

تشخیص پوشش گیاهی شهری مبتنی بر ادغام در سطح تصمیمات داده‌های لیدار و تصاویر فراطیفی

سحر خرمک^۱، فاطمه طبیب محمودی^{۲*}

^۱ کارشناس ارشد سنجش از دور - گروه مهندسی نقشه‌برداری - دانشگاه تربیت دبیر شهید رجایی
s.khoramak_h@yahoo.com

^۲ استادیار گروه مهندسی نقشه‌برداری - دانشکده مهندسی عمران - دانشگاه تربیت دبیر شهید رجایی
fmahmoudi@sru.ac.ir

(تاریخ دریافت اسفند ۱۳۹۷، تاریخ تصویب اسفند ۱۳۹۸)

چکیده

استفاده از داده‌های سنجش از دور به منظور کسب آگاهی و دانش در رابطه با پوشش گیاهی نواحی شهری و سلامت آن‌ها، به دلیل اهمیت زیاد گیاهان همواره مورد توجه مدیران بوده است. در این تحقیق، از ادغام دو داده فراطیفی و لیدار به منظور تشخیص و طبقه بندی انواع گونه‌های گیاهی در مناطق شهری استفاده شده است. اطلاعات طیفی حاصل از داده‌های فراطیفی به منظور طبقه‌بندی عوارض پوشش گیاهی استفاده می‌شود، اما به علت شباهت طیفی گونه‌های مختلف گیاهی با یکدیگر و با سایر عوارض شهری امکان بروز اشتباهاتی وجود دارد که استفاده از اطلاعات ارتفاعی حاصل از داده لیدار به منظور رفع آن، می‌تواند بسیار کارآمد باشد. روش پیشنهادی ادغام داده‌ها مبتنی بر بکارگیری قابلیت سیستم‌های چندعاملی در حیطه هوش مصنوعی توزیع یافته به عنوان راهکاری برای ادغام داده‌های فراطیفی و لیدار در سطح تصمیمات و بهبود نتایج طبقه بندی و تشخیص انواع عوارض پوشش گیاهی شهری است. هر یک از عامل‌های مکان-مبنای تعریف شده در این سیستم براساس اطلاعات طیفی مستخرج از داده فراطیفی و اطلاعات ارتفاعی حاصل از داده لیدار وظیفه شناسایی و استخراج یک نوع عارضه پوشش گیاهی خاص را برعهده دارند. در نهایت، عامل هماهنگ کننده ضمن شناسایی نواحی کاندیدای مورد تناقض، با همکاری عامل‌های مکان-مبنای تشخیصی سعی در برطرف نمودن مشکلات مربوط به شباهت طیفی و ارتفاعی عوارض شهری در نتایج طبقه بندی می‌نماید. نتایج بدست آمده حاصل از اعمال این سیستم چندعاملی ادغام در سطح تصمیمات بر روی داده‌های فراطیفی و لیدار برداشت شده از منطقه دانشگاه هیوستون و نواحی اطراف، نشان دهنده توانایی بالای این روش در تشخیص عوارض پوشش گیاهی است. ارزیابی این نتایج نشان داد که دقت کلی در نتایج حاصل از سیستم چندعاملی برای حالتی که از داده فراطیفی به تنهایی استفاده شده است، حدود ۷۱٪ است و در حالتی که از ادغام داده فراطیفی و لیدار استفاده شود، حدود ۸۷٪ است.

واژگان کلیدی: تشخیص پوشش گیاهی، سیستم چندعاملی، داده لیدار، داده فراطیفی، ویژگی‌های طیفی و ارتفاعی

۱- مقدمه

در حال حاضر، داشتن دانش خوب از انواع پوشش گیاهی و گونه‌های درختی اهمیت زیادی برای همه جوامع محلی به‌منظور مدیریت بلایا (اعم از آفات، سرمازدگی، گونه‌های غیربومی و علف‌های هرز، خشکسالی و کمبود منابع آبی، آلودگی هوا، شیوع بیماری‌ها و ...)، برنامه‌ریزی شهری، حفاظت از محیط زیست و یا سیاست توسعه شهری دارد. اندازه‌گیری دقیق، قابل اعتماد و معنی دار پوشش گیاهی شهرها به تصمیم‌گیرندگان و محققان شهری کمک می‌کند تا به اهدافشان برسند. به‌منظور بررسی پوشش گیاهی در مقیاس جهانی و ناحیه‌ای، دسترسی به هنگام به داده‌های میدانی و صحرایی معمولاً دشوار و محدود است و همچنین برآورد کامل پوشش گیاهی به کمک روش‌های سنتی زمان‌بر بوده و از دقت کافی برخوردار نیست. به همین علت فناوری سنجش از دور با داشتن خصوصیات هم‌چون دید وسیع و یک‌پارچه، قابلیت تکرارپذیری، دسترسی آسان و دقت بالای آن در بدست آوردن اطلاعات برای شناسایی و بررسی پوشش گیاهی بسیار کارآمد است [۱،۲]. در عین حال، ادغام داده‌های بدست آمده از چندین سنجنده مزایای بسیار زیادی در مقایسه با استفاده از داده‌های حاصل از سنجنده منفرد دارد. در این تحقیق، قابلیت ادغام داده‌های حاصل از دو سنجنده فراطیفی^۳ و لیدار^۴ به‌منظور شناسایی و طبقه‌بندی عوارض پوشش گیاهی در مناطق شهری مورد بررسی قرار گرفته است. اطلاعات بافتی و اطلاعات مربوط به اندازه، ساختار، شکل و ارتفاع اشیاء مختلف حاصل از داده لیدار با قدرت تفکیک مکانی بالا، امکان تفسیر بهتر و تشخیص درختان از سایر انواع گونه‌های پوشش گیاهی را فراهم می‌کند. از سوی دیگر، تصاویر فراطیفی به علت داشتن قدرت تفکیک طیفی بسیار بالا می‌توانند بین گونه‌های مختلف گیاهی که اختلافات امضای طیفی آن‌ها بسیار جزئی است به خوبی و با دقت تمایز قائل شوند. اما به علت فراوانی اطلاعات طیفی در تصاویر فراطیفی، یکی از بزرگترین چالش‌ها به‌منظور شناسایی و طبقه‌بندی پوشش گیاهی توسعه یک روش مناسب است که بتواند ویژگی‌های مهم پوشش گیاهی را از سایر اطلاعات موجود در تصاویر فراطیفی استخراج کند. به

منظور انتخاب ویژگی مناسب از تصاویر فراطیفی از شاخص‌های طیفی استفاده می‌شود [۳].

در این تحقیق، به منظور رفع پیچیدگی‌های بین انواع عوارض در مناطق شهری، استفاده از قابلیت سیستم‌های چندعاملی^۵ در حیطه هوش مصنوعی توزیع یافته به عنوان راهکاری جهت ادغام داده‌های لیدار و فراطیفی در سطح تصمیمات و بهبود نتایج تشخیص عوارض پوشش گیاهی مورد بررسی قرار گرفته است [۴،۵]. سیستم چندعاملی پیشنهادی در این مقاله، به عنوان روشی برای ادغام داده‌ها در سطح تصمیمات عمل کرده و انواع عوارض پوشش گیاهی را مبتنی بر ویژگی‌های مستخرج از داده‌های ورودی، طبقه‌بندی می‌نماید. عامل‌های مکان - مبنای تعریف شده در این سیستم براساس اطلاعات طیفی مستخرج از داده فراطیفی و اطلاعات ارتفاعی حاصل از داده لیدار وظیفه شناسایی و استخراج یک نوع عارضه پوشش گیاهی خاص (درخت، چمن سالم^۶، چمن مصنوعی^۵ و چمن تحت تنش^۴) را بر عهده دارند و در مورد نوع و ماهیت این عوارض تصمیم‌گیری می‌کنند.

۲- مروری بر تحقیقات پیشین در تشخیص پوشش گیاهی

طبقه‌بندی طیفی-مکانی داده‌های فراطیفی یکی از حوزه‌های موردتوجه محققان فعال در رشته سنجش از دور در سال‌های اخیر بوده است. از این رو، روش‌های مختلفی ازجمله روش نزدیک‌ترین همسایگی، درخت تصمیم‌گیری، شبکه عصبی، الگوریتم ژنتیک، تخمین بیزین و ماشین‌های بردار پشتیبان به منظور طبقه‌بندی تصاویر فراطیفی طراحی و پیاده سازی شده است [۶،۷،۸،۹]. در تحقیقی در سال ۲۰۱۴، Subramanyam و همکارانش، روشی را ارائه کرده‌اند که ابتدا اطلاعات مکانی با استفاده از مشخصات مورفولوژیکی و الگوی باینری محلی از داده فراطیفی استخراج شده و سپس به کمک الگوریتم ژنتیک از بین ویژگی‌های استخراج شده بهترین ویژگی‌ها انتخاب شده و در نهایت تصویر فراطیفی با استفاده از ماشین بردار پشتیبان طبقه‌بندی شده است [۱۰]. همچنین Wang و همکارانش در سال ۲۰۱۸ یک روش جدید به منظور طبقه‌بندی تصاویر فراطیفی بر مبنای ترکیب اطلاعات طیفی،

^۳ multi agent systems

^۴ Healthy grass

^۵ Synthetic grass

^۶ Stressed grass

^۱ Hyperspectral image

^۲ Lidar

مکانی و ساختاری بدست آمده از تصویر فراطیفی ارائه کرده‌اند و در نهایت از روش ماشین‌های بردار پشتیبان برای تولید نقشه طبقه بندی استفاده شده است [۱۱].

باحضور داده‌های لیدار و به علت قابلیت‌هایی که این داده در ایجاد اطلاعات مناسب سه بعدی، شدت روشنایی و اطلاعات ارتفاعی از سطح عوارض دارد، استفاده از آن‌ها به منظور طبقه بندی سطح زمین گسترش یافته است. در تحقیقی Mason و Cobby در سال ۲۰۰۳ برای استخراج پوشش گیاهی از اطلاعات شدت روشنایی داده‌های لیدار استفاده کرده‌اند [۱۲-۱۳]. در تحقیق دیگری Lodha و همکارانش، برای طبقه بندی داده‌های لیدار به کلاس‌های ساختمان، درخت، چمنزار و جاده از طبقه بندی کننده ماشین بردار پشتیبان استفاده کرده‌اند [۱۴]. همچنین طبقه بندی عوارض موجود در داده لیدار براساس اعمال حدود آستانه مناسب نیز روشی است که بسیاری از محققین از آن به تنهایی و یا به همراه دیگر روش‌ها برای تشخیص و تفکیک ساختمان‌ها از درختان در نواحی شهری استفاده کرده‌اند [۴، ۱۵]. علاوه بر این تکنیک استنتاج فازی و روش‌های قانونمند نیز در الگوریتم‌های تشخیص اتوماتیک عوارض شهری بسیار مورد استفاده قرار گرفته اند [۱۵، ۱۶، ۱۷].

اما با توجه به توانایی‌ها و ویژگی‌های متفاوت داده‌های فراطیفی و لیدار در شناسایی عوارض مختلف زمینی، استفاده همزمان از این دو نوع داده به منظور بهبود نتایج طبقه بندی، در چند تحقیق مورد بررسی قرار گرفته است [۱۸-۲۳]. در تحقیقی Debes و همکارانش در سال ۲۰۱۳، روشی برای طبقه بندی منطقه شهری به کمک ادغام داده‌های فراطیفی و لیدار ارائه کرده‌اند که در آن دو روش طبقه بندی نظارت شده و نظارت نشده به صورت موازی اجرا شده‌اند و در نهایت خروجی دو شاخه طبقه بندی نظارت شده و نظارت نشده برای تولید نقشه طبقه بندی نهایی با یکدیگر ترکیب شده اند [۱۸].

بیگدلی و همکاران، در سال ۲۰۱۳ یک روش جدید مبتنی بر تعریف یک سیستم طبقه بندی چندگانه بر روی داده‌های فراطیفی و لیدار ارائه کرده‌اند که در آن برخی از استراتژی‌های استخراج ویژگی بر روی داده‌های فراطیفی و لیدار برای تولید اطلاعات بیشتر استفاده شده است. در این روش ماشین بردار پشتیبان بر روی داده‌های فراطیفی و لیدار به صورت جداگانه اعمال شده است و در نهایت، روش ادغام بیزین که یک روش تلفیقی طبقه بندی آماری

است، نتایج طبقه بندی حاصل از داده فراطیفی و لیدار را با یکدیگر ادغام کرده است [۱۹].

قمیسی و همکاران در سال ۲۰۱۴، یک روش طبقه بندی با ادغام داده‌های فراطیفی و لیدار ارائه کرده‌اند که در آن به منظور کاهش ابعاد فضای داده فراطیفی از روش آنالیز مولفه اصلی استفاده شده است. همچنین برای استخراج اطلاعات طیفی بیشتر از داده‌های فراطیفی، تکنیک‌های نظارت شده استخراج ویژگی در نظر گرفته شده است. در این روش از MAP (multi-attribute profile) به منظور استخراج اطلاعات مکانی بر روی داده های فراطیفی و لیدار به صورت موازی استفاده شده است. سپس، خروجی‌ها با استفاده از ماشین بردار پشتیبان طبقه بندی شده است و نتیجه آن به عنوان نقشه طبقه بندی نهایی در نظر گرفته شده است [۲۰].

در تحقیقی در سال ۲۰۱۴ Man و همکاران، برای طبقه بندی مناطق شهری یک روش مبتنی بر ادغام داده‌های فراطیفی و لیدار در سطح پیکسل و ویژگی ارائه کرده‌اند. در این روش، به منظور کاهش ابعاد فضای داده فراطیفی از آنالیز مولفه اصلی استفاده شده و سپس با استفاده از GLCM و شاخص اختلاف گیاهی نرمال، ویژگی‌های ساختاری و طیفی استخراج شده است [۲۱].

همچنین بیگدلی و همکاران در سال ۲۰۱۵، روشی بر مبنای سیستم‌های طبقه بندی کننده چندگانه را برای ادغام داده‌های فراطیفی و لیدار در سطح تصمیم‌گیری ارائه کرده‌اند. در این روش، پس از استخراج فضای ویژگی به کمک شاخص‌های گیاهی و DSM نرمال شده بر روی داده-های فراطیفی و لیدار، طبقه بندی کننده فازی FKNN برای طبقه بندی هر داده به کار برده شده است و در انتها، روش ادغام الگوی تصمیم‌گیری نتایج طبقه بندی حاصل برای داده فراطیفی و لیدار را با یکدیگر ادغام کرده است [۲۲].

حسینی و همکاران نیز در سال ۲۰۱۷ یک طبقه بندی ترکیبی بهینه از تصاویر فراطیفی و داده‌های لیدار براساس جستجوی کوکو (cuckoo search) ارائه کرده‌اند که شامل دو بخش اصلی است: ۱- ایجاد فضای ویژگی ترکیبی و بهینه‌سازی سیستم طبقه بندی مبتنی بر روش جستجوی کوکو. ۲- ایجاد یک فضای ویژگی ترکیبی شامل ویژگی‌های ساختاری و طیفی براساس داده‌های فراطیفی و لیدار. روش ماشین بردار پشتیبان در این تحقیق، به عنوان طبقه بندی کننده انتخاب شده است که به منظور بهینه سازی طبقه

بندی فضای ویژگی ترکیبی براساس ماشین بردار پشتیبان، مقادیر بهینه شده برای پارامترهای آن و زیرمجموعه‌های ویژگی به کمک جستجوی کوکو استخراج شده است. نتیجه نهایی منجر به بهبود طبقه بندی به خصوص برای اشیاء بعدی مانند درخت و ساختمان شده است [۲۳].

با این حال، به دلیل وجود روابط پیچیده بین عوارض پوشش گیاهی و دیگر عوارض شهری و همچنین شباهت اطلاعات طیفی، بافتی و ساختاری گونه‌های مختلف عوارض پوشش گیاهی مستخرج از داده‌های لیدار و فراطیفی، روش‌های معمول طبقه بندی داده نیازمند استفاده از تکنیک‌هایی جهت بهبود نتایج می‌باشند. استفاده از هوش مصنوعی می‌تواند موجب تفکیک و تشخیص بهتر عوارض شود. عامل و سیستم چند عاملی یک مفهوم پایه در حیطه هوش مصنوعی توزیع یافته است و به عبارت دیگر، یک سیستم پردازش موازی است که با انجام مشاهدات از محیط پیرامون خود به نحوی رفتار می‌کند که به اهداف از پیش تعیین شده دست یابد [۴،۵،۱۵،۲۴].

در این تحقیق، به منظور انجام طبقه بندی پیکسل مبنا و تشخیص عوارض پوشش گیاهی مبتنی بر داده‌های فراطیفی و لیدار از قابلیت سیستم‌های چندعاملی استفاده شده است. سیستم چندعاملی به عنوان راهکاری جهت بهبود نتایج طبقه بندی عوارض پوشش گیاهی در ادغام داده‌های فراطیفی و لیدار در سطح تصمیم گیری مورد بررسی قرار گرفته است.

۳- روش پیشنهادی تشخیص پوشش گیاهی

با توجه به مشکلات مطرح در تشخیص اتوماتیک عوارض پوشش گیاهی در مناطق شهری، روش پیشنهادی در این مقاله براساس ادغام داده‌های فراطیفی و لیدار در سطح تصمیم‌گیری و مبتنی بر قابلیت‌های سیستم چندعاملی ارائه شده است.

در این تحقیق، از اعمال شاخص‌های گیاهی بر روی داده فراطیفی به منظور استخراج ویژگی‌های طیفی و ایجاد فضای ویژگی استفاده شده است. همچنین مدل رقومی ارتفاعی سطح زمین (DSM) حاصل از داده‌های لیدار به منظور استخراج ویژگی‌های ارتفاعی مورد استفاده قرار گرفته است. پس از آن، از این ویژگی‌ها برای تعیین کلاس عوارض و در واقع تشکیل پایگاه دانش متشکل از داده‌های آموزشی استفاده می‌شود.

بنابراین، می‌توان هسته اصلی این مدل پیشنهادی را استخراج ویژگی‌های طیفی و ارتفاعی از داده‌های فراطیفی و لیدار و استفاده از آن‌ها در یک الگوریتم طبقه‌بندی دانست.

۳-۱- داده‌های مورد استفاده

به منظور به کارگیری الگوریتم پیشنهادی و بررسی نتایج حاصل از آن، از مجموعه داده هیوستون که شامل یک داده فراطیفی و DSM حاصل از لیدار هم مرجع با آن می‌باشد، استفاده شده است. داده‌های مورد استفاده در این تحقیق توسط کمیته بین المللی ادغام داده‌های IEEE به طور کاملاً هم مرجع به اشتراک گذاری شده است.

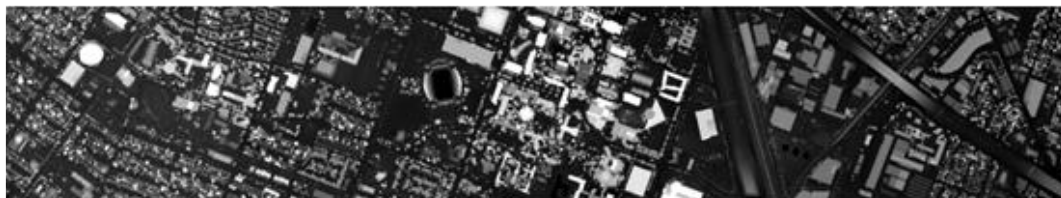
داده DSM دارای اطلاعات بر حسب متر بالای سطح دریا در ژوئید 2012A قرار دارد و داده فراطیفی شامل ۱۴۴ باند طیفی در محدوده ۳۸۰ نانومتر تا ۱۰۵۰ نانومتر است. همانگونه که در شکل ۱ مشاهده می‌گردد، داده هیوستون از منطقه دانشگاه هیوستون و نواحی شهری اطراف آن در ۱۲ ژوئن ۲۰۱۲ اخذ شده است. مطابق با جدول ۱ این داده دارای ۱۵ کلاس عارضه مختلف می‌باشد که ۴ کلاس از این ۱۵ کلاس مربوط به پوشش گیاهی هستند. برای تمامی کلاس‌های موجود تعدادی نمونه مرجع جهت ارزیابی نتایج در دسترس هست. شایان ذکر است که داده‌های مذکور توسط کمیته ادغام داده‌های IEEE به صورت کاملاً هم‌مرجع و پس از انجام تصحیحات موردنیاز به اشتراک گذاری شده‌اند.

جدول ۱- نمونه کلاس‌ها و واقعیت زمینی برای داده هیوستون

شماره	نام کلاس	تعداد نمونه مرجع
۱	چمن سالم	۱۹۸
۲	چمن تحت تنش	۱۹۰
۳	چمن مصنوعی	۱۹۲
۴	درخت	۱۸۸
۵	خاک	۱۸۶
۶	آب	۱۸۲
۷	مسکونی	۱۹۶
۸	تجاری	۱۹۱
۹	جاده	۱۹۳
۱۰	بزرگ راه	۱۹۱
۱۱	راه آهن	۱۸۱
۱۲	پارکینگ ۱	۱۹۲
۱۳	پارکینگ ۲	۱۸۴
۱۴	زمین تنیس	۱۸۱
۱۵	مسیر دو	۱۸۷



الف



ب

شکل ۱- مجموعه داده هیوستون الف) داده فراطیفی ، ب) داده لیدار

۳-۲-۱- تشکیل پایگاه دانش

برای تشکیل پایگاه دانش در این مرحله از روش پیشنهادی، فضای ویژگی برای داده‌های فراطیفی و لیدار با استخراج تعدادی از ویژگی‌ها ایجاد می‌شود. به منظور استخراج ویژگی‌های طیفی از داده‌های فراطیفی از شاخص‌های گیاهی، آب و خاک استفاده می‌شود. شاخص‌های طیفی ترکیبی از دو یا بیشتر طول موج برگشتی از سطوح است و ویژگی خاصی از گیاهان را مشخص می‌کند.

جدول ۲ نام و روابط ریاضی مربوط به شاخص‌های گیاهی اعمال شده بر روی داده‌های فراطیفی را نمایش می‌دهد. علاوه بر داده فراطیفی، به منظور استخراج ویژگی ارتفاعی از داده لیدار از مدل رقومی ارتفاعی نرمال شده^۱ و اعمال حدود آستانه مناسب استفاده شده است. روابط مربوط به فضای ویژگی برای داده لیدار به صورت زیر است:

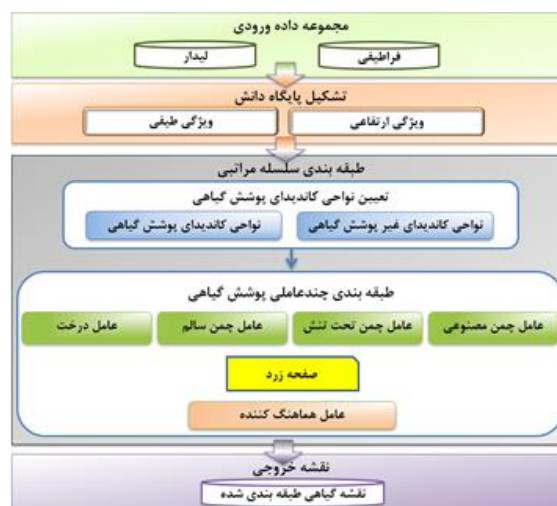
$$nDSM = DEM - DSM \quad (1)$$

که در آن DEM مدل رقومی ارتفاعی زمین و DSM مدل رقومی ارتفاعی سطح می‌باشند.

۳-۲-۲- ساختار روش ادغام پیشنهادی

همان‌طور که در شکل ۲ نمایش داده شده است، روش پیشنهادی در این تحقیق شامل دو مرحله اصلی است:

- مرحله اول، استخراج ویژگی‌های طیفی و ارتفاعی از داده‌های فراطیفی و لیدار ورودی به الگوریتم، به منظور تشکیل پایگاه دانش
- مرحله دوم، طبقه‌بندی سلسله مراتبی که خود مشتمل بر دو زیربخش با عناوین ۱) تعیین نواحی اولیه کاندیدای پوشش گیاهی و ۲) استفاده از قابلیت‌های سیستم چندعاملی برای طبقه‌بندی عوارض پوشش گیاهی می‌باشد.



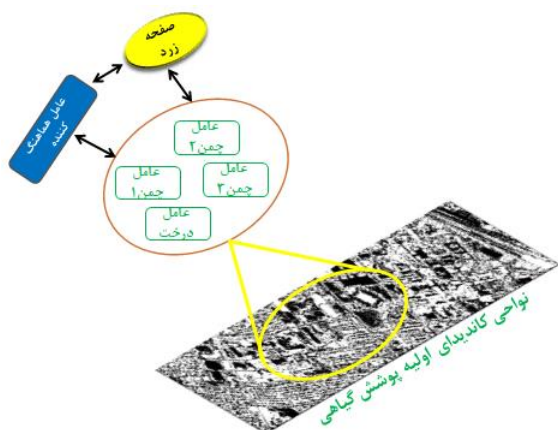
شکل ۲- ساختار روش پیشنهادی ادغام داده‌های فراطیفی و لیدار مبتنی بر سیستم چند عاملی

^۱ Normalized Digital Surface Model (nDSM)

جدول ۲- شاخص های گیاهی مورد استفاده به منظور ایجاد فضای ویژگی از داده فراطیفی

روابط ریاضی	نام
$NDVI_{705} = (\rho_{750} - \rho_{750}) / (\rho_{750} + \rho_{705})$	red edge normalized difference vegetation index
$mSR_{705} = (\rho_{750} - \rho_{445}) / (\rho_{705} - \rho_{445})$	modified red edge simple ratio index
$(R_{734} - R_{747}) / (R_{715} + R_{726})$	Vogelmann red edge index 1
$(R_{734} - R_{747}) / (R_{715} + R_{720})$	Vogelmann red edge index 2
$(R_{680} - R_{500}) / R_{750}$	Plant senescence reflectance index
$(1/R_{510}) - (1/R_{550})$	Carotenoid reflectance index 1
$(1/R_{550}) - (1/R_{700})$	Carotenoid reflectance index 2
$(1/R_{510}) - (1/R_{700})$	Anthocyanin reflectance index 1
$R_{800}[(1/R_{550}) - (1/R_{700})]$	Anthocyanin reflectance index 2
$(R_{531} - R_{570}) / (R_{531} + R_{570})$	Photochemical reflectance index (PRI)
$(R_{800} - R_{445}) / (R_{800} + R_{680})$	Structure insensitive pigment index (SIPI)
$(1.5)(R_{800} - R_{670}) / (R_{800} + R_{670} + 0.5)$	Soil-adjusted vegetation index (SAVI)
R_{900} / R_{970}	Water band index
$(R_{750} - R_{650}) / \sqrt{(R_{750} + R_{650})}$	Ratio Difference Vegetation Index (RDVI)

براساس دانش از پیش تعیین شده خود می نمایند. در سیستم چندعاملی پیشنهادی در این تحقیق، نواحی کاندیدای اولیه پوشش گیاهی به عنوان محیط قرارگیری عاملها تعریف شده و انواع ویژگیهای طیفی و ارتفاعی مرتبط با هر نوع عارضه پوشش گیاهی به همراه حدآستانههای آنها به عنوان دانش عامل درنظر گرفته می شود (شکل ۳).



شکل ۳- شمایی از محیط قرارگیری عامل ها و تعاملات آنها با صفحه زرد و عامل هماهنگ کننده

صفحه زرد فضایی است که در آن هر عامل مکان-مبنا باورها و اطلاعات خود را در اختیار دیگر عاملهای سیستم قرار می دهد. در نتیجه هر عامل می تواند در این فضا اطلاعات و باورهای خود را به هنگام نماید و باعث بهبود کارایی سیستم شود.

از طرفی با توجه به مجاورت مکانی و شباهت طیفی و ارتفاعی عوارض شهری با یکدیگر امکان بروز اشتباه در

۳-۲-۳- تعیین نواحی کاندیدای اولیه پوشش گیاهی

پس از شکل گیری پایگاه دانشی متشکل از اطلاعات طیفی و ارتفاعی، نوبت به تعیین نواحی اولیه کاندیدای پوشش گیاهی و همچنین ایجاد محیطی مناسب برای قرارگیری عاملها بر روی آن و انجام مشاهدات و تحلیل های مختلف می رسد. با استفاده از شاخص گیاهی NDVI و اعمال حدود آستانه از پیش تعیین شده، پیکسل های مربوط به نواحی غیرپوشش گیاهی حذف می شوند. به این ترتیب، تصویری باینری حاوی نواحی کاندیدای اولیه مربوط به عوارض پوشش گیاهی تشکیل می شود که به عنوان محیطی مناسب برای انجام مشاهدات و عملیات عامل های مکان-مبنا به کار می رود.

۳-۲-۳- طبقه بندی چندعاملی پوشش گیاهی

سیستم چندعاملی پیشنهاد شده در این تحقیق شامل چندین عامل تشخیص عارضه (به تعداد عوارض پوشش گیاهی موردنظر)، یک عامل هماهنگ کننده و یک صفحه زرد است که ضمن انجام تعاملات و برقراری ارتباط با یکدیگر، وظایفی را جهت بهبود و اصلاح نواحی عارضه طبقه بندی شده انجام می دهند.

عامل های تشخیصی تعریف شده در این سیستم، دارای معماری داخلی هیبرید سه لایه هستند و براساس مدل منطقی BDI عملیات استنتاج منطقی و تصمیم گیری های خود را انجام می دهند [۱۵]. این نوع از عاملها ضمن قرارگیری در محیطی مکان مرجع، اقدام به انجام استنتاجات منطقی

ترتیب تصمیمات و نتایج حاصل از تشخیص همزمان عوارض به صورت یک نقشه طبقه‌بندی شده به کمک ویژگی‌های طیفی و ارتفاعی استخراج شده و با به کارگیری مزایای سیستم چندعاملی ادغام در سطح تصمیمات بدست می‌آید.

۴- پیاده سازی و ارزیابی نتایج اجرایی

مطابق با آنچه در روش پیشنهادی بیان شد، اولین مرحله براساس استخراج فضای ویژگی برای داده‌های فراطیفی و لیدار به منظور تشکیل پایگاه دانش مناسب استوار است. به همین منظور ویژگی‌های ذکر شده در جدول ۲ و DSM نرمال شده روی داده‌های فراطیفی و لیدار محاسبه و بررسی خواهند شد. نتیجه دو نمونه از مهمترین ویژگی‌ها برای داده فراطیفی در شکل ۴ نشان داده شده است.



الف



ب

شکل ۴- ویژگی‌های استخراج شده برای داده فراطیفی شامل الف) NDVI، ب) modified red edge simple ratio index

نمونه‌هایی از قوانین طبقه‌بندی مورد استفاده توسط عامل‌های تشخیصی در این مقاله را نشان می‌دهد.

جدول ۳- نمونه‌هایی از قوانین استنتاج منطق عامل‌های تشخیص عارضه

نام عامل	قوانین طبقه بندی
چمن سالم	If $0 \leq nDSM \leq 1.67$ And $0.22 \leq SIPT \leq 0.41$ Then Candidate Object = Class 1
چمن تحت تنش	If $0 \leq nDSM \leq 1.98$ And $0.3 \leq MRESR \leq 1.28$ Then Candidate Object = Class 2
چمن مصنوعی	If $1.69 \leq nDSM \leq 2.21$ And $0.02 \leq PRI \leq 0.05$ Then Candidate Object = Class 3
درخت	If $2.72 \leq nDSM \leq 19.61$ And $-1.6 \leq ARI2 \leq -0.67$ Then Candidate Object = Class 4

نتایج عامل‌های تشخیصی یک سیستم چندعاملی وجود دارد. برای نمونه، ممکن است در یک سیستم چندعاملی دو عامل تشخیصی مجزا یک ناحیه واحد را به عنوان عارضه مورد نظر خود تشخیص دهند.

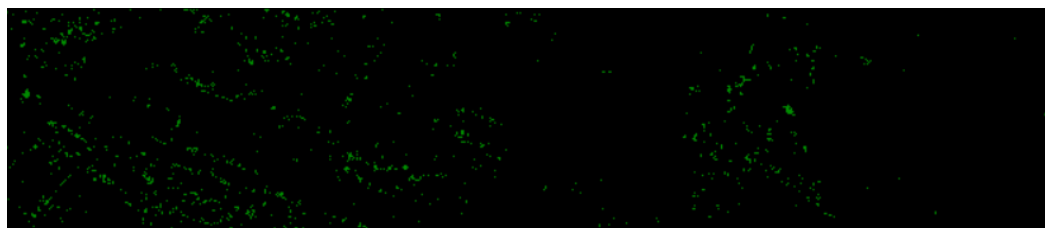
به همین منظور، وجود یک عامل هماهنگ کننده الزامی است تا بتواند نواحی کاندیدای عوارض استخراج شده توسط هر عامل تشخیصی را با یکدیگر مقایسه کند و در صورت وجود تناقض پیغام رفع تناقضات را به هریک از عامل‌های تشخیصی ارسال نماید. در نهایت هریک از عامل‌های تشخیصی پس از دریافت پیغام با عملیات منطقی ویژه‌ای شروع به حل تناقضات پیش آمده می‌کنند. پس از اینکه هر عامل مکان-مبنای تشخیصی به کمک دانش تعریف شده خود تناقضات و اشتباهات احتمالی در تشخیص عارضه مورد نظر خود را حل کرد، بار دیگر نتایج خود را در صفحه زرد قرار می‌دهد. به این

همانطور که اشاره گردید، هر عامل نیازمند داشتن محیطی جهت قرارگیری و انجام مشاهدات و عملیات خود می‌باشد. در سیستم چند عاملی ارئه شده در این تحقیق عامل‌های تشخیص پوشش گیاهی از نواحی کاندیدای اولیه پوشش گیاهی بدست آمده به کمک شاخص گیاهی NDVI به عنوان محیط کار استفاده می‌کنند.

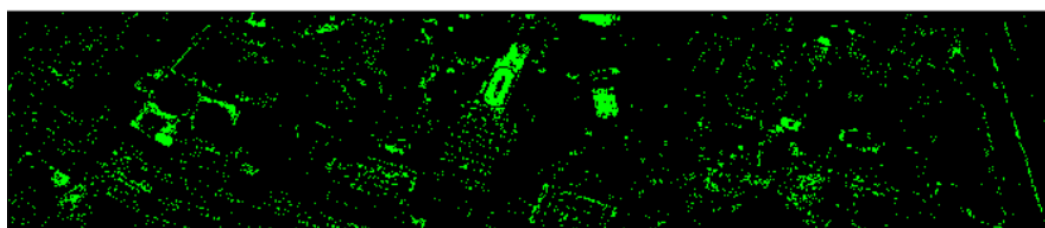
در این فرایند چهار عامل تشخیصی به تعداد چهار کلاس پوشش گیاهی داده موردنظر با نام‌های عامل درخت، عامل چمن سالم، عامل چمن تحت تنش و عامل چمن مصنوعی به کمک قوانین و براساس حدود آستانه مناسب حاصل از اطلاعات موجود در پایگاه دانش، عملیات تشخیص اتوماتیک عوارض پوشش گیاهی را انجام می‌دهند. جدول ۳

نتایج مجزای هر یک از عامل‌های تشخیص عارضه در صفحه زرد قرار داده می‌شود و عامل هماهنگ کننده با مقایسه آن‌ها تناقضات احتمالی که به دلیل شباهت طیفی بین عوارض پوشش گیاهی به وجود آمده را شناسایی می‌کند. شکل ۵ (الف تا د) نتایج اولیه هریک از عامل‌های تشخیصی را نشان می‌دهد. در این تحقیق، بین نتایج تشخیص عوارض چمن سالم و چمن تحت تنش تناقضاتی مشاهده شد که عامل‌های طرفین

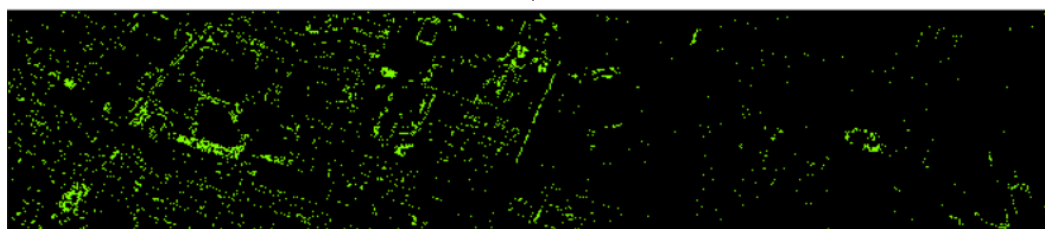
تناقض، به کمک قوانین و حدود آستانه مناسب که برای آن‌ها تعریف شده است نسبت به حل تناقضات اقدام نمودند. در نهایت، نتایج حاصل از هر عامل بار دیگر در صفحه زرد قرار داده می‌شود. در شکل ۵ (ح) نتیجه نهایی سیستم چندعاملی در قالب نواحی کاندیدای مربوط به عوارض پوشش گیاهی درخت، چمن سالم، چمن تحت تنش و چمن مصنوعی پس از حل تناقضات در کل منطقه نشان داده شده است.



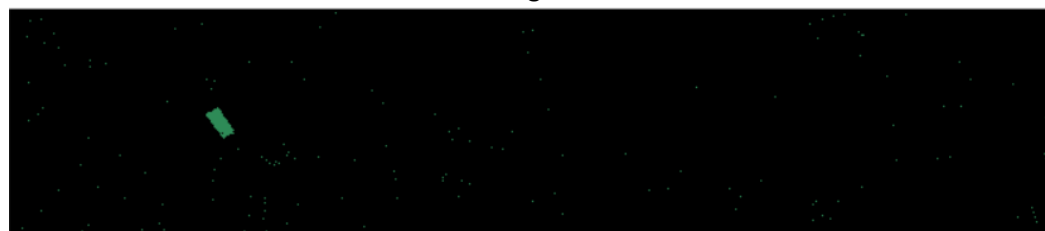
الف



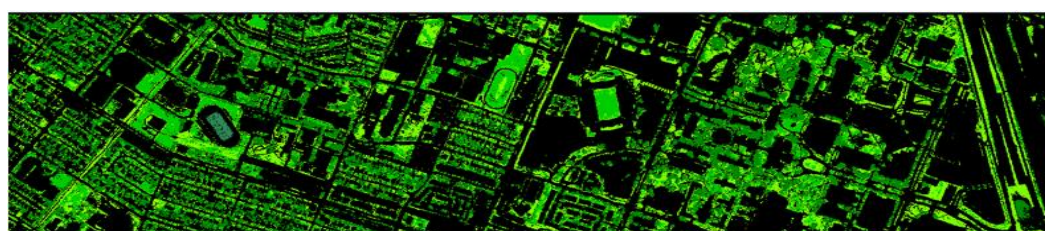
ب



ج



د



ح

چمن سالم چمن تحت تنش چمن مصنوعی درخت

شکل ۵- نتیجه حاصل از عامل‌های تشخیصی (الف) درخت، (ب) چمن سالم، (ج) چمن تحت تنش، (د) چمن مصنوعی، (ح) نتیجه نهایی پس از رفع تناقضات

با نتایج سیستم چندعاملی پیشنهادی دارند. با این حال، سیستم چندعاملی توانسته نتایجی تقریباً مشابه روش های طبقه بندی قوی تر مانند نگاشت زاویه طیفی تولید نماید.

۵- نتیجه گیری و پیشنهادات

به منظور شناسایی عوارض پوشش گیاهی، دانستن وضعیت، شرایط و روند رشد یا کاهش این عوارض که یکی از کلیدهای مدیریتی برای کلان شهرهاست، در این تحقیق روشی مبتنی بر سیستم های چندعاملی به منظور تشخیص عوارض پوشش گیاهی براساس ادغام داده های فراطیفی و لیدار در سطح تصمیم گیری ارائه شده است. در این روش از اطلاعات طیفی حاصل از داده های فراطیفی به منظور طبقه بندی و شناسایی عوارض پوشش گیاهی استفاده می شود اما به علت شباهت طیفی بین گونه های مختلف عوارض پوشش گیاهی امکان بروز اشتباهاتی وجود دارد که استفاده از اطلاعات ارتفاعی حاصل از داده لیدار به منظور رفع آن می تواند بسیار کارآمد باشد. همچنین تشخیص انواع عوارض پوشش گیاهی در مناطق شهری به علت مجاورت با عوارض مختلف در مواردی دچار پیچیدگی و تناقضاتی می گردد. که در این تحقیق به منظور رفع این مشکلات از یک سیستم چند عاملی در حیطه هوش مصنوعی توزیع یافته به عنوان یک ابزار قدرتمند جهت بهبود نتایج تشخیص عوارض و طبقه بندی داده های سنجش از دور استفاده شده است. نتایج نشان می دهد که ادغام داده های فراطیفی و لیدار و استفاده از سیستم چند عاملی باعث بهبود نتایج طبقه بندی می شود. به منظور بهبود روش پیشنهادی و برطرف کردن محدودیت های موجود در آن، تحقیقات آتی می تواند در زمینه بهینه سازی فضای ویژگی متمرکز شود. در این زمینه می توان با استخراج ویژگی هایی مانند شیب، اطلاعات سطح و ویژگی های بافت از داده لیدار به استخراج بهتر عوارض کمک کرد. به علاوه با استفاده از روش های بهینه سازی می توان بهترین زیرمجموعه از ویژگی ها را برای تشکیل پایگاه دانش انتخاب کرد.

به منظور ارزیابی هرچه بیشتر مدل پیشنهادی و تعیین تاثیر ادغام داده فراطیفی و لیدار و همچنین تاثیر سیستم چندعاملی در نتایج طبقه بندی، نتایج در سه حالت زیر بررسی گردید:

- اعمال سیستم چندعاملی بر روی ادغام داده های فراطیفی و لیدار
 - اعمال سیستم چندعاملی بر روی داده فراطیفی
 - مقایسه نتایج روش پیشنهادی با نتایج طبقه بندی به روش بیشترین شباهت و نگاشت زاویه طیفی^۱
- جدول ۴ دقت کلی و ضریب کاپا را در سه ارزیابی فوق الذکر مقایسه می کند. نتایج نشان می دهد که دقت کلی در نتایج سیستم چندعاملی برای حالتی که از داده فراطیفی به تنهایی استفاده شده است حدود ۷۱٪ است و در حالتی که از ادغام داده فراطیفی و لیدار استفاده شود، حدود ۸۷٪ است. شایان ذکر است که سیستم چندعاملی در شرایط کاملاً یکسان از نظر ویژگی ها و قوانین طبقه بندی به کاررفته در آن، هم بر روی داده های فراطیفی و لیدار و هم بر روی داده فراطیفی به تنهایی اعمال شده است. این بدین معناست که نتایج حاصل از ارزیابی دقت مبتنی بر قابلیت های سیستم چندعاملی توانسته تنها ادغام داده ها را ارزیابی نماید.

جدول ۴- نتایج طبقه بندی در سه حالت مختلف

روش های طبقه بندی	دقت کلی	کاپا
سیستم چندعاملی بر روی ادغام داده فراطیفی و لیدار	۸۷/۱۶٪	۰/۸۲
سیستم چندعاملی بر روی داده فراطیفی	۷۱/۶۳٪	۰/۶۲
طبقه بندی کننده بیشترین شباهت	۸۰/۵۸٪	۰/۷۳
طبقه بندی کننده نگاشت زاویه طیفی	۸۸/۲٪	۰/۸۵

در مقایسه نتایج حاصل از روش پیشنهادی با نتایج سایر طبقه بندی کننده ها، در حالتی که از روش بیشترین شباهت برای طبقه بندی استفاده شده و کلیه ویژگی های موراستفاده در طبقه بندی چندعاملی در نظر گرفته شده اند، دقت کلی در حدود ۸۰٪ است. در حالتی که از طبقه بندی کننده نگاشت زاویه طیفی استفاده شده، دقت کلی در حدود ۹۰٪ بدست آمده است. این نتایج نشان می دهند که نتایج طبقه بندی کننده های با توان متوسط مانند بیشترین شباهت اختلاف زیادی

^۱ Spectral Angle Mapper (SAM)

مراجع

- [1] MOHAMMADYARI, F., POURKHABBAZ, H., TAVAKKOLI, M., & AGHDAR, H. (2015). "EGETATION MAPPING AND MONITORING OF ITS CHANGE USING REMOTE SENSING AND GIS TECHNIQUES" (CASE STUDY: BEHBAHAN TOWNSHIP). 23-34.
- [2] Patil, R., Miao, X., Heaton, J., & Tracy, C. R. (2006, May). "Detection and Classification of Plant Species through SpecTIR Airborne Hyperspectral Imagery in Clark County, Nevada." In ASPRS 2006 Annual Conference. ASPRS. Reno, Nevada (Vol. 1)
- [3] Wulder, M. A., White, J. C., Coops, N. C., & Orllepp, S. (2009). "Remote sensing for studies of vegetation condition: Theory and application." The SAGE handbook of remote sensing, 357-367.
- [4] Yoon, T. (2008). "Object recognition based on multi-agent spatial reasoning" (Doctoral dissertation, The Ohio State University).
- [5] Mahmoudi, F. T., Samadzadegan, F., & Reinartz, P. (2014). "Multi-Agent Recognition System based on Object Based Image Analysis Using WorldView-2." Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 80(2), 161-170.
- [6] Melgani, F., & Bruzzone, L. (2004). "Classification of hyperspectral remote sensing images with support vector machines." IEEE Transactions on geoscience and remote sensing, 42(8), 1778-1790.
- [7] Ham, J., Chen, Y., Crawford, M. M., & Ghosh, J. (2005). "Investigation of the random forest framework for classification of hyperspectral data." IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 43(3), 492-501.
- [8] Del Frate, F., Pacifici, F., Schiavon, G., & Solimini, C. (2007). "Use of neural networks for automatic classification from high-resolution images." IEEE transactions on geoscience and remote sensing, 45(4), 800-809.
- [9] Muller, K. R., Mika, S., Ratsch, G., Tsuda, K., & Scholkopf, B. (2001). "An introduction to kernel-based learning algorithms." IEEE transactions on neural networks, 12(2), 181-201.
- [10] Bala Subramanyam, C., Naga Lakshmi, G. (2014). "Hyperspectral Image Classification Using SVM," International Journal Of Engineering And Computer Science. vol. 3, no. 9, pp. 8116-8119.
- [11] Wang, Y., & Duan, H. (2018). "Classification of hyperspectral images by SVM using a composite kernel by employing spectral, spatial and hierarchical structure information." Remote Sensing, 10(3), 441.
- [12] Cobby, D. M., Mason, D. C., Horritt, M. S., & Bates, P. D. (2003). "Two-dimensional hydraulic flood modelling using a finite-element mesh decomposed according to vegetation and topographic features derived from airborne scanning laser altimetry." Hydrological processes, 17(10), 1979-2000.
- [13] Mason, D. C., Cobby, D. M., Horritt, M. S., & Bates, P. D. (2003). "Floodplain friction parameterization in two-dimensional river flood models using vegetation heights derived from airborne scanning laser altimetry." Hydrological processes, 17(9), 1711-1732.
- [14] Lodha, S. K., Helmbold, D. P., Kreps, E. J., & Fitzpatrick, D. (2006). "Aerial LiDAR Data Classification using Support Vector Machines (SVM)." School of Engineering University of California,
- [15] Samadzadegan, F., Tabib Mahmoudi, F., & Schenk, T. (2010). "An agent-based method for automatic building recognition from lidar data." Canadian Journal of Remote Sensing, 36(3), 211-223.
- [16] Samadzadegan, F. (2004, July). "Object extraction and recognition from LIDAR data based on fuzzy reasoning and information fusion techniques." In Proceedings of the ISPRS Congress in Istanbul (p. 921).
- [17] Rottensteiner, F., & Jansa, J. (2002). "Automatic extraction of buildings from LIDAR data and aerial images." International Archives of Photogrammetry Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 34(4), 569-574.
- [18] Debes, C., Merentitis, A., Heremans, R., Hahn, J., Frangiadakis, N., van Kasteren, T., ... & Philips, W. (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, 7(6), 2405-2418.
- [19] Bigdeli, B., Samadzadegan, F., & Reinartz, P. (2013). "Classifier fusion of hyperspectral and lidar remote sensing data for improvement of land covers classification." International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 1, W3.
- [20] Ghamisi, P., Benediktsson, J. A., & Phinn, S. (2015). "Land-cover classification using both hyperspectral and LiDAR data." International Journal of Image and Data Fusion, 6(3), 189-215.
- [21] Man, Q., Dong, P., & Guo, H. (2015). "Pixel-and feature-level fusion of hyperspectral and lidar data for urban land-use classification." International Journal of Remote Sensing, 36(6), 1618-1644.

- [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*, 38, 309-320.
- [23] 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*, 50(1), 222-236.44
- [24] Mahmoudi, F. T., Samadzadegan, F., & Reinartz, P. (2013). "Object oriented image analysis based on multi-agent recognition system." *Computers & Geosciences*, 54, 219-230.