

ادغام تصویر فراطیفی و داده لیدار در سطح توصیف گر بر مبنای الگوریتم بهینه سازی توده ذرات چندهدفه به منظور طبقه بندی مناطق شهری

حدیثه سادات حسنی^{۱*}، فرهاد صمدزادگان^۲

^۱ استادیار گروه ژئودزی و مهندسی نقشه برداری - دانشگاه تفرش
h.hasani@tafreshu.ac.ir

^۲ استاد دانشکده مهندسی نقشه برداری و اطلاعات مکانی - پردیس دانشکده های فنی - دانشگاه تهران
samadz@ut.ac.ir

(تاریخ دریافت اسفند ۱۳۹۹، تاریخ تصویب مهر ۱۴۰۰)

چکیده

داده های فراطیفی و لیدار با توجه به فراهم آوردن اطلاعات طیفی و ارتفاعی غنی می توانند پتانسیل بالایی در تفکیک عوارض در مناطق پیچیده شهری داشته باشند. در این مطالعه، روشی فراابتکاری در بهینه سازی ادغام داده ها در سطح توصیف گر ارائه شده است. برای این هدف، یک فضای توصیف گر جامع طیفی-مکانی-ساختاری مبتنی بر دو داده و با استفاده از روش های استخراج ویژگی شامل شاخص های طیفی، آنالیز بافت، ناهمواری و غیره ایجاد می شود. در مطالعات انجام شده عموماً از یک معیار برای ارزیابی عملکرد طبقه بندی کننده استفاده می شود. در روش پیشنهادی، سه معیار ارزیابی قدرت تعمیم الگوریتم، پیچیدگی طبقه بندی و جدایی بین کلاس ها در نظر گرفته شده است. الگوریتم بهینه سازی توده ذرات چندهدفه با هدف انتخاب زیرمجموعه ای بهینه از توصیف گر ها و تعیین پارامترهای طبقه بندی کننده ماشین های بردار پشتیبان بکار گرفته شده به صورتیکه سه معیار بهینه شود. نتایج بدست آمده نشان می دهد که روش پیشنهادی با حذف ۳۰۰ توصیف گر (از مجموع ۶۱۱ توصیف گر) دقت طبقه بندی را تا ۱۱٪ و ۵۸٪ به ترتیب نسبت به تصویر فراطیفی و لیدار بهبود بخشیده و همچنین فاصله بین کلاس ها افزایش می یابد.

واژگان کلیدی: تصویر فراطیفی، لیدار، ادغام در سطح توصیف گر، منطقه شهری، بهینه سازی فراابتکاری چندهدفه

* نویسنده رابط

۱- مقدمه

در سال‌های اخیر، استفاده از داده‌های سنجش از دور با هدف نظارت و برنامه‌ریزی در محیط‌های شهری، صنعتی، کشاورزی و غیره با رشد چشمگیری مواجه شده است [۱]. هرچند تکنولوژی ساخت سنجنده‌های سنجش از دور با پیشرفت‌هایی رو به رو بوده است، با این حال هر سنجنده دارای قدرت تفکیک مکانی، طیفی و زمانی محدودی می‌باشد و امکان استفاده از یک سنجنده به تنهایی در تفسیر دقیق و جامع مناطق پیچیده مانند مناطق شهری وجود ندارد [۲]. امروزه، استفاده از داده‌های چندین سنجنده در آنالیز و پردازش یک منطقه با هدف افزایش اعتمادپذیری و دقت نتایج مطرح شده است. از کاربردهای سیستم‌های چند سنجنده‌ای می‌توان به تهیه نقشه موضوعی از مناطق شهری، تعیین گونه‌های گیاهی، شناسایی انواع درختان در جنگل‌ها، تشخیص و ردیابی اشیاء و تشخیص تغییرات اشاره کرد [۳-۵].

از یک سو با پیشرفت‌های اخیر در زمینه استفاده از سیستم‌های چند سنجنده‌ای، امکان اخذ و ثبت مشاهدات چندین سنجنده فراهم می‌باشد. از سوی دیگر، نیاز به الگوریتم‌های ادغام داده به منظور استخراج اطلاعات از مجموعه مشاهدات وجود دارد. یکی از پردازش‌های کلیدی در استخراج اطلاعات از مشاهدات سنجنده‌ها، طبقه‌بندی می‌باشد که به منظور تهیه نقشه موضوعی از منطقه به کار برده می‌شود.

در حوزه سنجش از دور، ادغام داده^۱ سنجنده‌های مختلف با بکارگیری تصاویر هوایی و داده لیدار بطور همزمان به منظور تحلیل مناطق مختلف آغاز شد [۶]. در سال‌های بعد، ادغام داده‌های سنجنده‌های دیگر نظیر داده‌های راداری، چندطیفی، فراطیفی، حرارتی نیز مورد مطالعه قرار گرفتند. هدف از ادغام داده، استفاده از مجموعه مزایای داده‌های ورودی به منظور استخراج اطلاعات با دقت و قابلیت اعتماد بیشتر می‌باشد؛ بطوریکه اطلاعات بدست آمده دارای کیفیت بالاتری نسبت به حالتی باشد که از هر داده بصورت مجزا استفاده شود.

از آنجائیکه وجود فضای توصیف‌گر کامل منجر به تصمیم‌گیری با اعتماد بیشتر و دقت بالاتر می‌شود، در این مطالعه از روش ادغام داده در سطح توصیف‌گر استفاده شده

است. به منظور طراحی یک سیستم با حجم محاسباتی بالا از طبقه‌بندی کننده ماشین‌های بردار پشتیبان استفاده شده است. فاکتورهای تأثیرگذار این سیستم، پارامترهای طبقه‌بندی کننده و فضای توصیف‌گر می‌باشند. مطالعاتی که در زمینه بهینه‌سازی سیستم‌های طبقه‌بندی انجام شده‌اند، عموماً از یک تابع هدف استفاده می‌کنند. در این پژوهش چندین تابع هدف در نظر گرفته شده است.

۲- مروری بر تحقیقات

در اواخر قرن ۲۰، نخستین مطالعات از تلفیق تصویر فراطیفی و مدل رقومی زمین با هدف شناسایی مرز سقف ساختمان‌ها صورت گرفت [۷]. برای این منظور، تصویر فراطیفی سنجنده HYDICE با ۲۲۰ باند بر مبنای الگوریتم بیشترین شباهت طبقه‌بندی شد. سپس به منظور جداسازی کلاس ساختمان و راه که دارای اطلاعات طیفی یکسان هستند، داده ارتفاعی بکار گرفته شد. در این مرحله، اپراتور محاسبه گرادیان سوبل بر روی مدل رقومی زمین اعمال شده و از نتایج آن برای شناسایی مرز ساختمان‌ها استفاده شد.

Smith و همکاران در سال ۲۰۰۰ از تلفیق تصویر فراطیفی CASI و داده لیدار SHOALS برای مطالعات هیدروگرافی در مناطق ساحلی استفاده کردند [۸]. از یک سو سنجنده SHOALS بطور همزمان به اندازه‌گیری عمق آب و همچنین توپوگرافی سطح آب می‌پردازد؛ از سوی دیگر سنجنده CASI با اخذ اطلاعات طیفی در ۲۸۸ باند، امکان استخراج اطلاعاتی نظیر شفافیت، دما، جنس کف و کیفیت آب و همچنین نوع خاک و پوشش‌های گیاهی را فراهم می‌آورد.

استفاده از ادغام داده لیدار با قدرت تفکیک بالا و تصویر فراطیفی در بررسی تاج درختان توسط Miller در سال ۲۰۰۱ مورد بررسی قرار گرفت [۹]. در این مطالعه از داده ارتفاعی برای تعیین مکان‌هایی با تغییرات ارتفاعی شدید و تولید مدل ارتفاعی درختان تعیین شد. سپس با ترکیب آن با اطلاعات دیگر از درخت، قطر بدنه درخت تعیین شد. تصویر فراطیفی نیز به منظور تشخیص عوارض طبیعی و همچنین ساخت انسان به کار گرفته شد. در سال ۲۰۰۴، Lemp و Weidner از تلفیق تصویر فراطیفی HyMap و داده لیدار TopoSys در شناسایی جنس مواد سازنده عوارض در منطقه شهری استفاده کردند [۱۰]. برای این منظور، هندسه و ساختار اشیاء موجود از داده‌های لیدار و جنس مواد سازنده

^۱ Data Fusion

در منطقه شهری بر مبنای روش شیء مبنا استفاده کردند. برای این منظور، عوارض بر مبنای داده‌های ارتفاعی و شدت روشنایی لیدار طبقه‌بندی شدند. طبقه‌بندی سلسله مراتبی تصاویر با/بدون داده لیدار انجام شده و شش نقشه طبقه‌بندی حاصل شد که بالاترین دقت متعلق به ترکیب تصویر فراطیفی کاهش ابعاد یافته و داده لیدار می‌باشد [۱۴].

یکی از کاربردهای مهم تلفیق تصاویر فراطیفی و لیدار، در مدیریت مناطق جنگلی می‌باشد. از اینرو مطالعات گسترده‌ای در زمینه بکارگیری ایندو داده در شناسایی پوشش‌های گیاهی و طبقه‌بندی جنگل‌ها انجام شده است [۱۵، ۴]. Delponte و همکاران در سال ۲۰۰۸، یک سیستم طبقه‌بندی بر اساس تلفیق داده فراطیفی و لیدار در نواحی جنگلی پیچیده ارائه دادند [۴]. این مطالعه نشان داد، طبقه‌بندی ماشین‌های بردار پشتیبان^۵ در مقایسه با طبقه‌بندی کننده‌های نزدیک‌ترین k همسایگی^۶ و بیشترین شباهت گوسین^۷ به دقت بالاتری می‌رسد. همچنین مقایسه‌ای بین اثر استفاده از بازتاب‌های مختلف لیدار انجام شد که نشان داد تنها بازتاب اول لیدار اثر قابل توجهی در طبقه‌بندی در کنار باندهای کاهش یافته تصویر فراطیفی دارد. در همین سال مطالعه دیگری در زمینه تلفیق تصویر فراطیفی و داده لیدار در مدیریت آتش سوزی جنگل‌ها توسط Koetz و همکاران انجام شد که در آن باندهای تصویر فراطیفی و لایه‌های اطلاعاتی لیدار در کنار هم قرار گرفته و توسط طبقه‌بندی کننده ماشین‌های بردار پشتیبان کلاس‌های مختلف جدا شدند [۱۵].

در سال ۲۰۰۹، Niemann و همکاران از داده‌های لیدار به منظور آنالیز تصویر فراطیفی استفاده کردند [۱۶]. در این مطالعه با استفاده از بازتاب اول و آخر داده لیدار، موقعیت مکانی داده فراطیفی با دقت بسیار بالا تعیین شد. اشیاء سه‌بعدی که در داده‌های لیدار مشخص شده‌اند، به منظور نمونه‌برداری طیفی بهینه برای آنالیزهای بعدی استفاده شد. تاثیر تلفیق تصویر فراطیفی و داده لیدار در تعیین گونه‌های موجود در مناطق جنگلی در سال ۲۰۱۰، توسط Jones و همکاران مورد مطالعه قرار گرفت [۱۷]. در این تحقیق، ابتدا ابعاد تصویر فراطیفی با آنالیز جدایی کاهش یافت. سپس مدل ارتفاعی تاج و پروفیل حجمی تاج درختان از داده لیدار استخراج شد. نتایج نشان داد ترکیب تصویر فراطیفی به

از هر دو داده تعیین شد. البته تعیین جنس مواد بیشتر به عهده سنجنده فراطیفی می‌باشد. برای این منظور، ابعاد تصویر فراطیفی بر مبنای الگوریتم آنالیز مولفه‌های اصلی^۱ و کسر کمینه نویز^۲ کاهش یافت. سپس اشیاء از زمین بر اساس داده ارتفاعی جدا شدند. در گام بعد تصویر طبقه‌بندی شده و بر اساس اطلاعات طیفی و ساختاری طبقه‌بندی شد.

نخستین مقایسه بین روش‌های طبقه‌بندی پیکسل مبنا و شیء مبنا در حوزه تلفیق تصویر فراطیفی و داده ارتفاعی لیدار در سال ۲۰۰۵ توسط Brand انجام شد [۱۱]. در طبقه‌بندی شیء مبنا، ابتدا بر اساس سه مشخصه ارتفاعی (بازگشت اول، آخر و شیب) داده به زیربخش‌هایی تقسیم شد. سپس هر یک از زیربخش‌ها بر اساس اطلاعات تصویر فراطیفی به قسمت‌های کوچکتری تقسیم شد. در نهایت با استفاده از سه مشخصه ارتفاعی و همچنین ۲۰ باند تصویر فراطیفی طبقه‌بندی سلسله مراتبی انجام شد. از سوی دیگر در روش پیکسل مبنا، الگوریتم طبقه‌بندی نگاشت زاویه طیفی^۳ به کار گرفته شد. در ابتدا ماسک ساختمان با استفاده از داده ارتفاعی لیدار ایجاد شده و در گام بعد با استفاده از اطلاعات طیفی، سقف ساختمان‌ها بر اساس جنس طبقه‌بندی شدند.

Mundt و همکاران در سال ۲۰۰۶ از تلفیق تصویر فراطیفی HyVista و داده لیدار Airborn 1 Coparation of EI Segundo برای تهیه نقشه از توزیع گیاه درمنه استفاده کردند. در صورتیکه تنها از تصویر فراطیفی برای این منظور استفاده شود، دقت ۷۴ درصد حاصل شد ولی با افزودن اطلاعات لیدار به آن دقت تا ۸۹ درصد افزایش پیدا کرد [۱۲]. در سال ۲۰۰۷ مطالعه‌ای بر سیستم استخراج اطلاعات اکوسیستم با تلفیق تصویر فراطیفی (مرئی/مادون قرمز نزدیک) و لیدار موجی شکل^۴ در حین پرواز توسط Asner و همکاران انجام شد [۱۳]. در این سیستم از اطلاعات ارتفاعی نظیر مدل رقومی زمین، سطح پوشش درختان از داده لیدار استخراج شده و در کنار اطلاعات طیفی تصویر فراطیفی و مدل‌سازی فیزیکی، عوارض موجود در منطقه جداسازی می‌شوند. شناسایی درختان در مناطق شهری در بسیاری از کاربردهای مدیریت شهری مورد نیاز می‌باشد. از اینرو Sugumaran و Voss در سال ۲۰۰۷ از ادغام تصویر چندطیفی، فراطیفی و لیدار در شناسایی گونه‌های درختان

^۵ Support Vector Machine

^۶ K-Nearest Neighbors

^۷ Maximum Gaussian Likelihood

^۱ Principle Component Analysis

^۲ Minimum Noise Fraction

^۳ Spectral Angle Mapper

^۴ Waveform LiDAR

همراه مشخصه‌های پروفیل حجمی تاج درختان به بالاترین دقت در طبقه‌بندی پوشش درختان می‌رسد.

یکی از روش‌های تلفیق داده‌های چند سنسور، تلفیق در سطح تصمیم‌گیری می‌باشد. Shimoni و همکاران در سال ۲۰۱۱ از تلفیق تصویر فراطیفی و داده لیدار در سطح تصمیم‌گیری به منظور شناسایی خودروهای موجود در سایه استفاده کردند [۱۸]. برای این منظور، ابتدا نواحی سایه با استفاده از هر دو داده شناسایی شد. در ادامه خودروها در داده سه‌بعدی لیدار بخش‌بندی شده و تغییرات طیفی در نواحی سایه (که در گام نخست بدست آمده بود) تعیین شد. در نهایت با استفاده از تلفیق در سطح تصمیم‌گیری با استفاده از اطلاعات طیفی و مکانی خودروهای پنهان شده، مشخص شدند.

Castrodad و همکاران در سال ۲۰۱۲ از تلفیق ابر نقطه لیدار و تصویر فراطیفی در طبقه‌بندی زیرپیکسل با استفاده از الگوریتم مدلسازی تنک^۱ استفاده کردند [۱۹]. در این مطالعه از اطلاعات طیفی و ساختاری تصویر فراطیفی و داده لیدار بهره برده شد. در ادغام داده نیز از تابع وابستگی برای استفاده از اطلاعات هردو داده استفاده شد.

Zhang و Qiu در سال ۲۰۱۲ از ادغام داده لیدار و تصویر فراطیفی در شناسایی تک درخت در منطقه شهری استفاده کردند [۲۰]. داده‌های لیدار به منظور جداسازی تک درخت‌ها بکار گرفته شد و سپس تصویر فراطیفی گونه درخت را تعیین نمود. برای این منظور، ابتدا ابر نقطه لیدار فیلتر شده و مدل رقومی نرمال شده محاسبه شد. سپس با استفاده از شاخص گیاهی NDVI (بدست آمده از تصویر فراطیفی) پیکسل‌های مربوط به گیاهان جدا شده و در نهایت موقعیت هر تک درخت تعیین شده است. در نهایت با استفاده از الگوریتم نروفازی^۲ نوع هر درخت در تصویر فراطیفی تشخیص داده شد.

در سال ۲۰۱۳ یک رقابت با هدف تلفیق داده لیدار و تصویر فراطیفی توسط کمیته فنی تلفیق داده از جامعه سنجش از دور و علوم زمین IEEE برگزار شد [۲۱]. Debes و همکاران جایگاه نخست رقابت در حوزه طبقه‌بندی را به خود اختصاص دادند. در مطالعه‌ای که در سال ۲۰۱۴ انجام شد، نخست پیش‌پردازش بر روی تصویر فراطیفی اعمال شده و سپس یک فضای ویژگی بر مبنای دو داده ایجاد می‌شود [۲۱]. سپس تصویر قطعه‌بندی شده و طبقه‌بندی شیء مبنا

صورت پذیرفت. در نهایت با انجام آنالیزهای مکانی نتایج طبقه‌بندی بهبود بخشیده شد. با پیشرفت در تکنولوژی ساخت سنجنده‌های سنجش از دور، تلفیق تصویر فراطیفی و لیدار به یکی از مباحث مورد استقبال محققین تبدیل شده است. از اینرو در چند سال اخیر، مطالعات گسترده‌ای در زمینه تلفیق ایندو داده در کاربردهای متنوع انجام شده که در ادامه آورده شده است [۲۲، ۵]. در سال ۲۰۱۵ بیگدلی و همکاران از سیستم چندگانه فازی به منظور تلفیق تصویر فراطیفی و لیدار در طبقه‌بندی منطقه شهری استفاده کردند [۲۲]. در این مطالعه، ابتدا توصیف‌گرهایی از هر دو داده استخراج شده، سپس انتخاب توصیف‌گر بر روی هر مجموعه-ی توصیف‌گر اعمال شد. در گام بعد طبقه‌بندی کننده‌های k نزدیک‌ترین همسایگی فازی و بیشترین شباهت فازی بر روی مجموعه توصیف‌گرهای انتخاب شده، اعمال گردید. در نهایت از الگوی تصمیم‌گیری به منظور تلفیق نتایج فازی این دو طبقه‌بندی کننده استفاده شد.

در سال ۲۰۱۶، Priem و Canters به طبقه‌بندی منطقه شهری بر مبنای ادغام تصویر فراطیفی Apex و داده لیدار پرداختند [۲۳]. در مرحله پیش پردازش، سایه در تصویر فراطیفی توسط داده لیدار شناسایی و اثر آن حذف شد. سپس از طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان برای شناسایی عوارض منطقه شهری استفاده شد و با پس‌پردازش به روش رای‌گیری حداکثر نقشه طبقه‌بندی بهبود یافت.

حسینی و همکاران در سال ۲۰۱۷ یک سیستم ادغام تصویر فراطیفی و لیدار در سطح توصیف‌گر به منظور طبقه‌بندی عوارض مناطق شهری ارائه دادند. در این مطالعه از الگوریتم جستجوی فاخته^۳ برای انتخاب زیرمجموعه بهینه با هدف بیشینه‌سازی دقت طبقه‌بندی استفاده کردند [۵]. Sankey و همکاران در سال ۲۰۱۷ از ادغام تصویر فراطیفی و داده لیدار اخذ شده توسط پهپاد در کاربرد نظارت بر گیاهان استفاده کردند [۲۴]. داده لیدار در تعیین ساختار تاج گیاهان و شناسایی زمین بدون عوارض استفاده شد؛ در حالیکه امضای طیفی گیاهان^۴ در شناسایی گونه‌های آن بکار گرفته شد.

در سال‌های اخیر، یادگیری عمیق در تلفیق تصاویر فراطیفی و داده لیدار بکار برده شده است [۲۵-۲۸]. در سال ۲۰۱۸، Li و همکاران ابتدا توصیف‌گرهای مکانی و

^۳ Cuckoo Search
^۴ Vegetation Spectral Signature

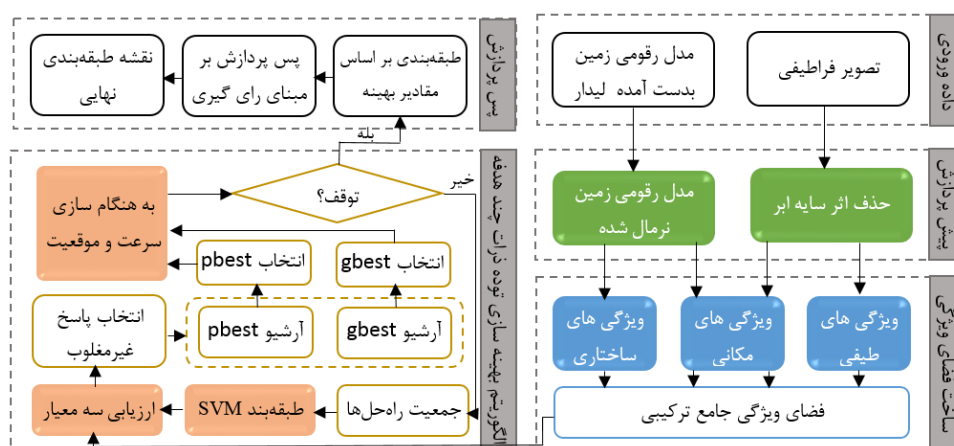
^۱ Sparse Modelling
^۲ Neuro-fuzzy

بر اساس مطالعات انجام شده در زمینه ادغام تصویر فراطیفی و داده لیدار، الگوریتم‌های مذکور را می‌توان در دو دسته طبقه‌بندی کرد. در دسته نخست، یکی از داده‌ها جداگانه پردازش شده و از داده دیگر به منظور تکمیل نتایج استفاده می‌شود [۲۰] و [۲۴]. دسته دوم مطالعات، از داده‌های لیدار و فراطیفی بطور همزمان در پردازش‌ها استفاده می‌کنند [۱۶] و [۲۸]. به منظور استفاده از این دو داده به طور همزمان در کاربرد طبقه‌بندی، ادغام داده در دو سطح توصیف‌گر و تصمیم‌گیری صورت می‌گیرد.

۳- روش پیشنهادی

روش پیشنهادی از چهار بخش اصلی تشکیل شده است: پیش پردازش، ساخت فضای ویژگی طیفی-مکانی-ساختاری، کاهش بعد مبتنی بر بهینه‌سازی چندهدفه و پس‌پردازش. در شکل ۱ مراحل روش پیشنهادی نمایش داده شده است.

ارتفاعی را از تصویر فراطیفی و داده لیدار استخراج کرده و در گام بعد، با استفاده از یادگیری عمیق بر مبنای شبکه‌های عصبی پیچشی (Convolutional Neural Network) طبقه‌بندی عوارض در مناطق شهری انجام شد [۲۵]. Feng و همکاران در سال ۲۰۱۹ با استفاده از دو شبکه عصبی پیچشی به تلفیق دو دسته داده پرداختند [۲۶]. به منظور کاهش حجم محاسبات، از دو شاخه شبکه پیچشی با ساختار یکسان برای هر یک از دو داده استفاده کرده‌اند. در سال ۲۰۲۰، Tusa و همکاران مروری بر مطالعات انجام شده در زمینه تلفیق تصویر فراطیفی و داده لیدار در زمینه مدیریت و پایش جنگل‌ها انجام دادند [۲۷]. در سال ۲۰۲۱، Ge و همکاران سه روش شبکه عصبی باقیمانده (Residual Neural Network) را با هدف تلفیق دو داده پیشنهاد دادند [۲۸]. دو توصیف‌گر پروفیل انهدام و الگوی دودویی محلی از دو منبع داده، استخراج شده و از کنار هم قرار دادن آنها فضای توصیف‌گر مکانی ایجاد شد. در ادامه از شبکه‌های یادگیری عمیق برای طبقه‌بندی استفاده شد.



شکل ۱- روش پیشنهادی

سایه ابر، فضای کارترین N بعدی به فضای قطبی با $N-1$ زاویه و یک مقدار شعاع تبدیل می‌شود. مقدار کمیت شعاع بیانگر روشنایی طیفی هر پیکسل است. در نتیجه پیکسل‌هایی که مقدار روشنایی کمتری دارند، در سایه قرار دارند. از اینرو پیکسل‌ها بر اساس مقدار روشنایی‌شان بر مبنای الگوریتم K -means خوشه‌بندی شده و خوشه‌ای که دارای کمترین مقدار میانگین روشنایی است، شناسایی می‌شود. پیکسل‌های متعلق به آن خوشه، به عنوان پیکسل‌هایی قرار گرفته در سایه تعیین می‌شوند. سپس از عملگرهای مورفولوژی به منظور بهبود نتایج (پر کردن نواحی خالی و حذف نواحی کوچک) استفاده می‌شود. به منظور تصحیح مقدار درجه خاکستری

۳-۱- پیش پردازش

در تصویر فراطیفی مورد مطالعه، سایه ابر در نواحی بزرگی از منطقه وجود دارد. از آنجائیکه وجود سایه، شکل امضای طیفی عوارض را تغییر داده و همچنین شدت روشنایی پیکسل‌ها را کاهش می‌دهد، در مرحله پیش‌پردازش به شناسایی نواحی تحت تاثیر سایه ابر و برطرف نمودن اثر سایه پرداخته شده است [۲۹]. در صورتیکه تصویر فراطیفی دارای N باند باشد، تمامی پیکسل‌ها را می‌توان در یک فضای کارترین N بعدی نمایش داد که هر بُعد بیانگر شدت روشنایی در یکی از باندها می‌باشد. به منظور ایجاد ماسک

پیکسل‌هایی که در سایه قرار دارند، از بردار نسبت متوسط درجات روشنایی پیکسل‌هایی که در سایه نیستند به پیکسل‌هایی که در سایه هستند، استفاده می‌شود

مدل رقومی زمین بدست آمده از ابر نقطه لیدار حاوی اطلاعات ارتفاعی می‌باشد. هرچند به منظور جداسازی بهتر عوارض دو بعدی (چمن، خاک، آب و غیره) از عوارض سه بعدی (ساختمان و درخت)، می‌توان مدل رقومی زمین نرمال شده^۱ را از داده اولیه استخراج کرد. برای این منظور از الگوریتم بازسازی مورفولوژی^۲ با عملگر گشایش ژئودزیک^۳ استفاده شده است [۳۰].

به منظور جداسازی عوارض سه‌بعدی از دوبعدی در مدل رقومی زمین بدست آمده از لیدار، مدل رقومی زمین به عنوان تصویر ماسک در نظر گرفته شده و با I نمایش داده می‌شود. سپس، تصویری هم اندازه با تصویر ماسک^۴ ایجاد می‌شود که اعداد داخل آن به اندازه مقدار پارامتر h کمتر از تصویر مورد نظر است. تصویر حاصله را تصویر نشانگر^۵ نامیده و با J نمایش داده می‌شود ($J \leq I$). رابطه گشایش تصویر J تحت تاثیر المان ساختاری^۶ B با رابطه (۱) بیان می‌شود.

$$\delta(J) = J \oplus B \quad (1)$$

که در این رابطه، $\oplus$ نشانگر عملگر گشایش می‌باشد. گشایش ژئودزیک با اندازه یک بر روی تصویر نشانگر J با در نظر گرفتن تصویر ماسک I طبق رابطه (۲) تعیین می‌شود.

$$\delta_1^{(1)}(J) = (J \oplus B) \wedge I \quad (2)$$

در رابطه فوق، نماد $\wedge$ بیانگر تعیین کمینه درایه به درایه بین تصویر ماسک و تصویر نشانگر گشایش شده می‌باشد. گشایش ژئودزیک با اندازه n بر روی تصویر نشانگر J با در نظر گرفتن تصویر ماسک I با اعمال متوالی n مرتبه گشایش ژئودزیک بر اساس رابطه (۳) محاسبه می‌شود.

$$\delta_1^{(n)}(J) = \delta_1^{(1)}(J) \circ \delta_1^{(1)}(J) \circ \delta_1^{(1)}(J) \circ \dots \circ \delta_1^{(1)}(J) \quad (3)$$

در رابطه فوق n مرتبه عملگر گشایش ژئودزیک $\circ$ تکرار می‌شود. گشایش تصویر نشانگر تا جایی تکرار می‌شود که پایداری برقرار شود. از کم کردن تصویری که به وسیله بازسازی مورفولوژی بدست آمده از تصویر ماسک، nDSM حاصل می‌شود.

۳-۲- ایجاد فضای توصیف گر طیفی-مکانی-ساختاری

به منظور ادغام داده‌های مورد مطالعه، از ادغام در سطح توصیف گر استفاده شده است که در آن مجموعه‌ای از توصیف-گرها از هر دو داده استخراج شده و از کنار هم قرار دادن آنها فضای توصیف گر ترکیبی ایجاد می‌شود. برای این منظور، ویژگی‌های طیفی و مکانی از داده فراطیفی و همچنین ویژگی-های مکانی و ساختاری از داده لیدار استخراج شده و در کنار داده‌های اولیه، فضای توصیف گر ترکیبی را ایجاد کردند.

۳-۲-۱- فضای توصیف گر طیفی

تصاویر فراطیفی یکی از منابع غنی اطلاعات طیفی می‌باشند. هرچند روش‌های استخراج توصیف گرهای طیفی دیگری نیز به منظور کسب اطلاعات طیفی بیشتر ارائه شده‌اند [۳۱، ۳۲]. در روش پیشنهادی از تکنیک مشتق طیفی و همچنین شاخص‌های گیاهی استفاده شده است.

بازتاب طیفی که توسط سنجنده‌های فراطیفی ثبت می‌شوند عموماً به عنوان محتوی اطلاعات طیفی وارد الگوریتم طبقه‌بندی می‌شوند. هرچند به علت شرایط نوردهی و تاثیرات اتمسفر، امضای طیفی ثبت شده متفاوت با نتایج آزمایشگاهی می‌باشند. یک راهکار برای مرتفع ساختن این مشکل، استفاده از مشتقات طیفی می‌باشد [۳۱]. مشتق طیفی مرتبه یک، از تقسیم اختلاف بازتاب طیفی در دو طول موج بر اختلاف طول موج طبق رابطه (۴) محاسبه می‌شود.

$$\frac{\partial S}{\partial \lambda_l} = \frac{S(\lambda_l) - S(\lambda_k)}{\lambda_l - \lambda_k} \quad (4)$$

که در این رابطه λ_l و λ_k به ترتیب طول موج متناظر باند l و k بوده و $S(\lambda_l)$ و مقدار بازتاب طیفی در طول موج λ_l است. در این رابطه $S(\lambda_l) > S(\lambda_k)$ در نظر گرفته شده است.

شناسایی پوشش‌های گیاهی از قبیل انواع چمن و درختان، یکی از مولفه‌های مهم در طبقه‌بندی عوارض در مناطق شهری است. این موضوع، لزوم استفاده از شاخص‌های گیاهی را با هدف شناسایی پوشش‌های گیاهی تبیین می‌کند. در جدول ۱ روابط مربوط به ۳۰ شاخص از تصویر فراطیفی مرئی آورده شده است [۳۲]. در این جدول، R_x بیانگر بازتاب طیفی در طول موج x است. بازتاب طیفی در محدوده [۴۴۵، ۹۰۰] نانومتر برای استخراج این شاخص‌ها نیاز می‌باشد.

^۱ Normalized DSM (nDSM)

^۲ Morphological reconstruction algorithm

^۳ Geodesic opening

^۴ Mask

^۵ Marker

^۶ Structuring Element

با افزایش قدرت تفکیک تصاویر، وابستگی هر پیکسل به پیکسل‌های همسایه افزایش می‌یابد. در واقع، هر عارضه مجموعه‌ای از پیکسل‌های مجاور می‌باشد و استفاده از اطلاعات همسایگی می‌تواند طبقه‌بندی عوارض را بهبود ببخشد. ویژگی‌های مکانی به مدل‌سازی ارتباط درجات خاکستری هر پیکسل با پیکسل‌های همسایه آن در تصویر می‌پردازند. استفاده از ویژگی‌های مکانی در کنار ویژگی‌های طیفی منجر به بهبود طبقه‌بندی خواهد شد. ویژگی‌هایی نظیر بافت، اندازه، جهت و غیره در گروه ویژگی‌های مکانی قرار می‌گیرند.

به منظور استخراج ویژگی‌های مکانی از تصویر فراطیفی ابتدا کاهش بعد مبتنی بر آنالیز مولفه‌های اصلی انجام شده و در ادامه روش‌های استخراج توصیف‌گرهای مکانی بر روی چند مولفه اصلی نخست اعمال شده است. پروفیل مورفولوژی تفاضلی^۱ در شناسایی عوارض با اندازه‌های متفاوت موثر است [۳۳]. در صورتیکه γ^* و ρ^* عملگرهای گشودن و بستن بازسازی با المان ساختاری $SE = \lambda$ باشد، پروفیل گشودن و بستن به ترتیب با $\Pi_\gamma(x)$ و $\Pi_\rho(x)$ نمایش داده خواهد شد. پروفیل گشودن و بستن تفاضلی طبق روابط (۵) و (۶) بر اساس شیب تغییرات پروفیل مورفولوژی محاسبه می‌شود.

$$\Delta\gamma(x) = \{\Delta\gamma_\lambda : \Delta\gamma_\lambda = |\Pi_{\gamma_\lambda} - \Pi_{\gamma_{\lambda-1}}|, \forall \lambda \in [1, n]\} \quad (5)$$

$$\Delta\rho(x) = \{\Delta\rho_\lambda : \Delta\rho_\lambda = |\Pi_{\rho_\lambda} - \Pi_{\rho_{\lambda-1}}|, \forall \lambda \in [1, n]\} \quad (6)$$

بطور کلی مشتق پروفیل مورفولوژی طبق رابطه (۷) محاسبه می‌شود.

$$\Delta(x) = \left\{ \Delta_c : \begin{aligned} \Delta_c &= \Delta\rho_{\lambda=n-c+1}, \forall c \in [1, n] \\ \Delta_c &= \Delta\gamma_{\lambda=c-n}, \forall c \in [n+1, 2n] \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

در این رابطه n تعداد کل تکرارها و $c=1, \dots, 2n$ ابعاد پروفیل مورفولوژی تفاضلی می‌باشد [۳۳].

پروفیل مشخصه^۲ ویژگی مکانی دیگری است که در این مطالعه در نظر گرفته شده است که بر روی استخراج مشخصه‌های مختلف مولفه‌های متصل^۳ عمل می‌کند [۳۴]. برای این منظور، مشخصه A بر اساس حدآستانه λ

از کنار هم قرار دادن باندهای تصویر فراطیفی، مشتقات طیفی و شاخص‌های طیفی فضای توصیف‌گر طیفی بدست می‌آید.

جدول ۱- شاخص‌های گیاهی استخراج شده در فضای توصیف‌گر

عنوان شاخص	رابطه
NDVI	$(R_{800} - R_{670}) / (R_{800} + R_{670})$
SR	R_{800} / R_{670}
EVI	$2.5((R_{800} - R_{670}) / (R_{800} + 6R_{670} - 7.5R_{475} + 1))$
ARVI	$(R_{800} - 2R_{670} + R_{475}) / (R_{800} + 2R_{670} - R_{475})$
SGI	$mean(R_i), i = 500, \dots, 600$
RENDVI	$(R_{750} - R_{705}) / (R_{750} + R_{705})$
MRESRI	$(R_{750} - R_{445}) / (R_{750} + R_{445})$
MRENDVI	$(R_{750} - R_{705}) / (R_{750} + R_{705} - 2R_{445})$
VREI1	$(R_{734} - R_{747}) / (R_{715} + R_{726})$
VREI2	$(R_{734} - R_{747}) / (R_{715} + R_{720})$
REPI	طول موجی که بیشترین شیب را در محدوده [۶۹۰، ۷۴۰] نانومتر دارد.
PRI	$(R_{531} - R_{570}) / (R_{531} + R_{570})$
SIPI	$(R_{800} - R_{445}) / (R_{800} + R_{680})$
RGRI	$\frac{mean(\text{red bands})}{mean(\text{green bands})}$
PSRI	$(R_{680} - R_{500}) / R_{750}$
CRI1	$(1/R_{510}) - (1/R_{550})$
CRI2	$(1/R_{510}) - (1/R_{700})$
ARI1	$(1/R_{550}) - (1/R_{700})$
ARI2	$R_{800}[(1/R_{550}) - (1/R_{700})]$
MSR	$(R_{800} / R_{670} - 1) / \sqrt{R_{800} / R_{670} + 1}$
RDVI	$(R_{800} - R_{670}) / \sqrt{R_{800} + R_{670}}$
SAVI	$(1.5)(R_{800} - R_{670}) / (R_{800} + R_{670} + 0.5)$
MSAVI	$1/2[2R_{800} + 1 - \sqrt{(2R_{800} + 1)^2 - 8(R_{800} - R_{670})}]$
MCARI	$[(R_{700} - R_{670}) - 0.2(R_{700} - R_{550})](R_{700} / R_{670})$
MCARI1	$1.2[2.5(R_{800} - R_{670}) - 1.3(R_{800} - R_{550})]$
MCARI2	$1.5[2.5(R_{800} - R_{670}) - 1.3(R_{800} - R_{550})]$
TVI	$\sqrt{(2R_{800} + 1)^2 - (6R_{800} - 5\sqrt{R_{670}})} - 0.5$
MTVI	$0.5[120(R_{750} - R_{550}) - 200(R_{670} - R_{550})]$
MTVI2	$1.2[1.2(R_{800} - R_{550}) - 2.5(R_{670} - R_{550})]$
WBI	$\frac{1.5[1.2(R_{800} - R_{550}) - 2.5(R_{670} - R_{550})]}{\sqrt{(2R_{800} + 1)^2 - (6R_{800} - 5\sqrt{R_{670}})} - 0.5}$
	R_{900} / R_{970}

^۱ Differential Morphological Profile (DMP)

^۲ Attribute Profile

^۳ Connected Component

بر روی مولفه متصل C_i بررسی می‌شود. در صورتیکه مشخصه در شرط از پیش تعیین شده صدق کرد، مولفه متصل بدون تغییر باقی می‌ماند. در غیر اینصورت، مقدار آن به درجات خاکستری ناحیه با مقادیر نزدیک تغییر پیدا کرده و به نواحی پیرامون اضافه می‌شود. زمانیکه یک ناحیه به ناحیه‌ای با درجه خاکستری کمتر (یا بیشتر) متصل می‌شود، نازک‌سازی^۱ (یا ضخیم‌سازی^۲) صورت می‌گیرد. در صورتیکه مجموعه‌ای از حدآستانه‌ها $\{\lambda_1, \lambda_2, \dots\}$ داده شود، با اعمال عملگرهای نازک‌سازی و ضخیم‌سازی، پروفیل مشخصه طبق رابطه (۸) بدست می‌آید.

$$AP(f) = \{\phi_n(f), \dots, \phi_1(f), \gamma_1(f), \dots, \gamma_n(f)\} \quad (8)$$

در این رابطه، ϕ_i و γ_i به ترتیب انتقال مشخصه نازک‌سازی و ضخیم‌سازی هستند.

یکی دیگر از روش‌های آنالیز مکانی که در داده‌های سنجش از دور استفاده می‌شود، استخراج ویژگی‌های زمین-آماره می‌باشد [۳۵]. این دسته از توصیف‌گرها، وابستگی مکانی پیکسل‌هایی که در موقعیت x و $x+h$ قرار دارند را تعیین می‌کنند که h فاصله lag در توزیع متغیر $Z(x)$ می‌باشد. سه ویژگی اصلی شامل نیمه-واریوگرام^۳، مادوگرام^۴ و رادوگرام^۵ که به ترتیب بر مبنای روابط (۹) تا (۱۱) محاسبه می‌شوند، به عنوان ویژگی‌های زمین آماره از تصاویر ورودی استخراج شدند.

$$SV(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} (Z(x_i) - Z(x_i + h))^2 \quad (9)$$

$$M(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} |Z(x_i) - Z(x_i + h)| \quad (10)$$

$$V(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} \sqrt{|Z(x_i) - Z(x_i + h)|} \quad (11)$$

که در این رابطه $N(h)$ تعداد جفت lag‌هایی است که با فاصله h جدا شده‌اند.

آنالیز بافت یک پردازش مهم در تعیین ارتباط بین درجات خاکستری پیکسل‌های مجاور است و تاثیر بسزایی در تشخیص عوارض با بافت متفاوت در تصویر دارد که عموماً با استفاده از اطلاعات طیفی قابل تمایز نمی‌باشد [۳۶]. استفاده از روش آنالیز بافت مبتنی بر ماتریس رخداد همزمان درجات خاکستری^۶، تکنیکی رایج و کارآمد در استخراج اطلاعات مکانی از تصاویر سنجش از دور می‌باشد. از این ماتریس ۱۶ آماره مرتبه دوم شامل واریانس، همگونی، کنتراست، آنترپی، عدم شباهت، مجموع متوسط، گشتاور مرتبه دوم زاویه‌ای، احتمال بیشینه، ممان تفاضلی معکوس، مجموع آنترپی، مجموع واریانس، واریانس تفاضلی، همبستگی، آنترپی تفاضلی و دو اندازه اطلاعات همبستگی است.

در نهایت فضای توصیف‌گر مکانی از استخراج مجموعه توصیف‌گرهای مذکور بر مولفه‌ای اصلی نخست تصویر فرایطی و همچنین مدل رقومی زمین و کنار هم قرار دادن آنها ایجاد می‌شود.

۳-۲-۳- استخراج توصیف‌گر ساختاری

داده ارتفاعی یکی از منابع مهم در شناسایی ساختارهای هندسی در مقیاس‌های گوناگون است. علاوه بر ارتفاع، توصیف‌گرهای مختلفی از مدل رقومی زمین قابل استخراج است. ناهمواری^۷ یکی از ویژگی‌های مهم ساختاری می‌باشد. به منظور محاسبه این پارمتر در همسایگی هر موقعیت، نقاط همسایه شناسایی شده و یک صفحه بر اساس روش سرشکنی کمترین مربعات به نقاط برآزش داده می‌شود. سپس اختلاف نقاط تا صفحه محاسبه شده و انحراف معیار آنها به عنوان ناهمواری موقعیت مورد نظر تعیین می‌شود. در کنار ناهمواری، شیب از دیگر پارامترهای ساختاری می‌باشد که با توجه به بردار نرمال صفحه بدست آمده، محاسبه می‌شود [۳۷].

۳-۳- کاهش بعد مبتنی بر الگوریتم بهینه‌سازی توده ذرات چندهدفه^۸

با توجه به پتانسیل بالای ماشین‌های بردار پشتیبان^۹ در فضای با ابعاد بالا از این طبقه‌بندی کننده در فضای توصیف-

^۶ Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)

^۷ Roughness

^۸ Multi-Objective Particle Swarm Optimization (MOPSO)

^۹ Support Vector Machines (SVMs)

^۱ Thinning

^۲ Thickening

^۳ Semivariogram

^۴ Madogram

^۵ Radogram

معیار جدید معرفی می‌شود [۵]. در روش پیشنهادی سه معیار قدرت تعمیم، پیچیدگی و فاصله بین کلاس‌ها به صورت همزمان در ارزیابی سیستم طبقه‌بندی بکار گرفته شده است. به منظور تعیین قدرت تعمیم طبقه‌بندی کننده از روش اعتبارسنجی k بخشی^۴ استفاده شد [۴۰]. میزان پیچیدگی سیستم بر اساس تعداد توصیف‌گرهای منتخب تعیین شده و جدایی بین کلاس‌ها و فشردگی هر کلاس با شاخص Davies-Bouldin (DB) طبق روابط (۱۳) تا (۱۵) محاسبه می‌شود [۴۱]. برای دو کلاس i و j ، فشردگی کلاس‌ها و فاصله بین آنها با رابطه (۱۳) محاسبه می‌شود.

$$R_{ij} = \frac{S_i + S_j}{d_{ij}} \quad (13)$$

که در این رابطه، d_{ij} فاصله اقلیدسی بین میانگین کلاس‌های i و j و S_i فشردگی کلاس i می‌باشد که با میانگین فاصله نمونه‌های داخل کلاس تا مرکز آن محاسبه می‌شود. شاخص DB بر اساس روابط زیر تعریف می‌شود.

$$R_i = \max_{j=1, \dots, nc; i \neq j} R_{ij} \quad (14)$$

$$DB = \frac{1}{nc} \sum_{i=1}^{nc} R_i \quad (15)$$

مساله بهینه سازی طبق رابطه (۱۶) کمینه‌سازی سه تابع هدف در نظر گرفته شده می‌باشد.

$$\begin{aligned} f_1 &= 1/(5 - \text{fold CV}) \\ f_2 &= \text{Number of Selected Features} / N \\ f_3 &= \text{Davies - Bouldin Index} \end{aligned} \quad (16)$$

در رابطه فوق، 5-fold CV قدرت تعمیم طبقه‌بندی کننده است. برای محاسبه این معیار، نمونه‌هایی که دارای واقعیت زمینی هستند، به پنج بخش تقسیم می‌شوند. طبقه‌بندی کننده بر مبنای هر بخش آموزش دیده و با چهار بخش دیگر، ارزیابی می‌شود. از میانگین دقت بدست آمده در پنج مرحله، این معیار محاسبه می‌شود.

به منظور حل مساله بهینه‌سازی فوق بر مبنای الگوریتم بهینه‌سازی توده ذرات ابتدا کدگذاری مطابق شکل ۲ انجام شده و جمعیتی از راه‌حل‌ها به صورت تصادفی در گام اول ایجاد می‌شود. هر عضو از دو بخش تشکیل شده است:

گر طیفی-مکانی-ساختاری استفاده شده است. طبقه‌بندی کننده ماشین‌های بردار پشتیبان ابرصفحه‌ای بهینه که حاشیه بین دو کلاس را بیشینه کرده، تعیین می‌کند. در صورتیکه نمونه‌ها به صورت خطی تفکیک پذیر نباشند، داده با استفاده از یک کرنل به فضای دیگری انتقال پیدا کرده و در آن فضا توسط ابرصفحه دسته‌بندی می‌شوند. کرنل‌های مختلفی نظیر تابع پایه شعاعی^۱، چندجمله‌ای و سیگموئید^۲ در ماشین‌های بردار پشتیبان بکار گرفته شده است [۳۸]. از آنجائیکه کرنل پایه شعاعی با موفقیت در کاربردهای مختلف استفاده شده است، در این مطالعه از کرنل مذکور استفاده شده است که طبق رابطه (۱۲) تعریف می‌شود.

$$K_{\text{RBF}}(x_i, x_j) = e^{-\frac{|x_i - x_j|^2}{2\sigma^2}} \quad (12)$$

که در این رابطه، σ پارامتر پهنای باند، x_i نمونه i ام می‌باشد. دو پارامتر تنظیم (C) و پهنای باند (σ) بسیار بر عملکرد طبقه‌بندی کننده ماشین‌های بردار پشتیبان تاثیرگذار هستند.

طبقه‌بندی فضای توصیف‌گر طیفی-مکانی-ساختاری بر مبنای ماشین‌های بردار پشتیبان با دو چالش مواجه است: تعیین زیرمجموعه بهینه توصیف‌گرها و انتخاب مدل. از آنجائیکه این دو مولفه بر یکدیگر تاثیرگذار هستند، عملکرد بهینه طبقه‌بندی کننده با تعیین همزمان این دو مولفه بدست خواهد آمد [۳۹]. با توجه به ابعاد بالای فضای جستجو (ابعاد فضای توصیف‌گر+۲)، نیاز به الگوریتم قدرتمندی می‌باشد که توانایی الگوریتم بهینه سازی توده ذرات به عنوان یک روش فراابتکاری^۳ ارزیابی شد. تفاوت انتخاب توصیف‌گر (ماهیت دودویی) و انتخاب مدل (ماهیت پیوسته) منجر به تعریف کدگذاری تلفیقی دودویی-پیوسته استفاده شده است (شکل ۲).

۱	۰	...	۱	۱	C	σ
---	---	-----	---	---	---	----------

شکل ۲- کدگذاری تلفیقی دودویی-پیوسته

معیارهای متفاوتی برای سنجش یک سیستم طبقه بندی مطرح می‌شود. در روش‌های مرسوم، از یک معیار استفاده شده یا ترکیب خطی چندین معیار در قالب یک

^۱ Radial Basis Function (RBF)

^۲ Sigmoid

^۳ Metaheuristic Algorithm

^۴ K-fold cross-validation

بخش اول توصیف‌گرهای منتخب (۱) و ۰ به ترتیب به معنای انتخاب و عدم انتخاب توصیف‌گر متناظر است) و بخش دوم مقادیر پارامترهای طبقه‌بندی کننده.

در صورتیکه موقعیت و سرعت ذره i در تکرار t به ترتیب با $V_i^t = \{v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD}\}$ و $X_i^t = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD}\}$ نمایش داده شود، به هنگام‌سازی سرعت بر اساس رابطه (۱۷) انجام خواهد شد.

$$V_i^t = V_i^{t-1} + c_1 r_1 (pbest_i - X_i^{t-1}) + c_2 r_2 (gbest - X_i^{t-1}) \quad (17)$$

که در این رابطه $pbest_i = \{p_{i1}, \dots, p_{iD}\}$ بهترین تجربه شخصی ذره i و $gbest = \{g_1, \dots, g_D\}$ بهترین تجربه گروه در D مولفه فضای مجهولات است. همچنین c_1 و c_2 ضرایب ثابت شتاب و r_1 و r_2 مقادیر تصادفی در محدوده [۰،۱] می‌باشند. به هنگام‌سازی موقعیت در دو بخش انجام می‌شود. بخش دوم که به صورت پیوسته کدگذاری شده است، طبق الگوریتم بهینه‌سازی توده ذرات استاندارد طبق رابطه (۱۸) به هنگام می‌شود.

$$X_i^t = X_i^{t-1} + V_i^t \quad (18)$$

از آنجائیکه بخش نخست راه‌حل به صورت دودویی تعریف شده است، امکان استفاده از رابطه فوق برای این بخش وجود دارد. به منظور به‌هنگام‌سازی بخش نخست راه‌حل هر درایه از بردار سرعت به‌هنگام شده با یک تابع سیگموئید طبق رابطه (۱۹) به بازه [۰،۱] تبدیل شده و سپس با ساخت عدد تصادفی و مقایسه با مقدار محاسبه شده طبقه رابطه (۲۰)، عدد جدید (۰ یا ۱) ایجاد می‌شود.

$$s(v_{id}^t) = \frac{1}{1 + e^{-v_{id}^t}} \quad (19)$$

$$x_{id}^t = \begin{cases} 1, & \text{if } s(v_{id}^t) > \rho_{id} \\ 0, & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (20)$$

در این روابط، $s(\cdot)$ تابع سیگموئید و ρ_{id} عددی تصادفی در محدوده [۰،۱] است. برای استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی توده ذرات چندهدفه نیاز به دو تعریف وجود دارد. ارزیابی هر عضو بر اساس توصیف‌گرهای انتخاب شده و پارامترهای تعیین شده صورت می‌گیرد.

- اگر در مساله کمینه‌سازی، برای هر سه تابع هدف $f_k(X_j) \leq f_k(X_i)$ بوده و یک k وجود داشته باشد

که $f_k(X_j) < f_k(X_i)$ باشد آنگاه راه حل X_j بر راه‌حل X_i غلبه^۱ می‌کند.

- اگر در اعضای جمعیت، راه‌حلی وجود نداشته باشد که بر راه‌حل X_i غلبه کند، به راه‌حل X_i راه‌حل غیرمغلوب^۲ اطلاق می‌شود.

الگوریتم بهینه‌سازی توده ذرات چندهدفه با یک جمعیت اولیه از راه‌حل‌های تصادفی شروع می‌شود. کیفیت راه‌حل‌ها بر اساس توصیف‌گرهای منتخب و مقادیر پارامترهای مدل در هر عضو تعیین می‌شود. به عبارت دیگر برای عضو سه مقدار به عنوان مقادیر توابع هدف محاسبه می‌شود. به منظور به-هنگام‌سازی اعضای جمعیت، نیاز به انتخاب راهنما است. از آنجائیکه تمام راه‌حل‌های غیرمغلوب شانس انتخاب شدن به عنوان راهنما را دارند، مقدار آنها در یک آرشیو ذخیره می-شود. انتخاب یک راهنما از میان راه‌حل‌های غیرمغلوب بر اساس کرنل تخمین‌گر تراکم^۳ صورت می‌گیرد که در آن تراکم اعضاء در فضای توابع هدف پیرامون هر موقعیت (در شعاع σ_{share}) محاسبه شده و راه‌حلی که کمترین تراکم را دارد به عنوان راهنما انتخاب می‌شود.

با انتخاب راهنما، سرعت جدید طبق رابطه (۱۷) محاسبه شده و بخش اول موقعیت جدید طبق رابطه (۲۰) و بخش دوم آن طبق رابطه (۱۸) تعیین می‌شود. به این ترتیب اعضای جدید تولید شده و کیفیت آنها ارزیابی می-شود. در بین اعضای جمعیت، مجدداً راه‌حل‌های غیرمغلوب تعیین شده و به آرشیو اضافه می‌شوند. در صورتیکه تعداد اعضای آرشیو از حدآستانه از پیش تعیین شده بیشتر شود، لازم است تا اعضای اضافه حذف شوند. در این مرحله خوشه‌بندی K-means انجام شده و از هر خوشه نمونه‌ای انتخاب شده و مابقی اعضای خوشه حذف می‌شوند. در گام پایانی و با هدف افزایش گوناگونی در جمعیت، از عملگر جهش^۴ استفاده شده است. مراحل فوق تا برقراری شرط توقف تکرار می‌شود.

۳-۴- بهبود نتایج طبقه‌بندی

بر مبنای روش پیشنهادی، مقادیر پارامترهای طبقه-بندی کننده و همچنین زیرمجموعه توصیف‌گرها به

^۱ Dominate

^۲ Non-dominated Solution

^۳ Kernel Density Estimator

^۴ Mutation

سنجنده NSF-funded Center for Airborne Laser Mapping (NCALM)، استخراج شده است (شکل ۳-ب). برداشت داده‌های لیدار در ۲۲ ژوئن سال ۲۰۱۲ در ساعت ۱۴:۳۷:۵۵ الی ۱۵:۳۸:۱۰ سیستم UTC در ارتفاع متوسط ۶۱۰ متری صورت گرفته است. ارتفاع عوارض در مدل ارتفاعی رقومی نسبت به سطح دریا (ژئوئید مدل ۲۰۱۲) می‌باشد.

در منطقه مورد مطالعه، ۱۰ کلاس با حدود ۱۵۰ نمونه آموزشی در هر کلاس در نظر گرفته شد. داده‌های آموزشی توسط گروه آنالیز تصاویر فراطیفی و NSF در دانشگاه هیستون جمع‌آوری شده است. کلاس‌های موجود در این منطقه عبارتند از: چمن مصنوعی، چمن سالم، چمن استرسی، درخت، ساختمان مسکونی، ساختمان تجاری، جاده، پارکینگ، خاک و آب.

۴-۲- پیش پردازش

همانطور که در شکل ۳-الف دیده می‌شود، سایه ابر بر روی برخی از نواحی (سمت راست منطقه) دیده می‌شود. از آنجائیکه تصویر فراطیفی منبع اطلاعات طیفی در طبقه بندی بوده و وجود سایه ابر بر امضای طیفی عوارض موجود در سطح زمین تاثیرگذار می‌باشد، لازم است تا اثر این سایه از تصویر برداشته شود تا اطلاعات طیفی بهبود یابد.

تصویر فراطیفی شامل ۱۴۴ باند طیفی در حوزه مرئی می‌باشد. فضای کارترین ۱۴۴ بُعدی فراطیفی به فضای قطبی با ۱۴۳ زاویه و یک مقدار شعاع منتقل می‌شود تا بتوان از مقدار شعاع به عنوان روشنایی هر پیکسل استفاده کرد. در گام بعد پیکسل‌های تصویر فراطیفی بر اساس میزان روشنایی با استفاده از الگوریتم K-means به سه خوشه تقسیم شده و خوشه با کمترین میانگین روشنایی به عنوان کلاس سایه انتخاب گردید. شکل ۴-الف ماسک سایه ابر تعیین شده بر اساس این روش را نمایش می‌دهد. پس از شناسایی پیکسل‌های سایه در تصویر، می‌توان با استفاده از نسبت درجه خاکستری پیکسل‌های سایه به فضای بدون سایه و اعمال معکوس آن به پیکسل‌های سایه، اثر آن را برطرف نمود. شکل ۴-ب تصویر فراطیفی را پس از تصحیح سایه ابر نشان می‌دهد.

داده ارتفاعی مورد استفاده، مدل رقومی سطح زمین می‌باشد. به منظور استخراج اطلاعات عوارض سه بعدی و همچنین جداسازی آن از عوارض دو بعدی سطح زمین،

صورت همزمان تعیین شده و کل داده با توصیف‌گرهای منتخب بر مبنای ماشین‌های بردار پشتیبان با پارامترهای مشخص شده، طبقه‌بندی می‌شوند. از آنجائیکه ماشین‌های بردار پشتیبان یک طبقه‌بندی کننده پیکسل‌مبنا هستند، در نقشه طبقه‌بندی نویز نمک و فلفل وجود خواهد داشت. برای حذف/کاهش این نویز از روش رای‌گیری حداکثر^۱ در مرحله پس‌پردازش استفاده شده است. برای این منظور، پنجره‌ای با ابعاد $m \times m$ بر روی نقشه طبقه‌بندی حرکت کرده و پیکسل مرکزی پنجره را به کلاسی که بیشترین فراوانی را در آن پنجره داشته باشد، منسوب می‌کند.

۴- نتایج

در این بخش، ابتدا مشخصات مجموعه داده مورد بررسی قرار می‌گیرد، سپس پیش‌پردازش داده‌ها برای ورود به پردازش اصلی مورد بررسی قرار می‌گیرد. در ادامه کلاس‌های موجود بررسی شده و در گام بعد فضای توصیف‌گر ترکیبی ساخته می‌شود. سپس از طبقه‌بندی کننده ماشین‌های بردار پشتیبان به منظور ارزیابی فضای توصیف‌گر استفاده می‌شود. در نهایت، نتایج بهینه‌سازی سیستم طبقه‌بندی کننده بر مبنای روش پیشنهادی ارزیابی می‌شود.

۴-۱- داده‌ها

مجموعه داده شامل تصویر فراطیفی در محدوده مرئی به همراه مدل رقومی زمینی استخراج شده از ابر نقطه لیدار می‌باشد. این داده توسط کمیته تلفیق داده IEEE در سال ۲۰۱۳ ارائه شد که منطقه دانشگاهی هیستون و نواحی اطراف آن به مساحت ۴۷۰۰×۸۷۰ مترمربع را با قدرت تفکیک ۲/۵ متر پوشش می‌دهند. این دو داده زمین مرجع و رجیستر شده و آماده پردازش‌های بعدی می‌باشند [۲۱].

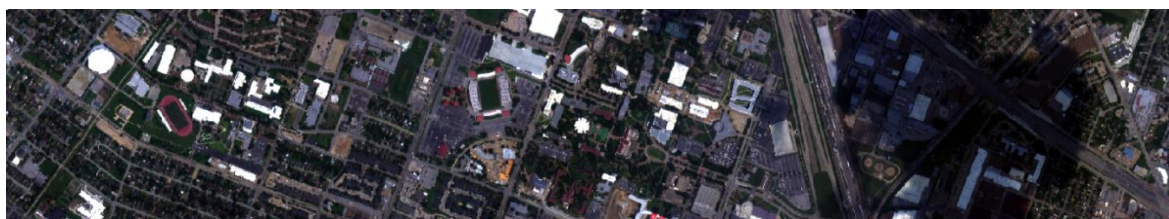
داده فراطیفی توسط سنجنده Compact Airborne Spectrographic Imager (CASI) در محدوده طول موج [۳۸۰-۱۰۵۰] نانومتر در ۱۴۴ باند طیفی اخذ شده است. تصویر فراطیفی در ۲۳ ژوئن سال ۲۰۱۲ در ساعت ۱۷:۳۷:۱۰ الی ۱۷:۳۹:۵۰ سیستم UTC^۲ و در ارتفاع متوسط ۱۶۷۷ متری گرفته شده است (شکل ۳-الف). مدل ارتفاعی رقومی از ابر نقطه لیدار اخذ شده توسط

^۱ Majority Voting

^۲ Universal Time Coordinated (UTC)

به عوارض موجود در منطقه و با سعی و خطا بدست آمد. شکل ۵ مدل رقومی نرمال شده را نمایش می دهد.

بایستی مدل رقومی نرمال شده زمین محاسبه شود. برای این منظور، از عملگرهای مورفولوژی ژئودزیک استفاده شد. پارامتر $h=30$ و المان ساختاری مربعی 3×3 با توجه



(الف)

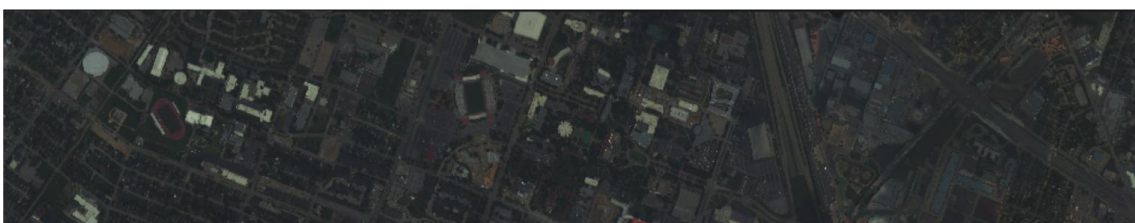


(ب)

شکل ۳- داده مورد مطالعه (الف) تصویر فراتطیفی باندهای ۶۵، ۳۹ و ۱۱ (ب) مدل رقومی زمین بدست آمده از لیدار



(الف)



(ب)

شکل ۴- (الف) ماسک سایه ابر (ب) تصویر فراتطیفی بهبود یافته

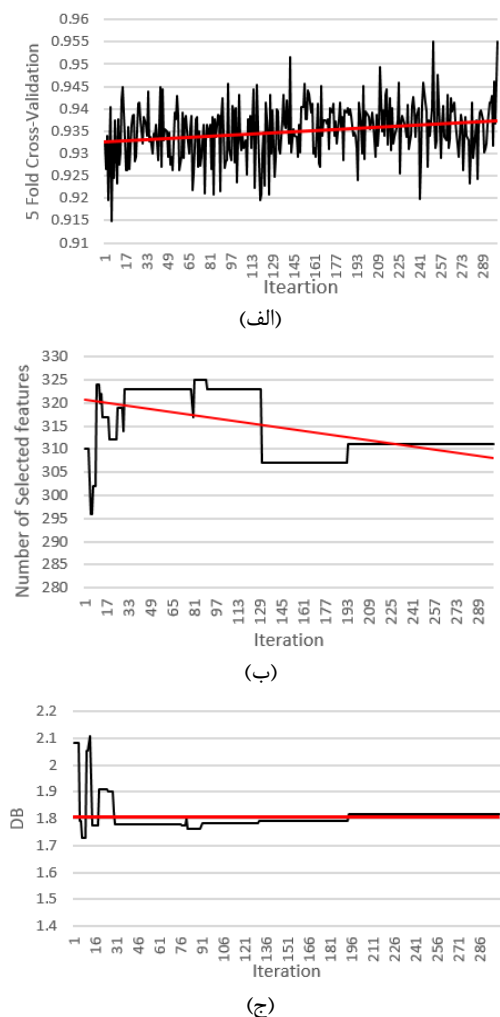


شکل ۵- مدل رقومی نرمال شده زمین

می شود. فضای توصیف گر طیفی شامل ۱۴۴ باند تصویر فراتطیفی بهبود یافته، ۱۳۹ مشتق طیفی (بر مبنای اختلاف هر باند با پنجمین باند بعدی) و ۳۰ شاخص گیاهی می باشد. از اینرو فضای توصیف گر طیفی ۳۱۳ بعد دارد. در ساخت فضای توصیف گر ورودی از دو مولفه اصلی

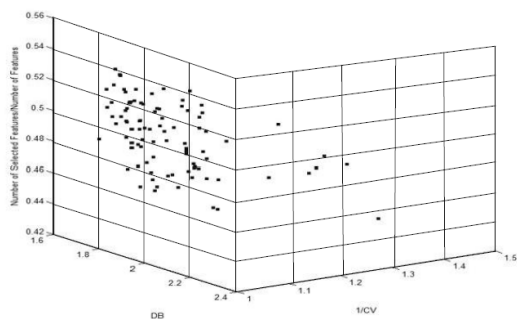
۳-۴- بهینه سازی ادغام داده بر مبنای الگوریتم بهینه سازی توده ذرات چندهدفه

فضای توصیف گر با استخراج اطلاعات طیفی، مکانی و ساختاری از تصویر فراتطیفی و داده ارتفاعی لیدار ایجاد



شکل ۶- نمودار همگرایی راهنما (الف) دقت (ب) تعداد توصیف گر (ج) شاخص DB

را حل های غیر مغلوب در آرشیو gbest ذخیره می شود و ابعاد آن بر اساس الگوریتم K-means تنظیم می شود. تعداد ۹۲ راه حل مغلوب در آرشیو وجود دارد. این راه حل ها در فضای توابع هدف در شکل ۷ نمایش داده شده است.



شکل ۷- راه حل های غیر مغلوب در آرشیو

به منظور ارزیابی کمی نتایج بدست آمده و مقایسه آن با نتایج داده های اولیه، نتایج در جدول ۳ ارائه شده است.

تصویر فراطیفی به همراه داده ارتفاعی لیدار استفاده شد. پروفیل مورفولوژی با المان های ساختاری ۱ تا ۱۵ منجر به ایجاد ۳۰ توصیف گر به ازای هر ورودی می شود. در رابطه با پروفیل مشخصه، سه ویژگی مساحت، گشتاور اینرسی و قطر مستطیل محاط بر شیء به عنوان ویژگی در نظر گرفته شد. برای هر ورودی ۴۳ ویژگی بر اساس حد آستانه های مختلف تولید شد. همچنین آنالیز بافت بر اساس GLCM انجام شده و ۱۶ توصیف گر استخراج شد. در نهایت سه نوع زمین-آماره از تصویر استخراج شده و از کنار هم قرار دادن توصیف گرهای مکانی، ۲۷۶ توصیف گر مکانی ایجاد شد. فضای توصیف گر ساختاری با سه ویژگی ناهمواری، شیب و جهت شیب تولید شد. در نهایت فضای توصیف گر ترکیبی شامل ۶۱۱ بعد می باشد.

الگوریتم بهینه سازی توده ذرات چند هدفه با هدف تعیین پارامترهای مدل و انتخاب زیرمجموعه توصیف گر بکار گرفته شد. پارامترهای این الگوریتم در جدول ۲ آورده شده است.

جدول ۲- پارامترهای الگوریتم بهینه سازی توده ذرات

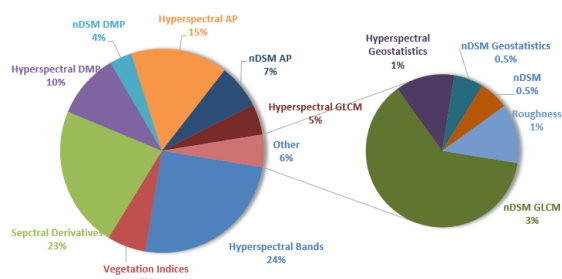
پارامتر	مقدار
طول هر ذره	۵۹۵
تعداد اعضای جمعیت	۵۰
w	۱
C_1 و C_2	۲
محدوده مجاز سرعت	$[-۴,۴]$
محدوده سرعت پارامتر تنظیم	$[-۵۰,۵۰]$
محدوده سرعت پهنای باند	$[-۰/۱,۰/۱]$
تعداد تکرار	۳۰۰

در هر تکرار از الگوریتم، ذرات بر اساس اطلاعات فردی و گروهی موقعیت خود را بهنگام می کنند. در هر تکرار راهنما بر اساس کرنل تخمین گر تراکم محاسبه می شود. در شکل ۶ مقدار هر سه تابع هدف راهنما در تمام تکرارها نمایش داده شده است.

همانطور که در شکل ۶ نمایش داده شده است، هر سه تابع هدف به صورت همزمان بهینه نمی شود. ممکن است دو تابع هدف بهبود یابد و تابع سوم کاهش یابد. با این حال، به صورت کلی دقت طبقه بندی افزایش یافته، تعداد توصیف گرهای کاهش و شاخص DB با شیب کمی کاهش پیدا می کند.

جدول ۳- مقادیر معیارها در نتایج بدست آمده

داده	پارامتر تنظیم	پهنای باند	دقت (/)	تعداد ویژگی	شاخص DB
فراطیفی	۱۰۲۴	۲	۸۴/۸۶	۱۴۴	۱/۹
لیدار	۱۰۲۴	۱	۳۷/۸	۱	۵۸/۳۵
فضای فراطیفی	۳۲	۰/۱۲	۹۰/۲۹	۵۰۹	۲/۲۱
فضای لیدار	۱۰۲۴	۰/۵	۷۲/۰۹	۱۰۲	۴/۱۸
فضای ترکیبی	۱۶	۰/۰۳	۹۳/۸۱	۶۱۱	۲/۰۵
روش پیشنهادی	۶۲۸/۸۷	۰/۱۵	۹۵/۵	۳۱۱	۱/۸۲



شکل ۸- توصیف‌گرهای منتخب

بررسی شکل فوق کارآیی توصیف‌گرهای مستخرج از داده‌های ورودی را اثبات می‌کند. زیرا در توصیف‌گرهای منتخب، انواع مختلف توصیف‌گرهای طیفی، مکانی و ساختاری وجود دارد. بزرگ‌ترین بخش‌های این فضا مربوط به باندهای تصویر فراطیفی و مشتقات طیفی آن می‌باشد. مدل رقومی نرمال شده زمین با یک ویژگی کمترین تعداد ولی از موثرترین توصیف‌گرها محسوب می‌شود.

معیارهای دقت و تعداد توصیف‌گرها در روش پیشنهادی بررسی شد. معیار دیگر مورد بررسی، شاخص DB است. به منظور تحلیل این معیار در نتایج بدست آمده، شکل ۹ در دو بخش (الف) و (ب) ترسیم شد. در این شکل اختلاف بین این شاخص در روش پیشنهادی به ترتیب نسبت به تصویر فراطیفی و لیدار برای هر تصویر نمایش داده شده است.

بررسی این شکل نشان می‌دهد که انتخاب فضای توصیف-گر مناسب باعث ایجاد جدایی بیشتر (مقادیر مثبت) بین هر کلاس با مابقی کلاس‌ها شده است. همچنین این شکل نشان می‌دهد روش پیشنهادی نسبت به تصویر فراطیفی بیشترین بهبود را در کلاس‌های چمن، خاک و جنگل داشته است. به علاوه شکل ۹- (ب) نشان دهنده جدایی بیشتر کلاس‌های دوبعدی در روش پیشنهادی نسبت به داده لیدار است.

۴-۴- بهبود نتایج طبقه‌بندی

در مرحله پس‌پردازش، نتیجه طبقه‌بندی اولیه بر اساس توصیف‌گرهای منتخب و پارامترهای تعیین شده، بدست می‌آید. سپس یک مربع 3×3 بر روی تصویر نتیجه طبقه‌بندی حرکت کرده و پیکسل مرکزی را به کلاسی که بیشترین فراوانی در آن همسایگی دارد، نسبت می‌دهد. شکل ۱۰ نقشه طبقه‌بندی برای داده‌های اولیه و همچنین روش پیشنهادی نمایش می‌دهد. همانطور که در این شکل مشخص است، روش پیشنهادی به صورت بصری نیز نتیجه طبقه‌بندی را بهبود بخشیده است.

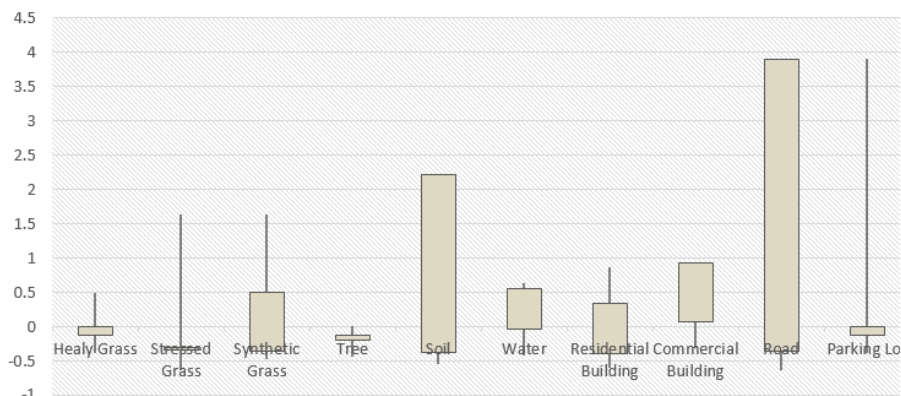
در جدول فوق نتایج طبقه‌بندی برای داده‌های اولیه (فراطیفی و لیدار)، فضای توصیف‌گرهای آنها (فضای طیفی-مکانی فراطیفی و فضای مکانی-ساختاری)، فضای توصیف‌گر ترکیبی و روش پیشنهادی آورده شده است. در پنج سطر نخست، از روش جستجوی شبکه‌ای^۱ برای تعیین پارامترهای ماشین‌های بردار پشتیبان استفاده شده است. نتایج بدست آمده نشان می‌دهند که استخراج توصیف‌گر از تصویر فراطیفی و لیدار دقت را تا ۶٪ و ۳۵٪ نسبت به داده اولیه بهبود بخشیده است. هرچند ترکیب دو فضای توصیف‌گر توانسته دقت طبقه‌بندی و شاخص DB را بهبود دهد، به علت امکان وجود توصیف‌گرهای وابسته و اضافی عملکرد آن بصورت بهینه نیست. بهترین عملکرد در جدول فوق متعلق به روش پیشنهادی با بالاترین دقت و کمترین مقدار شاخص DB می‌باشد. در این حالت با حذف ۳۰۰ توصیف‌گر از فضای ترکیبی، به دقتی بالاتر از ۹۵٪ رسیده و شاخص DB مقدار ۱/۸۲ را به خود اختصاص داد. به منظور ارزیابی دقیق‌تر نتایج دقت کاربر^۲ و دقت تولید کننده^۳ در جدول ۴ آورده شده است. همانطور که در این جدول نمایش داده شده است، داده لیدار دارای پتانسیل بالایی در شناسایی و تفکیک عوارض سه بعدی نظیر درخت و ساختمان است. از سوی دیگر، داده فراطیفی با توجه به غنای طیفی تفکیک عوارضی را که به لحاظ رنگی مشابه می‌باشند (مانند انواع مختلف چمن) امکان‌پذیر می‌کند. تلفیق این دو داده منجر به تفکیک عوارض دو و سه بعدی می‌شود.

روش پیشنهادی ۳۱۱ توصیف‌گر را به عنوان زیرمجموعه بهینه انتخاب کرده است. شکل ۸ نسبت توصیف‌گرهای منتخب در هر دسته را نسبت به کل توصیف‌گرهای منتخب نمایش می‌دهد.

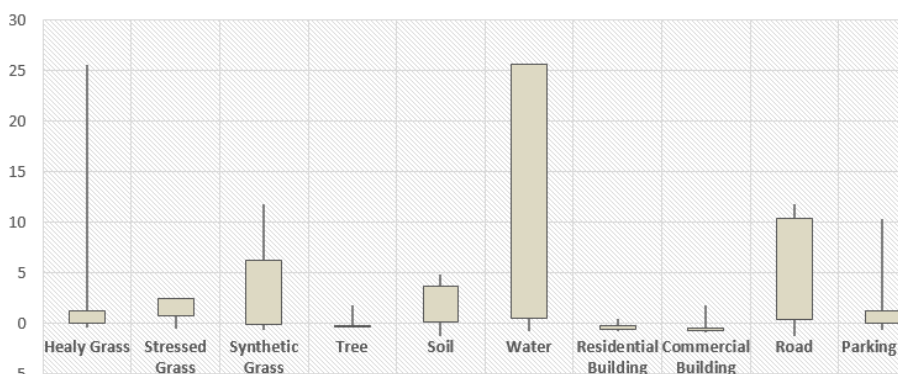
^۱ Grid Search
^۲ User's Accuracy
^۳ Producer's Accuracy

جدول ۴- دقت کاربر و دقت تولید کننده به تفکیک کلاس‌ها

	داده	چمن سالم	چمن استرسی	چمن مصنوعی	درخت	خاک	آب	ساختمان صنعتی	ساختمان تجاری	جاده	پارکینگ
دقت کاربر	فراطیفی	۰/۹۷	۱	۱	۱	۰/۸۵	۰/۹۷	۰/۸۶	۰/۷۶	۰/۹۶	۰/۶۳
	لیدار	۰	۰	۰	۰/۳۸	۰	۰	۰/۶۹	۰/۹۷	۰/۲۶	۰
	روش پیشنهادی	۰/۹۷	۱	۱	۱	۱	۱	۰/۹۴	۰/۹۷	۰/۹۲	۰/۹۶
دقت تولید کننده	فراطیفی	۱	۰/۹۷	۰/۹۷	۱	۰/۹	۱	۰/۸۸	۰/۶۷	۰/۸۸	۰/۷۵
	لیدار	۰	۰	۰	۰/۴۱	۰	۰	۰/۴۳	۰/۵۳	۰/۳	۰
	روش پیشنهادی	۱	۰/۹۷	۱	۱	۰/۹۷	۱	۰/۹۷	۰/۹۷	۰/۹۶	۰/۹



(الف)



(ب)

شکل ۹- اختلاف شاخص جدایی کلاس‌ها بین روش پیشنهادی و (الف) تصویر فراطیفی (ب) داده لیدار

۵- نتیجه‌گیری

در این مطالعه، یک چارچوب بهینه‌سازی فراابتکاری چندهدفه حاصل از ادغام تصویر فراطیفی و داده لیدار ارائه شد. برای این منظور، یک فضای توصیف‌گر جامع طیفی-مکانی-ساختاری با استفاده از هر دو داده ساخته شد. سپس زیرمجموعه بهینه از توصیف‌گرها به همراه پارامترهای طبقه‌بندی کننده به صورت همزمان تعیین شدند بگونه‌ای که سه معیار دقت، پیچیدگی، جدایی کلاس‌ها را بهینه‌کنند.

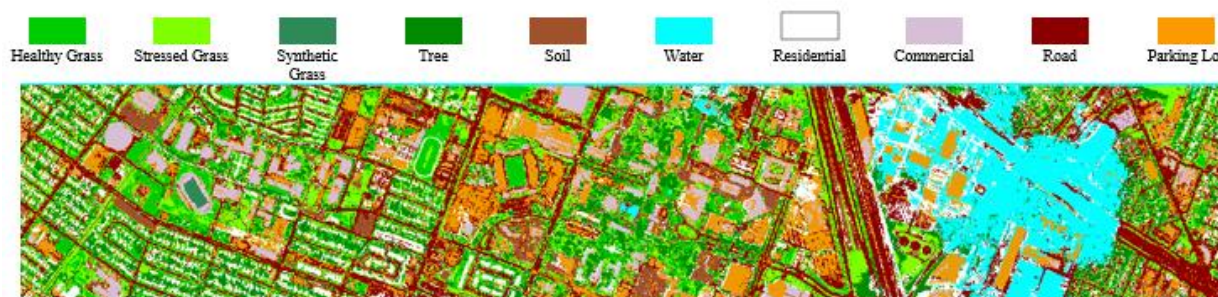
نتایج بدست آمده حاکی از بهبود هر سه معیار در روش پیشنهادی می‌باشد. دقت طبقه‌بندی که با استفاده از

اعتبارسنجی متقابل تعیین شده است، نسبت به تصویر فراطیفی و لیدار به ترتیب ۱۱٪ و ۵۸٪ افزایش یافت. با توجه به استخراج توصیف‌گرهای طیفی و مکانی از تصویر فراطیفی و همچنین توصیف‌گرهای مکانی و ساختاری از لیدار و انتخاب زیرمجموعه بهینه از آنها، افزایش دقت قابل توجهی در روش پیشنهادی حاصل شد. استخراج توصیف‌گر از تصویر فراطیفی دقت را نسبت به تصویر اولیه فراطیفی ۶٪ و استخراج توصیف‌گر از داده لیدار دقت را ۳۵٪ نسبت به داده اولیه بهبود بخشید.

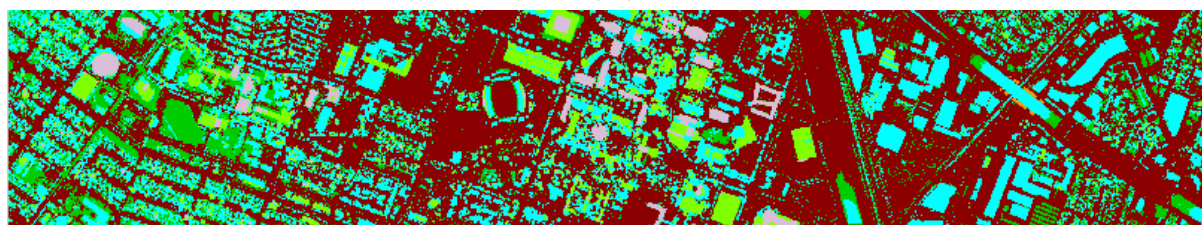
معیار دوم ارزیابی، پیچیدگی و حجم محاسباتی می‌باشد که با استفاده از تعداد توصیف‌گرها تعیین می‌شود.

فضای توصیف-گر ترکیبی دارای ۶۱۱ بعد می‌باشد. استفاده از چارچوب بهینه‌سازی چندهدفه منجر به حذف حدود نیمی از این توصیف‌گرهای وابسته و اضافه در فضای توصیف-گر جامع شده و همچنین دقت طبقه‌بندی و

جدایی بین کلاس‌ها را افزایش داد. در زیرمجموعه توصیف‌گرهای منتخب، از تمام گروه‌های طیفی، مکانی و ساختاری توصیف-گر انتخاب شده است.



(الف)



(ب)



(ج)

شکل ۱۰- نقشه طبقه‌بندی بر اساس (الف) تصویر فراطیفی (ب) داده لیدار (ج) روش پیشنهادی

معیار سوم ارزیابی عملکرد طبقه‌بندی کننده، جدایی بین کلاس‌ها و فشردگی هر کلاس می‌باشد که با شاخص DB اندازه‌گیری شد. این معیار برای داده‌های اولیه لیدار ۵۸/۳۵ می‌باشد که نشان از عدم توانایی این داده در جدایی کلاس‌های منطقه شهری است. در روش پیشنهادی مقدار شاخص به ۱/۸۲ کاهش یافت که نشانگر توانایی آن در انتخاب زیرمجموعه توصیف‌گرهای بهینه به منظور تفکیک کلاس‌هاست.

مقایسه نتایج بدست آمده با نتایج طبقه‌بندی تصویر فراطیفی و داده لیدار اولیه بیانگر قدرت و کارایی روش پیشنهادی است. نتایج بدست آمده دارای دقت بالاتر

(اعتبارسنجی متقابل، دقت کاربر و دقت تولیدکننده)، تعداد توصیف‌گرهای کمتر (نسبت به فضای توصیف-گر ترکیبی) و مقدار شاخص DB کمتر می‌باشد.

سپاسگزاری

نویسندگان از گروه آنالیز تصاویر فراطیفی و NSF در دانشگاه هیستون که مجموعه داده را برای این پژوهش فراهم آوردند و همچنین کمیته فنی ادغام داده IEEE GRSS تشکر می‌کنند.

مراجع

- [1] Weng, Q., Quattrochi, D.A. (2006). "Urban remote sensing." CRC Press.

- [2] Pohl, C., Van Genderen, J.L., (1998). "Review article Multisensor image fusion in remote sensing: Concepts, methods and applications." *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 19, pp. 823-854.
- [3] Du, P., Liu, S., Xia, J., Zhao, Y., (2013). "Information fusion techniques for change detection from multi-temporal remote sensing images." *Information Fusion*, Vol. 14, pp. 19-27.
- [4] Dalponte, M., Bruzzone, L., Gianelle, D., 2008. "Fusion of hyperspectral and LIDAR remote sensing data for classification of complex forest areas." *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 46, pp. 1416-1427.
- [5] Hasani, H., Samadzadegan, F., Reinartz, P., (2017). "A metaheuristic feature-level fusion strategy in classification of urban area using hyperspectral imagery and LiDAR data." *European Journal of Remote Sensing*, Vol. 50, No. 1, pp. 222-236.
- [6] Rahman, AA., Rashidan, H., Musliman, IA., 1993. "3D geospatial database schema for Istanbul 3D model." *Education*.
- [7] Madhok, V., Landgrebe, D., (1999). "Supplementing hyperspectral data with digital elevation." *Geoscience and Remote Sensing Symposium*, pp. 59-61.
- [8] Smith, R. A., Irish, J. L., Smith, M. Q., (2000). "Airborne LIDAR and airborne hyperspectral imagery: a fusion of two proven sensors for improved hydrographic surveying," DTIC Document.
- [9] Miller, C. J. (2001). "Fusion of high-resolution lidar elevation data with hyperspectral data to characterize tree canopies." *Aerospace/Defense Sensing, Simulation, and Controls*, pp. 246-252.
- [10] Lemp, D. Weidner, U., (2004). "Use of hyperspectral and laser scanning data for the characterization of surfaces in urban areas." *XXth ISPRS Congress*.
- [11] Brand, S., (2005) "Use of Hyperspectral and Laser Scanning Data for Urban Material Mapping: Comparison of a Pixel-Based and an Object-Based Classification Approach." *Proceedings of the 4th EARSeL Workshop on Imaging Spectroscopy*. Warsaw, Poland.
- [12] Mundt, J. T., Streutker, D. R., Glenn, N.F., (2006). "Mapping sagebrush distribution using fusion of hyperspectral and lidar classifications." *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, Vol. 72, pp. 47-54.
- [13] Asner, G. P., Knapp, D. E., Kennedy-Bowdoin, T., Jones, M.O., Martin, R.E., Boardman, J., (2007). "Carnegie airborne observatory: in-flight fusion of hyperspectral imaging and waveform light detection and ranging for three-dimensional studies of ecosystems." *Journal of Applied Remote Sensing*, Vol. 1, pp. 013536.
- [14] Sugumaran, R., Voss, M., (2007). "Object-oriented classification of LIDAR-fused hyperspectral imagery for tree species identification in an urban environment," *Urban Remote Sensing Joint Event*, pp. 1-6.
- [15] Koetz, B., Morsdorf, F., Van der Linden, S., Curt, T., Allgöwer, B., (2008). "Multi-source land cover classification for forest fire management based on imaging spectrometry and LiDAR data," *Forest Ecology and Management*, Vol. 256, pp. 263-271.
- [16] Niemann, K. O., Frazer, G., Loos, R., Visintini, F., (2009). "LiDAR-guided analysis of airborne hyperspectral data." *Hyperspectral Image and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing*, . *First Workshop on WHISPERS'09*, pp. 1-4.
- [17] Jones, T. G., Coops, N. C. , Sharma, T., (2010). "Assessing the utility of airborne hyperspectral and LiDAR data for species distribution mapping in the coastal Pacific Northwest, Canada." *Remote Sensing of Environment*, Vol. 114, pp. 2841-2852.
- [18] Shimoni, M., Tolt, G., Perneel, C., Ahlberg, J., (2011). "Detection of vehicles in shadow areas using combined hyperspectral and lidar data." *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, pp. 4427-4430.
- [19] Castrodad, A., Khuon, T., Rand, R., Sapiro, G., (2012). "Sparse modeling for hyperspectral imagery with lidar data fusion for subpixel mapping." *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, pp. 7275-7278.
- [20] Zhang, C., Qiu, F., (2012). "Mapping individual tree species in an urban forest using airborne lidar data and hyperspectral imagery." *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, Vol. 78, pp. 1079-1087.
- [21] Debes, C., Merentitis, A., Heremans, R., Hahn, J., Frangiadakis, N., Van Kasteren, T., (2014). "Hyperspectral and LiDAR data fusion: Outcome of the 2013 GRSS data fusion contest," *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, Vol. 7, pp. 2405-2418.
- [22] Bigdeli, B., Samadzadegan, F., Reinartz, P., (2015). "Fusion of hyperspectral and LIDAR data using decision template-based fuzzy multiple classifier system," *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, Vol. 38, pp. 309-320.

- [23] Priem, F., Canters, F., (2016). "Synergistic use of LiDAR and APEX hyperspectral data for high-resolution urban land cover mapping." *Remote Sensing*, Vol. 8, pp. 787.
- [24] Sankey, T., McVay, J., Swetnam, T.L., McClaran, M.P., Heilman, P., Nichols, M., 2017. "UAV hyperspectral and lidar data and their fusion for arid and semi-arid land vegetation monitoring," *Remote Sensing in Ecology and Conservation*.
- [25] Li, H.; Ghamisi, P.; Soergel, U.; Zhu, X.X., (2018). "Hyperspectral and LiDAR Fusion Using Deep Three-Stream Convolutional Neural Networks." *Remote Sensing*. Vol. 10, pp. 1649.
- [26] Feng, Q., Zhu, D., Yang, J., Li, B., (2019). "Multisource Hyperspectral and LiDAR Data Fusion for Urban Land-Use Mapping based on a Modified Two-Branch Convolutional Neural Network." *ISPRS Int. J. Geo-Inf*, Vol. 8.
- [27] Tusa, E., Laybros, A., Monnet, J.M., Mura, M.D., Barré, J.B., Vincent, G., Dalponte, M., Féret, J.B., Chanussot, J., (2020). "Fusion of hyperspectral imaging and LiDAR for forest monitoring", *Data Handling in Science and Technology*, Vol. 32, pp. 281:3013.
- [28] Ge, C., Du, Q., Sun, W., Wang, K., Li, J., Li, Y., (2021). "Deep Residual Network-Based Fusion Framework for Hyperspectral and LiDAR Data." *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, Vol. 14, pp. 2458-2472.
- [29] Ashton, E. A., Wemett, B. D., Leathers, R. A., Downes, T.V., (2008). "A novel method for illumination suppression in hyperspectral images." *SPIE Defense and Security Symposium*, pp. 69660C-69660C-8.
- [30] Arefi, H., Hahn, M., (2005). "A morphological reconstruction algorithm for separating off-terrain points from terrain points in laser scanning data. *International Archives of Photogrammetry*", *Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 36.3/W19, pp. 120-125.
- [31] Bao, J., Chi, M., Benediktsson, J.A., (2013). "Spectral derivative features for classification of hyperspectral remote sensing images: experimental evaluation." *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observation and Remote Sensing*, Vol. 6, No. 2, pp. 594-601.
- [32] Hamzeh, S., Naseri, A.A., AlaviPanah, S.K., Mojaradi, B., Bartholomeus, H.M., (2013). "Estimating salinity stress in sugarcane fields with spaceborne hyperspectral vegetation indices." *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, Vol. 21, pp. 282-290.
- [33] Benediktsson, J.A., Pesaresi, M., Arnason, K., (2003). Classification and feature extraction for remote sensing images from urban areas based on morphological transformations. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 41, No. 9, pp. 1940-1949.
- [34] Marpu, P.R., Pedergrana, M., Dalla Mura, M., Benediktsson, J.A., Bruzzone, L., (2013). "Automatic generation of standard deviation attribute profiles for spectral-spatial classification of remote sensing data." *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letter*, Vol. 10, No. 2, pp. 293-297.
- [35] Chica-Olmo, M., Abarca-Hernández, F., (2004). "Variogram Derived image texture for classifying remotely sensed images." *Remote Sensing and Digital Image Processing*, Vol. 5, pp. 93-111.
- [36] Haralick, R.M., Shanmugam, K., Dinstein, I., (1973). "Textural features for image classification." *IEEE Transaction on Systems, Man and Cybernetics*, Vol. SMC-3, No. 6, pp. 610-621.
- [37] Whelley, P.L., Glaze, L.S., Calder, E.S., Harding, D.J., (2014). "LiDAR-derived surface roughness texture mapping: application to Mount St. Helens Pumice Plain Deposit Analysis." *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 52, No. 1, pp. 426-438.
- [38] Abe, S., (2010). *Support vector machines for pattern classification*. Springer-Verlag, London. 442 pages.
- [39] Samadzadegan, F., Hasani, H., Schenk, T., (2012). "Determination of optimum classifier and feature subset in hyperspectral images based on ant colony system." *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Vol. 78, No. 12, pp. 1261-1273.
- [40] Lyons, MB., Keith, DA., Phinn, SR., Mason, TJ., Elith, J., (2018). "A comparison of resampling methods for remote sensing classification and accuracy assessment." *Remote Sensing of Environment*, Vol. 208, pp. 145-153.
- [41] Davies, D.L., Bouldin, D.W., (1979). "A cluster separation measure." *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 2, pp. 224-227.