ به طبقه‌بندی ابر نقاط حاصل از تلفیق تصاویر مرئی با ابر نقاط لیدار پرداختند. مزیت این روش استفاده از رویکرد شیء‌گرا به منظور استخراج ویژگی‌های طیفی تصاویر می‌باشد. از معایب این تحقیق نیز می‌توان به عدم استفاده از تصاویر چند طیفی اشاره کرد [۲۶]. سون و همکاران^۸ در سال ۲۰۱۸ با استفاده از یک شبکه عصبی کانوولوشن چند فیلتره^۹، به طبقه‌بندی ابر نقاط حاصل از تلفیق تصاویر با ابر نقاط لیدار پرداختند. مزیت این

^۱ Gerke et al.

^۲ Voxelsation

^۳ Markov Random Field (MRF)

^۴ Ramiya et al.

^۵ Supervoxel Based

^۶ Kang et al.

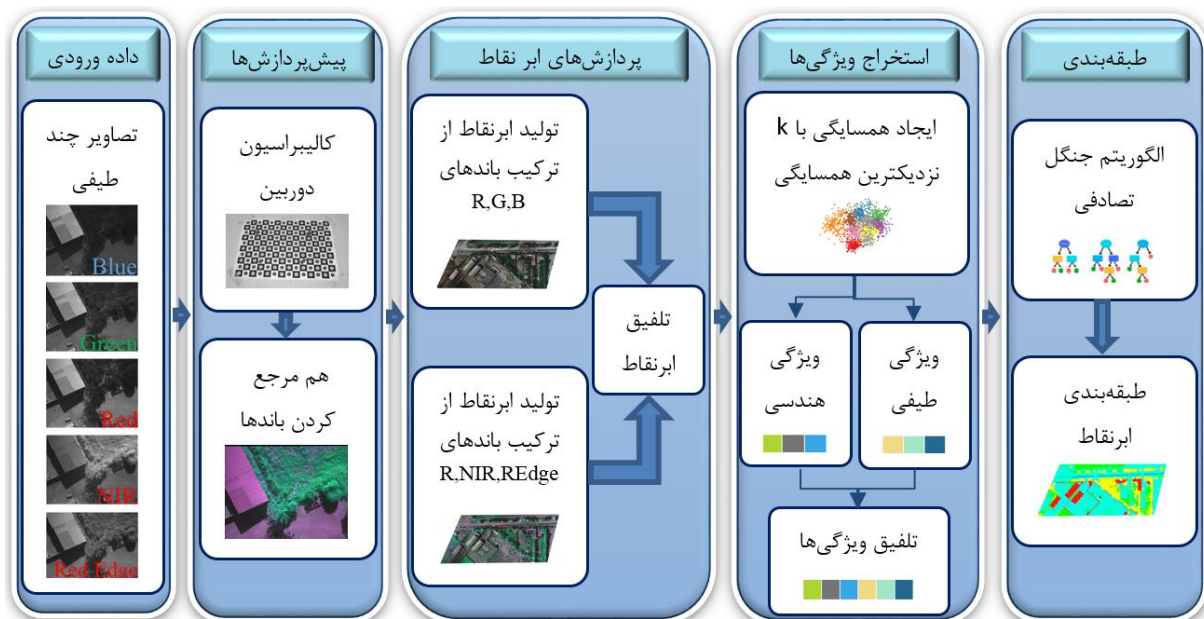
^۷ Bayesian Network

^۸ Sun et al.

^۹ Multi-filter Convolutional Neural Network

^{۱۰} Multispectral Camera Calibration

^{۱۱} Band to Band Registration



شکل ۱- ساختار و مراحل روش پیشنهادی

۳-۱- کالیبراسیون دوربین چند طیفی

در این تحقیق کالیبراسیون دوربین چند طیفی به صورت هندسی انجام شده است. برای کالیبراسیون هندسی باید تصاویری از تست فیلد^۱ با زوایای همگرایی اخذ شود. سپس از فن سلف کالیبراسیون^۲ با پارامترهای اضافی برای برآورد پارامترهای توجیه داخلی هر عدسی استفاده می‌شود [۱۰]. برای این منظور از معادلات شرط هم خطی^۳ استفاده شده که در رابطه (۱) نمایش داده شده است.

$$x' = z' \frac{M_{11}(X - X_0) + M_{21}(Y - Y_0) + M_{31}(Z - Z_0)}{M_{13}(X - X_0) + M_{23}(Y - Y_0) + M_{33}(Z - Z_0)} + \Delta x' + x_p \quad (1)$$

$$y' = z' \frac{M_{12}(X - X_0) + M_{22}(Y - Y_0) + M_{32}(Z - Z_0)}{M_{13}(X - X_0) + M_{23}(Y - Y_0) + M_{33}(Z - Z_0)} + \Delta y' + y_p$$

رابطه فوق ارتباط میان نقطه تصویر $p'(x', y')$ ، نقطه شی متناظر $P(X, Y, Z)$ و مرکز تصویر^۴ $P_0(X_0, Y_0, Z_0)$ که همگی در یک خط راست هستند را بیان می‌کند. ماتریس دوران M توجیه خارجی دوربین را توصیف می‌کند. فاصله اصلی^۵ $z' = -c$ و مختصات نقطه اصلی^۶ x_p, y_p هستند

که همان پارامترهای توجیه داخلی محسوب می‌شوند. $\Delta x', \Delta y'$ پارامترهای اضافی اعوجاج تصویر می‌باشند که در واقع اثرات اعوجاج شعاعی^۷ و اعوجاج خروج از مرکز^۸ هستند. اعوجاج شعاعی با چند جمله‌ای درجه فرد نشان داده شده در رابطه (۲) قابل محاسبه است.

$$\Delta r = K_1 r^3 + K_2 r^5 + K_3 r^7 \quad (2)$$

r بیانگر فاصله شعاعی از نقطه اصلی و K_1, K_2, K_3 ضرایب اعوجاج شعاعی می‌باشند.

P_1, P_2 نشان‌دهنده پارامترهای اعوجاج خروج از مرکز هستند که در رابطه (۳) ارائه شده است:

$$\Delta x'_{dec} = P_1(r^2 + 2x'^2) + 2P_2x'y' \quad (3)$$

$$\Delta y'_{dec} = P_2(r^2 + 2y'^2) + 2P_1x'y'$$

$\Delta x'_{dec}, \Delta y'_{dec}$ در رابطه فوق نشان‌دهنده اعوجاج خروج از مرکز در مختصات تصویر می‌باشد.

۳-۲- هم مرجع سازی باندها

دوربین‌های چند طیفی سبک که بر روی پهپادها استفاده می‌شوند؛ از ترکیب چند عدسی^۹ ساخته شده‌اند.

^۷ Radial Distortion
^۸ Decentering distortions
^۹ Multilens

^۱ Test Field
^۲ Self Calibration
^۳ Collinearity Equation
^۴ Projection Center
^۵ Focal length
^۶ Principal point

از این دو مجموعه تصاویر، دو ابر نقطه با استفاده از فن تناظریایی متراکم تصاویر با دید چندگانه^۱ از روش SFM^۲، تولید می‌شوند. سپس دو ابر نقطه با استفاده از نقاط کنترل زمینی^۳، زمین مرجع شده^۴ و با استفاده از روش درون‌یابی نزدیک‌ترین نقاط همسایه^۵، درون‌یابی می‌شوند؛ که با این کار ابر نقاط با یکدیگر تلفیق شده تا یک ابر نقطه چند طیفی به وجود آید و از باند قرمز برای نظارت در مرحله تلفیق استفاده می‌شود. در انتها نویزهای احتمالی موجود در این ابر نقطه چند طیفی به صورت دستی حذف می‌شوند. ابر نقطه چند طیفی تولید شده حاوی سه مؤلفه مختصاتی X, Y, Z و پنج مؤلفه طیفی R, G, B, NIR, Red Edge می‌باشد.

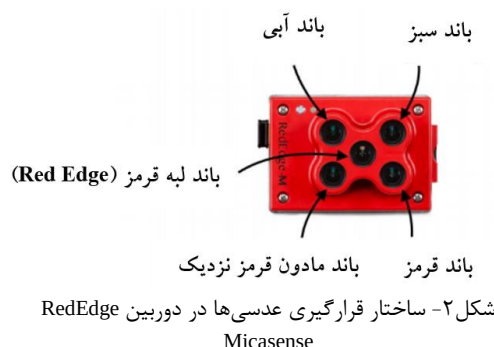
۳-۴- استخراج ویژگی از ابر نقاط

پس از آنکه ابر نقطه چند طیفی تولید شد، حال باید طبقه‌بندی ابر نقاط انجام گیرد. یکی از مراحل مهم و ضروری برای طبقه‌بندی ابر نقاط، استخراج ویژگی از ابر نقاط می‌باشد. در این تحقیق علاوه بر استفاده از ویژگی‌های هندسی، برای افزایش دقت طبقه‌بندی از ویژگی‌های طیفی حاصل از تصاویر چند طیفی نیز استفاده شده است.

۳-۴-۱- استخراج ویژگی‌های هندسی

یکی از ویژگی‌های هندسی، ویژگی‌های کوواریانس^۶ هستند که از مقادیر ویژه^۷ حاصل از تانسور ساختار سه‌بعدی^۸ محاسبه می‌شوند [۱۵]. بدین منظور برای محاسبه این ویژگی‌های کوواریانس برای یک نقطه مثل x ابتدا باید k نقطه همسایه $S_x = \{P_1, P_2, P_3, \dots, P_k\}$ نزدیک‌ترین همسایگی^۹ استفاده شده است [۱۶]. بنابراین از این مجموعه نقاط همسایه برای محاسبه تانسور ساختار سه‌بعدی (C_x) که در رابطه (۴) نمایش داده شده، استفاده می‌شود. سپس مقادیر ویژه هر نقطه از ماتریس

در این تحقیق از دوربین چند طیفی Micasense RedEdge استفاده شده است که شامل پنج عدسی مجزا دارای باندهای طیفی R, G, B, NIR, Red Edge است. با توجه به فاصله قرارگیری عدسی‌ها از یکدیگر که در شکل (۲) نمایش داده شده، ترکیب باندهای طیفی اخذ شده دارای اثرات خطای عدم مرجع بودن بین باندها خواهد بود. بدین منظور برای رفع این مشکل باید باندها با یکدیگر هم مرجع شوند که یکی از چالش‌های مهم در دوربین‌های چند طیفی می‌باشد [۱۱]، [۲۱]، [۲۲]. در این حوزه، دو روش هم مرجع سازی تصاویر چند طیفی وجود دارد، که یکی مبتنی بر فضای تصویر و دیگری مبتنی بر فضای شیء است. روش مورد استفاده در این مقاله، هم مرجع سازی مبتنی بر فضای تصویر می‌باشد. در روش‌های مبتنی بر فضای تصویر، نقاط کلیدی از تصاویر استخراج شده و سپس این نقاط تناظریایی و با استفاده از یک مدل ریاضی در فضای تصویر، تصاویر با یکدیگر هم مرجع می‌شوند. در روش‌های مبتنی بر فضای شیء، ابتدا تصاویر به یک فضای مدل یا شیء انتقال داده شده، سپس همانند روش مبتنی بر فضای تصویر، این فرآیند صورت می‌گیرد.



شکل ۲- ساختار قرارگیری عدسی‌ها در دوربین RedEdge Micasense

۳-۳- پردازش ابر نقاط

پس از پیش پردازش‌های انجام شده نوبت به مرحله پردازش ابر نقاط می‌رسد. اما قبل از شروع این مرحله ابتدا باید باندها با یکدیگر ترکیب شده و یک ترکیب رنگی (تصویر) ایجاد کنند تا از این ترکیب‌های رنگی برای تولید ابر نقاط استفاده شود. در اینجا از باندهای R, G, B به عنوان یک ترکیب رنگی و سپس از باندهای R, NIR, Red Edge به عنوان یک ترکیب رنگی دیگر استفاده شده که هرکدام یک تصویر ایجاد می‌کنند تا دو مجموعه تصاویر مختلف تولید شوند؛ که از باند قرمز به عنوان باند مشترک استفاده شده است.

^۱ Multiview Stereo Dense Matching

^۲ Structure From Motion (SFM)

^۳ Ground Control Points (GCP)

^۴ Geo-referenced

^۵ Nearest Neighbor Interpolation

^۶ Covariance Features

^۷ Eigenvalues

^۸ 3D Structure Covariance Tensor

^۹ K-Nearest Neighbor (KNN)

تنسور ساختار سه‌بعدی محاسبه شده و به ترتیب از بزرگ به کوچک مرتب می‌شوند ($\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3 \geq 0$). این ویژگی‌های کوواریانس کاملاً در ارائه شکل هندسی محلی در یک همسایگی مشخص، مفید هستند و در حقیقت با توجه به همسایگی به وجود آمده از یک نقطه، می‌توان رفتار هندسی نقطه با توجه به همسایگی را حدس زد [۲].

$$C_x = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (P_i - \hat{P})(P_i - \hat{P})^T \quad (4)$$

در رابطه فوق $\hat{P} = \arg \min_p \sum_{i=1}^k \|(P_i - P)\|$ که در حقیقت بیانگر مختصات مرکز همسایگی‌ها می‌باشد. K نشان‌دهنده تعداد همسایگی‌ها می‌باشد. P_i مختصات همسایه‌های نقطه i ام می‌باشد. در کنار ویژگی‌های کوواریانس، برای افزایش دقت طبقه‌بندی از سه ویژگی ارتفاعی نیز استفاده شده است که در جدول (۱) نشان داده شده است [۱۵]، [۲۳].

جدول ۱- مجموعه ویژگی‌های هندسی محاسبه شده برای نقاط

در یک همسایگی S_x

$(\lambda_1 - \lambda_2) / \lambda_1$ $(\lambda_2 - \lambda_3) / \lambda_1$ λ_3 / λ_1 $\lambda_3 / (\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3)$ $(\lambda_1 - \lambda_3) / \lambda_1$ $\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3$ λ_3	Linearity Planarity Scatter Curvature Anisotropy Sum of eigenvalues Surface Variation	ویژگی‌های کوواریانس
$Z_{\max} - Z_{\min}$ $(\sum_{i=1}^k Z_i - \bar{Z}) / k$ $(\sum_{i=1}^k Z_i) / k$	Max Z difference Z variance Mean Z	ویژگی‌های ارتفاعی

۳-۴-۲- استخراج ویژگی‌های طیفی

ابر نقاط حاصل از لیزر اسکنر هوایی غالباً بدون اطلاعات طیفی است اما ابر نقاط حاصل از تناظریابی متراکم تصاویر همواره دارای اطلاعات طیفی است؛ به خصوص تصاویر چند طیفی که دارای اطلاعات طیفی غنی‌تری است که برای افزایش دقت طبقه‌بندی بسیار مؤثر می‌باشد.

در این مقاله، برخلاف تصاویر مرئی که تنها از طیف‌های R, G, B برای استخراج ویژگی‌های طیفی استفاده می‌شود؛ از طیف‌های NIR, Red Edge چند طیفی نیز استفاده می‌شود تا دقت طبقه‌بندی بهبود یابد. ویژگی‌های طیفی به دو دسته: (۱) ویژگی‌های طیفی مبتنی بر همسایگی، (۲)

ویژگی‌های طیفی حاصل از شاخص‌های پوشش گیاهی^۱ تقسیم می‌شوند. برای استخراج ویژگی‌های طیفی مبتنی بر همسایگی، برای هر نقطه چند نقطه‌ی همسایگی انتخاب می‌شود [۲]. برای استخراج ویژگی‌های طیفی حاصل از شاخص‌های پوشش گیاهی نیز، از شاخص‌های پوشش گیاهی معروفی همچون NDVI استفاده شده است که در جدول (۲) و (۳) ارائه شده است [۱۷].

جدول ۲- مجموعه ویژگی‌های طیفی مبتنی بر همسایگی

$(\sum_{i=1}^k R_i) / k$ $(\sum_{i=1}^k G_i) / k$ $(\sum_{i=1}^k B_i) / k$ $(\sum_{i=1}^k NIR_i) / k$ $(\sum_{i=1}^k RE_i) / k$ $\bar{R} / \sum_{i=1}^k (R + \bar{G} + \bar{B} + \bar{NIR} + \bar{RE})$ $\bar{G} / \sum_{i=1}^k (R + \bar{G} + \bar{B} + \bar{NIR} + \bar{RE})$ $\bar{B} / \sum_{i=1}^k (R + \bar{G} + \bar{B} + \bar{NIR} + \bar{RE})$ $\bar{NIR} / \sum_{i=1}^k (R + \bar{G} + \bar{B} + \bar{NIR} + \bar{RE})$ $\bar{RE} / \sum_{i=1}^k (R + \bar{G} + \bar{B} + \bar{NIR} + \bar{RE})$ $R_{\max} - R_{\min}$ $G_{\max} - G_{\min}$ $B_{\max} - B_{\min}$ $NIR_{\max} - NIR_{\min}$ $Red\ Edge_{\max} - Red\ Edge_{\min}$	Mean R Mean G Mean B Mean NIR Mean RE R Ratio G Ratio B Ratio NIR Ratio RE Ratio Max R dif Max G dif Max B dif Max NIR dif Max RE diff	ویژگی‌های مبتنی بر همسایگی
--	--	----------------------------

جدول ۳- مجموعه ویژگی‌های طیفی حاصل از شاخص‌های پوشش گیاهی

$Green / (Red + Green + Blue)$ $(Green - Red) / (Green + Red)$ $(NIR - Red) / (NIR + Red)$ $(Green - NIR) / (Green + NIR)$ $(NIR - RE) / (NIR + RE)$	GR GRVI NDVI NDWI RENDVI	ویژگی‌های شاخص‌های پوشش گیاهی
--	--------------------------------------	-------------------------------

۳-۵- طبقه‌بندی به روش جنگل تصادفی

الگوریتم جنگل تصادفی توسط براینم^۴ در سال ۲۰۰۱ پیشنهاد شد [۱۸]. این الگوریتم از جمله الگوریتم‌های یادگیری دسته‌جمعی^۵ می‌باشد که یک سیستم طبقه‌بندی چند کلاسه است و با ترکیب خروجی‌های چند طبقه‌بندی کننده، به یک طبقه‌بندی بهتر دست می‌یابد [۱۹]. این نوع طبقه‌بندی در دو مرحله اجرا می‌

^۱ Vegetation Index

^۲ Red Edge (RE)

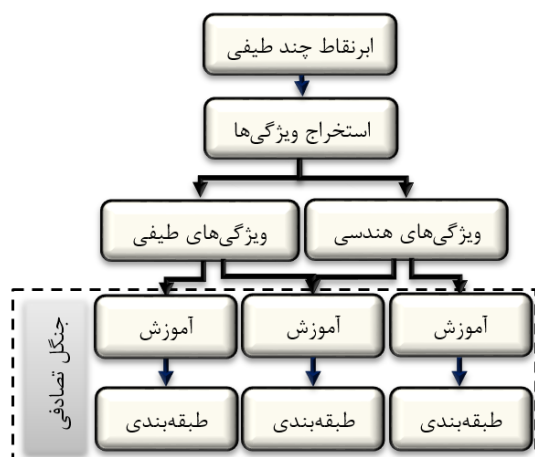
^۳ Maximum R Difference

^۴ Breiman

^۵ Ensemble Algorithm

به منظور طبقه‌بندی ابر نقاط بر اساس روش جنگل تصادفی ابتدا ویژگی‌های طیفی و هندسی از ابر نقاط استخراج می‌شوند. در این مقاله ابر نقاط در سه بخش طبقه‌بندی می‌شوند که شامل: (۱) استفاده از تنها اطلاعات طیفی (۲) استفاده از تنها اطلاعات هندسی (۳) استفاده از تلفیق اطلاعات طیفی و هندسی می‌باشد. در انتها روش‌ها با یکدیگر مقایسه و ارزیابی می‌شوند.

پس از استخراج بردار ویژگی‌ها از ابر نقاط، الگوریتم جنگل تصادفی با استفاده از نمونه‌های آموزشی، آموزش داده می‌شود. نمونه‌های آموزشی در تمامی منطقه مطالعاتی به صورت پراکنده انتخاب شده‌اند تا الگوریتم با دقت بالاتری یادگیری شود. در شکل (۴) ساختار کلی طبقه‌بندی ابر نقاط با استفاده از الگوریتم جنگل تصادفی نمایش داده شده است.



شکل ۴- ساختار کلی طبقه‌بندی ابر نقاط با روش جنگل تصادفی

۴- پیاده‌سازی و ارزیابی نتایج

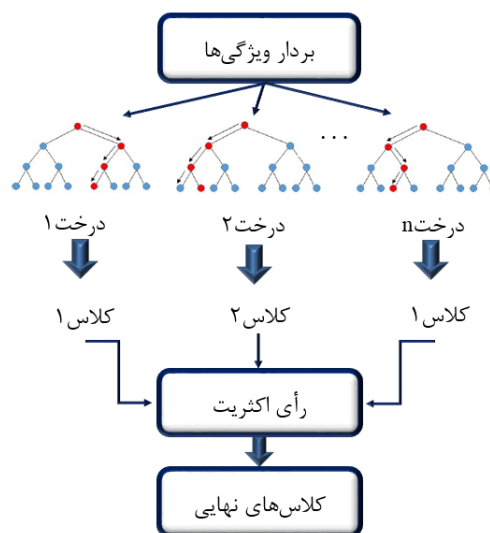
روش پیشنهادی به منظور طبقه‌بندی ابر نقاط حاصل از تناظرایی متراکم تصاویر چند طیفی به صورت مرحله به مرحله، پیاده‌سازی شده و ارزیابی نتایج صورت گرفته است. ضمناً برای پیاده‌سازی بخش‌های مختلف این پژوهش، برنامه نویسی در محیط متلب صورت گرفته است.

۴-۱- مجموعه داده

مجموعه داده مورد استفاده در این تحقیق، با استفاده از پهپاد مالتی روتور مجهز به دوربین چند طیفی Micasense RedEdge با مشخصاتی که در جدول (۴) نمایش داده شده است، توسط خود نویسندگان در سال

شود که گام اول ایجاد یادگیرنده‌ها و سپس ترکیب خروجی‌ها برای دستیابی به یک الگوریتم یادگیری خوب می‌باشد. روش‌های مختلفی برای ترکیب خروجی‌های طبقه‌بندی کننده‌ها وجود دارد که یکی از ساده‌ترین و مرسوم‌ترین این روش‌ها، روش رأی اکثریت^۱ می‌باشد [۲۸]. برچسب نهایی هر کلاس توسط رأی اکثریت طبقه‌بندی کننده‌ها تعیین می‌شود.

الگوریتم جنگل تصادفی، یک طبقه‌بندی کننده‌ی دسته‌جمعی مبتنی بر درخت است. الگوریتم جنگل تصادفی ترکیبی از درخت‌های تصمیم‌گیری است که هر درخت تصمیم، یک رأی برای اختصاص دادن هر کلاس به یک بردار ورودی را ارائه می‌دهد. در آخر قانون رأی اکثریت به منظور اختصاص دادن هر نقطه به یک کلاس استفاده می‌شود که بر اساس بیشترین رأی است که از مجموعه طبقه‌بندی کننده‌ها دریافت می‌کند. در شکل (۳) روند کلی الگوریتم جنگل تصادفی نشان داده شده است. درصد مشخصی از نمونه‌های آموزشی که به صورت تصادفی انتخاب می‌شوند برای آموزش هر درخت استفاده می‌شوند و درصد باقی‌مانده از نمونه‌ها، به منظور برآورد دقت طبقه‌بندی داده‌های آموزشی، مورد استفاده قرار می‌گیرند. در این الگوریتم، تعداد درختان تصمیم‌گیری یک پارامتر قابل تنظیم است. الگوریتم جنگل تصادفی به اثبات رسیده که برای طبقه‌بندی ابر نقاط بسیار پرکاربرد است و نتایج قابل قبول و موفقیت آمیزی ارائه می‌دهد [۱۵].

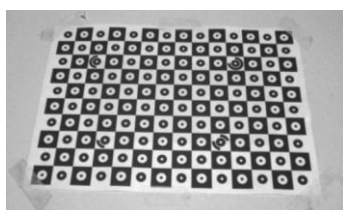


شکل ۳- روند کلی الگوریتم طبقه‌بندی جنگل تصادفی

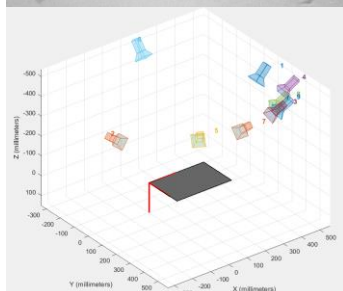
^۱ Majority Vote

۴-۲- کالیبراسیون دوربین چند طیفی

نحوه قرارگیری هندسی دوربین چند طیفی برای کالیبراسیون هندسی و همچنین تست فیلد مورد استفاده، در شکل (۵) نشان داده شده است.



الف



ب

شکل ۵- الف) وضعیت قرارگیری دوربین به منظور کالیبراسیون،
ب) تست فیلد مورد استفاده برای کالیبراسیون

مقادیر پارامترهای کالیبراسیون عدسی‌ها در جدول (۶) محاسبه شده است که از جمله آن‌ها فاصله کانونی، نقطه اصلی، ضرایب اعوجاج شعاعی (k_1, k_2, k_3)، ضرایب اعوجاج خروج از مرکز (p_1, p_2) و ضرایب افینیتی (b_1, b_2) می‌باشد.

جدول ۶- مجموعه پارامترهای کالیبراسیون دوربین چند طیفی

پارامترهای کالیبراسیون	باند Red	باند Green	باند Blue	باند NIR	باند Red Edge
فاصله کانونی (میلی‌متر)	۵,۷۹	۵,۵۲	۵,۵۷	۵,۸۰	۵,۵۵
مختصه x نقطه اصلی (پیکسل)	-۷۹,۶۵	۳۲,۲۷	۸,۴۸	-۶۵,۷۹	-۲,۸۱
مختصه y نقطه اصلی (پیکسل)	-۸۶,۶۳	۱۱,۹۴	-۴,۲۵	-۱۰۶,۹۸	۸,۴۱
K1 (ضریب اعوجاج شعاعی)	-۰,۰۹	-۰,۱۰	-۰,۰۷	-۰,۱۱	-۰,۱۳
K2 (ضریب اعوجاج شعاعی)	۰,۰۶	۰,۲۰	$۵,۴۹ e^{-۳}$	۰,۳۰	۰,۴۶
K3 (ضریب اعوجاج شعاعی)	۰,۲۹	-۰,۲۴	۰,۱۲	-۰,۹۵	-۱,۵۱
P1 (ضریب اعوجاج خروج از مرکز)	$۱,۹۶ e^{-۴}$	$۶,۲۷ e^{-۴}$	$۱,۱۷ e^{-۳}$	$-۲,۸۰ e^{-۵}$	$۸,۹۴ e^{-۴}$
P2 (ضریب اعوجاج خروج از مرکز)	$۵,۲۲ e^{-۴}$	$۷,۱۹ e^{-۴}$	$-۲,۵۳ e^{-۵}$	$-۱,۸۹ e^{-۵}$	$-۱,۳۳ e^{-۴}$
b1 (ضریب اعوجاج افینیتی)	۰,۴۱	۰,۹۰	-۱,۹۱	۱,۳۸	۰,۲۹
b1 (ضریب اعوجاج افینیتی)	-۲,۵۲	-۰,۲۹	۴,۳۴	۱,۲۷	۰,۰۹

الگوریتم یکی از الگوریتم‌های معروف و پرکاربرد در پردازش تصاویر می‌باشد که بسیار مناسب برای استخراج ویژگی‌ها از تصاویر است زیرا که این الگوریتم نسبت به انتقال، دوران و مقیاس‌های مختلف نامتغیر می‌باشد. برای این منظور یکی از باندها به عنوان باند مرجع و باندهای دیگر بر روی باند

۱۳۹۵ از روستای فیلستان واقع در بخش مرکزی شهرستان پاکدشت در استان تهران اخذ شده است. در این پژوهش از یک مجموعه داده دیگر با ساختار متفاوت شهری نیز استفاده شده است که با استفاده از پهپاد مالتی روتور مجهز به دوربین سونی آلفا ۶۰۰۰ با مشخصاتی که در جدول (۴) ارائه شده است، توسط خود نویسندگان در سال ۱۳۹۴ از شهرک صنعتی چرمشهر واقع در شهرستان ورامین در استان تهران اخذ شده است.

جدول ۴- مشخصات سکوی هوایی

مدامت پرواز	۳۰-۴۰ دقیقه
حداکثر ارتفاع پرواز	۲۰۰۰ متر از سطح دریا
ابعاد	۱,۲ متر
سرعت بهینه	۲۰ کیلومتر بر ساعت

مشخصات مربوط به دوربین چند طیفی Micasense RedEdge نیز در جدول (۵) نشان داده شده است.

جدول ۵- مشخصات دوربین چند طیفی Micasense

تعداد باند	۵
باندهای طیفی	قرمز، سبز، آبی، مادون قرمز نزدیک و لبه قرمز
فاصله کانونی	۵,۴ میلی‌متر
سرعت عکس‌برداری	۱ عکس در ثانیه

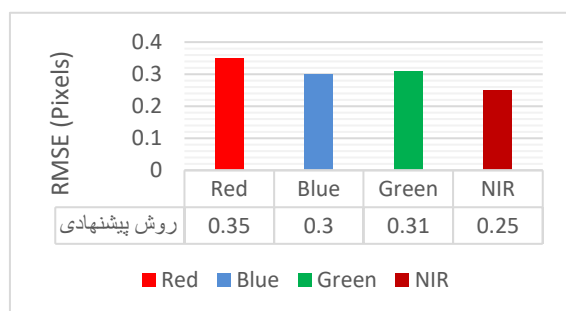
۴-۳- هم مرجع سازی باندها

در این مطالعه از الگوریتم SIFT^۱ برای استخراج نقاط متناظر برای هر عدسی استفاده شده است [۱۲]. این

^۱ Scale Invariant Feature Transform



شکل ۶- هم مرجع سازی باندها در تصاویر چند طیفی؛ تصویر الف: اصلاح نشده، تصویر ب: اصلاح شده



شکل ۷- ارزیابی روش پیشنهادی هم مرجع سازی باندها

پس از هم مرجع سازی باندها، سه باند R, G, B تشکیل یک تصویر می دهند و سه باند R, NIR, RedEdge نیز تصویر دیگری به وجود می آورند. با این کار دو مجموعه تصاویر حاصل می شوند که در شکل (۸) نمایش داده شده است و برای تولید ابر نقاط از این دو مجموعه تصاویر استفاده شده است.

مرجع انتقال داده می شوند [۱۳]. در این تحقیق، باندی که دارای کنتراست بالاتر و همچنین از نظر هندسه قرارگیری دوربین ها دارای استحکام هندسی بالاتری می باشد، به عنوان باند مرجع در نظر گرفته شده است؛ که در اینجا باند Red Edge به عنوان باند مرجع انتخاب شده است.

پس از استخراج ویژگی ها یا نقاط کلیدی برای همه باندها با استفاده از الگوریتم SIFT، مرحله تناظرایی با مقایسه مینیمم فاصله اقلیدسی^۱ بین بردارهای ویژگی استخراج شده، انجام می شود. مرحله بعدی حذف نقاط کلیدی به اشتباه شناسایی شده^۲ است که از الگوریتم RANSAC^۳ برای این منظور استفاده شده است [۱۴]. با اتمام این مراحل رابطه ریاضی بین باندهای تصویر چند طیفی محاسبه می شود؛ که همه باندها با استفاده از انتقال پروژکتیو بر روی باند مرجع انتقال داده می شوند و این به دلیل برتری دقت بالاتر انتقال پروژکتیو نسبت به سایر تبدیلات همچون افاین و کانفورمال در هم مرجع سازی باندها می باشد. سپس اطلاعات رادیو متریکی با استفاده از روش Bilinear نمونه برداری مجدد^۴ می شوند؛ که با این کار تمامی باندها هم مرجع می شوند.

شکل (۶) نتایج قبل و بعد از هم مرجع سازی باندها را نشان می دهند، که از ترکیب باندهای طیفی یک منظره حاصل شده اند. اعوجاج رنگی نمایش داده شده در تصویر اول (سمت بالا) ناشی از خطای عدم هم مرجع بودن بین باندها می باشد که در تصویر دوم (سمت پایین) بعد از هم مرجع سازی باندها اصلاح شده است.

برای ارزیابی استراتژی پیشنهادی، نقاطی از باندی که به عنوان مرجع در نظر گرفته شده و نقاط متناظر از باندهای دیگر، انتخاب و علامت گذاری شده اند. سپس با دانستن رابطه ریاضی بین باند مرجع و باندهای دیگر می توان نقاط انتخابی باندهای دیگر را بر روی باند مرجع انتقال داد. در انتها اختلاف مختصات بین نقاط با استفاده از رابطه خطای جذر میانگین مربعات محاسبه می شود. همان طور که در شکل (۷) مشاهده می شود، میانگین خطای RMSE^۵ حدود ۰٫۳ پیکسل می باشد؛ که دقت خوبی در زمینه ی هم مرجع سازی تصاویر است.

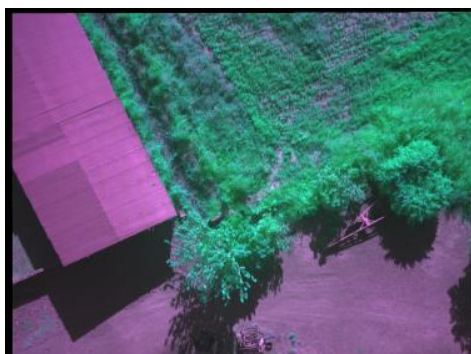
^۱ Euclidean Distance

^۲ Outliers

^۳ Random Sample Consensus (RANSAC)

^۴ Resample

^۵ Root Mean Square Error (RMSE)



شکل ۸- نتایج ترکیب باندها و تولید تصاویر؛ تصویر راست: ترکیب رنگی RGB، تصویر چپ: ترکیب رنگی R,NIR,Red Edge

۴-۴- پردازش ابر نقاط

در شکل (۹) نتایج تولید ابر نقاط از دو مجموعه تصاویر در مجموعه داده اول نشان داده شده است.

برای تولید ابر نقاط از مجموعه داده دوم نیز از ۴۲۲ تصویر با پوشش طولی و عرضی ۸۰ درصد و ارتفاع پرواز ۲۱۶ متر، استفاده شده است که پیکسل سائز زمینی ۲,۳ سانتی‌متر بر پیکسل برای این تصاویر محاسبه شده است. در شکل (۹) نتایج تولید ابر نقاط از مجموعه داده دوم نشان داده شده است.

حال نوبت به تولید ابر نقاط از دو مجموعه تصاویر می‌رسد؛ که ابر نقاط از فن تناظریابی متراکم تصاویر با دید چندگانه به دست‌آمده‌اند که برای استخراج نقاط متناظر از الگوریتم SIFT در هر مجموعه تصویر استفاده شده است. برای این منظور از ۲۷۷ تصویر از هر ۵ عدسی دوربین چند طیفی با پوشش طولی و عرضی ۷۵ درصد و ارتفاع پرواز ۴۲ متر، استفاده شده است که پیکسل سائز زمینی ۲,۷۲ سانتی‌متر بر پیکسل برای این تصاویر محاسبه شده است.



ب



الف

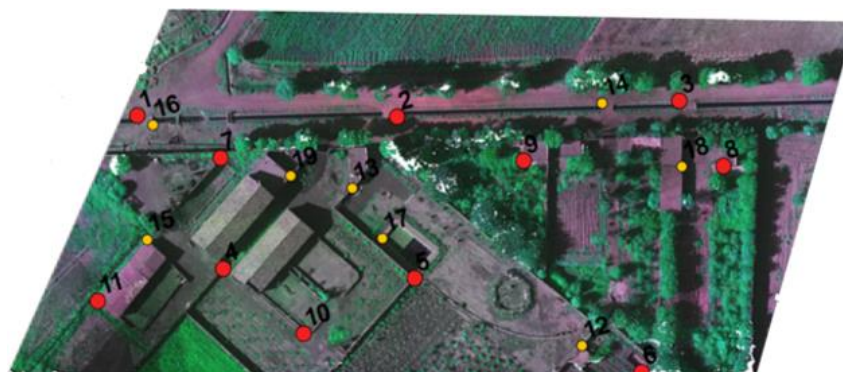


ج

شکل ۹- الف) ابر نقطه حاصل از ترکیب رنگی RGB مجموعه داده اول، ب) ابر نقطه حاصل از ترکیب R,NIR,Red Edge مجموعه داده اول، ج) ابر نقطه حاصل از تصاویر مرئی مجموعه داده دوم

پراکندگی مناسب، زمین مرجع می‌شوند. در شکل (۱۰) توزیع نقاط کنترل و چک نمایش داده شده است.

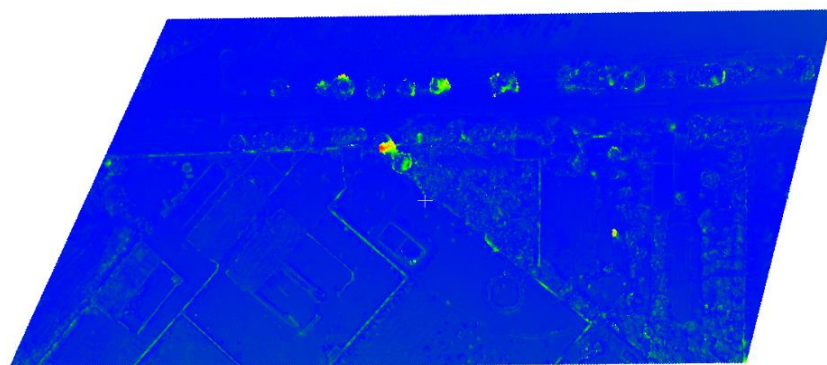
پس از تولید ابر نقاط، خروجی‌ها با یکدیگر تلفیق شده و ابر نقطه چند طیفی تولید شده است. برای تلفیق ابر نقاط ابتدا هر یک از ابر نقاط از طریق نقاط کنترل با



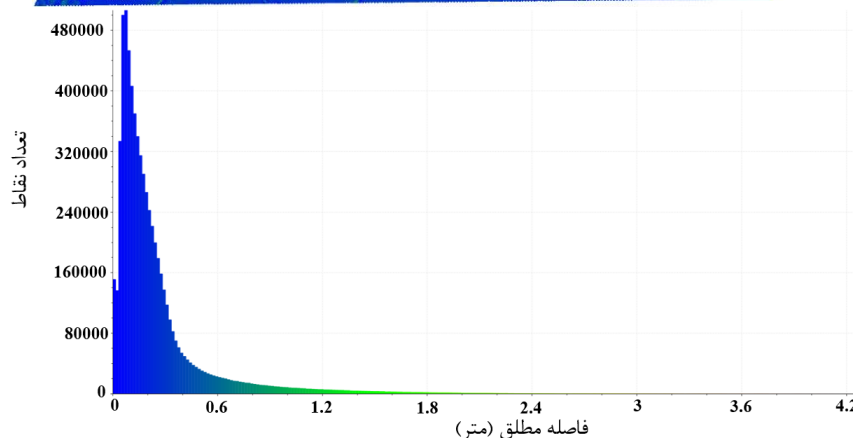
شکل ۱۰- چیدمان نقاط کنترل و چک
نقاط کنترل ● نقاط چک ●

دو ابرنقطه ارزیابی شده و از طریق رنگ در شکل (۱۱) نمایش داده شده است که رنگ آبی نشان‌دهنده‌ی کمترین فاصله و رنگ قرمز نشان‌دهنده‌ی بیشترین فاصله می‌باشد.

۱۱ نقطه کنترل و ۸ نقطه چک برای ابرنقاط در نظر گرفته شده و خطای مجموع برای نقاط کنترل و چک به ترتیب ۵۲٫۸۲ سانتی‌متر و ۵۳٫۲۰ سانتی‌متر است. همچنین دقت هم مرجع سازی بر اساس فاصله مطلق بین



الف



ب

شکل ۱۱- فواصل مطلق بین دو ابر نقطه RGB و Red Edge، NIR، R؛ الف) نمایش فاصله مطلق از طریق رنگ ها، ب) هیستوگرام فواصل مطلق

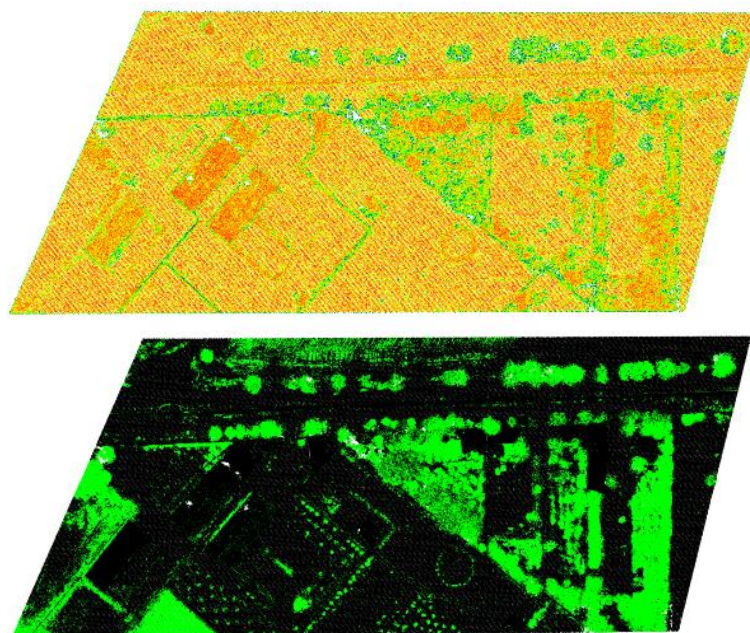
نقاط نیز ۰٫۲۵ پیکسل و در مجموعه داده دوم ۴۷۳ نقطه در هر مترمربع و خطای نگاشت مجدد ابر نقاط نیز ۰٫۴۵ پیکسل است. بعد از زمین مرجع سازی دو ابر نقطه، با توجه به اینکه ابر نقاط ساختار منظم هندسی نداشته و نقاط با حالت تصادفی در کنار یکدیگر قرار می‌گیرند؛ پس برای تلفیق دو ابر نقطه از روش درون‌یابی نزدیک‌ترین نقاط

میانگین فاصله مطلق بین ابرنقاط ۰٫۲۵ متر است. همان طور که نشان داده شده است، بیشتر مناطق با کمترین تفاوت به رنگ آبی هستند. مناطق به رنگ قرمز مربوط به نواحی درختان می‌باشند که تفاوت بیشتری در آن‌ها وجود دارد. تراکم ابر نقاط تولید شده در مجموعه داده اول ۱۵۰ نقطه در هر مترمربع و خطای نگاشت مجدد ابر

همسایه، استفاده شده است. بنابراین پس از تلفیق، یک ابر نقطه که دارای سه مؤلفه مختصاتی X, Y, Z و پنج مؤلفه طیفی R, G, B, NIR, Red Edge می‌باشد، حاصل می‌شود که در حقیقت همان ابر نقطه چند طیفی است.

۴-۵- استخراج ویژگی‌ها

در ویژگی‌های کوواریانس و ویژگی‌های مبتنی بر همسایگی از الگوریتم k نزدیک‌ترین همسایگی استفاده



الف

ب

شکل ۱۲- الف) ویژگی هندسی Planarity استخراجی از ابر نقاط ب) ویژگی طیفی NDVI استخراجی از ابر نقاط

که شامل: ۱) استفاده از تنها اطلاعات طیفی ۲) استفاده از تنها اطلاعات هندسی ۳) استفاده از هر دو اطلاعات طیفی و هندسی می‌باشد. در همه بخش‌ها از داده‌های آموزشی یکسان برای مجموعه داده اول و دوم که در شکل ۱۳) نشان داده شده است، استفاده می‌شود تا ارزیابی دقت در هر بخش مستقل از داده آموزشی و وابسته به ویژگی‌های استخراج شده در هر بخش باشد.

برای آموزش الگوریتم جنگل تصادفی، ۷۰ درصد نمونه های آموزشی به عنوان داده یادگیری^۱ و ۳۰ درصد نمونه های آموزشی به عنوان داده آزمون^۲ استفاده می‌شود. به همین منظور دقت آموزش الگوریتم جنگل تصادفی، با استفاده از ماتریس ابهام^۳ در جدول (۷) نشان داده شده است. همانطور که مشاهده می‌شود دقت کلی طبقه‌بندی

ویژگی هندسی Planarity استخراج شده از ابر نقاط که در شکل ۱۲) نشان داده شده است؛ توصیف‌کننده صفحه-ای بودن سطوح همچون ساختمان است که نقاط نارنجی رنگ بیانگر سطوح صفحه‌ای و نقاط سبز رنگ بیانگر سطوح غیر صفحه‌ای است. ویژگی طیفی NDVI استخراج شده از ابر نقاط نیز قابلیت تفکیک پوشش گیاهی از سایر عوارض را دارد. نقاط سبز بیانگر پوشش گیاهی در ابر نقاط و نقاط سیاه نیز بیانگر عوارض غیر پوشش گیاهی در ابر نقاط است. در شکل ۱۲) ویژگی‌های طیفی با استفاده از حد آستانه‌ی بالاتر از ۰,۲ و ویژگی‌های هندسی با حد آستانه بالاتر از ۰,۳ نشان داده شده است.

۴-۶- طبقه‌بندی ابر نقاط

پس از تشکیل ابر نقطه چند طیفی، مرحله طبقه‌بندی ابر نقاط انجام می‌گیرد. با استفاده از الگوریتم یادگیری جنگل تصادفی، ابر نقاط در سه بخش طبقه‌بندی می‌شوند

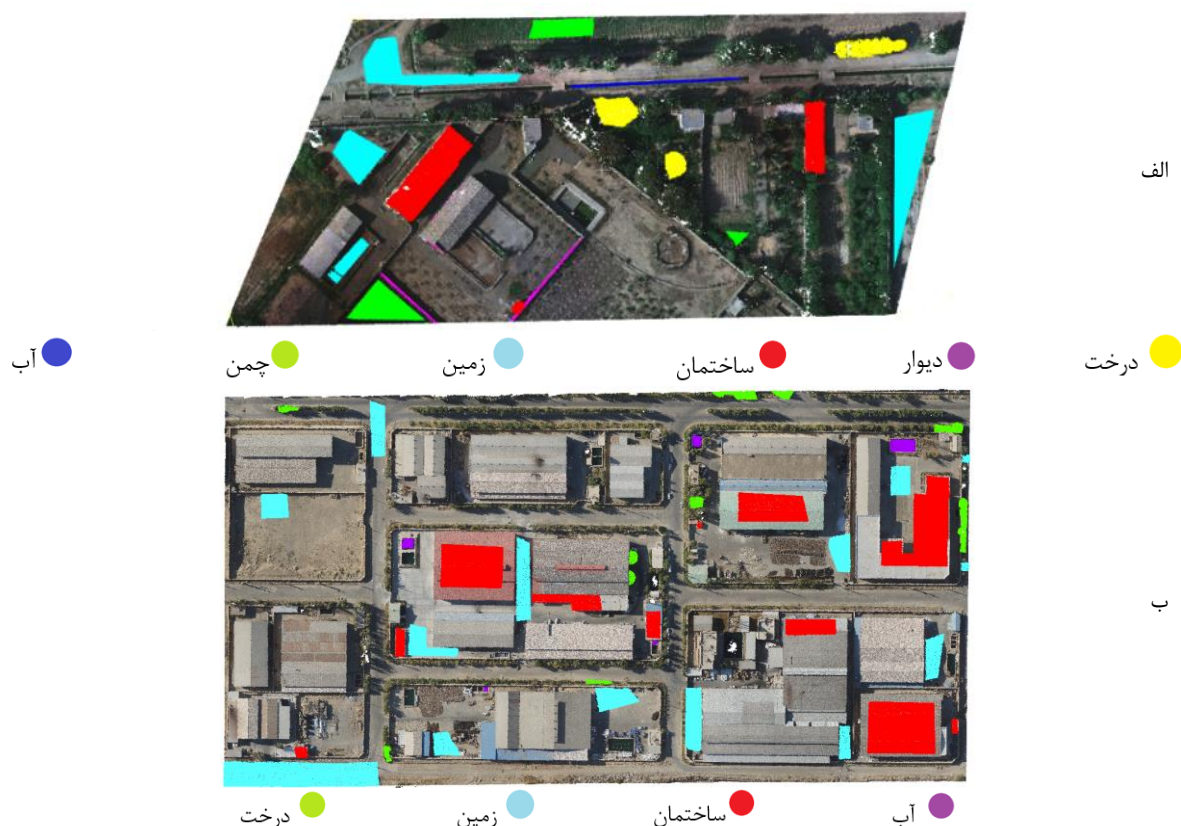
^۱ Training Data

^۲ Test Data

^۳ Confusion Matrix

استفاده از ویژگی‌های هندسی و طیفی معرفی شده می‌باشد.

بر روی نمونه های آموزشی ۹۹٫۸ درصد می‌باشد که نشان دهنده دقت بالای یادگیری الگوریتم جنگل تصادفی با



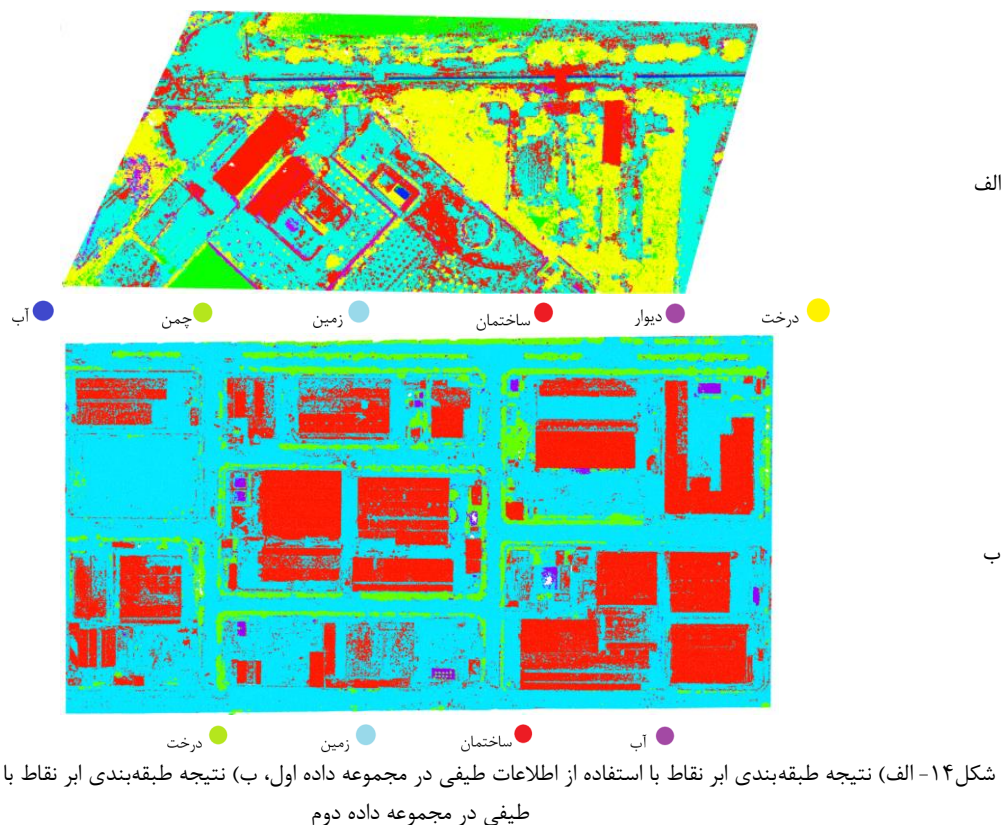
شکل ۱۳- الف) داده‌های آموزشی برای طبقه‌بندی همه بخش‌ها در مجموعه داده اول، ب) داده‌های آموزشی برای طبقه‌بندی همه بخش‌ها در مجموعه داده دوم

جدول ۷- ماتریس ابهام حاصل از طبقه‌بندی نمونه‌های آموزشی مجموعه داده اول

طبقه بندی مرجع (واقعیت زمینی)						
کلاس ها	سقف ساختمان	درخت	چمن	زمین	آب	دیوار
سقف ساختمان	۵۵۹۹۳	۴۸	۰	۰	۰	۲۱
درخت	۱۲۱	۶۵۶۲۵	۱	۱۱	۰	۹۰
چمن	۰	۹	۳۴۲۰۶	۶	۰	۰
زمین	۰	۰	۱۹	۹۴۲۳۷	۰	۱۱
آب	۰	۰	۰	۰	۴۷۳۴	۰
دیوار	۴	۲۶	۰	۶۷	۰	۱۰۲۶۳
دقت کلی (درصد)	۹۹٫۸					

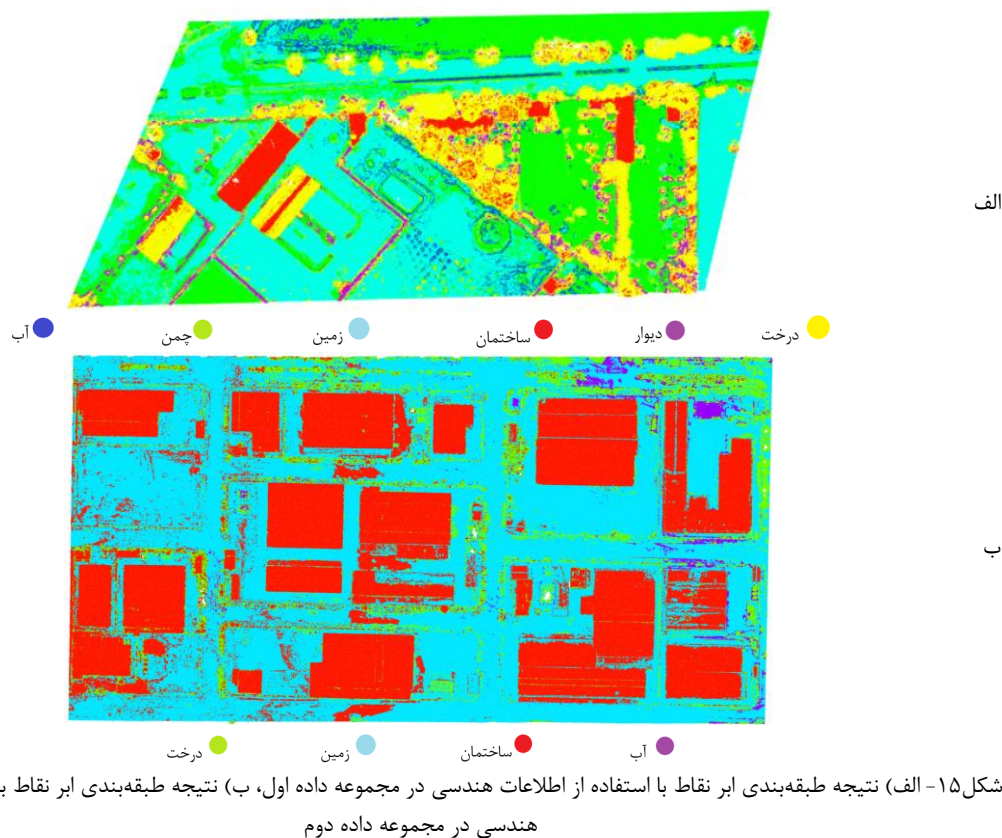
نتیجه طبقه‌بندی ابر نقاط با استفاده از تنها اطلاعات طیفی برای مجموعه داده اول و دوم نشان داده شده است. در همه بخش‌ها تعداد درختان تصمیم‌گیری برابر ۲۰۰ درخت برای الگوریتم جنگل تصادفی می‌باشد.

در بخش اول طبقه‌بندی، ابتدا ویژگی‌های طیفی از ابر نقاط استخراج شده است؛ که در محاسبه ویژگی‌های مبتنی بر همسایگی، تعداد ۲۰ نقطه همسایه در نظر گرفته می‌شود. سپس داده‌های آموزشی برای آموزش الگوریتم جنگل تصادفی معرفی شده‌اند. در شکل (۱۴)



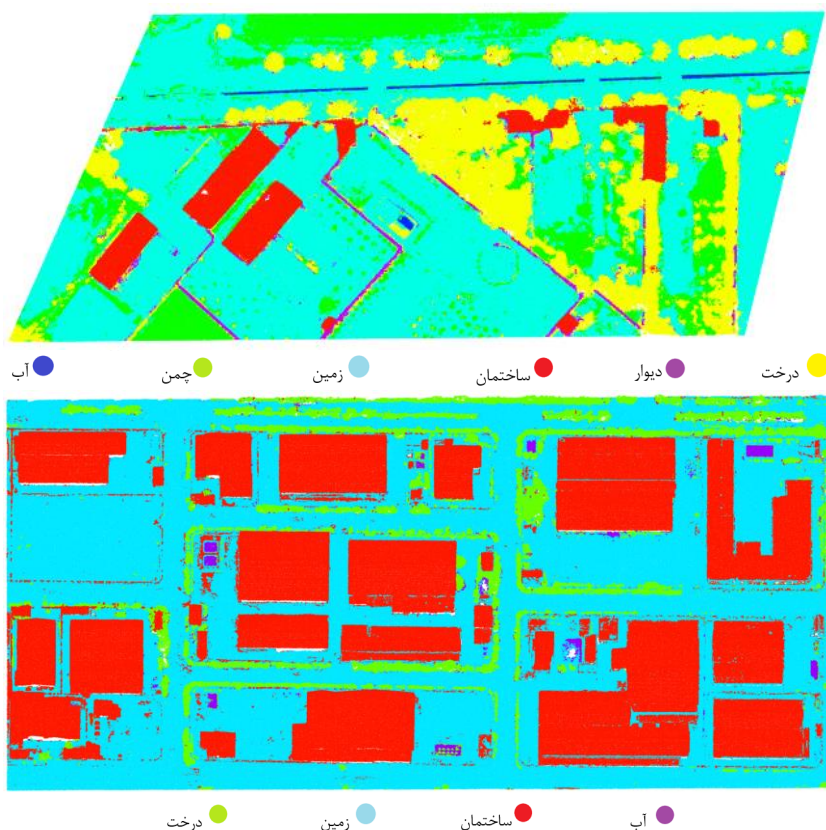
تصادفی معرفی می‌شوند. در شکل (۱۵) نتیجه طبقه‌بندی ابر نقاط با استفاده از تنها اطلاعات هندسی برای مجموعه داده اول و دوم نشان داده شده است.

در بخش دوم طبقه‌بندی، ابتدا ویژگی‌های هندسی از ابر نقاط استخراج می‌شوند؛ که در محاسبه ویژگی‌های کوواریانس تعداد ۲۰ نقطه همسایه در نظر گرفته می‌شود. سپس داده‌های آموزشی برای آموزش الگوریتم جنگل



برای مجموعه داده اول و دوم نشان داده شده است. در هر ۳ بخش طبقه‌بندی، تعداد درختان تصمیم‌گیری برابر ۲۰۰ و حداکثر عمق درخت نیز برابر ۳۰ در نظر گرفته شده است.

در بخش سوم طبقه‌بندی، ابتدا ویژگی‌های هندسی و سپس ویژگی‌های طیفی از ابر نقاط استخراج می‌شوند. سپس داده‌های آموزشی برای آموزش الگوریتم جنگل تصادفی معرفی می‌شوند. در شکل (۱۶) نتیجه طبقه‌بندی ابر نقاط با استفاده از هر دو اطلاعات هندسی و طیفی



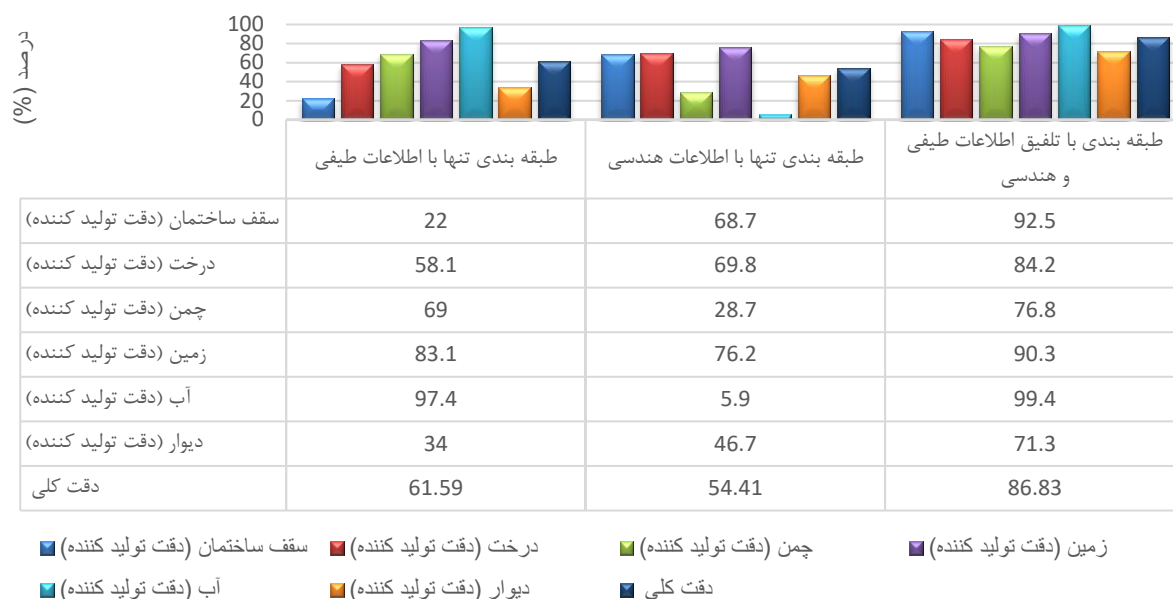
شکل ۱۶- نتیجه طبقه‌بندی ابر نقاط با استفاده از تلفیق اطلاعات طیفی و هندسی در مجموعه داده اول، (ب) نتیجه طبقه‌بندی ابر نقاط با استفاده از تلفیق اطلاعات طیفی و هندسی در مجموعه داده دوم

انجام شده است. که نتایج در شکل (۱۹) نشان داده شده است.

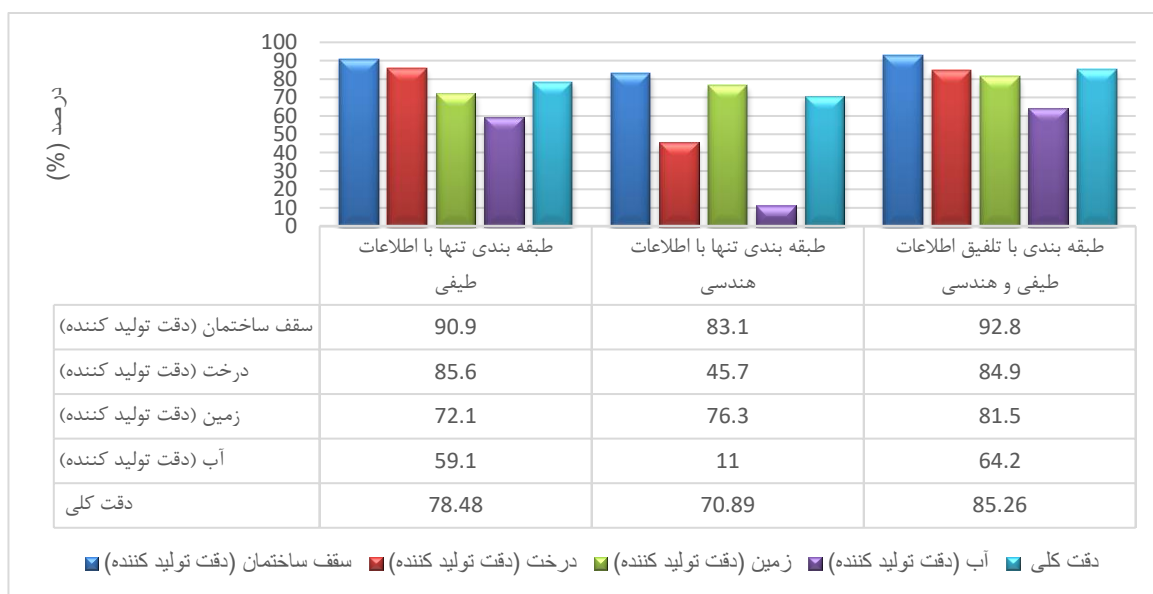
اگر بخواهیم مقایسه‌ای هم بین صحت نتایج این پژوهش با سایر پژوهش‌ها داشته باشیم، با توجه به تنوع کلاس‌ها در هر پژوهش این امر امکان پذیر نبوده اما در زمینه "طبقه‌بندی ابرنقاط حاصل از تناظریابی متراکم تصاویر" (بخش ۲-۲)، دقت‌های ارائه شده با توجه به عدم حضور کلاس‌هایی همچون دیوار و آب در آن پژوهش‌ها، می‌توان صحت نتایج پژوهش خود را هم تراز و تا حدی با دقت بالاتر نسبت به این پژوهش‌ها دانست. در تحقیقات آتی انتظار می‌رود با تلفیق ابرنقاط حاصل از تصاویر چند طیفی با ابرنقاط لیدار به دقت‌های بالاتری دست یافت.

در شکل (۱۷) برای ارزیابی دقت طبقه‌بندی ابر نقاط در هر بخش، دقت تولید کننده هر کلاس و دقت کلی روش به صورت نمودار نشان داده شده است [۲۰]. برای این منظور از واقعیت زمینی که به صورت دستی عمل طبقه‌بندی ابر نقاط انجام شده است، استفاده می‌شود. در شکل (۱۸) نیز دقت تولید کننده هر کلاس و دقت کلی روش، برای ارزیابی طبقه‌بندی ابر نقاط هر بخش به صورت نمودار نشان داده شده است.

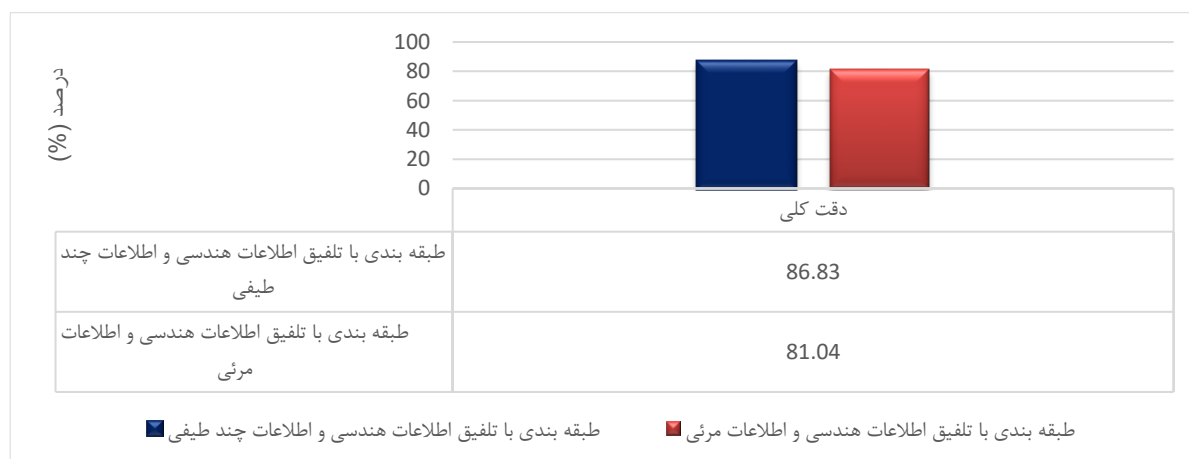
همچنین مقایسه‌ای هم بین زمانی که از تلفیق اطلاعات هندسی و اطلاعات چند طیفی شامل R,G,B,NIR,Red Edge و زمانی که از تلفیق اطلاعات هندسی و اطلاعات مرئی شامل R,G,B استفاده می‌شود،



شکل ۱۷- ارزیابی نتایج طبقه‌بندی ابر نقاط در هر بخش با دقت تولید کننده و دقت کلی برای مجموعه داده اول



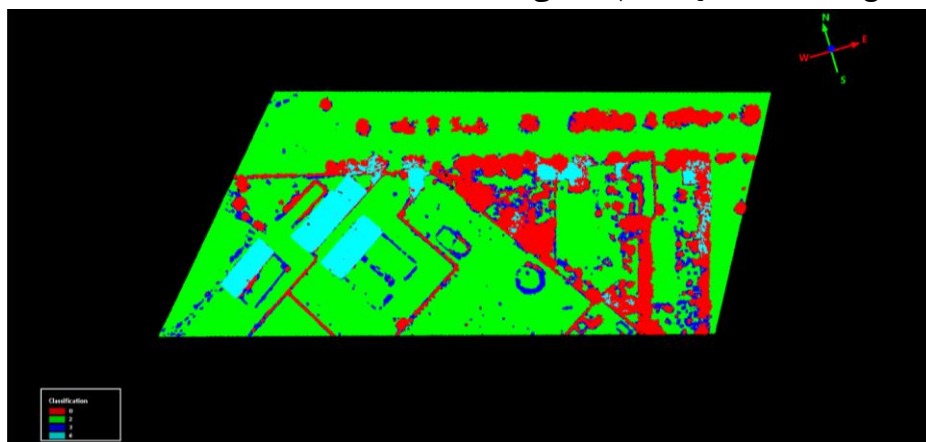
شکل ۱۸- ارزیابی نتایج طبقه‌بندی ابر نقاط در هر بخش با دقت تولید کننده و دقت کلی برای مجموعه داده دوم



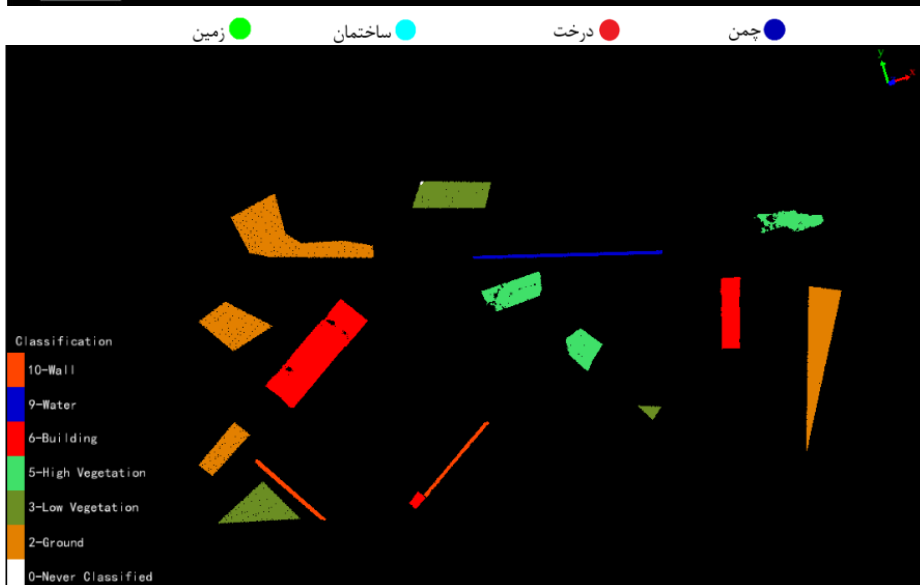
شکل ۱۹- مقایسه بین اطلاعات چند طیفی و اطلاعات مرئی

استفاده از نرم افزارهای Quick Terrain Modeler و LiDAR360 در شکل (۲۰) قابل مشاهده است.

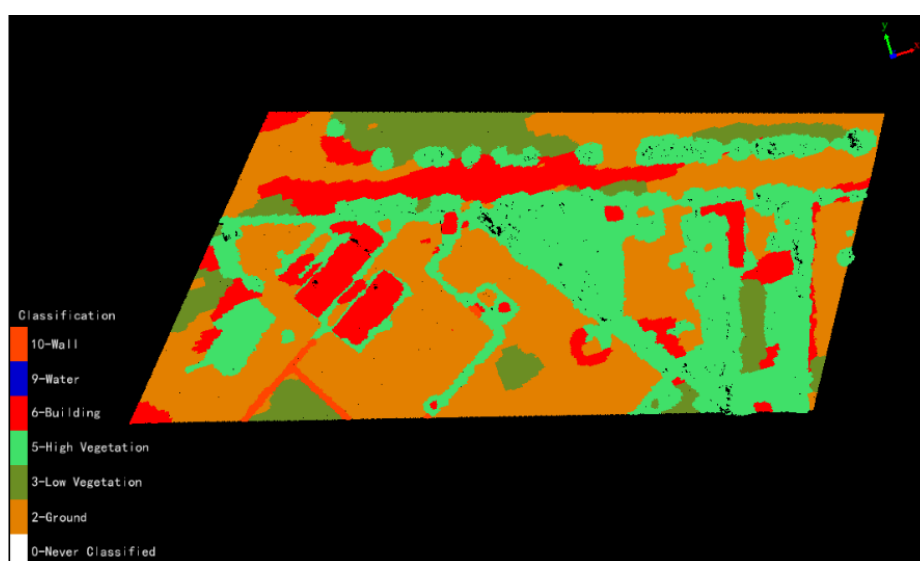
در انتها مقایسه‌ای هم بین نتایج طبقه‌بندی ابرنقطه چند طیفی در این پژوهش با نرم افزارهای تجاری صورت گرفته است. نتایج طبقه‌بندی ابرنقطه چندطیفی با



الف



ب



ج

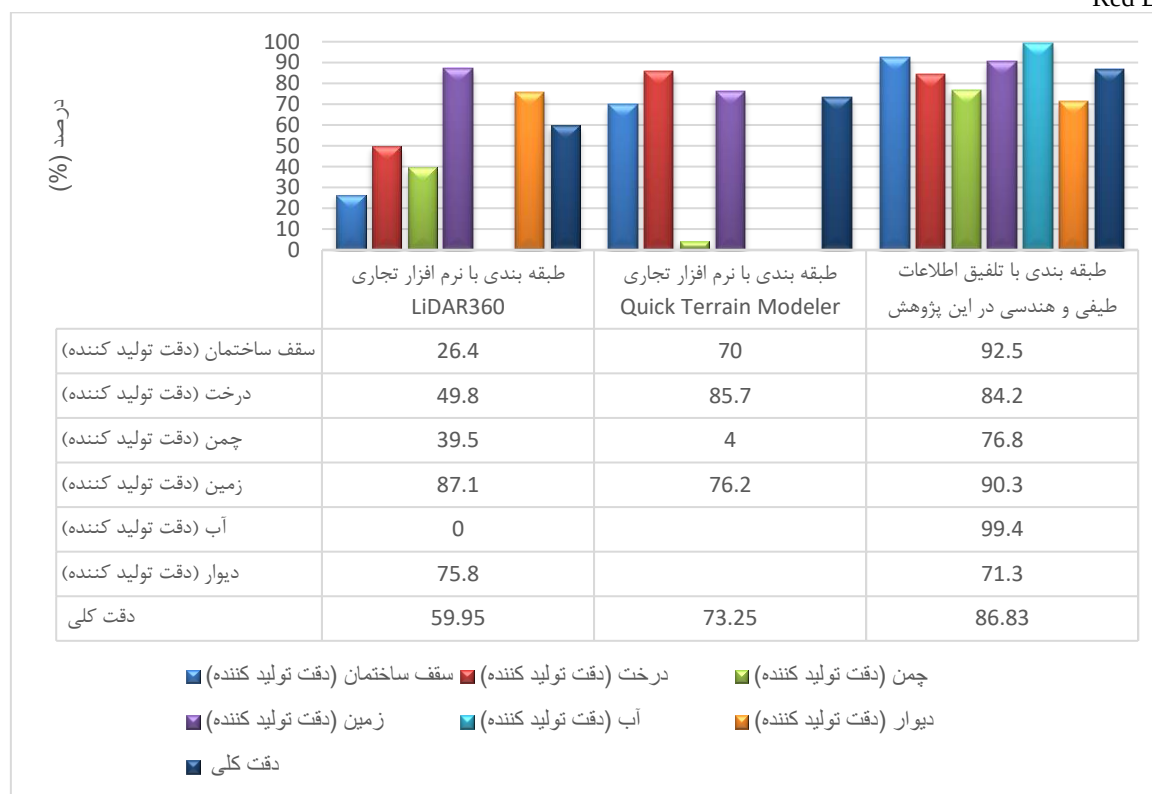
شکل ۲۰- الف) نتایج طبقه‌بندی ابرنقاط در نرم افزار Quick Terrain Modeler، ب) نمونه‌های آموزشی یکسان با تحقیق انجام‌شده در نرم افزار LiDAR360، ج) نتایج طبقه‌بندی ابرنقاط در نرم افزار LiDAR360

از معایب نرم‌افزار Quick Terrain Modeler می‌توان به موارد زیر اشاره کرد:

- دارای تنوع کم انتخاب کلاس برای طبقه‌بندی هم چون زمین و پوشش گیاهی و ساختمان می‌باشد.
 - استفاده از روش‌های نظارت نشده برای طبقه‌بندی ابرنقاط و عدم استفاده از روش‌های نظارت شده با دقت بالاتر نسبت به روش‌های نظارت نشده.
 - عدم استفاده از ویژگی‌های چند طیفی هم چون NIR و Red Edge برای طبقه‌بندی ابرنقاط.
- از معایب نرم‌افزار LiDAR360 نیز می‌توان به موارد زیر اشاره کرد:
- خروجی ضعیف طبقه‌بندی نسبت به تحقیق انجام شده با نمونه‌های آموزشی یکسان
 - عدم استفاده از ویژگی‌های چند طیفی هم چون NIR و Red Edge

از مزایای نرم‌افزار LiDAR360 نیز می‌توان به موارد زیر اشاره کرد:

- استفاده از روش‌های نظارت شده طبقه‌بندی
 - تنوع زیاد در انتخاب کلاس به منظور طبقه‌بندی ابرنقاط
- در شکل (۲۱) نتایج ارزیابی طبقه‌بندی روش پیشنهادی با نرم افزار های تجاری Quick Terrain Modeler و LiDAR 360 نشان داده شده است که شامل دقت تولید کننده هر کلاس و دقت کلی طبقه‌بندی می‌باشد. با توجه به اینکه در نرم افزار Quick Terrain Modeler تنها ۴ کلاس ساختمان، درخت، چمن و زمین طبقه‌بندی شده است با این حال ارزیابی ها با روش پیشنهادی صورت گرفته است که نتایج نشان‌دهنده دقت بالاتر روش پیشنهادی در مقایسه با نرم افزار های تجاری می‌باشد.



شکل ۲۱- ارزیابی نتایج طبقه‌بندی روش پیشنهادی با نرم افزارهای تجاری Quick Terrain Modeler و LiDAR360

۵- نتیجه‌گیری و پیشنهادها

هدف از این تحقیق، طبقه‌بندی ابر نقاط حاصل از تناظرایی متراکم تصاویر چند طیفی می‌باشد. برای این منظور در این تحقیق با استفاده از روش یادگیری جنگل تصادفی، ابر نقاط در سه بخش طبقه‌بندی شده‌اند که

شامل: (۱) استفاده از تنها اطلاعات طیفی (۲) استفاده از تنها اطلاعات هندسی (۳) استفاده از هر دو اطلاعات طیفی و هندسی می‌باشد. این روش‌ها با یکدیگر مقایسه و ارزیابی شده و همچنین مقایسه‌ای هم بین زمانی که از اطلاعات چند طیفی در مقابل اطلاعات مرئی (RGB) استفاده می‌شود، انجام گرفته است. استفاده از تنها

نشان‌دهنده خطای حدود ۰,۳ پیکسل است که برای کار طبقه‌بندی ابر نقاط دارای دقت خوبی است. روش پیشنهادی بر روی یک مجموعه داده دیگر مورد آزمایش قرار گرفت که نتایج نشان‌دهنده دقت بالا در طبقه‌بندی ابرنقاط می‌باشد. در انتها مقایسه‌ای هم بین نتایج طبقه‌بندی ابر نقطه چند طیفی در این پژوهش با نرم افزارهای تجاری همچون Quick Terrain Modeler و LiDAR360 نیز صورت گرفته است. نتایج نشان‌دهنده دقت بالاتر روش پیشنهادی برای طبقه‌بندی ابر نقاط از دو نرم افزار دیگر می‌باشد. دقت کلی طبقه‌بندی ابرنقاط با استفاده از روش پیشنهادی در مقایسه با نرم افزار Quick Terrain Modeler ۱۴ درصد بهبود دقت را نشان می‌دهد؛ این در حالی است که کلاس‌هایی همچون دیوار و آب در این نرم افزار طبقه‌بندی نشده‌اند. همچنین دقت کلی طبقه‌بندی ابرنقاط با استفاده از روش پیشنهادی در مقایسه با نرم افزار LiDAR360، ۲۷ درصد بهبود دقت را نشان می‌دهد. اگر چه نتایج حاصل از روش پیشنهادی بیانگر توانایی این روش برای طبقه‌بندی سه‌بعدی عوارض شهری می‌باشد، اما به منظور بهبود روش پیشنهادی، تحقیق بر روی تلفیق تصاویر چند طیفی با لیزر اسکنر هوایی (لیدار) به عنوان تحقیقات آتی پیشنهاد می‌گردد.

اطلاعات طیفی در مقایسه با استفاده از تنها اطلاعات هندسی برای طبقه‌بندی ابر نقاط نتایج بهتری را ارائه می‌دهد و دقت کلی حدود ۷ درصد بهبود یافته است؛ که این به دلیل وجود اطلاعات طیفی غنی‌ای است که از تصاویر چند طیفی حاصل شده است. علاوه بر این، نتایج نشان‌دهنده دقت بالاتر استفاده از هر دو اطلاعات هندسی و طیفی برای طبقه‌بندی ابر نقاط از دو روش دیگر می‌باشد و دقت کلی استفاده از تلفیق اطلاعات طیفی و هندسی در مقایسه با تنها اطلاعات طیفی و تنها اطلاعات هندسی به ترتیب ۲۵ درصد و ۳۲ درصد بهبود داشته است. نتایج طبقه‌بندی ابر نقاط با استفاده از تنها اطلاعات طیفی بیانگر طبقه‌بندی بهتر کلاس آب در این روش است که این به دلیل وجود ویژگی‌های طیفی غنی به‌خصوص ویژگی‌های شاخص‌های پوشش گیاهی (NDWI) است که از باند NIR استفاده شده است. زمانی که از اطلاعات چند طیفی در مقابل اطلاعات مرئی (RGB) استفاده می‌شود، نتایج نشان‌دهنده دقت بالاتر استفاده از اطلاعات چند طیفی در حدود ۵ درصد می‌باشد که بیانگر دقت بالاتر تصاویر چند طیفی در مقایسه با تصاویر مرئی در طبقه‌بندی ابر نقاط می‌باشد. در بخش پیش‌پردازش‌ها، نتایج هم مرجع سازی بین باندها در تصاویر چند طیفی

مراجع

- [1] Pessoa, G. G., Santos, R. C., Carrilho, A. C., Galo, M., & Amorim, A. (2019). Urban Scene Classification Using Features Extracted from Photogrammetric Point Clouds Acquired by Uav. ISPRS-International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 4213, 511-518.
- [2] Becker, C., Häni, N., Rosinskaya, E., d'Angelo, E., & Strecha, C. (2017). Classification of aerial photogrammetric 3D point clouds. arXiv preprint arXiv:1705.08374.
- [3] Ekhtari, N., Glennie, C., & Fernandez-Diaz, J. C. (2018). Classification of airborne multispectral lidar point clouds for land cover mapping. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 11(6), 2068-2078.
- [4] Tran, T. H. G., Otepka, J., Wang, D., & Pfeifer, N. (2018). Classification of image matching point clouds over an urban area. International journal of remote sensing, 39(12), 4145-4169.
- [5] Vosselman, G. (2013). Point cloud segmentation for urban scene classification. Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci, 1, 257-262.
- [6] Morsy, S., Shaker, A., El-Rabbany, A., & LaRocque, P. E. (2016). AIRBORNE MULTISPECTRAL LIDAR DATA FOR LAND-COVER CLASSIFICATION AND LAND/WATER MAPPING USING DIFFERENT SPECTRAL INDEXES. ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing & Spatial Information Sciences, 3(3).
- [7] Liao, C. T., & Huang, H. H. (2012). Classification by Using Multispectral Point Cloud Data. International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 39, B3.
- [8] Gerke, M., & Xiao, J. (2013). Supervised and unsupervised MRF based 3D scene classification in multiple view airborne oblique images. ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2(3), 25-30.
- [9] Rau, J. Y., Jhan, J. P., & Hsu, Y. C. (2014). Analysis of oblique aerial images for land cover and point cloud classification in an urban environment. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 53(3), 1304-1319.

- [10] Zainuddin, K., Majid, Z., Ariff, M. F. M., & Idris, K. M. (2018, August). Lightweight Multispectral Camera Calibration for Photogrammetric Applications. In 2018 9th IEEE Control and System Graduate Research Colloquium (ICSGRC) (pp. 59-63). IEEE.
- [11] Jhan, J. P., Rau, J. Y., & Haala, N. (2018). Robust and adaptive band-to-band image transform of UAS miniature multi-lens multispectral camera. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 137, 47-60.
- [12] Lindeberg, T. (2012). Scale invariant feature transform.
- [13] Chen, S., Li, X., Zhao, L., & Yang, H. (2018). Medium-low resolution multisource remote sensing image registration based on SIFT and robust regional mutual information. *International journal of remote sensing*, 39(10), 3215-3242.
- [14] Fischler, M. A., & Bolles, R. C. (1981). Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography. *Communications of the ACM*, 24(6), 381-395.
- [15] Li, Q., & Cheng, X. (2018). Comparison of Different Feature Sets for TLS Point Cloud Classification. *Sensors*, 18(12), 4206.
- [16] Weinmann, M., Urban, S., Hinz, S., Jutzi, B., & Mallet, C. (2015). Distinctive 2D and 3D features for automated large-scale scene analysis in urban areas. *Computers & Graphics*, 49, 47-57.
- [17] DadrasJavan, F., Samadzadegan, F., Pourazar, S. H. S., & Fazeli, H. (2019). UAV-based multispectral imagery for fast Citrus Greening detection. *Journal of Plant Diseases and Protection*, 1-12.
- [18] Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine learning*, 45(1), 5-32.
- [19] Zhou, Z. H. (2012). *Ensemble methods: foundations and algorithms*. Chapman and Hall/CRC.
- [20] Provost, F., & Kohavi, R. (1998). Glossary of terms. *Journal of Machine Learning*, 30(2-3), 271-274.
- [21] Jhan, J. P., Rau, J. Y., & Huang, C. Y. (2016). Band-to-band registration and ortho-rectification of multilens/multispectral imagery: A case study of MiniMCA-12 acquired by a fixed-wing UAS. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 114, 66-77.
- [22] Jhan, J. P., Rau, J. Y., Haala, N., & Cramer, M. (2017). Investigation of parallax issues for multi-lens multispectral camera band co-registration. *The International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 42, 157.
- [23] Hackel, T., Wegner, J. D., & Schindler, K. (2016). Fast semantic segmentation of 3D point clouds with strongly varying density. *ISPRS annals of the photogrammetry, remote sensing and spatial information sciences*, 3(3), 177-184.
- [24] Gerke, M., & Xiao, J. (2014). Fusion of airborne laserscanning point clouds and images for supervised and unsupervised scene classification. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 87, 78-92.
- [25] Ramiya, A. M., Nidamanuri, R. R., & Ramakrishnan, K. (2016). A supervoxel-based spectro-spatial approach for 3D urban point cloud labelling. *International Journal of Remote Sensing*, 37(17), 4172-4200.
- [26] Kang, Z., Yang, J., & Zhong, R. (2016). A bayesian-network-based classification method integrating airborne lidar data with optical images. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 10(4), 1651-1661.
- [27] Sun, Y., Zhang, X., Xin, Q., & Huang, J. (2018). Developing a multi-filter convolutional neural network for semantic segmentation using high-resolution aerial imagery and LiDAR data. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, 143, 3-14.
- [28] Pino-Mejías, R., Cubiles-de-la-Vega, M. D., Anaya-Romero, M., Pascual-Acosta, A., Jordán-López, A., & Bellinfante-Crocci, N. (2010). Predicting the potential habitat of oaks with data mining models and the R system. *Environmental Modelling & Software*, 25(7), 826-836.