

استخراج عوارض از مناطق شهری براساس استفاده همزمان داده‌های راداری، چندطیفی و لیدار

بهناز بیگدلی

استادیار دانشکده مهندسی عمران - دانشگاه صنعتی شاهرود
bigdeli@shahroodut.ac.ir

(تاریخ دریافت بهمن ۱۳۹۴، تاریخ تصویب اسفند ۱۳۹۶)

چکیده

در سال‌های اخیر داده‌های راداری به منظور استخراج عوارض مورد استفاده و توجه قرار گرفته‌اند. مستقل بودن سنجنده‌های راداری از شرایط آب و هوایی و تابش خورشیدی در کنار قابلیت نفوذ امواج ماکروویو در بسیاری از عوارض زمینی، باعث شده است استفاده از آنها در زمینه طبقه بندی عوارض زمینی شدت یابد. در این میان اطلاعات جمع آوری شده توسط سیستم‌های سنجش از دوری راداری بسیار متفاوت از سنجنده‌های معمول نوری است که تفسیر این داده‌ها را بسیار مشکل‌تر از داده‌های نوری می‌سازد. به همین دلیل معمولاً می‌توان از داده‌های راداری در کنار داده‌های نوری به منظور طبقه بندی و شناسایی عوارض زمینی استفاده کرد. ادغام داده‌های سنجش از دوری به منظور استفاده از مزایای هر یک از آنها و رفع عیوب آنها از دیرباز مورد توجه فراوان بوده است. تحقیق پیش رو روشی بر پایه استفاده همزمان داده‌های راداری را در کنار داده‌های نوری و لیدار به منظور بهبود نتایج طبقه بندی در مناطق شهری ارائه می‌دهد. ابتدا الگوریتم‌های مختلف استخراج ویژگی برای هر سه داده سنجش از دوری اجرا می‌شوند تا فضای ویژگی گسترش یابد. در مرحله دوم یک روش انتخاب ویژگی براساس الگوریتم کلونی مورچگان بهترین زیرمجموعه از ویژگی‌های حاصل را انتخاب می‌کند. سپس روش‌های طبقه بندی مختلفی مانند ماشین بردار پشتیبان (SVM)، بیشترین شباهت (ML) و نزدیکترین همسایگی (KNN) به منظور طبقه بندی فضای ویژگی انتخاب شده بکار برده می‌شوند. با ایجاد مجموعه تصمیم‌ها حاصل از طبقه بندی کننده‌های مختلف، روش ادغام وزن‌دار به منظور ادغام نتایج طبقه بندی کننده‌ها بکار برده می‌شود. به منظور ارزیابی روش پیشنهادی از مجموعه داده‌ای شامل داده راداری حاصل از سنجنده TerraSAR-X، داده چندطیفی حاصل از سنجنده WorldView-2 و داده لیدار استفاده می‌شود. این مجموعه داده از منطقه سانفرانسیسکو در آمریکا با قدرت تفکیک مکانی ۱ متر تهیه شده است. نتایج حاصل نشان می‌دهد روش پیشنهادی مبتنی بر استفاده همزمان سه داده راداری، نوری و لیزری می‌تواند باعث افزایش دقت مناسب برای برخی کلاسها و یا اندک برای دیگر کلاسها شود. همچنین نتایج ادغام در مقایسه با نتایج طبقه بندی هر داده به صورت مجزا می‌تواند بهبود متفاوتی را ایجاد کند.

واژگان کلیدی: داده‌های راداری، داده‌های چندطیفی، لیدار، ادغام داده، استخراج عوارض

۱- مقدمه

با توجه به پیشرفت روزافزون در زمینه تولید سنجنده‌های سنجش از دوری، در سال‌های اخیر استفاده از انواع مختلف سنجنده‌های نوری، راداری و لیزری به منظور شناسایی عوارض زمینی مورد توجه قرار گرفته است. در این میان سنجنده‌های راداری در سال‌های اخیر در کاربردهای مختلف شهری، کشاورزی و محیطی مورد استفاده قرار گرفته‌اند. استفاده از این داده‌ها به منظور طبقه بندی عوارض زمینی در تحقیقات فراوانی مورد استفاده قرار گرفته است [۱-۳]. یکی از مسائل مهم در این زمینه، انتخاب بهترین روش طبقه بندی به منظور طبقه بندی داده‌های راداری است. Del frate و همکاران به ارزیابی توانایی شبکه‌های عصبی در طبقه بندی محصولات کشاورزی با استفاده از داده‌های رادار باند C پرداختند. آنها ماتریس ابهام را برای هفت کلاس از محصولات کشاورزی با استفاده از شبکه‌های عصبی محاسبه کردند. به علاوه این تحقیق تأثیر افزایش تعداد پلاریزاسیون و زمان‌های جمع‌آوری اطلاعات را مورد بررسی قرار داد [۱]. Benediktsson و همکاران [۲] و Chen و همکاران [۳] نیز از شبکه‌های عصبی به منظور طبقه بندی داده‌های راداری بهره جستند. Bruzzone و همکاران از یک روش جدید براساس شبکه‌های عصبی برای طبقه بندی داده‌های راداری استفاده کردند. روش پیشنهادی آنها شامل سه مرحله بوده است. ابتدا مرحله پیش پردازش دوم استخراج ویژگی‌ها و در انتها از شبکه‌های عصبی براساس RBF^۱ برای طبقه بندی استفاده شد. روش پیشنهادی بهبود دقت طبقه بندی را در داده‌های راداری در مقایسه با سایر طبقه بندی کننده‌ها بدست آورد [۴].

Lee و همکاران به مقایسه طبقه بندی داده‌های پلاریزاسیون‌های مختلف پرداختند و به این منظور از روش طبقه بندی بر مبنای بیشترین شباهت برای شناسایی درختان و پوشش‌های گیاهی بهره جستند. Nystuen از طبقه بندی داده‌های راداری برای شناسایی مناطق یخی استفاده کرد. آنها ویژگی‌های مختلف بافتی و آماری را از داده راداری استخراج کردند و با طبقه بندی دسته‌های مختلف این ویژگی‌ها، تأثیر آنها در بهبود نتایج طبقه بندی را مورد بررسی قرار دادند [۵].

تحقیقات صورت گرفته در زمینه طبقه بندی داده‌های راداری نشان داد استفاده از این داده‌ها برای طبقه بندی عوارض زمینی با محدودیت‌هایی مواجه است. هندسه خاص سیستم تصویربرداری راداری که باعث ایجاد پدیده‌های نامطلوبی مانند سایه، خوابیدگی^۲ و کوتاه شدگی^۳ می‌شود در کنار پروسه بازپخش پیچیده امواج ماکروویو و وجود نویز اسپکل از جمله این محدودیت‌ها می‌باشد [۷-۶]. به دلیل این محدودیت‌ها، استفاده از سایر داده‌های سنجش از دوری به ویژه داده‌های نوری در کنار داده‌های راداری می‌تواند به شناسایی هر چه بهتر عوارض زمینی کمک کند.

Hedhi و همکاران از روشی براساس مدل مارکوفین سلسله مراتبی برای طبقه بندی داده‌های راداری و نوری بهره جستند. نتایج این تحقیق نشان می‌دهد استفاده از داده‌های راداری در کنار داده‌های نوری به بهبود نتایج طبقه بندی در بسیاری از کلاس‌های عوارض زمینی کمک می‌کند [۷]. Crosetto و همکاران از داده‌های نوری استریو حاصل از سنجنده SPOT در کنار داده‌های راداری به منظور تهیه مدل رقومی زمین استفاده کردند [۸]. در بررسی‌های جدیدتر Joshi و همکاران در سال ۲۰۱۶ به بررسی مجموعه مقالاتی که تاکنون در زمینه استفاده همزمان داده‌های راداری و سایر داده‌های سنجش از دوری انتشار یافته است، پرداختند [۹]. Bao و همکاران روش طبقه بندی براساس استفاده از ماشین بردار پشتیبان (SVM) را برای ادغام داده‌های راداری TerraSAR-X و داده چندطیفی ALOS بکار بردند. آنها پس از اعمال تصحیحات هندسی و رادیومتریک دو تصویر را ادغام کرده و سپس از طبقه بندی نظارت شده SVM برای طبقه بندی نتیجه ادغام استفاده کردند [۱۰]. Cao و همکاران داده‌های ERS-2 و لندست را برای طبقه بندی عوارض روی زمین در مناطق شهری با هم ادغام کردند. آنها از ترکیبی از شبکه‌های عصبی و الگوریتم ژنتیک به این منظور بهره جستند [۱۱]. در روشهای جدیدتر ادغام براساس پیکسل، Reiche و همکاران از ادغام داده‌های نوری و راداری برای کشف و شناسایی جنگل زدایی استفاده کردند. آنها اندکس گیاهی اختلافات نرمالیزه شده (NDVI) حاصل از داده لندست را با سری‌های زمانی داده

^۲ Layover^۳ Foreshortening^۱ Radial Basis Function

روش پس از استخراج فضای ویژگی مناسب از هر داده، بهترین زیر مجموعه ویژگی‌ها انتخاب می‌شود. سه روش طبقه بندی برای طبقه بندی فضای ویژگی حاصل بکار می‌روند و در نهایت روشی بر مبنای حداکثر رأی وزن دار به منظور ادغام نتایج و تولید خروجی نهایی بکار برده می‌شود.

۲- روش طبقه بندی پیشنهادی با استفاده از داده‌های راداری، چندطیفی و لیدار

با توجه به معایب و مزایای سنجنده‌های مختلف سنجش از دور به ویژه داده‌های راداری و نوری، استفاده همزمان از این دو نوع سنجنده می‌تواند بر معایب و ضعف‌های هر یک از داده‌ها غلبه کند و از مزایای هر دو داده بهره مند شود. به این منظور روش پیشنهادی سعی دارد از داده‌های چندطیفی در کنار داده‌های راداری به منظور بهبود نتایج طبقه بندی استفاده کند. به علاوه این روش از مزایای داده لیدار حاصل از منطقه در کنار دو داده مذکور نیز بهره خواهد جست. روش پیشنهادی شامل گام‌ها و مراحل زیر می‌باشد:

- مرحله اول: استخراج ویژگی^۱: در این مرحله پس از انجام پیش پردازش روی داده‌های چندطیفی، راداری و لیدار ویژگی‌های مناسب از این داده‌ها استخراج می‌شوند.
- مرحله دوم: انتخاب ویژگی‌های مناسب: در این مرحله با استفاده از الگوریتم بهینه سازی کلونی مورچگان^۲ بهترین زیرمجموعه از ویژگی‌های حاصل از هر سه داده انتخاب می‌شود.
- مرحله سوم: طبقه بندی: در این مرحله سه روش طبقه بندی ماشین بردار پشتیبان (SVM)^۳، بیشترین شباهت^۴ و K نزدیکترین همسایگی^۵ به منظور طبقه بندی فضای ویژگی انتخابی بکار برده می‌شوند.
- مرحله چهارم: ادغام نتایج: در این مرحله نتایج حاصل از سه روش طبقه بندی به وسیله روش رأی گیری وزندار ادغام می‌شوند. در این روش دقت کلی (OA)^۶ هر طبقه بندی کننده به عنوان وزن آن طبقه بندی کننده در نظر گرفته می‌شود.

ALOS PALSAR ادغام کردند [۱۲]. بسیاری از روشهایی که در بالا به آن اشاره شد در زمره روش‌های ادغام براساس پیکسل جای می‌گیرند. Ban و همکاران یک روش عارضه مبنا (object based) را برای ادغام داده‌های راداری و نوری بکار بردند [۱۳].

نسبت به ادغام داده‌های نوری و راداری، تحقیقات کمتری بر ادغام داده‌های راداری و لیدار تمرکز داشتند. Kaasalainen و همکاران از ادغام داده‌های لیدار و داده‌های راداری در کاربردهای محیط جنگلی و برای تخمین زیست توده استفاده کردند. مهمترین دلیل استفاده از داده‌های لیدار در ادغام با داده‌های راداری، استفاده از ارتفاعات زمینی بدست آمده از لیدار برای بهبود زیست توده نواحی بزرگ تخمین زده شده توسط داده رادار است [۱۴]. Barbanson و همکاران از ادغام ابر نقاط لیدار با تصاویر راداری در مناطق جنگلی و به منظور طبقه بندی عوارض استفاده کردند. پنج کلاس ساختمان، جاده، گیاهان، آب و جنگل از ادغام این دو داده بدست آمده است. در روش پیشنهادی دو داده در مرحله ویژگی با یکدیگر ادغام شدند و طبقه بندی نظارت شده به منظور استخراج عوارض روی فضای ویژگی حاصل بکار رفت [۱۵].

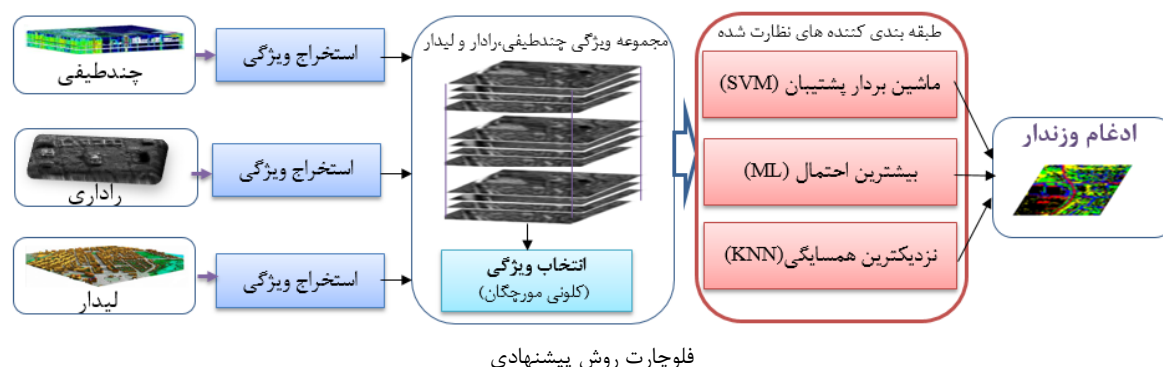
تعدادی از تحقیقات از ادغام هر سه داده راداری، نوری و لیدار در کاربردهای سنجش از دوری و به ویژه مطالعات جنگل استفاده کرده اند. Hagen و همکاران از سه داده لیدار از سنجنده LVIS، داده راداری از سنجنده STRM و داده نوری از سنجنده لندست به منظور بررسی جنگلها استفاده کردند. آنها از داده تداخل سنجی رادار، داده نوری و داده‌های کمکی دیگر برای ماسک کردن نواحی جنگلی استفاده شد. سپس آنها از داده‌های لیدار به منظور شناسایی ارتفاع جنگلها استفاده کردند [۱۶]. Kellndorfer و همکاران از داده‌های نوری، راداری و لیدار در کاربرد NFMS (National forest monitoring system) و در کاربردهای بررسی جنگل استفاده کردند. هدف آنها بررسی میزان کربن و تأثیر آن بر انسانها بوده است [۱۷]. مقالات مذکور از داده‌های نوری، راداری و لیدار در کاربردهای مناطق جنگلی و به هدفی غیر از تشخیص عوارض بهره جسته اند [۱۸].

تحقیق پیش رو در کنار داده‌های راداری از داده‌های سنجنده‌های چندطیفی و همچنین لیدار به منظور طبقه بندی عوارض در مناطق شهری استفاده می‌کند. در این

^۱ Feature Extraction
^۲ Ant Colony Optimization
^۳ Support Vector Machine
^۴ Maximum Likelihood
^۵ K-nearest neighbor
^۶ Overall Accuracy

روش پیشنهادی در این تحقیق دارای مزایا و اهداف مشخصی می‌باشد. در این تحقیق سعی شده است از سه داده و سه سنجنده متفاوت سنجش از دوری (راداری، نوری و لیزر اسکنر) در کنار یکدیگر استفاده شود. استفاده همزمان از این سه داده می‌تواند باعث شود مزایای هر داده معایب داده دیگر را بپوشاند و تصمیم گیری نهایی در

مورد ماهیت عوارض را بهبود بخشد. به علاوه ادغام این دو داده با توجه به تفاوت ماهیت آنها، در سطح تصمیم گیری انجام می‌شود تا اطلاعات مربوط به هر سه داده در نظر گرفته شود و مشکلات ادغام داده در سطوح پایین‌تر مانند پیکسل و ویژگی وجود نداشته باشد.



۲-۱- استخراج ویژگی

در مورد داده‌های راداری تک پلاریزه داده‌های دامنه، فاز و شدت به عنوان ویژگی‌های این داده بکار برده می‌شوند. در زمینه تصویر ماهواره‌ای چندطیفی، همه باندهای این داده می‌تواند به عنوان ویژگی نیز مورد استفاده قرار گیرد. علاوه بر این باندها، ویژگی‌های استخراجی از این داده شامل موارد زیر است:

۲-۱-۱- شاخص‌های گیاهی

از جمله شاخص‌های گیاهی مورد استفاده برای داده‌های چندطیفی می‌توان به موارد زیر اشاره کرد: شاخص نسبت گیاهی (RVI)^۱: این شاخص بر اساس نسبت گیری ساده باندها بوده و در مناطق دارای پوشش گیاهی، حاوی مقادیر بیشتری می‌باشد [۱۹]. زیرا بازتاب‌های مربوط به باند قرمز و مادون قرمز نزدیک در مناطق بدون پوشش گیاهی دارای مقادیر نسبتاً نزدیکی به هم می‌باشند ولی در مناطق دارای پوشش گیاهی مقادیر باند مادون قرمز نزدیک بیشتر می‌باشند.

$$RVI = \frac{R}{NIR} \quad (۱)$$

شاخص گیاهی تفاضلی نرمال شده (NDVI)^۲: نسبت به کلروفیل یا سبزیگی گیاهان حساس می‌باشد و دلیل آن جذب بالا و انعکاس پایین امواج در محدوده مرئی و جذب پایین و انعکاس بالای امواج در محدوده مادون قرمز نزدیک می‌باشد [۲۰]. بنابراین مقادیر NDVI برای مناطقی که دارای پوشش گیاهی سبز رنگ می‌باشند، زیاد و برای مابقی مناطق کم می‌باشد.

$$NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R} \quad (۲)$$

شاخص گیاهی تعدیل خاک (SAVI)^۳: در مکان‌هایی که پوشش گیاهی کم است و زمین خاکی بدون پوشش وجود دارد، میزان بازتاب نور در باند قرمز و مادون قرمز می‌تواند شاخص گیاهی را دچار مشکل کند. زیرا خاک‌های متفاوت بازتاب‌های متفاوتی دارند، از اینرو شاخص برای اصلاح NDVI ارائه گشت تا در جهت تصحیح تاثیر روشنایی خاک در زمانی که پوشش گیاهی کم است استفاده گردد [۲۱]. ساختار SAVI بسیار شبیه NDVI است، اما دارای فاکتور تصحیح روشنایی خاک است.

$$SAVI = \frac{NIR - R}{NIR + R + L} \times (1 + L) \quad (۳)$$

^۲ Normalized Difference Vegetation Index
^۳ Soil Adjusted Vegetation Index

^۱ Ratio Vegetation Index

(رابطه ۷) در سطح تصویر پارامترهای مختلف را محاسبه می‌نمایند.

$$p(z_i) = \frac{N(z_i)}{N} \quad (7)$$

توصیف‌گرهای آماری مرتبه اول تنها با استفاده از هیستوگرام تصویر محاسبه می‌گردند و هیچ اطلاعاتی در مورد موقعیت نسبی پیکسل‌ها در اختیار کاربر قرار نمی‌دهند [۲۳]. اما در نظر گرفتن موقعیت نسبی شدت‌ها علاوه بر توزیع آن‌ها مهم می‌باشد. از این جمله می‌توان به موارد زیر اشاره کرد. کنتراست^۳: معیاری برای اندازه‌گیری میزان تفاوت‌های محلی درجات خاکستری یک پیکسل و همسایه‌های آن است [۲۳].

$$Contrast = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k (i-j)^2 p_{ij} \quad (8)$$

همگنی: در برآورد این معیار، برخلاف کنتراست به قطر اصلی وزن بیشتری داده می‌شود و نزدیکی مکانی توزیع عناصر در G را به قطر اندازه‌گیری می‌نماید. این معیار برای تصاویری که بخش‌های همگن بزرگی دارند و یا دارای کنتراست پایینی می‌باشند، مقدار بیشتری دارد [۱۴].

$$Homogeneity = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k \frac{p_{ij}}{1+|i-j|} \quad (9)$$

آنتروپی^۴: عیار اتفاقی بودن توزیع زوج درجات خاکستری است. این معیار برای توزیع همگن درایه‌های ماتریس هم‌رویدادی، بیشترین مقدار را خواهد داشت. بنابراین آنتروپی بالا نشان‌دهنده بافت ناهمگن تصویر و آنتروپی پایین نشان‌دهنده بافت همگن است [۲۳].

$$Entropy = - \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k p_{ij} \log_2 p_{ij} \quad (10)$$

همبستگی^۵: معیار وابستگی خطی در یک تصویر است و مقادیر بالای آن (نزدیک به ۱) نشان‌دهنده رابطه خطی میان درجات خاکستری جفت پیکسل‌ها و در یک تصویر می‌باشد [۲۳].

$$Correlation = \frac{\sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k (i-m_r)(j-m_c) p_{ij}}{\sigma^2} \quad (11)$$

انرژی: پارامتری برای اندازه‌گیری میزان نرمی تصویر می‌باشد و از رابطه زیر محاسبه می‌شود [۲۰].

شاخص تغییریافته تعدیل خاک گیاهی^۱ (MSAVI): دنبال عمل کردن در مناطقی می‌باشند که شاخص NDVI دارای محدودیت است، یعنی زمین‌های خاکی بدون عارضه که این شاخص دچار مشکل می‌شود [۲۲]. مشکل شاخص SAVI در تعیین فاکتور تصحیح روشنایی خاک (L) است که توسط اپراتور تعیین می‌شود. در نتیجه تعیین اینکه در چه حد پوشش گیاهی چه مقدار L مناسب است، دارای روش مناسبی برای محاسبه نیست.

$$MSAVI1 = \frac{NIR - R}{NIR + R + L} \times (1 + L) \quad (4)$$

۲-۱-۲- فضاهای رنگی

فضای رنگی YIQ: مولفه‌های قرمز، آبی و سبز در این سیستم یک سیگنال روشنایی (Y) و دو سیگنال رنگ (Q, I) تولید می‌کنند [۲۳]. بین سیگنال‌های I, Y و Q و سه باند R, G و B رابطه زیر برقرار می‌باشد

$$\begin{bmatrix} Y \\ I \\ Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ 0.595716 & -0.274453 & -0.321263 \\ 0.211456 & -0.522591 & 0.311135 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (5)$$

فضای رنگی HSI^۲: Hue خصوصیتی است که خلوص رنگ را تعیین می‌کند، Saturation میزان دخالت نور سفید را در رنگ تعیین می‌کند و در نهایت روشنایی با پارامتر Intensity استفاده می‌شود. نحوه بدست آوردن مدل HSI با استفاده از باندهای قرمز (R)، سبز (G) و آبی (B) تصاویر را می‌توان در تحقیق [۲۳] مشاهده کرد.

فضای رنگی YCbCr: در این فرمت، اطلاعات luminance در قالب Y و اطلاعات رنگی در قالب دو جز Cb و Cr ذخیره می‌شوند. Cb مبین تفاوت بین باند آبی با مقدار مرجع و Cr مبین تفاوت بین جز قرمز با مقدار مرجع می‌باشد.

$$\begin{bmatrix} Y \\ Cb \\ Cr \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 16 \\ 128 \\ 128 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 65.481 & 128.533 & 24.966 \\ -37.797 & -74.203 & 112.000 \\ 112.000 & -93.786 & -18.214 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (6)$$

۲-۱-۳- ویژگی‌های آماری مرتبه اول و دوم

توصیف‌گرهای آماری مرتبه اول براساس هیستوگرام شدت یک تصویر و یا احتمال رخداد درجات خاکستری

^۳ Contrast
^۴ Entropy
^۵ Correlation

^۱ Modified Soil Adjusted Vegetation Index
^۲ Hue, Saturation, Intensity

$$Energy = - \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k p_{ij}^2 \quad (12)$$

۲-۱-۴- ویژگی‌های استخراجی از داده لیدار

مدل رقومی سطحی نرمال شده: داده‌های فاصله لیدار به صورت مستقیم یک رویه از سطح زمین به همراه تمام عوارض طبیعی و مصنوعی روی آن، که به آن مدل رقومی سطح^۱ گفته می‌شود، در اختیار ما قرار می‌دهند. با محاسبه رویه لخت و بدون عوارض سطح زمین (مدل رقومی ارتفاعی)^۲ می‌توان به توصیف‌گر مهم و ارزشمندی به نام nDSM دست یافت که تنها شامل عوارض دارای ارتفاع روی سطح زمین است [۲۴].

$$nDSM = DSM - DTM \quad (13)$$

به منظور استخراج مدل رقومی زمین از داده‌های لیدار از اپراتورهای مورفولوژی استفاده شده است. جزئیات مربوط به این روش در تحقیق [۲۵] قابل مشاهده است. شاخص تفاضلی نرمال شده NDI^۳: امواج لیزر می‌توانند از منافذ پوشش گیاهی عبور کرده و توسط سطوح پایین‌تر منعکس گردند. NDI شاخص بسیار مهمی برای استخراج پوشش گیاهی و لبه ساختمان‌هاست.

$$NDI = \frac{FirstPulse - LastPulse}{FirstPulse + LastPulse} \quad (14)$$

شیب: برای محاسبه شیب از یک کرنل ۳×۳ و یک کرنل ۱×۳ استفاده می‌شود تا شیب در دو راستای عمودی و افقی بدست آید. این توصیف‌گر می‌تواند به تفکیک ساختمان‌ها از درختان کمک شایانی نماید [۲۶].

جهت شیب: اگر سطح DTM و یک نقطه خاص در نظر گرفته شوند، آن نقطه در جهات مختلف نسبت به خط عمود بر DTM دارای زوایای مختلفی است. بیشترین مقدار این زوایا، زاویه شیب می‌باشد که نشان دهنده شیب زمین در آن نقطه است [۲۷]. آزمایشات این خط جهتی را نشان می‌دهد که شیب سطح به آن سمت است و به آن Aspect می‌گویند

$$Aspect = \tan^{-1} \left(\frac{\partial f / \partial x}{\partial f / \partial y} \right) \quad (15)$$

^۱ Digital Surface Model (DSM)

^۲ Digital Terrain Model (DTM)

^۳ Normalized Difference Index

میزان زبری^۴: زبری میزانی برای تعیین بافت سطح است و با تعیین میزان تغییرات عمودی بر سطح نسبت به سطح صاف واقعی تعیین می‌شود. در صورتی که این تغییرات زیاد باشد سطح زبر و در صورت کم بودن نرم است [۲۶].

$$R_a = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |z_i|, n = \{1, 2, \dots, 9\} \quad (16)$$

لاپلاسن: عملگر لاپلاس عملگر دیفرانسیلی مرتبه دوم است که بر فضای n-بعدی اقلیدسی عمل می‌کند و برابر است با دیورژانس [۲۶].

$$\Delta f = \nabla^2 f = \sum_{i=1}^n \frac{\partial^2 f}{\partial x_i^2} \quad (17)$$

۲-۲- انتخاب ویژگی‌ها براساس الگوریتم بهینه سازی کلونی مورچگان

الگوریتم بهینه سازی براساس کلونی مورچگان یکی از روش‌های مبتنی بر هوش جمعی است. کلونی مورچگان از گروهی از مورچه‌ها تشکیل شده‌اند که رفتار آنها واکنشی به درک آنها از محیط است. تعامل بین ذرات در کلونی مورچه‌ها به صورت غیرمستقیم انجام می‌پذیرد. ارتباط غیر مستقیم بین مورچه‌ها به دو صورت امکان پذیر است: ارتباط از طریق یک ماده شیمیایی به نام فرومون در جست‌وجوی غذا یا ارتباط به کمک تغییرات فیزیکی محیط در حین ساخت قبرستان، لانه و مراقبت از کودکان. تاکنون از روش بهینه سازی بر مبنای کلونی مورچگان به منظور انتخاب ویژگی‌های بهینه در داده های سنجش از دوری به ویژه ابرطیفی و در انتخاب پارامترهای بهینه طبقه بندی کننده ماشین بردار پشتیبان استفاده شده است. جزئیات بیشتر این روش در تحقیقات فراونی قابل مشاهده است [۲۸].

پارامترهای این روش برای انتخاب بهترین زیرمجموعه از فضای ویژگی برای این تحقیق به شکل زیر انتخاب شدند: تعداد تکرار=۵۰، تعداد مورچه‌ها=۲۰، $\rho = 0.05, \alpha = 0.6, \beta = 0.9$.

۲-۳- روش‌های طبقه بندی مورد استفاده

به منظور طبقه بندی فضای ویژگی بهینه و به منظور تولید مجموعه‌ای از تصمیم‌های مختلف، سه روش طبقه بندی به شرح زیر مورد استفاده قرار می‌گیرند.

^۴ Roughness

پشتیبان چندکلاسه یک در مقابل همه است که برای طبقه بندی داده های سنجنش از دوری با بیش از دو کلاس مناسب می باشد. از آنجا که روش SVM در دسته روش های بر مبنای هسته مرکزی یا کرنل قرار می گیرد کرنل مورد استفاده در این تحقیق RBF می باشد.

$$K(x, x') = \exp(\lambda \|x - x'\|^2) \quad (20)$$

۲-۴- ادغام نتایج براساس حداکثر رأی وزندار

فرایند ایجاد مجموعه ای از طبقه بندی کننده ها و ادغام نتایج آنها با یکدیگر به منظور دستیابی به نتایج دقیق تر از هر یک از طبقه بندی کننده های به کار برده شده، ادغام طبقه بندی کننده ها یا تصمیم ها نام دارد. روش ادغام مورد استفاده در این تحقیق روشی مبتنی بر تئوری حداکثر رأی^۱ است. در این روش با تصمیم هر طبقه بندی کننده به صورت یک رأی برخورد می شود. در این روش اگر همه طبقه بندی کننده ها وزن و دقت یکسانی داشته باشند، تصمیم تمام طبقه بندی کننده ها برای یک نمونه ورودی، با وزن یکسان در نظر گرفته شده و تصمیم با بیشترین رأی به عنوان کلاس برنده برای نمونه ورودی معرفی می شود. ولی از آنجا که در روش پیشنهادی هر طبقه بندی دقت متفاوتی دارد از شیوه وزندار استفاده می شود. در وضعیت مذکور، نقش یا وزن طبقه بندی کننده هایی که دقت بیشتری دارند، در رأی گیری بیشتر می شود، در حالی که طبقه بندی کننده های با دقت کمتر وزن کمتری را در ادغام دریافت می کنند [۳۳].

$$g_j(x) = \sum_{j=1}^M d_{ij} \times b_j \quad (21)$$

b_j وزن مربوط به هر طبقه بندی کننده است که برای روش پیشنهادی در این تحقیق از دقت کلی (OA) هر طبقه بندی کننده به عنوان وزن آن استفاده شده است.

۳- داده مورد مطالعه

به منظور ارزیابی روش پیشنهادی، مجموعه داده ایی شامل تصویر چندطیفی سنجنده WorldView-2، سنجنده راداری TerraSAR-X و لیدار از منطقه

بیشترین شباهت: این روش که براساس مدل سازی آماری داده ها عمل می کند، در اختصار با ML نمایش داده می شود. طبقه بندی کننده ML کلاس هر نمونه را براساس میزان شباهت مدل آن نمونه به مدل واقعی داده های آن کلاس تعیین می کند. این روش طبقه بندی به طور معمول از مدل های نرمال چند-متغیری گوسین برای مجموعه ای m عضوی با n بعد به عنوان تابع مرکزی استفاده می کند. تابع چگالی احتمال گوسین یا PDF مطابق رابطه ۱۸ نمایش داده می شود:

$$g_{[m,c]} = \frac{1}{(\sqrt{2})^n \sqrt{\det(c)}} e^{-\frac{(x-m)^T C^{-1} (x-m)}{2}} \quad (18)$$

در این روش، محاسبه احتمال هر یک از کلاس ها برای داده های ورودی به الگوریتم، براساس تئوری بیز است. این تئوری سعی در محاسبه احتمال تعلق هر داده به تمامی کلاس های موجود دارد تا کلاس دارای بیشترین درجه احتمال را کلاس برنده معرفی کند [۲۹].

k- نزدیکترین همسایگی: یکی از پارامترهای اساسی در هر الگوریتم K-nn پارامتر k است که تعداد نزدیک ترین همسایگی های در نظر گرفته شده را بیان می کند. برای طبقه بندی یک نمونه نامعلوم، فاصله نمونه مورد نظر تا نمونه های معلوم یا آموزشی محاسبه و به تعداد k نمونه از نزدیک ترین همسایگی ها انتخاب می شود. در ادامه، از کلاس برنده در k نمونه انتخاب شده، برای تعیین کلاس نمونه نامعلوم استفاده می شود [۳۰].

ماشین بردار پشتیبان: ماشین های بردار پشتیبان یکی از روش های طبقه بندی نظارت شده خطی اند که به اختصار SVM خوانده می شود و اولین بار توسط Boser و Vapnik معرفی شدند [۳۱]. در تعریف ساده، SVM را می توان الگوریتمی دانست که طی آن دو کلاس به وسیله یک صفحه چندگانه جدا کننده که روی داده های آموزشی تعریف می شود، از هم جدا و مشخص می شوند. چنین مرز تصمیم گیری که توانایی طبقه بندی درست همه نمونه ها را دارد، با حل مسئله بهینه سازی مقید مطابق رابطه زیر به دست می آید:

$$\text{Minimize: } \frac{1}{2} \|w\|^2 \quad (19)$$

$$\text{Subject to: } y_i (w^T x_i + b) \geq 1$$

جزئیات بیشتر روش طبقه بندی ماشین های بردار پشتیبان در تحقیقات مختلف بررسی شده است [۳۲]. روش مورد استفاده در این تحقیق روش ماشین بردار

^۱ Majority Voting

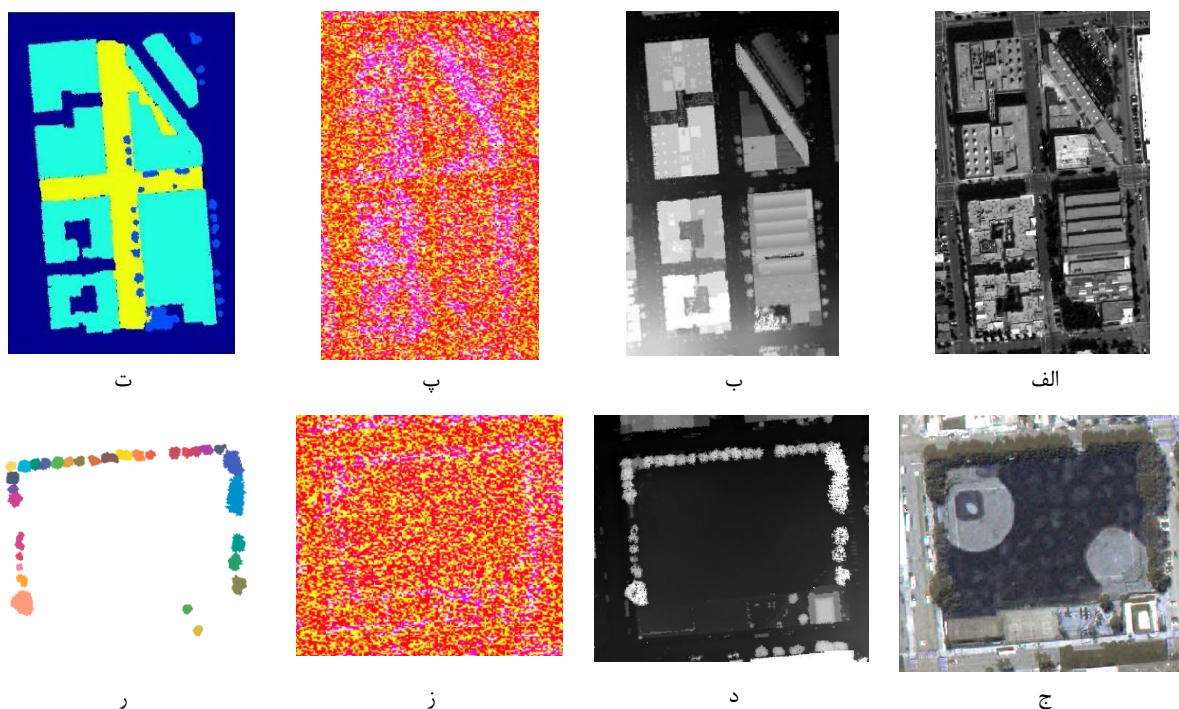
سانفرانسیسکو در ایالات متحده مورد استفاده قرار گرفته است. هر سه داده دارای قدرت تفکیک مکانی یک متر می‌باشند که داده‌های نوری و راداری در اکتبر ۲۰۱۰ و داده لیدار در ژوئن ۲۰۱۰ جمع آوری شده است.



شکل ۱- الف) داده لیدار و ب) تصویر چندطیفی worldview-2

هر سه داده هم مرجع شده‌اند و پیش پردازش‌هایی مانند تصحیحات هندسی و حذف نویز روی آنها انجام شده است. شکل ۱ داده مورد نظر را نمایش می‌دهد. از این سه داده، دو منطقه به منظور بررسی روش پیشنهادی انتخاب شده است که داده اول شامل کلاس‌های ساختمان، جاده، درخت و زمینه است و داده دوم برای بررسی کلاس درخت می‌باشد.

شکل ۲ دو منطقه انتخابی در هر سه داده را به همراه واقعیت زمینی آنها نمایش می‌دهد. از این داده‌ها به منظور ایجاد داده‌های آموزشی و تست استفاده می‌شود. به منظور حذف نویز اسپکل از داده رادار، روش فیلتر میانه بکار برده شد [۳۴]. ۷۰٪ داده‌های مرجع به عنوان داده های آموزشی و مابقی به عنوان داده‌های تست استفاده شدند. هر دو نوع داده از قسمت‌های مختلف تصویر انتخاب شدند و به صورت مکانی غیروابسته می‌باشند.



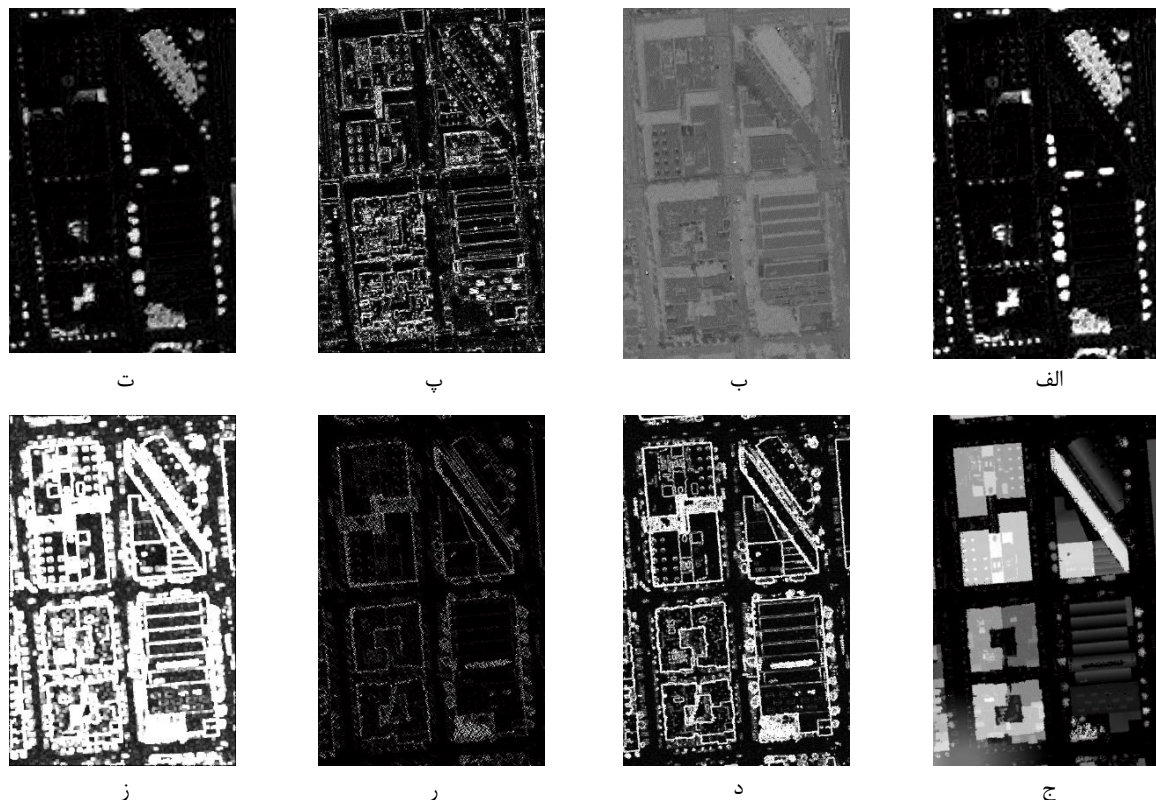
شکل ۲- الف، ب، پ و ت) به ترتیب داده‌های چندطیفی، لیدار، رادار و واقعیت زمینی مربوط به ناحیه اول و ج، د، ر و ز) به ترتیب داده‌های چندطیفی، لیدار، راداری و واقعیت زمینی منطقه دوم

۴- پیاده سازی و ارزیابی نتایج

در تحقیق پیش رو به منظور ارزیابی نتایج طبقه بندی، از ماتریس‌های ابهام استفاده می‌شود. پارامترهای دقت کلی و ثابت کاپا به عنوان معیارهای دقت بکار برده خواهند شد.

۴-۱- نتایج برای ناحیه اول

مطابق با روش پیشنهادی، در اولین مرحله ویژگی‌های معرفی شده روی هر سه داده استخراج می‌شوند. سپس الگوریتم بهینه سازی کلونی مورچگان بهترین زیرمجموعه از ویژگی‌ها را معرفی می‌کند. شکل ۳ تعدادی از این ویژگی‌های انتخابی را نمایش می‌دهد.



شکل ۳- ویژگی‌های انتخابی داده چندطیفی الف (SAVI، ب HSI، پ) واریانس و ت (NDVI) و ویژگی‌های انتخابی از داده لیدار شامل ج (nDSM، د) شیب، ر (زبری و ز) لاپلاسی

میان کرنل‌های موجود، تحقیقات پیشین نشان داده است که کرنل Radial Basis Function (RBF) کرنل دقیق‌تری می‌باشد.

در این روش پیشنهادی از این کرنل استفاده شده است. به منظور یافتن بهترین پارامترهای کرنل و طبقه بندی کننده، از روش جستجوی شبکه Grid Search استفاده شده است. فضای جستجو برای C در محدوده $[2^{-10}, 2^2]$ و برای پارامتر λ در محدوده $[2^{-10}, 2^2]$ می‌باشد.

بررسی نتایج جدول ۱ نشان می‌دهد که اگرچه هر طبقه بندی کننده به تنهایی نتیجه قابل قبولی بدست آورده است اما ادغام وزن‌دار آنها بیشترین میزان دقت را با ۹۵/۹۸ درصد بدست آورده است.

بهبود دقت روش ادغام وزن‌دار برای طبقه بندی کننده-های بیشترین شباهت، نزدیکترین همسایگی و ماشین بردار پشتیبان به ترتیب ۷/۵، ۹/۲۱ و ۴/۸۷ درصد بوده است. با توجه به دقت قابل پیش بینی طبقه بندی کننده ماشین-های بردار پشتیبان، این روش در مقایسه با سایر روش‌های طبقه بندی دقت بیشتری بدست آورده است.

این روش در نهایت از تمامی ویژگی‌های موجود روی هر سه داده به همراه تمامی باندهای موجود در داده چندطیفی، رادار و لیدار در نهایت ۳۰ ویژگی را به عنوان فضای ویژگی بهینه انتخاب کرد که تعدادی از آنها در شکل ۳ نمایش داده شده است.

سپس سه روش طبقه بندی بیشترین شباهت (ML)، ماشین بردار پشتیبان (SVM) و نزدیکترین همسایگی (KNN) برای طبقه بندی فضای ویژگی بهینه بکار رفتند. در نهایت روش ادغام رأی گیری وزن‌دار نتایج حاصل از این طبقه بندی کننده‌ها را با یکدیگر ادغام کرد. جدول ۱ دقت کلی و کاپا را برای روش‌های نامبرده شده نمایش می‌دهد.

جدول ۱- نتایج روش‌های طبقه بندی و ادغام آنها برای ناحیه اول

برحسب درصد

ادغام وزن‌دار	SVM	KNN	ML	
دقت کلی	۹۱/۰۲	۸۶/۶۸	۸۸/۳۲	۹۵/۸۹
کاپا	۸۷/۵۲	۸۳/۳۶	۸۵/۱۲	۹۲/۴۲

ماشین بردار پشتیبان مورد استفاده در این تحقیق به عنوان یک روش طبقه بندی چندکلاسه بکار برده شد. از

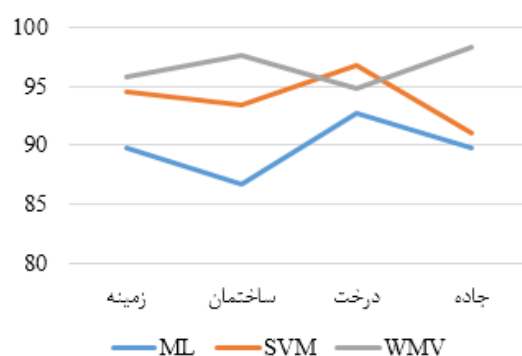


شکل ۵- تصویر حاصل از ادغام طبقه بندی کننده‌ها برای ناحیه اول

۴-۲- نتایج برای ناحیه دوم

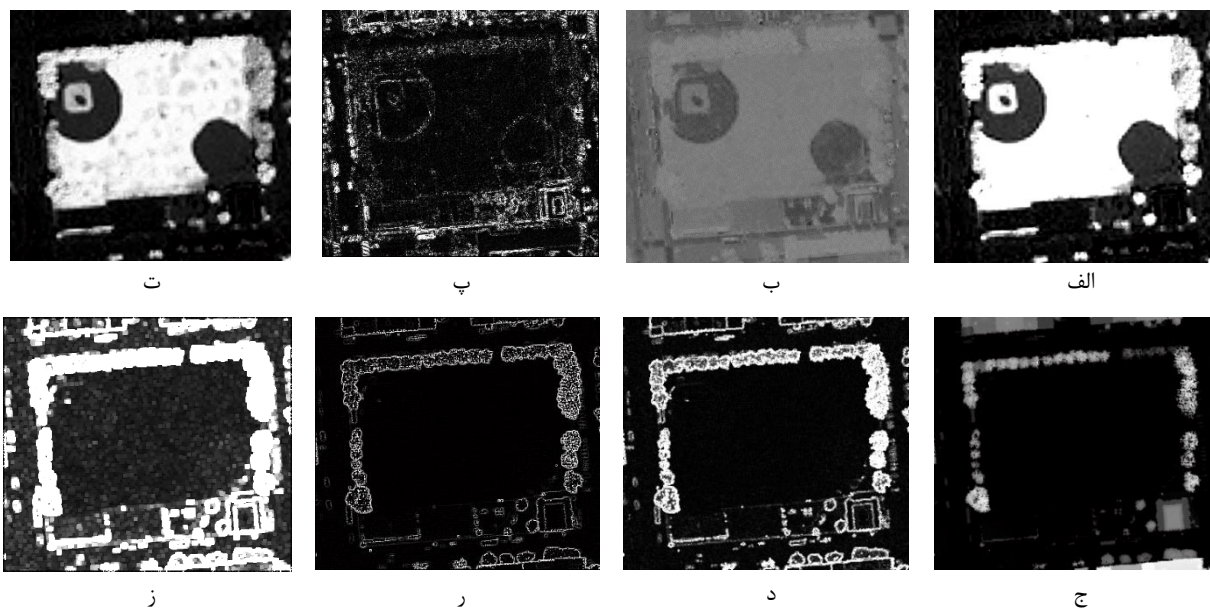
به منظور ارزیابی هر چه بیشتر روش پیشنهادی در این تحقیق، نتایج برای ناحیه دوم نیز اجرا و مورد بررسی قرار گرفت. مشابه ناحیه اول پس از استخراج ویژگی‌ها از هر سه داده، روش انتخاب ویژگی‌های بهینه کلونی مورچگان در نهایت ۲۷ ویژگی بهینه را انتخاب کرد. تعدادی از این ویژگی‌ها در شکل ۶ نمایش داده شده است. پس از انتخاب مجموعه ویژگی‌ها بهینه، مطابق آنچه برای ناحیه اول اجرا شد، سه روش طبقه بندی ماشین‌های بردار پشتیبان، بیشترین شباهت و نزدیکترین همسایگی برای طبقه بندی فضای ویژگی انتخابی بکار برده شدند. جدول ۲ نتایج مربوط به طبقه بندی کننده‌های انفرادی و ادغام وزندار آنها را تحت روش وزندار حداکثر رأی نمایش می‌دهد.

شکل ۴ نتایج دقت روش‌های طبقه بندی مختلف را برای چهار کلاس ناحیه اول نمایش می‌دهد. بررسی دقیق این شکل نشان می‌دهد روش ادغام برای اغلب کلاس‌ها بیشترین دقت را حاصل کرده است اگرچه در مورد کلاس درخت روش طبقه بندی ماشین بردار پشتیبان دقت بیشتری در مقایسه با روش ادغام ایجاد کرده است. این موضوع می‌تواند به تعداد کم داده‌های آموزشی و تست این کلاس مرتبط باشد.



شکل ۴- مقایسه نتایج دقت طبقه بندی کننده‌ها برای کلاس‌های مختلف

شکل ۵ تصویر حاصل از طبقه بندی به روش ادغام وزندار طبقه بندی کننده‌ها را نمایش می‌دهد.



شکل ۶- ویژگی‌های انتخابی داده چندطیفی الف (SAVI، ب HSI، پ) واریانس و ت) NDVI و ویژگی‌های انتخابی از داده لیدار شامل ج) nDSM، د) شیب، ر) زبری و ز) لاپلاسیان

جدول ۲- نتایج روش های طبقه بندی و ادغام آنها برای ناحیه دوم
برحسب درصد

ادغام وزندار	SVM	KNN	ML	
دقت کلی	۹۳/۴۶	۸۵/۷۴	۸۹/۳۴	۹۸/۶
کاپا	۹۰/۵	۸۳/۱۲	۸۶/۲۲	۹۳/۸۲

نتایج حاصل از جدول ۲ نیز بر نتایج مربوط به ناحیه اول تاکید می کند. روش ادغام وزندار با دقت ۹۸/۶ درصد بیشترین دقت را در مقایسه با طبقه بندی کننده های SVM، ML و KNN بدست آورده است. در میان روش های طبقه بندی نیز همچنان ماشین بردار پشتیبان دقت بیشتری بدست آورده است. شکل ۷ تصویر نهایی حاصل از ادغام را برای ناحیه دوم که برای شناسایی درختان انتخاب شده بود، نمایش می دهد.



شکل ۷- تصویر حاصل از ادغام طبقه بندی کننده ها برای ناحیه دوم

به منظور انجام ارزیابی بیشتر روش پیشنهادی، هر کدام از داده های لیدار، نوری و راداری برای ناحیه اول (به عنوان نمونه) بصورت مجزا طبقه بندی شدند. به این ترتیب امکان مقایسه نتایج روش پیشنهادی که طبقه بندی کننده های مختلف را روی فضای ویژگی حاصل از مجموع سه داده بکار می برد، با نتایج طبقه بندی هر داده بصورت مجزا فراهم می شود. به این منظور طبقه بندی کننده ماشین بردار پشتیبان که بیشترین دقت را در میان سایر طبقه بندی کننده ها بدست آورده است به عنوان روش طبقه بندی پایه در نظر گرفته می شود.

پس از انتخاب مناسبترین ویژگی ها برای هر داده، نتایج طبقه بندی به روش ماشین بردار پشتیبان برای هر سه داده به صورت مجزا در جدول ۳ نمایش داده شده است. نتایج این جدول دقت طبقه بندی برای هر سه داده را برای دو ناحیه مذکور نشان می دهد. بررسی نتایج این

جدول نشان می دهد، داده چندطیفی دقت بیشتری را نسبت به سایر داده ها بدست آورده است درحالی که داده راداری کمترین دقت را حاصل کرده است.

جدول ۳- نتایج طبقه بندی به روش SVM برای هر سه داده بصورت مجزا

ناحیه	داده لیدار	داده راداری	داده چندطیفی
ناحیه اول	۸۱/۵۵	۶۹/۴۳	۸۷/۷۹
ناحیه دوم	۸۹/۴۲	۶۷/۵۶	۸۷/۲۷

مقایسه نتایج جدول ۳ با نتایج حاصل از جدول ۲ نشان می دهد، ادغام این سه داده باعث بهبود دقت طبقه بندی در مقایسه با استفاده از داده های مجزا می باشد. این بهبود برای داده راداری بیشترین مقدار و برای داده نوری کمترین مقدار بهبود را ایجاد می کند.

به منظور بیان جزئیات بیشتر، ماتریس های ابهام طبقه بندی کننده ماشین بردار پشتیبان بکار رفته برای هر داده در جداول ۴ و ۵ نمایش داده شده است. بررسی بیشتر این جداول نشان می دهد در مورد کلاس ساختمان، داده لیدار دقت بیشتری نسبت به داده های نوری و طیفی داشته است. این نکته به ماهیت فیزیکی داده لیدار اشاره دارد که با اندازه گیری اطلاعات ارتفاعی داده مناسبتری برای استخراج ساختمانهاست. در حالی که برای کلاس جاده، داده طیفی دقت بیشتری نسبت به سایر داده ها ایجاد می کند.

جدول ۴- ماتریس ابهام طبقه بندی به روش SVM برای داده راداری

۱۳۰۶۱	۱۷۴۴۲	۱۳۱۸	۸۰۳۵۰	زمینه
۵۳۰	۹۶۹	۲۴۲۶	۱۶۴۰	درخت
۴۶۷۵	۷۱۳۴۳	۷۰۸	۱۶۹۹۴	ساختمان
۱۷۱۱۰	۴۶۹۸	۴۵۵	۱۲۸۹۲	جاده
۴۸،۳۶	۷۵،۵۳	۴۹،۴۳	۷۱،۸۱	User Accuracy

جدول ۵- ماتریس ابهام طبقه بندی به روش SVM برای داده لیدار

۱۲۷۸۸	۳۷۳۱	۸۰۳	۸۹۸۴۹	زمینه
۴۱۳	۶۲۲	۳۲۱۶	۱۳۱۴	درخت
۲۱۳۷	۸۶۷۵۰	۲۳۲	۸۶۰۱	ساختمان
۲۰۴۹۸	۱۸۷۷	۲۳۳	۱۲۵۴۷	جاده
۵۷،۱۹	۹۲،۳۰	۷۱،۷۲	۷۹،۹۹	User Accuracy

جدول ۶- ماتریس ابهام طبقه بندی به روش SVM برای داده نوری

زمینه	۱۰۰۳۳۴	۵۴۲	۸۳۹۲	۸۹۰۳
درخت	۶۵۹	۴۵۸۳	۹۹	۲۲۴
ساختمان	۱۷۷۶	۷۵	۸۵۵۴۰	۳۲۹
جاده	۸۵۹۸	۲۰۳	۲۹۹	۲۶۰۵۵
User Accuracy	۹۰،۰۹	۸۴،۸۲	۹۰،۶۸	۷۳،۳۷

۵- نتیجه گیری و پیشنهادات آینده

تفسیر داده‌های راداری و استفاده از آنها برای استخراج عوارض زمینی به دلایلی نظیر سیستم پیچیده این سنجنده، وجود نویز اسپکل و ماهیت متفاوت آنها نسبت به داده‌های نوری مشکل‌تر می‌باشد. از این رو استفاده از داده‌های نوری به عنوان داده تکمیلی در کنار داده‌های راداری می‌تواند به بهبود نتایج طبقه بندی کمک شایانی کند. به علاوه داده‌های لیدار از دیرباز با توجه به اطلاعات ارتفاعی حاصل از آنها برای شناسایی عوارضی مانند ساختمان در محیط‌های شهری بکار رفته اند.

تحقیق پیش رو به منظور شناسایی عوارض زمینی از تلفیق داده‌های چندطیفی، راداری و لیدار بهره جسته است. در اولین مرحله از روش پیشنهادی فضای ویژگی مناسب از هر داده استخراج شد و سپس با تکیه بر روش بهینه سازی کلونی مورچگان بهترین زیرمجموعه از ویژگی‌ها انتخاب شد. سپس سه روش طبقه بندی بیشترین شباهت، ماشین بردار پشتیبان و نزدیکترین

همسایگی به منظور طبقه بندی فضای ویژگی ترکیبی از هر سه داده بکار رفتند.

در نهایت روش ادغام بر مبنای رأی گیری وزندار نتایج طبقه بندی را با یکدیگر ادغام کرد. نتایج این تحقیق نشان می‌دهد استفاده همزمان از این سه داده در قالب یک سیستم ادغام تصمیم گیری‌ها به بهبود دقت طبقه بندی منجر شده است.

هدف روش پیشنهادی استفاده همزمان از سه نوع متفاوت از داده‌های سنجش از دوری (راداری، نوری و لیزراسکنر) است. این داده‌ها از نظر فعال یا غیرفعال بودن، زمان مناسب تصویربرداری، ماهیت داده جمع آوری شده، خطاهای موجود روی آنها، پیش پردازش‌ها و نوع ویژگی-های قابل استخراج از هر یک بسیار متفاوت می‌باشند. از این رو تلفیق آنها می‌تواند چالش مهمی در تحقیقات سنجش از دوری باشد. ادغام این داده‌ها در سطح تصمیم گیری به منظور بهبود استخراج عوارض شهری در این تحقیق مورد بررسی قرار گرفت.

تحقیقات آینده می‌تواند بر استفاده از این الگوریتم‌ها برای مناطق بزرگتر با پیچیدگی عوارض بیشتر تمرکز یابد. به علاوه بهبود طبقه بندی کننده‌ها و فضای ویژگی می‌تواند نتایج بهتری را ایجاد کند. تحقیقات آینده همچنین می‌تواند بر سیستم‌های فازی به منظور شناسایی هر چه بهتر عوارض زمینی تمرکز کند.

مراجع

- [1] Del Frate, F., Schiavon, G., Solimini, D., Borgeaud, M., Hoekman, D., and Vissers, M. (2003). "Crop Classification Using Multiconfiguration C-Band SAR Data," IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing, vol. 41, no. 7, pp. 1611-1619.
- [2] Benediktsson, J.A., Swain, P. H. and Ersoy, O. K. (1990). "Neural network approaches versus statistical methods in classification of multisource re-mote sensing data," IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 28, pp. 540-552
- [3] Chen, K. S., Huang, W. P., Tsay, D. H. and Ama F. (1996). "Classification of multifrequency polarimetric SAR images using dynamic learning neural networks," IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 34, pp. 814-820.
- [4] Bruzzone, L., Marconcini, M., Wegmüller, U., and Wiesmann, A. (2004). "An Advanced System for the Automatic Classification of Multitemporal SAR Images." IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 42, No. 6, pp.1321-1334.
- [5] Lee, J. S., Grunes, M. R. and Pottier, E. (2001). "Quantitative comparison of classification capability: fully polarimetric versus dual and single-polarization SAR," IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 39, pp. 2343-2351,
- [6] Nystuen, J.A. Garcia, F.W., Jr. (2002). "Sea ice classification using SAR backscatter statistics." IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol.30 , No. 4. pp. 502-509.
- [7] Hedhli, I., Moser, G., Serpico, S., Zerubia, J. (2015). "New hierarchical joint classification method of SAR-optical multiresolution remote sensing data." IEEE European Signal Processing Conference, Aug 2015, Nice, France

- [8] Crosetto, M., Crippa, B. (1998). Optical and RADAR Data Fusion for DEM Generation. D. Fritsch, M. English & M. Sester, eds, 'IAPRS', Vol. 32/4, ISPRS Commission IV Symposium on GIS - Between Visions and Applications, Stuttgart, Germany. 128-134.
- [9] Joshi, N., Baumann, M., Ehammer, A., Fensholt, R., Grogan, K., Hostert, P., Jepsen, M.R., Kuemmerle, T., Meyfroidt, P., Mitchard, E.T.A., Reiche, J., Ryan, C.M., Waske, B. (2016). "A Review of the Application of Optical and Radar Remote Sensing Data Fusion to Land Use Mapping and Monitoring." Remote Sensing. Vol. 8, no. 70.
- [10] Bao, C., Huan g, G., and Yang. S. (2012). "Application of fusion with SAR and optical images in land use classification based on SVM," Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inf. Sci. XXX IX-B 1, 11 – 14.
- [11] Cao, G., Jin, Y., (2007). "A hybrid algorithm of the BP-ANN/GA for classification of urban terrain surfaces with fused data of Landsat ETM+ and ERS-2 SAR." International Journal Remote Sensing. 28 (2), 293–305, <http://dx.doi.org/10.1080/01431160500221675>.
- [12] Reiche, J., Verbesselt, J., Hoekman, D., Herold, M., (2015). "Fusing Landsat and SAR time series to detect deforestation in the tropics." Remote Sensing of Environment. 156, 276–293, <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2014.10.001>
- [13] Y. Ban, H. Hu, and I. M. Rangel. (2010). " Fusion of Quickbird MS and RADARSAT SAR data for urban land- cover mapping: object-based and knowledge-based approach," International Journal of Remote Sensing. 31 (6), 1391 – 1410.
- [14] Sanna Kaasalainen, S., Holopainen, M., Karjalainen, M., Vastaranta, M., Kankare, V., Karila, K. and Osmanoglu, B. (2015). "Combining Lidar and Synthetic Aperture Radar Data to Estimate Forest Biomass: Status and Prospects." Forests 6(1): 252-270
- [15] Barbanson, C., Mallet, C., Gressin, A., Frison, P., Rudan, J. (2015). "Fusion of LiDAR and Radar Data for Land-cover Mapping in Natural Environments," 2015 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 26-31 July 2015, Italy.
- [16] Hagen, S. C., Saatchi, S. S., Braswell, B. H., Jr., Palace, M. W., Salas, W., Walker, S., Hoekman, D., Ipsan, C., Brown, S., Sullivan, F. (2014). Using LiDAR, RADAR, and Optical data to improve a NFMS in Kalimantan, Indonesia, American Geophysical Union, Fall Meeting 2014.
- [17] Kellndorfer, J., Walker, W.S., Lapoint, E., Fiske, G. (2010). Statistical fusion of LiDAR, InSAR, and optical remote sensing data for forest stand height characterization: a regional-scale method based on LVIS, SRTM, Landsat ETM+, and ancillary data sets. Journal of Geophysical Research Atmospheres 115(2)
- [18] Nelson, R., H. Margolis, B. D. Cook, G. Sun, P. Montesano, H. Anderson, B. de Jung, F. Paz, and M. Wulder . (2010). A Lidar-Radar-Optical Data Fusion Approach for Estimating the Aboveground Carbon Stocks of North American Forests: Means and Uncertainties at Regional to Continental Scales. NASA project.
- [19] Jordan, C. F. (1969). "Derivation of leaf area index from quality of light on the forest floor:.. Ecology Vol. 50, pp.663–666.
- [20] Kriegl, F.J., Malila, W.A., Nalepka, R.F., and Richardson, W. (1969). "Preprocessing transformations and their effects on multispectral recognition." Proceedings of the Sixth International Symposium on Remote Sensing of Environment, p. 97-131.
- [21] Richardson, A.J. and J.H. Everitt. (1992). "Using spectral vegetation indices to estimate rangeland productivity." Geocarto International 7(1):63-69.
- [22] Qi J., Chehbouni A., Huete A.R., Kerr Y.H. (1994). "Modified Soil Adjusted Vegetation Index (MSAVI). "Remote Sensing Environment, Vol. 48, pp.119-126.
- [23] Gonzalez, R.C, Eugene Woods, R, (2008). Digital image processing, ISBN number 9780131687288, Publisher: Prentice Hall.
- [24] Zhilin, Li. and aZhu, Q. (2005). Digital Terrain Modeling: Principles and Methodology, CRC Press. Boca Raton.
- [25] Arefi, H.; Hahn, M. A. (2005). morphological reconstruction algorithm for separating off-terrain points from terrain points in laser scanning data. In Proceedings of the ISPRS Workshop Laser Scanning, Enschede, The Netherlands, September.
- [26] Vozikis, G. (2004). Application of High Resolution Remote Sensing Data– Part III, Institute of Photogrammetry and Remote Sensing (IPF), Vienna University of Technology.
- [27] Qi J., Kerr Y., Chehbouni A., (1994). External factor consideration in vegetation index development. Proc. of Physical Measurements and Signatures in Remote Sensing, ISPRS, 723-730.
- [28] Dorigo, M., and Di Caro, G. (1999). " The Ant Colony Optimization meta-heuristic" In D. Corne, M. Dorigo, and F. Glover, editors, New Ideas in Optimization. McGraw-Hill, New York, NY, USA, 1999.

- [29] Dempster , A. P., Laird , N. M., Rubin, D. B. (1977). Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm. Journal of the Royal Statistical Society, Vol. 39, No. 1, pp. 1-38.
- [30] Cover, T., and Hart, P. (1967). Nearest neighbor pattern recognition, IEEE Transaction on Information Theory, Vol. 13, No. 1, pp. 21-27.
- [31] Vapnik,V. N.(1998).Statistical learning theory. New York: Wiley
- [32] Hsu, C.-W., Chung, C.-C., & Lin, C.-J. (2010). A Practical Guide to Support Vector Classification. National Taiwan University, March 13, 2010 [Online]. Available:www.csie.ntu.edu.tw/_cjlin
- [33] Kuncheva, L. (2004). Combining Pattern Classifiers Methods and Algorithms, John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey.
- [34] Griffith, K., Akpeko, G., and Isaac, M. (2013). On the Performance of Filters for Reduction of Speckle Noise in SAR Images Off the Coast of the Gulf of Guinea. International Journal of Information Technology, Modeling and Computing (IJITMC) Vol.1,No.4,November 2013