

تلفیق آنالیزهای شیء‌گرا و پیکسل مبنا به منظور شناسایی درختان و ساختمان‌ها در مناطق شهری از داده‌های لایدار و نوری

مهدی اصفهانی^۱، علی محمدزاده^{۲*}

^۱ دانشجوی کارشناسی ارشد سنجش‌ازدور - دانشکده مهندسی نقشه‌برداری - دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی
m.esfehani2000@gmail.com

^۲ دانشیار دانشکده مهندسی نقشه‌برداری - دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی
almoh2@gmail.com

(تاریخ دریافت مرداد ۱۳۹۵، تاریخ تصویب آذر ۱۳۹۵)

چکیده

شناسایی عوارض شهری مهم مانند ساختمان و درخت از تصاویر هوایی و ماهواره‌ای به همراه داده‌های لایدار توجه محققان سنجش‌ازدور و فتوگرامتری را در چند دهه اخیر به خود متوجه ساخته است. روش‌های طبقه‌بندی و شناسایی مختلف به‌منظور استفاده در مناطق شهری با مشکلات پیچیده‌ای مانند شناسایی ساختمان و درخت‌های کوچک، مرز نامناسب تاج درختان، وجود سقف‌هایی از ساختمان‌ها با پوشش گیاهی، ساختمان‌ها محصورشده توسط درختان و پوشش‌های گیاهی قرارگرفته در سایه، مواجه هستند. در این تحقیق جهت بهبود مشکلات ذکر شده در مرحله اول پیش‌پردازش داده‌های لایدار، تولید مدل رقومی زمینی و مدل رقومی سطح نرمال شده انجام گردیده است؛ در مرحله دوم ویژگی‌های هندسی، طیفی، بافتی و ترکیبی متناسب با نوع مشکلات ذکر شده تولید و با استفاده از الگوریتم SVM_GA ویژگی‌های مناسب انتخاب گردیده است. از میان ویژگی‌ها تولیدی شاخص طیفی ترکیب یافته پوشش گیاهی با مناطق سایه و ویژگی‌های هندسی تولیدشده از داده‌های لایدار جهت شناسایی درختان نقش بسزایی بازی می‌کنند. در مرحله سوم طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان در دو سطح شیء‌گرا و پیکسل مبنا با استفاده از ویژگی‌ها منتخب و مناسب با استفاده از روش SVM_GA به‌منظور شناسایی عوارض شهری از جمله درخت و ساختمان‌های شهری استفاده گردیده است. در مرحله چهارم نتایج هریک از دو سطح طبقه‌بندی با استفاده از روش‌های پس پردازش بهبود داده‌شده‌اند. در مرحله پنجم با توجه به قدرت هر سطح از طبقه‌بندی در شناسایی عوارض سعی در بهبود شناسایی مرز ساختمان‌ها، درختان و شناسایی ساختمان‌ها و درختان کوچک و کم ارتفاع را با استفاده از تلفیق نتایج آن‌ها را داریم و در نهایت نتایج حاصله از شناسایی در هر سطح و هر مرحله با داده‌های مرجع مقایسه و ارزیابی شده است که شناسایی ساختمان‌ها و درختان در سطح شیء‌گرا به ترتیب دارای صحت شناسایی ۰/۹۶۱ و ۰/۶۵ و دقت کلی ۰/۹۷ و ۰/۹۴۳ هستند. در سطح پیکسل مبنا دارای صحت شناسایی ۰/۹۵۳ و ۰/۶۳۲، دقت کلی ۰/۹۶۱ و ۰/۹۴ و بعد از تلفیق دارای صحت شناسایی ۰/۹۷۱ و ۰/۷۱۸ و دقت کلی ۰/۹۷۵ و ۰/۹۵۷ می‌باشند. نتایج نشان می‌دهد که تلفیق دو سطح از طبقه‌بندی شیء‌گرا و پیکسل مبنا باعث بهبود نتایج شناسایی به‌ویژه در شناسایی ساختمان‌ها و درختان کوچک و کم ارتفاع می‌گردد. نتایج این روش با توجه به بهبود شناسایی‌های انجام‌شده در مرز ساختمان‌ها و شناسایی عوارض کوچک تأثیر مثبتی را می‌تواند در استخراج عوارض داشته باشد.

واژگان کلیدی: شناسایی ساختمان و درختان شهری، طبقه‌بندی، تلفیق، شیء‌گرا، پیکسل مبنا، داده‌های لایدار و تصاویر هوایی

* نویسنده رابط

۱- مقدمه

موجود تصاویر هوایی در مناطق سایه را بهبود بخشند و همچنین اخذ داده ۳ بعدی امکان تجزیه و تحلیل‌های ۳ بعدی در مناطق شهری را فراهم می‌کند.

با توجه به یکسان نبودن مناطق مورد مطالعه در روش‌های مختلف، به منظور شناسایی عوارض شهری Franz Rottensteiner و همکاران در سال ۲۰۱۴ با تشکیل کارگروهی در مجله ISPRS^۳ داده‌ها و مناطق مطالعاتی یکسانی را در اختیار محققان قرار دادند تا روش‌های مختلف با داده‌های مرجع مور ارزیابی قرار گیرد [۴].

اکثر روش‌های ارائه شده در سال‌های اخیر دارای مشکلات اساسی موجود در شناسایی عوارض شهری کوچک، عدم شناسایی درختان و ساختمان‌های کوچک، کم ارتفاع و با مرز نامناسب و وجود پوشش‌های گیاهی در سقف ساختمان‌ها است [۴] که برای این منظور با توجه نقاط قوت هر یک از نتایج شناسایی در دو سطح پیکسل مبنا و شی‌گرا سعی در پوشش نقاط ضعف روش‌ها با حفظ نقاط قوت آن‌ها را داریم و برای حل این مشکلات از پس پردازش‌های مفهومی و تلفیق نتایج شناسایی ساختمان‌ها و درختان برای دو سطح شی‌گرا و پیکسل مبنا استفاده شده است.

۱-۱- پیشینه تحقیقات

در سال ۲۰۰۸ آقای Lach [۵] از روش طبقه‌بندی کننده پیکسل مبنا با استفاده از نمونه‌های آموزشی دستی اقدام به جداسازی ساختمان از درخت کرد. پس از آن وی یک روش خودکار برای انتخاب نمونه‌های آموزشی در صورت وجود تعداد زیادی از درختان منفرد پیشنهاد داد.

در سال ۲۰۱۰ خوش الهام و همکاران [۱] ۵ روش مختلف طبقه‌بندی برای شناسایی ساختمان که شامل طبقه‌بندی کننده‌های بیشترین شباهت و نزدیک‌ترین فاصله، الگوریتم Adaboost، روش Dempster-shafer، و حد آستانه گذاری بر روی مدل رقومی سطح نرمال شده را مقایسه و ارزیابی کردند که در این روند کلاس‌های درخت، ساختمان و دیگر کلاس‌ها در فرآیند طبقه‌بندی به دست آمد.

آقایان Greke و Xio [۶] در سال ۲۰۱۴ با تلفیق ابر نقاط لیزر اسکنر هوایی و تصویر هوایی نوری با استفاده از قطعه‌بندی و طبقه‌بندی کننده‌های نظارت‌شده و نظارت‌نشده به شناسایی ساختمان و درختان پرداختند.

شناسایی عوارض شهری مانند ساختمان و درخت از تصویر هوایی، ماهواره‌ای و لایدار در تحقیقات سنجش‌ازدور یکی از مهم‌ترین هدف‌ها است. اهمیت اصلی شناسایی ساختمان و درخت در به‌روزرسانی نقشه‌های رقومی و پایگاه داده سیستم اطلاعات مکانی [۱]، برنامه‌ریزی شهری، مدیریت بحران‌های شهری مانند سیل و زمین‌لرزه است [۲]. باهدف شناسایی ساختمان و درخت کارهای زیادی در گذشته انجام شده است که بیشتر بر اساس راه‌حل‌های ریاضی اشاره شده در زیر هستند. ۱- مدل‌های منحنی فعال ۲- قطعه‌بندی و طبقه‌بندی داده‌ها ۳- تبدیل هاف^۱ ۴- الگوریتم‌های شناسایی لبه ۵- عملگرهای مورفولوژی ریاضی. از میان روش‌های ذکر شده در بالا الگوریتم‌های قطعه‌بندی و طبقه‌بندی به صورت وسیعی به کار گرفته شده است [۳]. در سال‌های گذشته روش‌های مختلف طبقه‌بندی و قطعه‌بندی به منظور شناسایی عوارض مختلف شهری من جمله شناسایی ساختمان و درخت باهم مقایسه و ارزیابی شده‌اند. در بسیاری از تحقیقات صورت گرفته جهت انجام طبقه‌بندی از داده‌های سنجنده های هوایی استفاده شده است که این داده‌های شامل تصاویر هوایی و ماهواره‌ای نوری و داده‌های شدت و فاصله لایدار^۲ می‌باشند که هر یک دارای نقاط ضعف و قوت خاص خود هستند.

تصاویر هوایی نوری اطلاعات مناسبی را در رابطه با طیف و بازتاب عوارض مختلف شهری در محدوده مرئی و مادون قرمز در اختیار قرار می‌دهد که از می‌توان برای تولید ویژگی‌های مختلف طیفی و بافتی جهت استفاده در طبقه‌بندی بهره گرفت. اما این تصاویر در محدوده شهری به تنهایی نمی‌توانند پاسخگو باشند؛ به خصوص برای پوشش‌های گیاهی، درختان، ساختمان‌ها و عوارض شهری که در سایه قرار گرفته‌اند. همچنین امکان تجزیه و تحلیل‌های ۳ بعدی در مناطق شهری با استفاده از یک تصویر هوایی نوری امکان‌پذیر نیست. برای حل مشکلات موجود در تصاویر هوایی نوری از سنجنده های لایدار بهره گرفته شده است. با توجه به این که این سنجنده ها فعال هستند امکان اخذ داده در تمامی مدت شبانه‌روز به صورت ابر نقطه‌ای ۳ بعدی را دارا می‌باشند و با توجه به فعال بودن آن‌ها می‌توانند مشکلات

^۱ Hough transformation

^۲ LiDAR

^۳ International Society for Photogrammetry and Remote Sensing

در زارع و محمدزاده [۳] در سال ۲۰۱۶ از داده‌های لایدار و تصاویر هوایی نوری برای شناسایی ساختمان و درخت استفاده کردند. در این روش ابتدا ساختمان و درخت از داده‌های ارتفاعی لایدار شناسایی شدند؛ سپس از طبقه‌بندی کننده نظارت‌شده ماشین بردار پشتیبان برای جداسازی ساختمان و درخت استفاده گردید. در نهایت از الگوریتم خوشه‌بندی K_mean برای جداسازی ساختمان‌ها با ارتفاع متفاوت استفاده شد. در این روش طبقه‌بندی بر روی عوارض مرتفع انجام پذیرفته است که به دلیل استفاده صرف از داده‌های لایدار، طبقه‌بندی پیکسل مینا و پس پردازش نتایج شناسایی ساختمان از عملگرهای مورفولوژی با ابعاد ثابت در کل تصویر استفاده گردیده است که این امر موجب حذف ساختمان‌های کوچک گردیده است.

بشارت و همکاران در سال ۱۳۹۰ [۷] بر اساس ساختار سلسله مراتبی، یک استراتژی رستر مینا مبتنی بر آنالیز شیء‌گرا در مناطق شهری باهدف استخراج پوشش اراضی به کار گرفتند. در روش بکار گرفته‌شده آنالیز رستر مینا پیشنهادی یک روش قانون مینا مبتنی بر آنالیز سلسله مراتبی به کار گرفته شده است. در این روش از داده‌های بازگشت چندگانه لایدار استفاده شده است. و در نهایت جهت بهبود نتایج طبقه‌بندی از روش نزدیک‌ترین همسایه فازی استفاده شده است. همچنین در این تحقیق از آنالیزهای برداری جهت استخراج اطلاعات پوشش اراضی از داده‌های بازگشت چندگانه بهره گرفته شده است. انصاری و همکاران در سال ۱۳۹۱ [۸] به منظور طبقه‌بندی و شناسایی عارضه ساختمان بردار ویژگی از داده‌های لایدار و تصویر هوایی نوری استخراج شده که با استفاده از سه الگوریتم کمترین فاصله^۱، شبکه عصبی مصنوعی^۲ و ماشین بردار پشتیبان^۳ همراه با مدل رقومی سطح نرمال شده مورد ارزیابی کیفی و کمی قرار گرفته است. که در روش ارائه شده توسط آن‌ها شناسایی ساختمان در دو سطح شیء‌گرا و پیکسل مینا مورد ارزیابی و بررسی قرار گرفت که نتایج نشان داد که دقت روش ماشین بردار پشتیبان بالاتر از سایر روش‌ها در هر دو سطح شیء‌گرا و پیکسل مینا است.

یک مشکل مهم در قطعه‌بندی و طبقه‌بندی ساختمان‌ها و درختان ویژگی‌های ورودی و تأثیر بسزای آن‌ها در نتایج حاصل شده است [۳]. برای این منظور

در این روش ارائه‌شده هدف شناسایی ساختمان و درختان شهری با استفاده از تولید و انتخاب ویژگی مناسب در سطح شیء‌گرا و پیکسل مینا با استفاده از طبقه‌بندی کننده نظارت‌شده ماشین بردار پشتیبان می‌باشد. هدف نهایی بهبود نتایج شناسایی با تلفیق نتایج طبقه‌بندی شیء‌گرا و پیکسل مینا به منظور شناسایی ساختمان‌ها و درختان کوچک و کم ارتفاع و بهبود مرز هندسی ساختمان‌ها با استفاده از قطعه‌بندی مجدد می‌باشد.

۲- روش تحقیق

۲-۱- روند کلی تحقیق

الگوریتم روش پیشنهادی از ۶ مرحله اصلی تشکیل شده است. مرحله اول شامل پیش‌پردازش داده‌های لایدار، تولید مدل رقومی زمینی و تولید مدل رقومی سطح نرمال شده می‌باشد. مرحله دوم شامل تولید ویژگی‌های هندسی، طیفی، بافتی و انتخاب ویژگی‌های مناسب با استفاده از الگوریتم SVM_GA^۴ است. مرحله سوم طبقه‌بندی با استفاده از روش ماشین بردار پشتیبان در دو سطح شیء‌گرا و پیکسل مینا می‌باشد. مرحله چهارم نتایج حاصل از طبقه‌بندی شیء‌گرا با استفاده از اطلاعات همسایگی، لایه ارتفاعی، شاخص گیاهی ترکیب یافته با مناطق سایه و عملگرهای مورفولوژی بهبود داده می‌شوند و نتایج حاصل از طبقه‌بندی در سطح پیکسل مینا با استفاده از عملگرهای مورفولوژی بهبود داده شده‌اند و

^۱ Minimum Distance

^۲ Artificial Neural Network

^۳ Support Machine Vector

^۴ Support Vector Machine_Genetic Algorithm

۲-۲- داده‌های مورد استفاده در تحقیق

در این تحقیق به منظور طبقه‌بندی و شناسایی عارضه ساختمان و درخت‌های شهری از داده‌های لیدار و تصویر هوایی اورتوفوتو منطقه ۳ Vaihingen کشور آلمان استفاده شده است که در این داده‌های تصاویر رستری فاصله و اورتوفوتو دارای ابعاد پیکسل زمینی ۲۵ سانتی‌متر هستند. این داده‌های توسط کمیسیون III گروه کاری ۴ از جامعه فتوگرامتری و سنجش‌ازدور آلمان آماده‌شده و در اختیار محققان قرار گرفته است.

۲-۲-۱- پیش پردازش داده‌های لیدار

در این مرحله از تحقیق نویزهای موجود در تصویر فاصله لیدار به کمک بازگشت اول و آخر فاصله شناسایی و پردازش می‌شوند؛ که برای شناسایی نقاط نویزی از روش مورد استفاده در [۳] استفاده گردیده است. به منظور شناسایی نقاط دور افتاده مؤلفین پیکسل‌هایی را که اختلاف ارتفاع آن‌ها از پیکسل‌های همسایه بیشتر از ۱۰ متر باشد را به عنوان نقاط دور افتاده در نظر گرفته‌اند. پس از شناسایی پیکسل‌های نویزی و دور افتاده جهت محاسبه ارتفاع مناسب برای آن‌ها از روش میانگین‌گیری وزن‌دار (نسبت به فاصله) با استفاده از همسایگان غیر نویزی استفاده شده است که نحوه محاسبه آن در رابطه ۱ نشان داده شده است.

$$H_{pn} = \frac{H_1 \times W_1 + H_2 \times W_2 + \dots + H_n \times W_n}{W_1 + W_2 + \dots + W_n} \quad (1)$$

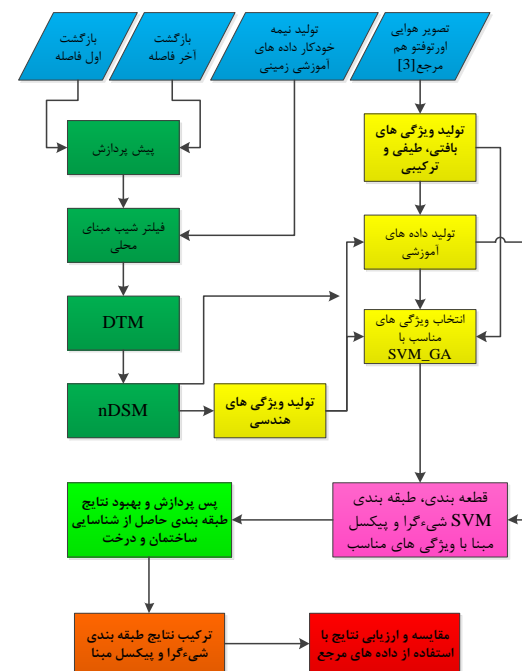
که در رابطه ۱ $W_{1,2,\dots,n}$ وزن پیکسل‌های همسایه (عکس فاصله) و $H_{1,2,\dots,n}$ ارتفاع‌های مربوط به آن‌ها است و H_{pn} ارتفاع محاسبه شده برای پیکسلی که به عنوان نویز یا دور افتاده شناسایی شده است.

۲-۲-۲- تصویر هوایی اورتوفوتو و هم مرجع شده با داده‌های لیدار

تصویر هوایی تهیه شده دارای ابعاد پیکسل زمینی ۸ سانتی‌متر می‌باشد که جهت استفاده در این تحقیق از تصویر هوایی اورتوفوتو شده و هم مرجع شده با داده‌های لیدار توسط [۳] استفاده گردیده است که هردوی آن‌ها در سیستم تصویر UTM و وزن ۳۲ شمالی هستند.

سپس در مرحله پنجم نتایج حاصل از مرحله قبل برای طبقه‌بندی شی‌اگرا و پیکسل پایه با یکدیگر ترکیب می‌شوند و در نهایت در مرحله آخر نتایج حاصله با داده‌های مرجع مقایسه می‌شود و دقت‌های هر دو سطح شی‌اگرا، پیکسل پایه و ترکیب آن دو ارزیابی می‌گردد.

در شکل ۱ الگوریتم روش پیشنهادی مشاهده می‌گردد. لازم به ذکر است که هدف نهایی تحقیق شناسایی دقیق‌تر، صحیح‌تر و باکیفیت بالاتر دو کلاس درخت و ساختمان‌ها شهری است که جزء مهم‌ترین عوارض شهری به حساب می‌آیند. از جمله این عوارض ساختمان‌ها و درختان کوچک که معمولاً به دلیل ارتفاع کم آن‌ها در سایه هستند که به دلیل استفاده از روش پس پردازش و استفاده صرف از طبقه‌بندی در سطح پیکسل مبنا و همچنین به کارگیری عملگرهای مورفولوژی با ابعاد یکسان در اکثریت موارد از جمله روش زارع و محمدزاده [۳] حذف می‌شوند در روش ارائه شده توسط مؤلفین برای ساختمان‌ها با ابعاد متفاوت از عملگرهای مورفولوژی با ابعاد ساختاری با اندازه‌های متفاوت استفاده شده است و همچنین از یک‌روند مفهومی به منظور پس پردازش نتایج شناسایی طبقه‌بندی شی‌اگرا استفاده گردیده است از جمله تمایزهای مهم این روش با [۳] می‌توان به تعداد ویژگی تولیدی بالا و سپس انتخاب ویژگی‌های مناسب توسط الگوریتم SVM_GA، طبقه‌بندی در سطح شی‌اگرا و تلفیق نتایج شناسایی در دو سطح شی‌اگرا و پیکسل مبنا اشاره نمود.



شکل ۱- الگوریتم روش پیشنهادی

محدوده جستجو برای انتخاب داده‌های آموزشی ۳ شرط شیب، اختلاف ارتفاع (th_H) و $Combined\ Index_NDVI$ و نزدیکی نسبت به داده آموزشی قبلی موردبررسی قرار می‌گیرد. در هر المان ساختاری ۲ داده آموزشی انتخاب می‌گردد و حرکت المان ساختاری بر روی تصویر به گونه است که اشتراکی با محدوده جستجوی قبلی ندارد.

در مرحله اول انتخاب داده‌های آموزشی در هر المان ساختاری ۲ داده آموزشی با شروط کمترین شیب از داده آموزشی قبلی و نزدیک، $Combined\ Index_NDVI$ کمتر از حد آستانه تعریفی و کمترین اختلاف ارتفاع از داده آموزشی قبلی را داشته باشد و پیکسل دوم در المان ساختاری تمام شرایط قبل به جز اختلاف ارتفاع و شیب را داراست؛ که در آن بیشترین اختلاف ارتفاع از داده آموزشی قبلی درحالی که کمتر از حد آستانه تعریفی است مدنظر است که مزیت آن در انتخاب عوارض زمینی پلکانی و با شیب بالا به‌عنوان داده آموزشی در فرآیند فیلتر کردن است. لازم به ذکر است که در مرحله اول پیکسل‌های زمینی که در پوشش‌های گیاهی نیستند انتخاب می‌گردند.

روند انتخاب داده‌های آموزشی در مرحله دوم مربوط به پیکسل‌هایی است که در چمن‌زارها می‌باشند و برای این منظور شروط مرحله قبل با این تفاوت که در هر المان ساختاری یک داده آموزشی با شروط کمترین شیب، کمترین اختلاف ارتفاع و $Combined\ Index_NDVI$ بزرگ‌تر از حد آستانه تعریفی انتخاب می‌گردد.

لازم به ذکر است که اگر چندین مورد از پیکسل‌ها شروط فوق را داشته باشند به‌صورت تصادفی انتخاب می‌گردند و بعد از اتمام انتخاب داده‌های آموزشی در مرحله اول و دوم از آن‌ها اجتماع گیری به عمل می‌آید.

• اعمال فیلتر شیب مبنای محلی

جهت اعمال فیلتر شیب مبنای محلی از دو شرط شیب و اختلاف ارتفاع استفاده گردیده است. در این روند از دو داده آموزشی که نزدیک‌ترین فاصله تا پیکسل موردبررسی را دارند استفاده می‌گردد و شیب بین دو داده آموزشی معرف شیب منطقه است و شیب بین پیکسل موردبررسی تا نزدیک‌ترین داده آموزشی و اختلاف ارتفاع در مقایسه با حد آستانه هریک معیار ارزیابی می‌باشد. در صورت صادق بودن هر دو شرط پیکسل موردبررسی به‌عنوان پیکسل زمینی انتخاب می‌گردد.

قدرت تفکیک زمینی این دو داده به ۲۵ سانتی‌متر کاهش داده شده است و دارای ۳ باند مادون قرمز IR، قرمز R و سبز است، بهره گرفته شده است. این تصویر در تاریخ ۶ آگوست ۲۰۰۸ میلادی اخذ گردیده است و توجیبات داخلی، خارجی و تصحیح‌های رادیومتریکی آن توسط کمیسیون III انجام گردیده و به‌صورت پیش‌پردازش شده در اختیار محققان قرار گرفته است.

۲-۲-۳- تولید مدل رقومی زمینی (DTM)

یکی از مراحل اصلی پردازش داده‌های لایدار جهت تولید مدل رقومی سطح نرمال شده استفاده از روش فیلتر کردن جهت تولید DTM^۱ است. در این تحقیق برای فیلتر کردن نقاط زمینی از غیرزمینی از روش شیب مبنای محلی ارائه شده توسط آقای Sithole [۱۰] با استفاده از داده‌های آموزشی که به‌طور نیمه‌خودکار انتخاب گردیده است، استفاده شده است. در این روش از داده‌های رستری بازگشت آخر لایدار و تصویر هوایی منطقه مورد مطالعه استفاده گردیده است. پیاده‌سازی این روش در نرم‌افزار MATLAB 7.12 انجام شده است و روش کار آن در دو مرحله اصلی ۱- انتخاب داده‌های آموزشی زمینی به‌صورت نیمه‌خودکار ۲- اعمال فیلتر شیب مبنای محلی با استفاده از داده‌های آموزشی انتخابی است.

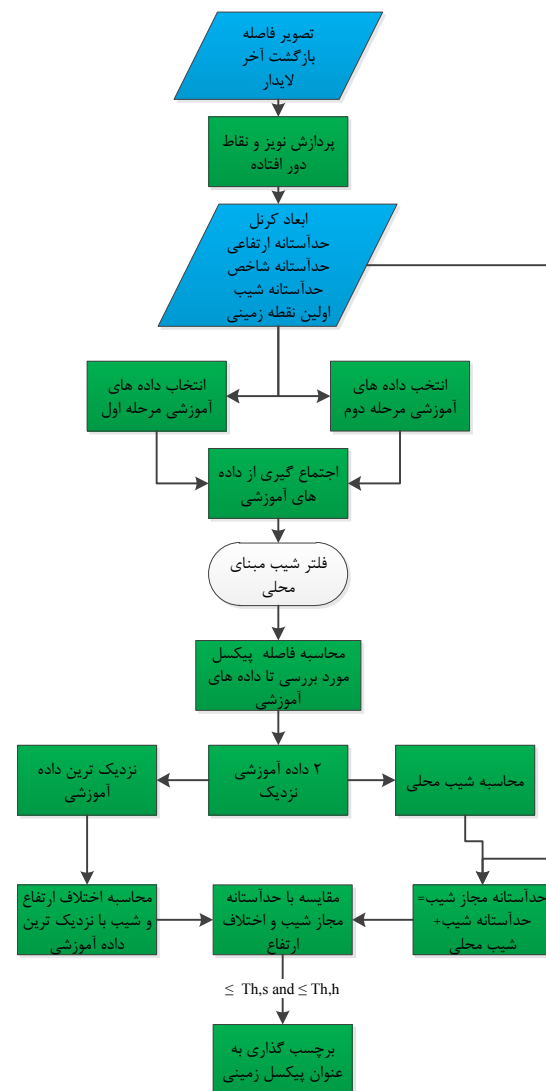
• انتخاب نیمه‌خودکار داده‌های آموزشی زمینی

به‌منظور انجام روش فیلتر شیب مبنای محلی احتیاج به داده‌های آموزشی زمینی از مناطق مختلف تصویر است. انتخاب داده‌های آموزشی زمینی به‌صورت نیمه‌خودکار در دو مرحله انجام می‌پذیرد؛ که مرحله اول انتخاب داده‌های آموزشی از سطح زمین بدون پوشش گیاهی و مرحله دوم انتخاب داده‌های آموزشی از چمن‌زارها است. پارامترهایی که در انتخاب داده‌های آموزشی بایستی توسط کاربر تعیین گردد. انتخاب اولین پیکسل آموزشی در یکی از گوشه‌های تصویر، حد آستانه اختلاف ارتفاع (th_H) ، حد آستانه مربوط به $Combined\ Index_NDVI$ و ابعاد المان ساختاری جهت محدوده جستجو برای انتخاب داده آموزشی است. هسته این المان ساختاری با قرارگیری بر روی اولین داده آموزشی محدوده جستجو برای انتخاب داده آموزشی بعدی را فراهم می‌کند (شکل ۲). در

^۱ Digital Terrain Model

• تهیه مدل رقومی زمینی

جهت تهیه مدل رقومی زمینی از پیکسل‌هایی که به‌عنوان پیکسل زمینی انتخاب شده‌اند استفاده می‌شود. با داشتن ارتفاع آن‌ها از تصویر بازگشت آخر لایدار و با استفاده از روش شبکه‌بندی مکعبی (Cubic) سطح مدل رقومی زمین به دست می‌آید. شکل ۲ انجام الگوریتم فیلتر کردن به روش شیب مبنای محلی با استفاده از داده‌های آموزشی را نشان می‌دهد.



شکل ۲- الگوریتم فیلتر شیب مبنای محلی

۳-۲ تولید و انتخاب ویژگی مناسب به منظور استفاده در طبقه‌بندی

ویژگی‌های تولید شده به سه دسته کلی هندسی، طیفی و مکانی تقسیم‌بندی شده‌اند.

۲-۳-۱ ویژگی‌های استخراج شده از تصویر لایدار (هندسی)

ویژگی‌های استخراج شده از سطح تصویر مدل رقومی نرمال شده لایدار و تصویر بازگشت اول می‌باشد. تمامی ویژگی‌های هندسی تولید شده در نرم افزار MatLab7.12 برنامه نویسی و تولید گردیده‌اند.

• ویژگی شیب^۱

جهت تولید این ویژگی یک المان ساختاری با ابعاد فرد (۳×۳) بر روی تصویر فاصله قرار می‌گیرد و شیب در ۴ جهت عمودی، افقی و مایل (۲ شیب) در المان ساختاری ۳×۳ محاسبه می‌گردد و سپس از شیب‌ها در ۴ جهت میانگین‌گیری می‌گردد.

• ویژگی مجموع مجذورات انحرافات ارتفاعی (SSD)

برای تولید این ویژگی از یک المان ساختاری با ابعاد ۳×۳ بر روی تصویر فاصله استفاده شده است که جهت استخراج آن به مجموع نقاط داخل المان ساختاری یک صفحه با استفاده از معادله چندجمله‌ای درجه یک برازش داده شده است و ویژگی SSD داخل هر کرنل از رابطه ۲ محاسبه می‌گردد.

$$SSD_i = \sum_{i=1}^9 (d_i)^2 \quad (2)$$

که در رابطه بالا d_i فاصله هر پیکسل تا صفحه برازش داده شده و SSD_i ویژگی موردنظر برای پیکسل مرکزی المان ساختاری است.

• ویژگی لاپلاسیان^۲

جهت تولید این ویژگی برای هر پیکسل از مجموع مشتقات دوم در جهت X و Y استفاده می‌گردد. محاسبات آن را می‌توان با فیلتر زیر (معادله ۳) جایگزین کرد.

$$\text{laplacian filter} = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix} \quad (3)$$

^۱ Slope
^۲ laplacian

• ویژگی واریانس^۱

این ویژگی معرف واریانس پیکسل‌های یک المان ساختاری با ابعاد ۳×۳ می‌باشد و واریانس پیکسل‌ها به‌عنوان ویژگی برای هسته المان ساختاری در نظر گرفته می‌شود.

• ویژگی زبری^۲

برای تولید این ویژگی تفاضل پیکسل‌های همسایه با پیکسل مرکزی المان ساختاری به‌عنوان ویژگی زبری در نظر گرفته می‌شود.

لازم به ذکر است که در تمام ویژگی‌های تولیدشده قبلی به دلیل تغییرات ارتفاعی زیاد درختان در تصویر بازگشت اول لایدار، عوارض درختی دارای مقدار بالایی هستند.

• ویژگی‌های تولیدشده بر پایه مقادیر ویژه

مقادیر ویژه از یک ماتریس واریانس-کواریانس در یک همسایگی حول هسته المان ساختاری محاسبه می‌گردد که از آن جهت تولید برخی ویژگی‌ها که توانایی جداسازی صفحات، لبه‌ها، خطوط و عوارض کره‌ای را دارا می‌باشد و نحوه تولید این ویژگی‌ها رابطه‌های ۴ تا ۷ به دست می‌آید.

$$\lambda_1 > \lambda_2 > \lambda_3$$

$$\text{Anisotropy} = A_\lambda = \frac{\lambda_1 - \lambda_3}{\lambda_1} \quad (4)$$

$$\text{Planarity} = P_\lambda = \frac{\lambda_2 - \lambda_3}{\lambda_1} \quad (5)$$

$$\text{linearity} = L_\lambda = \frac{\lambda_1 - \lambda_2}{\lambda_1} \quad (6)$$

$$\text{Sphericity} = S_\lambda = \frac{\lambda_3}{\lambda_1} \quad (7)$$

۲-۳-۲- ویژگی‌های استخراج‌شده از تصویر هوایی قائم

ویژگی‌های استخراج‌شده از تصویر هوایی به دو گروه بافتی و طیفی دسته بندی شده‌اند.

• ویژگی‌های بافتی

- ویژگی‌های استخراجی از ماتریس هم رخداد

ماتریس هم رخداد اولین بار توسط Haralick و همکارانش در سال ۱۹۷۳ ارائه گردید [۱۲]. از آنجایی که قدرت تفکیک مکانی تصویر مورد استفاده بالا می‌باشد و کلاس‌های قابل شخیص در آن نیز به مراتب بالاتر از تصاویر بزرگ‌مقیاس و در نتیجه پراکندگی بین کلاسی افزایش می‌یابد بنابراین اطلاعات طیفی به‌منظور طبقه‌بندی به‌تنهایی در این مناطق پاسخگو نیست و صحت طبقه‌بندی را کاهش می‌دهند [۱۳]. معمولاً روش‌های طبقه‌بندی در نتیجه ترکیب با ویژگی‌های متن تصویر بهتر عمل کرده و سبب بهبود نتایج طبقه‌بندی می‌شود [۱۴].

در این تحقیق به ازای هر باند تصویری ۸ ویژگی بافت از سطح تصویر هوایی استخراج گردیده است. برای تولید این ویژگی‌های بافتی از یک المان ساختاری با ابعاد ۳×۳ در نرم افزار Envi 4.7 استفاده شده است که در مجموع ۲۴ ویژگی بافت از ماتریس هم رخداد به ازای ۳ باند تصویری تولید گردیده است که به‌صورت زیر است.

- ۱- میانگین^۳
- ۲- واریانس^۴
- ۳- همگنی^۴
- ۴- کنتراست^۵
- ۵- عدم تجانس^۶
- ۶- آنتروپی^۷
- ۷- ممان ثابویه^۸
- ۸- همبستگی^۹

- بافت استخراجی از فیلتر گابور

فیلتر گابور مانند شبکه‌های پیچیده سینوسی است که با استفاده از توابع گوسین فضای مکان و توابع گوسین انتقال داده شده در فضای فرکانس تعریف می‌شود [۱۴]. از جمله مهم‌ترین قابلیت‌های این نوع از فیلترها را می‌توان به تولید تصاویر با آماره‌های ساده از درجات خاکستری برشمرد که مستقیماً به‌عنوان ویژگی بافت مورد استفاده قرار می‌گیرند. در ضمن به علت این که این فیلتر از آماره‌هایی در قالب المان ساختاری برای تولید

^۳ Mean
^۴ Homogeneity
^۵ Contrast
^۶ Dissimilarity
^۷ Entropy
^۸ Second Moment
^۹ Correlation

^۱ variance
^۲ roughness

ویژگی استفاده می‌کند، بنابراین از نرخ خطای محلی کمتری برخوردار است [۱۵] به منظور تولید بافت از طریق اعمال فیلتر گابور بر روی هریک از باندهای تصویر، پارامترهای جدول ۱ در نظر گرفته شده است.

با توجه به این که فیلتر گابور ماهیتی مختلط دارد دارای ۲ بخش حقیقی و مجازی می‌باشد. یک ویژگی حاصل از اندازه بخش حقیقی و یک ویژگی حاصل از قسمت مجازی و یک ویژگی حاصل از اندازه این دو است و ۴ جهت به مفهوم هریک از این ویژگی‌ها در جهت‌های ۰، ۴۵، ۹۰ و ۱۳۵ درجه است و پارامتر مقیاس آن معرف اندازه فرکانس می‌باشد که دارای ۲ مقدار است؛ که در مجموع برای ۳ باند تصویری ۷۲ ویژگی تولید گردیده است. به منظور تولید این دسته از اجرای کد بانک گابور در نرم افزار متلب ۷/۱۲ استفاده گردیده است.

جدول ۱- پارامترهای فیلتر گابور

جهت	مقیاس	پارامتر
۴	۲	مقدار

• ویژگی‌های طیفی

تمام ویژگی‌های طیفی تولید شده در این تحقیق در نرم افزار متلب ۷/۱۲ پیاده سازی و استخراج گردیده است.

- شاخص تفاضل نرمال شده گیاهی (NDVI)

یک شاخص سنتی مناسب برای جداسازی پوشش‌های گیاهی از سایر عوارض است. به دلیل اینکه بازتاب پوشش‌های گیاهی در محدوده مادون قرمز بالا می‌باشد این شاخص بر اساس باندهای مادون قرمز و قرمز طراحی شده است. و این شاخص بر اساس رابطه ۸ به دست می‌آید.

$$NDVI = \frac{IR - R}{IR + R} \quad (8)$$

- شاخص گیاهی ترکیب یافته با سایه

شاخص‌های گیاهی در مناطق سایه نسبت به مناطق روشن دارای مقادیر پائینی هستند و مشکل اساسی آن‌ها در این مناطق می‌باشد. جهت رفع این مشکل زارع و همکاران در سال ۲۰۱۶ شاخصی را تحت عنوان شاخص گیاهی ترکیب یافته با مناطق سایه ارائه کردند [۳] که در

آن با استفاده از شاخص سایه، شاخص گیاهی NDVI^۱ در مناطق سایه بهبود داده می‌شود. که در این روش از NDVI و شاخص جدید گیاهی که نسبت مادون قرمز به قرمز می‌باشد، استفاده شده است. که از این شاخص‌های تولیدی توسط [۳] به منظور تولید ویژگی‌های طیفی ترکیب یافته در مناطق سایه استفاده گردیده است.

- ویژگی سیری و رنگ

جهت تولید ویژگی سیری و رنگ از ترکیب رنگی کاذب مورداستفاده در [۱۱] استفاده گردیده است؛ که ترکیب رنگی کاذب G_R_IR به فضای HSV تبدیل شده، استفاده گردیده است. جهت انجام این تبدیل از نرم افزار Envi 4.7 استفاده گردیده است. که در آن V بیان گر شدت، S نشان دهنده سیری و H همان رنگ است.

ویژگی سیری و رنگ تا حدودی برای تشخیص پوشش‌های گیاهی که در سایه هستند مناسب به نظر می‌رسد.

۲-۴- تولید نیمه خودکار داده‌های آموزشی

به منظور تولید داده‌های آموزشی از ۳ ویژگی Combined Index_{NDVI}، Laplacian و nDSM استفاده گردیده است و نمونه‌های آموزشی طی مراحل زیر انتخاب می‌گردند.

۲-۴-۱- تولید داده‌های آموزشی درختان

از آنجایی که درختان دارای مقادیر بالایی در ویژگی لاپلاسیان نسبت به سایر عوارض هستند؛ ابتدا از رابطه ۹ جهت تولید نمونه آموزشی اولیه برای درختان استفاده می‌گردد.

$$\text{if } \begin{cases} \text{laplacian } P_i > th_1 \\ \text{and} \\ \text{nDSM } P_i > th_2 \end{cases} \rightarrow P_i \text{ is Train data}_{tree} \quad (9)$$

که در رابطه بالا th_1 برابر ۰/۲ و th_2 برابر ۱/۵ در نظر گرفته شده است.

سپس با در نظر گرفتن تابع توزیع چگالی نرمال نمونه‌های آموزشی برای ویژگی Combined Index_{NDVI}

^۱ Normalized difference vegetation index

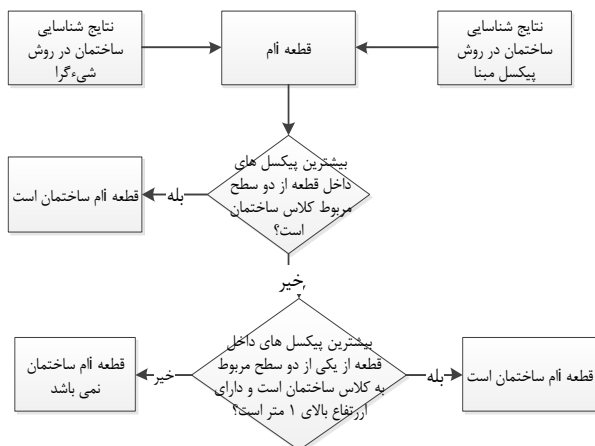
شده‌اند. داده‌های آموزشی تولید شده برای سطح پیکسل مبنا است و برای روش شیء‌گرا به نمونه‌های آموزشی کمتری موردنیاز است و به روش دستی داده‌های آموزشی برای ۴ کلاس تهیه گردیده است.

۲-۵- تلفیق نتایج طبقه‌بندی شیء‌گرا و پیکسل مبنا برای دو کلاس ساختمان و درخت

در این مرحله از بهبود شناسایی درختان و ساختمان‌ها با استفاده از تلفیق نتایج شناسایی در دو سطح شیء‌گرا و پیکسل مبنا را داریم. هریک از دو سطح طبقه‌بندی جهت شناسایی عوارض دارای نقاط قوت و ضعف خود هستند. الگوریتم روش پیشنهادی برای تلفیق دو کلاس ساختمان و درخت در شکل ۳ و ۴ آورده شده است.

۲-۵-۱- تلفیق نتایج شناسایی ساختمان‌ها

نحوه تلفیق به‌گونه‌ای است که نتایج حاصل از شناسایی ساختمان‌ها در دو سطح از طبقه‌بندی شیء‌گرا و پیکسل مبنا به‌صورت رأی‌گیری در ۲ مرحله انجام گردیده است [۱۹]. در مرحله اول در صورتی که در یک قطعه حداکثر پیکسل‌ها برای هر دو سطح از طبقه‌بندی متعلق به کلاس ساختمان باشد آن قطعه برچسب کلاس ساختمان را خواهد گرفت. مرحله دوم قطعاتی از ساختمان‌ها هستند که هنوز شناسایی نشده‌اند و برای این منظور قطعاتی که حداکثر برچسب‌های مربوط کلاس ساختمان را برای سطح پیکسل مبنا دارند و دارای ارتفاع هستند به‌عنوان ساختمان شناسایی می‌شوند. الگوریتم پیشنهادی در شکل ۳ نمایش داده شده است.



شکل ۳- الگوریتم تلفیق نتایج حاصل از شناسایی ساختمان

داده‌های آموزشی که در بازه اطمینان حول میانگین با انحراف معیار ۲۵ باشند غربال‌گری می‌گردند و در نهایت برای کاهش تعداد آن‌ها از یک المان ساختاری با ابعاد ۷×۷ استفاده شده است. با این روند می‌توان اظهار داشت که تراکم و پراکندگی مناسبی برای نمونه‌های آموزشی خواهیم داشت. در هر المان ساختاری ۲ داده آموزشی به‌عنوان نمونه‌های نهایی به‌طور تصادفی انتخاب می‌گردند.

۲-۴-۲- تولید داده‌های آموزشی ساختمان

جهت تولید داده‌های آموزشی بر اساس ساختمان‌ها از ویژگی ارتفاع در مدل نرمال شده سطح و ویژگی لاپلاسیان برای تولید نمونه‌های اولیه آموزشی ساختمان استفاده شده است. پیکسل‌هایی که در رابطه ۱۰ صدق کنند به‌عنوان نمونه آموزشی اولیه برای کلاس ساختمان انتخاب می‌گردند. و سپس همانند نمونه‌های آموزشی درختان غربال می‌گردند.

$$\text{if } \begin{cases} \text{laplacian } P_i < th_3 \\ \text{and} \\ \text{nDSM } P_i > th_4 \end{cases} \rightarrow P_i \text{ is Train data}_{\text{building}} \quad (10)$$

که در رابطه بالا مقدار th_3 و th_4 به ترتیب برابر ۰/۱ و ۱/۵ در نظر گرفته شده است.

۲-۴-۳- تولید داده‌های آموزشی راه و چمن‌زار

با حد آستانه گذاری بر روی ویژگی‌های ارتفاع مدل رقومی سطح نرمال شده و Combined Index_{NDVI} پیکسل‌هایی که در رابطه ۱۱ و ۱۲ صدق کنند به‌عنوان نمونه آموزشی اولیه انتخاب می‌شوند. سپس با استفاده از المان ساختاری ۵×۵ به‌صورت تصادفی تعداد آن‌ها کاهش داده می‌شود.

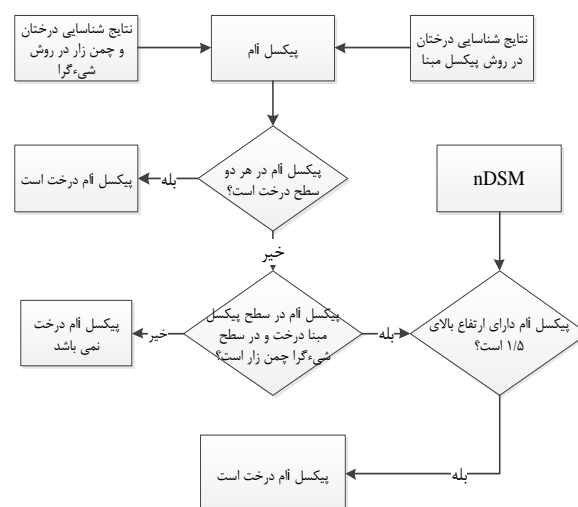
$$\text{if } \begin{cases} \text{Combined Index}_{\text{NDVI}} P_i < th_5 \\ \text{and} \\ \text{nDSM } P_i < th_6 \end{cases} \rightarrow P_i \text{ is Train data}_{\text{Road}} \quad (11)$$

$$\text{if } \begin{cases} \text{Combined Index}_{\text{NDVI}} P_i > th_7 \\ \text{and} \\ \text{nDSM } P_i < th_8 \end{cases} \rightarrow P_i \text{ is Train data}_{\text{Grassland}} \quad (12)$$

که در رابطه بالا th_5 و th_6 به ترتیب برابر ۰/۱۲ و ۱ و th_7 و th_8 به ترتیب برابر ۰/۱۵ و ۰/۵ در نظر گرفته

۲-۵-۲- تلفیق نتایج شناسایی درختان

در این روش از لایه‌های nDSM و نتایج حاصل از شناسایی چمن‌زار و درختان در طبقه‌بندی شیء‌گرا و نتایج شناسایی درختان از سطح پیکسل مینا استفاده گردیده است. به دلیل شباهت بالای کلاس درخت و چمن‌زار در روش شیء‌گرا قطعاتی هستند که شامل هر دو کلاس درخت و چمن‌زار باشند که این از نقاط ضعف روش طبقه‌بندی می‌باشد. نحوه تلفیق این دو سطح از طبقه‌بندی نیز در دو مرحله انجام می‌شود. در مرحله اول پیکسل‌هایی هستند در هر دو سطح به‌عنوان پیکسل درخت شناسایی شده‌اند و در مرحله دوم پیکسل‌های درختانی از سطح پیکسل مینا هستند که در سطح شیء‌گرا به‌عنوان چمن‌زار طبقه‌بندی شده‌اند. این پیکسل‌ها در مرحله دوم در صورتی به‌عنوان درخت شناسایی می‌گردند که دارای ارتفاع بالای ۱/۵ متر در لایه nDSM باشند و به‌عنوان ساختمان طبقه‌بندی نشده باشند. الگوریتم تلفیق نتایج شناسایی درختان در شکل ۴ آمده است.



شکل ۴- الگوریتم تلفیق نتایج برای کلاس درختان

۳- پیاده سازی روش پیشنهادی و ارائه نتایج

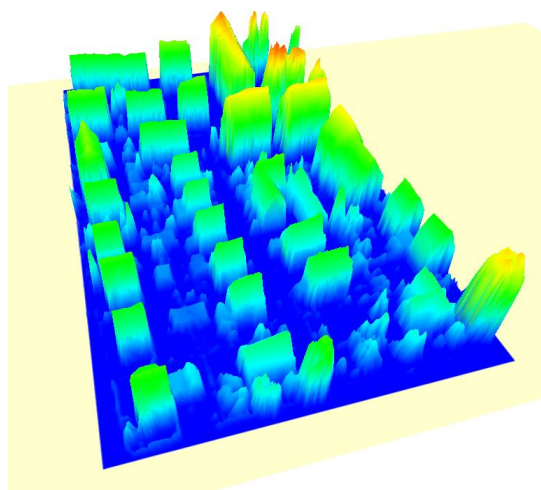
۳-۱- پیش پردازش داده‌های لایدار

جهت پیش پردازش داده‌های لایدار از [۳] به‌منظور شناسایی نقاط نویزی استفاده گردیده است و رابطه ۱ به‌منظور اصلاح نقاط نویزی و دور افتاده بهره گرفته شده است.

۳-۲- تهیه مدل رقومی سطح نرمال شده (nDSM)

جهت تولید مدل رقومی سطح نرمال شده که در آن اثرات ناشی از شیب و پستی و بلندی‌های زمین حذف شده است تفاضل DSM از DTM استفاده می‌گردد که در آن ارتفاع هر پیکسل مدل رقومی سطح از معادل ارتفاع آن پیکسل در مدل رقومی زمینی تولید شده کسر می‌گردد؛ که در آن از تصویر بازگشت اول فاصله به‌عنوان DSM^۱ استفاده شده است؛ چراکه آن دارای نقاط غیرزمینی بیشتری نسبت به تصویر بازگشت آخر است. بنابراین تفاضل آن با DTM جامعیت عوارض غیرزمینی را حفظ می‌کند [۱۱].

در شکل ۵ تصویر مدل رقومی سطح نرمال شده آورده شده است.



شکل ۵- مدل رقومی سطح نرمال شده

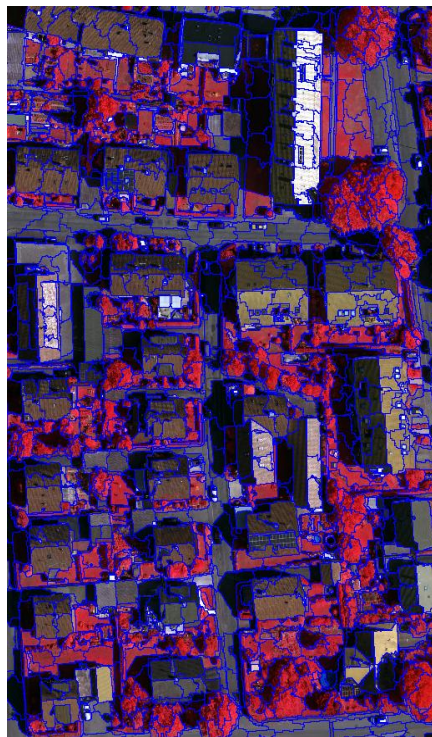
۳-۳- طبقه‌بندی تصویر

طبقه‌بندی تصویر برای پیکسل‌های مشابه و یک جنس است که به‌صورت اشیاء یکسان ادغام می‌گردند. مقیاس طبقه‌بندی مورد استفاده، اشیاء کلاسی و اندازه و ابعاد اشیاء از طبقه‌بندی نتایج طبقه‌بندی شیء‌گرا را تحت تأثیر قرار می‌دهد. به‌عبارت‌دیگر یکی از مراحل اساسی طبقه‌بندی شیء‌گرا مرحله طبقه‌بندی است.

در این تحقیق ارائه شده برای انجام طبقه‌بندی جهت استفاده در طبقه‌بندی شیء‌گرا از روش طبقه‌بندی Multi Resolution در نرم‌افزار 8 ecognition استفاده شده است و

^۱ Digital Surface Model

مناسب‌ترین ویژگی‌ها برای انجام طبقه‌بندی از بین آن‌ها مشخص گردد. برای انجام این امر از روش SVM_GA با استفاده از داده‌های آموزشی تهیه‌شده به صورت نیمه‌خودکار استفاده‌شده است.



شکل ۶- طبقه‌بندی تصویر

در مجموع ۱۲۲ ویژگی تولید شده که در ۴ دسته هستند؛ ۷۲ ویژگی مربوط به بافت گابور، ۲۴ ویژگی حاصل از ماتریس هم‌رخداد، ۱۴ ویژگی حاصل از داده‌های لایدار و ۱۲ ویژگی مربوط به ویژگی‌های طیفی می‌باشد. برای بررسی مناسب بودن ویژگی‌ها، کاهش فضای ویژگی و در نتیجه کاهش همبستگی بین ویژگی‌ها هر دسته به صورت جداگانه در الگوریتم SVM_GA مورد ارزیابی قرار گرفته است که پارامترهای مربوط به الگوریتم ژنتیک برای هر دسته در جدول ۳ آمده است.

جدول ۳- پارامترهای مربوط به الگوریتم ژنتیک

features	Chromosome length	Initial Population	Mutation	Elitist	Terminable Condition
GLCM	48	100	2%	1%	20
Gabor	96	100	2%	1%	20
Lidar	38	100	2%	1%	20
spectral	36	100	2%	1%	20

جهت انجام آن از لایه‌های رستری IR, R, G, Hue, Frist Range, nDSM, Combined Index_{NDSVI} استفاده گردیده است.

دلیل استفاده از لایه‌های Combined Index_{NDSVI} و Hue در روند طبقه‌بندی مناسب بودن آن‌ها برای پوشش‌های گیاهی است که در سایه قرار گرفته‌اند و لایه Frist Range و nDSM توانایی مفهومی‌تر کردن طبقه‌بندی در جداسازی قطعات درختان از پوشش‌های گیاهی اطراف را داراست. نتایج حاصل از طبقه‌بندی در شکل ۶ آمده است.

در جدول ۲ پارامترهای مربوط به طبقه‌بندی Multi Resolution و وزن‌های لایه‌های مورد استفاده در طبقه‌بندی آورده شده است.

جدول ۲- پارامترهای مربوط به طبقه‌بندی تصویر

پارامتر	وزن
مقیاس	22
شکل	0.415
فشرده‌گی	0.565
سبز	1.45
قرمز	1.5
مادون قرمز	1.15
وزن	0.37
22	0.1
0.415	0.11
Frist Range	0.32

۳-۴- طبقه‌بندی پیکسل مبنا و انتخاب ویژگی با روش SVM_GA^۱

این روش تلفیقی از طبقه‌بندی کننده SVM و الگوریتم ژنتیک به منظور تعیین ویژگی‌های بهینه و پارامترهای ماشین بردار پشتیبان است که بر روی منطقه مطالعاتی پیاده‌سازی شده است. ۲۴ کروموزوم در الگوریتم ژنتیک جهت تعیین پارامترهای ترم جریمه (C) و γ در کرنل RBF^۲ ماشین بردار پشتیبان در نظر گرفته شده است.

در مجموع ویژگی‌ها تولید و استخراج شده از داده‌های لایدار و تصویر هوایی ۱۲۲ ویژگی می‌باشد. با توجه به این که فضای ویژگی دارای ابعاد بالایی است بایستی

^۱ Support Vector Machine_ Genetic Algorithm

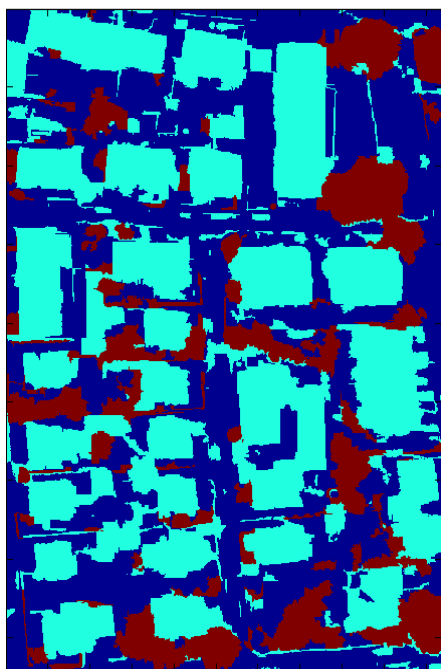
^۲ Radial basis function

۳-۵- طبقه‌بندی شیء‌گرا ماشین بردار پشتیبان

در آنالیز شیء‌گرا به داده‌های آموزشی به‌مراتب کمتری از آنالیز در سطح پیکسل مبنا نیاز است؛ چراکه به ازای انتخاب هر داده آموزشی تمامی پیکسل‌هایی که همراه آن داخل قطعه قرار دارند به‌عنوان داده آموزشی انتخاب می‌شوند که این روند از مزایای روش شیء‌گرا نسبت به پیکسل مبنا می‌باشد. در این سطح از طبقه‌بندی میانگین پیکسل‌های داخل قطعه به‌عنوان ویژگی در نظر گرفته می‌شود. جهت انجام طبقه‌بندی از قطعه‌بندی حاصله از بخش ۳-۲ استفاده گردیده است. از آنجایی که در تحقیقات صورت گرفته در این زمینه تابع کرنل پایه شعاعی نتایج بهتری را نسب به سایر کرنل‌ها نشان می‌دهد از این کرنل جهت استفاده در طبقه‌بندی شیء‌گرا استفاده شده است [۱۷]. پارامترهای تعیین‌شده برای این کرنل ۷ برابر ۰/۰۲۹ و پارامتر جریمه C برابر ۱۰۰۰ است. ویژگی‌های مورد استفاده برای این سطح از طبقه‌بندی همان ۲۷ ویژگی منتخب در روش SVM_GA می‌باشد. نتایج حاصل از طبقه‌بندی شیء‌گرا در جدول ۵ و شکل ۸ نشان داده شده است.

جدول ۵- نتایج طبقه‌بندی شیء‌گرا SVM

کلاس	دقت کلی	صحت	کیفیت	کامل بودن
ساختمان	89.06	76.3	73.6	95.42
درخت	91.9	55.7	52	88.7



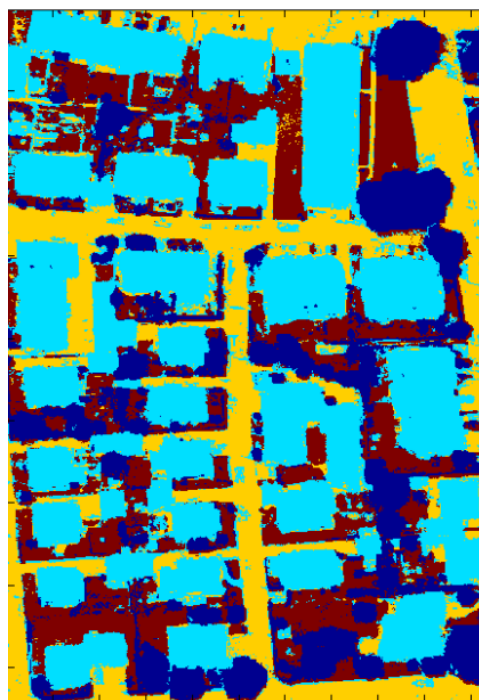
شکل ۸- طبقه‌بندی شیء‌گرا SVM

از آنجایی که الگوریتم ژنتیک دارای یک‌روند تصادفی در مقداردهی اولیه به کروموزوم‌ها است و نتایج تکرار آن با نتایج قبلی متفاوت است. برای هر دسته از ویژگی‌ها ۳ مرتبه الگوریتم SVM_GA اجرا می‌گردد. ویژگی که ۲ مرحله به‌عنوان ویژگی منتخب باشد به مرحله بعدی برای انتخاب ویژگی‌ها راه می‌یابد که در مرحله بعد هر ۴ دسته ویژگی منتخب باهم سنجیده می‌شوند. پس از اجرای الگوریتم ۲۶ ویژگی بافت گابور، ۱۰ ویژگی از ماتریس هم‌رخداد، ۶ ویژگی هندسی لایدار و ۵ ویژگی طیفی منتخب شدند که این ۴۷ ویژگی منتخب بار دیگر توسط الگوریتم SVM_GA سنجیده می‌شود که طی ۳ مرحله اجرا ۲۷ ویژگی منتخب نهایی خواهیم داشت.

نتایج حاصل از طبقه‌بندی SVM با استفاده از ۲۷ ویژگی منتخب در سطح پیکسل مبنا در جدول ۴ آورده شده و شکل ۷ نشان‌دهنده طبقه‌بندی پیکسل مبنا می‌باشد. جهت ارزیابی نتایج از روش آقای Rottensteiner و همکاران مورد استفاده در [۱۶] استفاده گردیده است.

جدول ۴- ارزیابی نتایج طبقه‌بندی پیکسل مبنا

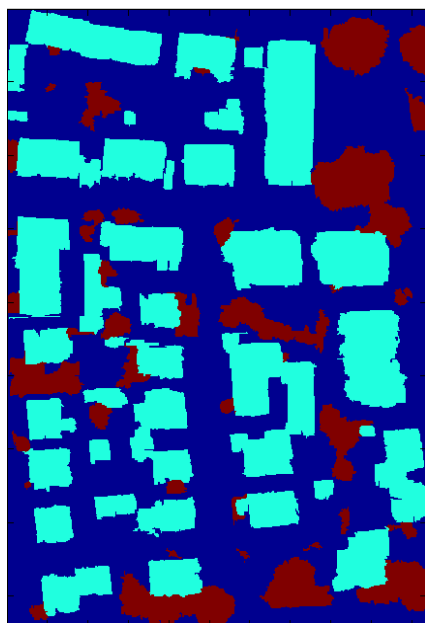
کلاس	دقت کلی	صحت	کیفیت	کامل بودن
ساختمان	89.4	76.39	74.58	96.91
درخت	91.5	54.3	52.6	94.5



شکل ۷- طبقه‌بندی پیکسل مبنا SVM

کوچک‌تری هستند بهبود می‌یابند و ساختمان‌ها مرتفع دارای مساحت بزرگ‌تری هستند که با عملگرهای مورفولوژی با ابعاد بزرگ‌تر بهبود داده می‌شوند.

در جدول ۷ نتایج پس پردازش حاصل از شناسایی درختان و ساختمان‌ها در سطح پیکسل مینا با استفاده از عملگرهای مورفولوژی انسداد و گشایش با ابعاد 3×3 و 7×7 مورفولوژی آورده شده است.



شکل ۹- بهبود طبقه‌بندی شیء‌گرا SVM با استفاده از درخت تصمیم‌گیری

جدول ۷- نتایج حاصل از پس پردازش طبقه‌بندی پیکسل مینا با عملگرهای مورفولوژی انسداد و گشایش

کلاس	دقت کلی	صحت	کیفیت	کامل بودن
ساختمان	96.12	95.3	88.4	92.45
درخت	94	63.2	61	94.8

• جداسازی ساختمان‌ها به هم چسبیده

ساختمان‌هایی که دارای مرز مشترک با یکدیگر هستند بعد از ادغام کردن قطعات باهم در داخل این قطعه نهایی قرار می‌گیرند. برای جداسازی ساختمان‌ها که به چسبیده‌اند از قطعه‌بندی مجدد آن‌ها با استفاده از ماسک نهایی ساختمان و لایه nDSM و روشی قطعه‌بندی که قبلاً ذکر شد استفاده می‌گردد. این روش قطعه‌بندی دارای ۲ پارامتر فشردگی و شکل قطعات است تعیین‌کننده تأثیرپذیری قطعه‌بندی از اشکال هندسی و یا رفتار طیفی است که در جدول ۸ پارامترهای مربوط به آن آورده شده

• بهبود نتایج طبقه‌بندی شیء‌گرا با استفاده از درخت تصمیم‌گیری

به دلیل شباهت طیفی زیاد کلاس ساختمان- راه و درخت- چمن‌زار این دو دسته به علت طبقه‌بندی اشتباه باعث کاهش دقت، صحت و کیفیت نتایج طبقه‌بندی می‌گردند؛ بنابراین جهت بهبود نتایج حاصله از یک‌روند قانون مینا که در آن از روابط همسایگی، حد آستانه گذاری و مفهومی استفاده شده است.

۱- قطعاتی از ساختمان‌ها که دارای ارتفاع بالای $1/5$ متر و $Combined\ Index_{NDVI}$ بالای 0.15 هستند درخت می‌باشند.

۲- قطعاتی از ساختمان‌ها که ارتفاع آن‌ها کمتر از ۱ متر است، جاده هستند.

۳- قطعاتی چمن‌زاری که دارای ارتفاع بالای ۱ متر هستند، درخت می‌باشند.

۴- قطعاتی از راه‌ها که دارای ارتفاع بالای ۱ متر هستند، ساختمان می‌باشند.

۵- از آنجایی که داخل قطعات ساختمان نمی‌تواند درخت باشد، درختانی که دارای مرز مشترک بالای 0.16 با ساختمان‌ها هستند قطعات ساختمانی‌اند.

نتایج حاصل از طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان در سطح شیء‌گرا بعد از بهبود نتایج طبقه‌بندی در جدول ۶ مشاهده می‌شود. شکل ۹ طبقه‌بندی در سطح شیء‌گرا را نشان می‌دهد که طبقه‌بندی در سطح شیء‌گرا برای کلاس ساختمان و درخت پس از پس پردازش با درخت تصمیم‌گیری است.

جدول ۶- نتایج بهبود طبقه‌بندی شیء‌گرا SVM

کلاس	دقت کلی	صحت	کیفیت	کامل بودن
ساختمان	97	96.1	91.1	94.6
درخت	94.3	65	61.9	92.7

• بهبود نتایج با استفاده از عملگرهای مورفولوژی

قطعات ساختمان به دو کلاس ساختمان‌های مرتفع بالای $3/5$ متر و ساختمان‌های کم ارتفاع زیر $3/5$ تقسیم‌بندی شده‌اند و هر کلاس از ساختمان‌ها با عملگرهای مورفولوژی ریاضی با ابعاد متفاوتی بهبود داده شده‌اند. علت این امر این است که ساختمان‌ها با ارتفاع کمتر معمولاً دارای مساحت کوچک‌تری هستند؛ بنابراین با عملگرهای مورفولوژی انسداد و گشایش که دارای ابعاد

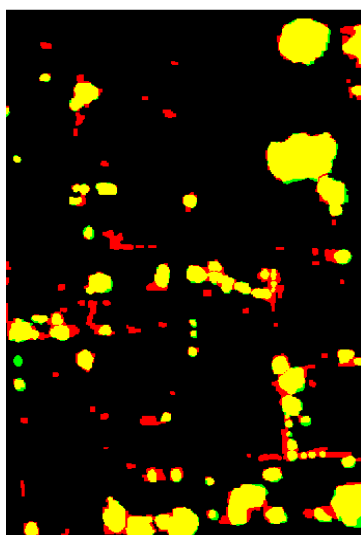
۷-۳- تلفیق نتایج برای کلاس درختان

جهت تلفیق نتایج طبقه‌بندی شیء‌گرا و پیکسل مبنا برای کلاس ساختمان از روش پیشنهادی بخش ۲-۵-۲ استفاده گردیده است.

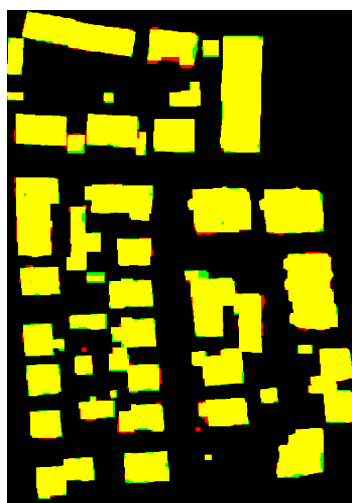
نتایج نهایی حاصل از شناسایی درختان و ساختمان‌ها بعد از پس پردازش با عملگرهای مورفولوژی و تلفیق نتایج طبقه‌بندی شیء‌گرا و پیکسل پایه به ترتیب در شکل‌های ۱۱ و ۱۲ و جدول ۹ آورده شده است.

جدول ۹- نتایج شناسایی پس از تلفیق و پس پردازش

کلاس	دقت کلی	صحت	کیفیت	کامل بودن
ساختمان	97.5	97.1	92.5	95.6
درخت	95.7	71.8	68.3	93.3



شکل ۱۱- نتایج حاصل از شناسایی درختان بعد از تلفیق - قرمز: شناسایی غلط - سبز: عدم شناسایی - زرد: شناسایی درست



شکل ۱۲- نتایج حاصل از شناسایی ساختمان بعد از تلفیق - قرمز: شناسایی غلط - سبز: عدم شناسایی - زرد: شناسایی درست

و شکل ۱۰ ساختمان‌های به هم چسبیده‌ای را نشان می‌دهد که در این فرآیند جداسازی شده‌اند.



شکل ۱۰- جداسازی ساختمان‌های به هم چسبیده

جدول ۸- پارامترهای مربوط قطعه‌بندی تصویر برای جداسازی

پارامتر	وزن
مقیاس	25
شکل	0.08
فشرده‌گی	1
ماسک ساختمان	10
nDSM	1

بعد از قطعه‌بندی مجدد به‌منظور جداسازی ساختمان‌ها بهبودی در قطعاتی که در مرحله قبل نادرست قطعه‌بندی شده بودند برای کلاس ساختمان‌ها حاصل گردید.

۶-۳- تلفیق نتایج برای کلاس ساختمان

تلفیق نتایج شناسایی در دو سطح شیء‌گرا و پیکسل مبنا با استفاده از روش [۱۸] ما را به نتایج دقیق‌تری برای شناسایی عارضه ساختمان رساند. نحوه تلفیق نتایج طبقه‌بندی برای سطح شیء‌گرا و پیکسل مبنا به روش مورد استفاده در [۱۸] تنها برای ساختمان‌ها با کمی تغییر استفاده گردیده است. ساختمان‌ها دارای اشکال هندسی منظم‌تری در فرآیند قطعه‌بندی هستند و برای تلفیق آن‌ها از روش پیشنهادی بخش ۲-۵-۱ استفاده شده است و سپس نتایج حاصل از شناسایی نهایی مجدداً توسط عملگرهای مورفولوژی انسداد و گشایش پردازش می‌شوند.

۴- نتیجه‌گیری و پیشنهادها

۴-۱- بررسی نتایج

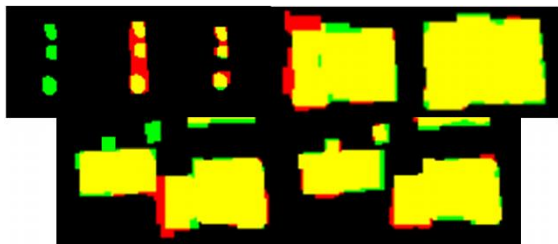
نتایج بررسی و ارزیابی‌ها با داده‌های مرجع نشان می‌دهد که تلفیق نتایج طبقه‌بندی شیء‌گرا و پیکسل مبنا برای کلاس درختان بهبود بیشتری را حاصل می‌کند و این می‌تواند به دلیل عدم داشتن شکل هندسی درختان نسبت به ساختمان‌ها باشد.

تلفیق طبقه‌بندی شیء‌گرا و پیکسل مبنا برای عارضه درخت نتیجه بهتری نسبت به ساختمان در پی دارد. سطح طبقه‌بندی شیء‌گرا به دلیل استفاده از قطعات در طبقه‌بندی و شباهت کلاس چمن‌زار و درخت به یکدیگر منجر می‌گردد که، قطعاتی از درختان که داخل آن چمن‌زار هستند، در روش شیء‌گرا شناسایی نشده‌اند و از طریق روش پیشنهادی برای تلفیق نتایج دو سطح از طبقه‌بندی، شناسایی درختان کوچک و پیکسل‌هایی از درختان که شناسایی نشده‌اند امکان‌پذیر است. مرزهای شناسایی شده برای ساختمان‌ها از لحاظ بصری دارای بهبود مناسبی نسبت به روش‌های شیء‌گرا و پیکسل مبنا است. همچنین امکان شناسایی ساختمان‌ها با ارتفاع و مساحت کم در روش تلفیقی ارائه شده در شکل ۱۲ مشاهده می‌گردد. سقف بعضی از ساختمان‌ها دارای پوشش‌های گیاهی است که با استفاده از حد آستانه گذاری مفهومی و بررسی مرز مشترک عوارض در روش شیء‌گرا به کلاس ساختمان تعلق گرفته است.

بعد از پس پردازش‌ها نتایج حاصل از شناسایی درختان و ساختمان‌ها مشخص گردید که طبقه‌بندی در سطح پیکسل مبنا توانایی شناسایی عوارض کوچک ساختمان و درخت را داراست همچنین پارامتر کامل بودن بالاتری برای کلاس درختان دارد و تعداد زیاد زیادی از ساختمان‌ها کوچک در سطح پیکسل مبنا شناسایی شده‌اند که در سطح شیء‌گرا شناسایی نشده. همچنین شناسایی در سطح شیء‌گرا دارای مرزهای هندسی منظم‌تری نسبت به سطح پیکسل مبنا دارد. برای این منظور و بهبود نقاط ضعف هر سطح از طبقه‌بندی تلفیق نتایج شناسایی انجام شده است.

نتایج حاصله از شناسایی در هر سطح و هر مرحله با داده‌های مرجع مقایسه و ارزیابی شد، نتایج نشان می‌دهد که شناسایی ساختمان‌ها و درختان در سطح شیء‌گرا به ترتیب دارای صحت شناسایی ۰/۹۶۱ و ۰/۶۵، در سطح

پیکسل مبنا دارای صحت شناسایی ۰/۹۵۳ و ۰/۶۳۲ بعد از تلفیق دارای صحت شناسایی ۰/۹۷۱ و ۰/۷۱۸ می‌باشند. نتایج حاصل از شناسایی درختان نشان می‌دهد که بعد از تلفیق برای کلاس درختان صحت و کیفیت نتایج شناسایی به ترتیب ۶/۸٪ و ۶/۴٪ بهبود نسبت به روش شیء‌گرا دارد؛ همچنین نتایج حاصل از شناسایی ساختمان‌ها پس از تلفیق دو سطح از طبقه‌بندی، بهبود صحت و کیفیت را نسبت به روش شیء‌گرا برابر ۱٪ نشان می‌دهد. در این مقاله هدف بهبود نقاط ضعف روش‌های طبقه‌بندی شیء‌گرا و پیکسل مبنا با استفاده از تلفیق نتایج شناسایی آن‌ها بود که نتایج ارزیابی بصری و عددی بهبود کیفیت و صحت را برای کلاس درخت و شناسایی ساختمان‌ها کوچک و کم ارتفاع را نشان می‌دهد. در شکل ۱۳ نمونه‌هایی از ساختمان‌ها و درختان شناسایی شده در سایه و بهبود آن‌ها نمایش داده شده است.



شکل ۱۳- نمونه‌هایی از بهبود نتایج حاصل شده شناسایی درختان و ساختمان‌ها - سمت راست: بعد از تلفیق، سمت چپ: قبل از تلفیق - قرمز: شناسایی غلط - سبز: عدم شناسایی - زرد: شناسایی درست

۴-۲- پیشنهادها

زمانی که با اطلاعات حجیم داده‌ها با ابعاد پیکسل زمینی کوچک سروکار داریم، نتایج روش‌های طبقه‌بندی پیکسل مبنا ناقص می‌باشد و همچنین دارای محدودیت‌هایی هستند. هر یک از دو سطح طبقه‌بندی کننده‌های شیء‌گرا و پیکسل مبنا دارای نقاط ضعف و قدرت خاص خود هستند که از بعضی از نقاط قوت هر یک می‌توان در بهبود نتایج حاصل از شناسایی و پوشش نقاط ضعف روش دیگر استفاده نمود.

سپاس‌گزاری

داده‌های مورد استفاده در این تحقیق توسط جامعه فتوگرامتری و سنجش‌ازدور کشور آلمان از منطقه وایهنگن تهیه و در اختیار محققین قرار گرفته است.

- [1] Khoshelham, K., et al., Performance evaluation of automated approaches to building detection in multi-source aerial data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2010. 65(1): p. 123-133.
- [2] Awrangjeb, M., M. Ravanbakhsh, and C.S. Fraser, Automatic detection of residential buildings using LIDAR data and multispectral imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2010. 65(5): p. 457-467.
- [3] Zarea, A. and A. Mohammadzadeh, A Novel Building and Tree Detection Method From LiDAR Data and Aerial Images. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2016. 9(5): p. 1864-1875.
- [4] Rottensteiner, F., et al., Results of the ISPRS benchmark on urban object detection and 3D building reconstruction. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2014. 93: p. 256-271.
- [5] Lach, S.R., S.D. Brown, and J.P. Kerekes. Semi-automated DIRSIG scene modeling from 3D LIDAR and passive imaging sources. 2006.
- [6] Gerke, M. and J. Xiao, Fusion of airborne laserscanning point clouds and images for supervised and unsupervised scene classification. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2014. 87: p. 78-92.
- [7] Ansari, Y., MohammadZadeh, A. and Sahebi, M. Comparison and evaluation common algorithm of building detection and extraction from LiDAR data. in K.N.Toosi University of Technology Faculty of Geodesy and Geomatics. 2012.
- [8] Miliareisis, G. and N. Kokkas, Segmentation and object-based classification for the extraction of the building class from LIDAR DEMs. *Computers & Geosciences*, 2007. 33(8): p. 1076-1087.
- [9] Miliareisis, G. and N. Kokkas, Segmentation and object-based classification for the extraction of the building class from LIDAR DEMs. *Computers & Geosciences*, 2007. 33(8): p. 1076-1087.
- [10] Sithole, G., Filtering of laser altimetry data using a slope adaptive filter. *International Archives of Photogrammetry Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2001. 34(3/W4): p. 203-210.
- [11] Zare, A., Building Extraction and 3D Building Reconstruction by Fusion of Optic and LiDAR Data, in K.N.Toosi University of Technology Faculty of Geodesy and Geomatics. 2013.
- [12] Haralick, R.M., K. Shanmugam, and I. Dinstein, Textural Features for Image Classification. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1973. SMC-3(6): p. 610-621.
- [13] Kabir, S., et al., Texture analysis of IKONOS satellite imagery for urban land use and land cover classification. *The Imaging Science Journal*, 2010. 58(3): p. 163-170.
- [14] Zhang, Y., Optimisation of building detection in satellite images by combining multispectral classification and texture filtering. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 1999. 54(1): p. 50-60.
- [15] Bovik, A.C., M. Clark, and W.S. Geisler, Multichannel texture analysis using localized spatial filters. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 1990. 12(1): p. 55-73.
- [16] Rutzing, M., F. Rottensteiner, and N. Pfeifer, A Comparison of Evaluation Techniques for Building Extraction From Airborne Laser Scanning. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2010. 3(1): p. 11-20.
- [17] Van der Linden, S., et al., Image SVM classification, application manual: Image SVM version 2.0. Humboldt-Universität zu Berlin, Germany, 2009.
- [18] Zhang, B. A new image fusion method using image block segment. in *Computer Science and Information Technology (ICCSIT)*, 2010 3rd IEEE International Conference on. 2010.
- [19] Zhang, A. and P. Tang. Fusion algorithm of pixel-based and object-based classifier for remote sensing image classification. in *2013 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium - IGARSS*. 2013.