

# ارائه یک سیستم طبقه بندی کننده چندگانه فازی برای ادغام داده‌های فراطیفی و لیدار

بهناز بیگدلی

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

(تاریخ دریافت مهر ۱۳۹۳، تاریخ تصویب آبان ۱۳۹۶)

## چکیده

محدودیت‌های سنجنده‌های مختلف سنجش از دور و ضعف آنها در شناسایی عوارض مختلف باعث شد ادغام داده‌های حاصل از سنجنده‌های مختلف به منظور بهبود نتایج طبقه بندی مورد توجه قرار گیرد. در میان سنجنده‌های مختلف کنونی، در سال‌های اخیر دو سنجنده فراطیفی و لیدار به منظور طبقه‌بندی زمین بسیار پرکاربرد بوده‌اند. داده‌های حاصل از لیدار اطلاعات ارتفاعی مناسبی را از عوارض زمینی به ویژه عوارض دارای ارتفاع مانند ساختمان فراهم می‌کنند در حالی که اطلاعات طیفی ضعیفی از عوارض ایجاد می‌کنند. در همین حال داده‌های حاصل از سنجنده‌های فراطیفی اطلاعات طیفی مناسبی از عوارضی مانند خاک، آب و چمنزارها فراهم می‌کنند ولی اطلاعات ارتفاعی مناسبی از آنها در دسترس نیست. تحقیق پیش رو به منظور طبقه‌بندی بهتر عوارض زمینی، از مفهوم سیستم طبقه بندی کننده چندگانه فازی برای طبقه بندی داده‌های فراطیفی و لیدار استفاده می‌کند. پس از استخراج فضای ویژگی برای هر دو داده فراطیفی و لیدار، از روش طبقه بندی فازی نزدیکترین همسایگی برای طبقه بندی فازی هر داده استفاده خواهد شد. روش ادغام مورد استفاده برای ادغام تصمیمات فازی، روش الگوی تصمیم گیری می‌باشد. به منظور ارزیابی هر چه بیشتر روش پیشنهادی، یک سیستم طبقه بندی کننده چندگانه تک مقداری نیز به منظور مقایسه نتایج با روش پیشنهادی فازی ارائه می‌شود. در قسمت تک مقداری از طبقه بندی کننده ماشین بردار پشتیبان (SVM) برای طبقه بندی هر داده بصورت مجزا استفاده می‌شود و در ادامه روش ادغام بیزین برای ادغام نتایج طبقه بندی در سطح تصمیم گیری مورد استفاده قرار می‌گیرد. روش پیشنهادی روی داده فراطیفی و لیدار دانشگاه هیوستون و محوطه شهری اطراف آن پیاده سازی شد. نتایج طبقه بندی فازی داده‌های لیدار و فراطیفی ۷۵٪ و ۸۸٪ بوده است. این درحالی است که سیستم فازی ادغام طبقه بندی کننده‌ها دقت ۹۶٪ را ایجاد کرده است. استفاده از ادغام طبقه بندی کننده‌ها باعث بهبود طبقه بندی کلاس‌های زمینی می‌شود. به علاوه این تحقیق نشان می‌دهد سیستم طبقه بندی کننده چندگانه در حالت فازی در نهایت بیشترین افزایش دقت را در مقایسه با سیستم‌های تک مقداری حاصل می‌کند.

**واژه‌های کلیدی:** سیستم‌های طبقه بندی کننده چندگانه، داده فراطیفی، داده لیدار، طبقه بندی فازی، طبقه بندی تک مقداری

## ۱- مقدمه

با توجه به رشد روزافزون و پیشرفت‌های فراوان در زمینه تولید سنجنده‌های مختلف در سنجش از دور، پردازش و استخراج اطلاعات بیشتر و دقیق‌تر مورد توجه فراوان متخصصین این حوزه قرار گرفته است. استفاده از داده‌های به‌دست‌آمده از چندین سنجنده، مزایای بسیار زیادی در مقایسه با استفاده از داده‌های حاصل از سنجنده‌های منفرد دارد. برای نمونه، استفاده از انواع داده‌های برداشت‌شده از طریق سنجنده‌های مختلف سبب افزایش دقت مکانی و طیفی در فرایند مشاهده و تخمین می‌شود [۱]. به همین دلیل امروزه، ادغام و ترکیب داده‌های مختلف به‌منظور دستیابی به اطلاعات جدید که حاوی جنبه‌های اطلاعاتی مفید در هر یک از داده‌های اولیه باشد، جایگاه ویژه‌ای دارد. این مسئله علاوه بر حوزه‌های متداول مانند کشاورزی و تهیه نقشه از مناطق شهری، در حوزه‌های جدیدی مانند کاربردهای مدیریت بلایای طبیعی، کنترل‌های محیطی و تشخیص اتوماتیک عوارض نیز به کار می‌رود [۲].

در سال‌های اخیر، روش‌های بسیار متنوعی برای طبقه‌بندی اطلاعات در شاخه‌های مختلف ارائه شده است. طبقه‌بندی‌کننده‌های کمترین فاصله<sup>۱</sup>، بیشترین شباهت<sup>۲</sup>، ماشین‌های بردار پشتیبان<sup>۳</sup>، K نزدیک‌ترین همسایگی<sup>۴</sup> و بسیاری طبقه‌بندی کننده‌های دیگر از جمله روش‌های پایه در این زمینه هستند. بسیاری از این روش‌ها با توجه به ویژگی‌های متفاوت داده‌های سنجش از دوری و با توجه به کاربردهای مختلف آنها، با اعمال تغییرات و بهبودهایی به منظور طبقه‌بندی داده‌ها بکار برده شدند. به طور کلی روش‌های طبقه‌بندی را می‌توان به دو دسته روش‌های طبقه‌بندی مطلق یا تک مقداری<sup>۵</sup> و روش‌های طبقه‌بندی فازی تقسیم‌بندی کرد. این تقسیم‌بندی براساس نوع خروجی طبقه‌بندی صورت می‌پذیرد. طبقه‌بندی کننده‌های مطلق، هر پیکسل تصویری را تنها به یک کلاس متعلق می‌دانند در صورتی که طبقه‌بندی کننده‌های فازی هر پیکسل را با درجات عضویت مختلف به کلاس‌های مختلفی منتسب می‌کنند.

در زمینه طبقه‌بندی مطلق داده‌های فراطیفی، طبقه‌بندی کننده‌هایی مانند بیشترین شباهت [۳]، درخت تصمیم‌گیری [۴]، شبکه‌های عصبی [۵]، الگوریتم ژنتیک [۶]، روش‌های براساس هسته مرکزی و تخمین بیزین [۸]- [۷] مورد استفاده قرار گرفتند. در مورد داده‌های فراطیفی با توجه به حجم بالای اطلاعات طیفی مشکل پدیده هیوز وجود دارد [۹-۱۰]. پدیده هیوز به این معناست که اگر تعداد داده‌های آموزشی ثابت باشد، دقت طبقه‌بندی با افزایش ابعاد فضا (تعداد باندها) کاهش خواهد یافت. از این رو طبقه‌بندی کننده‌های غیرپارامتریک مانند شبکه‌های عصبی و درخت تصمیم‌گیری اغلب برای طبقه‌بندی داده‌های فراطیفی بکار می‌روند. در این میان روش‌های بر مبنای شبکه‌های عصبی جایگزین مناسبی برای طبقه‌بندی کننده‌های پیشین به منظور طبقه‌بندی داده فراطیفی به نظر می‌رسیدند. اگرچه مشکل روش شبکه‌های عصبی، کند و آهسته بودن آنها در مرحله آموزش می‌باشد که برای داده‌های با حجم بالا مانند داده‌های فراطیفی این مشکل بزرگتر خواهد بود. از این رو در یکی دو دهه اخیر از ماشین‌های بردار پشتیبان (SVM) برای طبقه‌بندی داده فراطیفی و غلبه بر مشکلات طبقه‌بندی کننده‌های پیشین استفاده شد. یکی از معروف‌ترین و پرکاربردترین روش‌های طبقه‌بندی نظارت شده ماشین‌های بردار پشتیبان هستند که توسط Vapnik ارائه شد [۱۱]. اخیراً ماشین‌های بردار پشتیبان به صورت موفقیت آمیزی در طبقه‌بندی داده‌های سنجش از دور فراطیفی بکار برده شدند. Camps-valls و همکاران از طبقه‌بندی کننده ماشین‌های بردار پشتیبان برای طبقه‌بندی داده فراطیفی استفاده کردند که باعث افزایش دقت در مقایسه با طبقه‌بندی کننده‌های دیگر شد [۸]. یکی از نکات قابل توجه در مورد داده‌های فراطیفی وجود پیکسل‌هایی در تصویر است که می‌تواند حاوی اطلاعات مربوط به چندین کلاس باشد. وجود این دسته از اطلاعات در داده‌های فراطیفی، طبقه‌بندی این نوع داده را با استفاده از طبقه‌بندی کننده‌های مطلق ناکارآمد می‌سازد. از این رو تاکنون تحقیقاتی نیز در زمینه استفاده از طبقه‌بندی کننده‌های فازی به منظور طبقه‌بندی داده‌های فراطیفی صورت پذیرفته است. Pepe و همکاران در تحقیق خود به مقایسه کارایی طبقه‌بندی کننده‌های فازی و مطلق در طبقه‌بندی داده‌های سنجش از دور پرداختند [۱۲]. بررسی نتایج این تحقیق نشان داد که به علت وجود پیکسل‌های

<sup>۱</sup> Minimum Distance<sup>۲</sup> Maximum likelihood<sup>۳</sup> Support Vector Machine (SVM)<sup>۴</sup> K-nearest neighbor (KNN)<sup>۵</sup> Crisp

مختلط در داده‌های سنجش از دور، طبقه‌بندی کننده‌های فازی بسیار دقیق‌تر از طبقه‌بندی کننده‌های مطلق یا تک مقداری عمل می‌کنند. نتایج این تحقیق باعث تشویق هر چه بیشتر محققین برای استفاده از طبقه‌بندی کننده‌های فازی به منظور طبقه‌بندی داده‌های فراطیفی گردید. Yamany و همکاران یک سیستم طبقه‌بندی فازی را به منظور تشخیص اتوماتیک هدف روی داده فراطیفی بکار بردند [۱۳]. روش پیشنهادی براساس تقسیم‌بندی فضای کانال‌های طیفی به خوشه‌هایی است که براساس الگوریتم خوشه‌بندی<sup>۱</sup> فازی c-means انجام می‌شود. در ادامه طبقه‌بندی هر پیکسل براساس محاسبه درجه عضویت خاصی برای هر خوشه انجام می‌شود. روش پیشنهادی روی یکی از داده‌های فراطیفی بکار برده شد. نتایج نشان از کارایی بالای روش پیشنهادی در زمینه تشخیص اتوماتیک اهداف داشت.

با حضور داده‌های لیدار و به علت قابلیت‌هایی که این داده در ایجاد اطلاعات مناسب سه بعدی، شدت روشنایی و اطلاعات ارتفاعی مناسب از سطح عوارض داشت، استفاده از آن‌ها به منظور طبقه‌بندی سطح زمین بیش از پیش گسترش یافت [۱۵-۱۴]. تحقیقات انجام شده در زمینه طبقه‌بندی داده‌های لیدار از نظر نوع داده مورد استفاده (اطلاعات ارتفاعی، اطلاعات شدت روشنایی و ترکیب اطلاعات این دو دسته اطلاعات) از نظر روش‌های طبقه‌بندی مورد استفاده (نظارت شده و نظارت نشده) و تعداد کلاس‌های بکار برده شده (دو کلاس یا تعداد کلاس‌های بیشتر برای عوارض مختلف) می‌توانند مورد بررسی قرار گیرند. طبقه‌بندی داده‌های لیدار در اولین مراحل خود تنها با استفاده از اطلاعات شدت روشنایی صورت پذیرفت [۱۶]. در همین راستا تحقیقات زیادی تنها در همین بخش از داده‌های لیدار به منظور استخراج عوارضی نظیر ساختمان [۱۷] و پوشش گیاهی [۱۹-۱۸] انجام شد؛ اما در ادامه استفاده از داده‌های ارتفاعی در کنار داده‌های شدت روشنایی به منظور طبقه‌بندی داده‌های لیدار مورد توجه قرار گرفت [۲۰]. به علاوه از داده‌های لیدار و تصاویر در کنار هم و به منظور بهبود نتایج طبقه‌بندی و تعریف ادغام در سطح داده نیز استفاده شد [۲۱-۲۲]. علاوه بر تفاوت تحقیقات انجام شده در طبقه‌بندی داده‌های لیدار از نظر نوع داده مورد استفاده،

تحقیقات براساس تعداد کلاس مورد استفاده در طبقه‌بندی نیز متفاوت می‌باشند. Lodha و Helmbold از طبقه‌بندی کننده ماشین‌های بردار پشتیبان به منظور طبقه‌بندی داده‌های لیدار به کلاس‌های ساختمان، درخت، جاده و چمن‌زار استفاده کردند [۲۳]. به منظور رفع مشکل وجود نمونه‌های مختلط مانند آنچه برای داده‌های فراطیفی ذکر شد، از روش‌های طبقه‌بندی فازی به منظور طبقه‌بندی داده‌های لیدار استفاده شد. در این زمینه Cao یک روش نظارت نشده فازی را براساس زنجیره مارکو برای ادغام داده‌های لیدار و تصاویر اپتیکی بکار برد [۲۴]. در این روش اطلاعات بافتی مکانی از سطح داده‌های لیدار استخراج می‌شد و در کنار آن و بصورت همزمان منطق فازی برای کاهش خطاهای طبقه‌بندی مطلق استفاده شد. Brzank, Heipke از داده‌های لیدار به منظور طبقه‌بندی آن‌ها به نقاط آب و غیرآب در نواحی ساحلی استفاده نمود [۲۵].

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، در چند تحقیق مورد استفاده قرار گرفت. بسیاری از تحقیقات صورت گرفته در زمینه استفاده همزمان از داده‌های فراطیفی و لیدار بر شناسایی، تشخیص و مدل‌سازی نواحی جنگلی و گونه‌های درختی متمرکز بوده‌اند. Dalponte و همکاران در سال ۲۰۰۸ از ادغام داده‌های فراطیفی و لیدار به منظور طبقه‌بندی نواحی جنگلی پیچیده استفاده کردند [۲۶]. Zhang, Qiu در سال ۲۰۱۲ از یک روش بر مبنای شبکه‌های عصبی برای تشخیص نمونه‌های درختی روی داده‌های فراطیفی و لیدار استفاده کردند [۲۷]. هدف آنها تهیه یک نقشه به منظور نشان دادن نمونه‌های درختان در مناطق شهری بوده است. Zhao و همکاران در سال ۲۰۱۳ ادغام داده فراطیفی و لیدار را تحت یک سیستم ادغام طبقه بندی کننده انجام دادند. آنها برای داده فراطیفی، به منظور کاهش ابعاد فضا از روش‌های PCA و MNF استفاده کردند و سپس طبقه بندی کننده‌های مختلف را برای طبقه بندی داده فراطیفی بکار بردند. آنها همچنین از فیلترهایی برای جداسازی زمین از غیرزمین در داده لیدار استفاده کردند. در انتها نتایج طبقه بندی کننده های مختلف برای هر دو داده، توسط روش رأی گیری با یکدیگر ادغام شد. روش پیشنهادی دقت بالایی در

<sup>۱</sup> Clustering

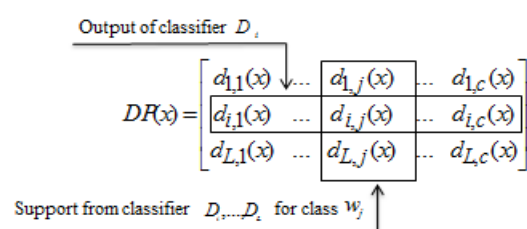
طبقه بندی عوارض زمینی ایجاد کرده است [۲۸]. Liao و همکاران در سال ۲۰۱۴ از یک روش بر مبنای گراف به منظور کاهش ابعاد و ادغام ویژگی‌های استخراجی از داده فراطیفی و لیدار، استفاده کردند [۲۹]. در تحقیق دیگری Uhlmann و همکاران از یک سیستم ادغام طبقه بندی کننده‌ها برای ادغام داده فراطیفی و لیدار استفاده کردند. در اولین مرحله آنها تعدادی ویژگی طیفی و ویژگی‌های دیگری مانند گبور را برای داده فراطیفی ایجاد کردند. سپس هر یک از این ویژگی‌ها را در کنار داده لیدار به عنوان یک داده جدید فرض کردند و با طبقه بندی هر داده، در نهایت نتایج طبقه بندی را با یکدیگر ادغام کردند. نتایج روش پیشنهادی در این تحقیق برای داده فراطیفی و لیدار هیوستون، نشان از بهبود دقت طبقه بندی در شناسایی عوارض زمینی داشته است [۳۰]. بررسی مقالات مذکور که پیش از این بر طبقه بندی و شناسایی عوارض از داده‌های فراطیفی و لیدار استوار بودند، نشان می‌دهد ادغام این دو داده می‌تواند باعث بهبود دقت طبقه بندی شود. به ویژه طبقه بندی فازی این دو نوع داده می‌تواند بهبود دقت بیشتری را حاصل کند.

روش پیشنهادی در این تحقیق ادغام داده‌های فراطیفی و لیدار را به منظور شناسایی هر چه بهتر عوارض زمینی براساس یک روش ادغام داده در سطح تصمیم گیری انجام می‌دهد. پس از استخراج فضای ویژگی برای داده فراطیفی و لیدار، دو سیستم توسط طبقه بندی کننده‌ها، طبقه بندی می‌شوند و در انتها نتایج طبقه بندی توسط یکی از روش‌های ادغام طبقه بندی کننده‌ها با یکدیگر ادغام خواهد شد.

## ۲- سیستم‌های طبقه بندی کننده چندگانه

ادغام در سطح تصمیم‌گیری به‌عنوان بالاترین سطح از ادغام داده‌ها مطرح می‌شود. در این سطح از ادغام پس از آنالیز هر یک از داده‌های ورودی و اتخاذ تصمیمات، با استفاده از الگوریتم منطقی یا آماری مناسب، تصمیمات اتخاذ شده با یکدیگر ادغام می‌شوند. بنابراین در این سطح، امکان ادغام داده‌های برداشت شده از طریق سنجنده‌های غیرمتشابه با یکدیگر و حتی با دیگر اطلاعات سنجنش از دور میسر است. فرایند ایجاد مجموعه‌ای از طبقه‌بندی کننده‌ها و ادغام نتایج آنها با یکدیگر به‌منظور دستیابی به طبقه بندی کننده‌ای با نتایج دقیق‌تر از هر یک از طبقه‌بندی کننده‌های به کار برده شده، ادغام طبقه‌بندی کننده‌ها نام دارد [۳۱]. این مفهوم با نام‌های مختلفی مانند ترکیبی از

چند طبقه‌بندی کننده، سیستم‌های طبقه‌بندی کننده چندگانه که به اختصار MCS نامیده می‌شوند، آمیزه‌ای از خبره‌ها<sup>۱</sup> یا به صورت کلی ادغام طبقه‌بندی کننده‌ها شناخته شده است [۳۱-۳۲]. روش‌های ادغام در سیستم‌های طبقه بندی کننده چندگانه، براساس نوع خروجی به دو گروه تقسیم می‌شوند: "روش‌های مبتنی بر خروجی مطلق" و "روش‌های مبتنی بر خروجی فازی". روش‌های مبتنی بر خروجی مطلق روی طبقه‌بندی کننده‌هایی اعمال می‌شوند که خروجی آنها تک مقداری است و هر عضو از داده را به یک کلاس متعلق می‌دانند. از آنجا که تصمیم هر طبقه‌بندی کننده متفاوت از دیگری است، خروجی همه طبقه‌بندی کننده‌ها، برداری از تصمیم‌های مختلف است. روش‌های ادغام تک مقداری از این بردار برای ایجاد تصمیم نهایی حاصل از ادغام استفاده می‌کنند. روش‌هایی مانند رأی گیری و روش ادغام بیزین در این دسته قرار می‌گیرند. در روش‌های براساس خروجی فازی از طبقه‌بندی کننده‌های پایه فازی استفاده می‌شود. هر طبقه‌بندی کننده از این نوع، یک بردار را در خروجی ایجاد می‌کند و مجموعه‌ای از طبقه بندی کننده‌ها یک ماتریس را ایجاد می‌کنند. این ماتریس پروفیل تصمیم گیری یا (DP) نامیده می‌شود. شکل ۱ پروفیل تصمیم گیری را نمایش می‌دهد. روش‌هایی مانند دمپستر شافر و الگوی تصمیم گیری در دسته روش‌های ادغام فازی قرار می‌گیرند [۳۱].



شکل ۱- پروفیل تصمیم گیری در سیستم‌های طبقه بندی کننده چندگانه فازی

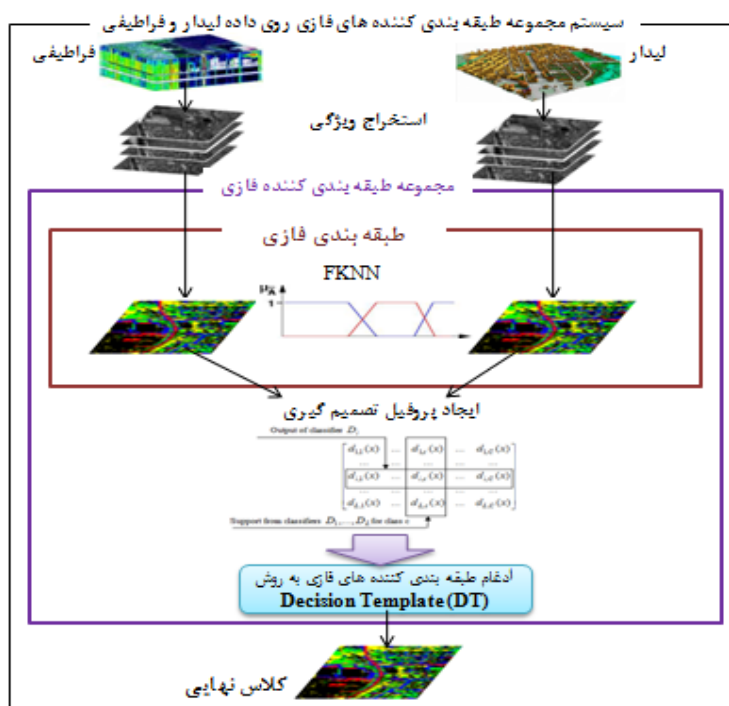
## ۳- روش پیشنهادی

با توجه به معایب و مزایای سنجنده‌های مختلف سنجنش از دور به ویژه داده‌های فراطیفی و لیدار، 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.

<sup>۱</sup> Mixture of experts

شکل ۲ نمایشی از روش پیشنهادی را برای ادغام داده‌های فراطیفی و لیدار براساس یک سیستم طبقه‌بندی کننده چندگانه فازی، نمایش می‌دهد. روش پیشنهادی شامل مراحل استخراج فضای ویژگی، طبقه بندی و در انتها ادغام طبقه بندی کننده هاست. به منظور بررسی و ارزیابی هر چه بهتر روش پیشنهادی براساس یک سیستم فازی، یک سیستم ادغام طبقه بندی کننده‌های تک

مقداری نیز برای ادغام داده فراطیفی و لیدار بکار برده خواهد شد. از این رو روش پیشنهادی در دو بخش سیستم پیشنهادی طبقه بندی کننده چندگانه فازی و سیستم پیشنهادی طبقه بندی کننده چندگانه تک مقداری مورد بررسی قرار می‌گیرد. مطابق شکل ۲ در اولین مرحله از روش پیشنهادی استخراج ویژگی برای داده‌های فراطیفی و لیدار صورت می‌پذیرد.



شکل ۲- روش پیشنهادی برای ادغام داده‌های فراطیفی و لیدار در حالت فازی

طبقه بندی کننده فازی مورد استفاده در این بخش، طبقه بندی فازی نزدیکترین همسایگی و روش ادغام مورد استفاده روش ادغام الگوی تصمیم گیری است.

### ۳-۱- سیستم طبقه بندی کننده چندگانه فازی

#### ۳-۱-۱- استخراج فضای ویژگی

در اولین مرحله از روش پیشنهادی سعی می‌شود فضای ویژگی برای داده فراطیفی و لیدار با استخراج تعدادی از ویژگی‌ها گسترش یابد. به منظور بررسی بهتر داده فراطیفی تعدادی از ویژگی‌های طیفی روی داده فراطیفی محاسبه و استخراج می‌شوند. این ویژگی‌ها را با نام ویژگی‌های گیاهی<sup>۱</sup> یا VI نیز می‌شناسند [۳۳]. در

ادامه این ویژگی‌ها به باندهای اصلی افزوده می‌شوند و از تمامی آنها در مرحله طبقه بندی استفاده خواهد شد. این ویژگی‌های گیاهی ترکیبی از دو یا بیشتر طول موج برگشتی از سطوح می‌باشند تا به وسیله آنها ویژگی‌های خاصی از گیاهان معلوم و مشخص شود.

<sup>۱</sup> Vegetation Index

جدول ۱- فضای ویژگی برای داده فرایضی

| نام                                                      | روابط ریاضی                                                                                              |
|----------------------------------------------------------|----------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Normalized Difference Vegetation Index                   | $NDVI = (\rho_{NIR} - \rho_{RED}) / (\rho_{NIR} + \rho_{RED})$                                           |
| Simple Ratio                                             | $SR = \rho_{NIR} / \rho_{RED}$                                                                           |
| Enhanced Vegetation Index                                | $EVI = 2.5 \left( \frac{\rho_{NIR} - \rho_{RED}}{\rho_{NIR} + 6\rho_{RED} - 7.5\rho_{BLUE} + 1} \right)$ |
| Atmospherically Resistant Vegetation Index               | $ARVI = \frac{\rho_{NIR} - (2\rho_{RED} - \rho_{BLUE})}{\rho_{NIR} + (2\rho_{RED} - \rho_{BLUE})}$       |
| Sum Green Index                                          | Mean of 500-600 nm of spectrum                                                                           |
| Red Edge Normalized Difference Vegetation Index          | $NDVI_{705} = (\rho_{750} - \rho_{705}) / (\rho_{750} + \rho_{705})$                                     |
| Modified Red Edge Simple Ratio Index                     | $mSR_{705} = (\rho_{750} - \rho_{445}) / (\rho_{705} - \rho_{445})$                                      |
| Modified Red Edge Normalized Difference Vegetation Index | $mNDVI_{750} = (\rho_{750} - \rho_{705}) / (\rho_{750} + \rho_{705} - 2\rho_{445})$                      |
| Vogelmann Red Edge Index 1                               | $VOG_1 = \rho_{740} / \rho_{720}$                                                                        |
| Vogelmann Red Edge Index 2                               | $VOG_2 = (\rho_{734} - \rho_{747}) / (\rho_{715} + \rho_{726})$                                          |
| Red Edge Position Index                                  |                                                                                                          |
| Photochemical Reflectance Index                          | $PRI = (\rho_{531} - \rho_{570}) / (\rho_{531} + \rho_{570})$                                            |
| Structure Insensitive Pigment Index                      | $SIPi = (\rho_{800} - \rho_{445}) / (\rho_{800} + \rho_{680})$                                           |
| Red Green Ratio Index                                    |                                                                                                          |
| Plant Senescence Reflectance Index                       | $PSRI = (\rho_{680} - \rho_{500}) / \rho_{750}$                                                          |
| Carotenoid Reflectance Index 1                           | $CRI_1 = (1 / \rho_{510}) - (1 / \rho_{550})$                                                            |
| Carotenoid Reflectance Index 2                           | $CRI_2 = (1 / \rho_{510}) - (1 / \rho_{700})$                                                            |
| Anthocyanin Reflectance Index 1                          | $ARI_1 = (1 / \rho_{550}) - (1 / \rho_{700})$                                                            |
| Anthocyanin Reflectance Index 2                          | $ARI_2 = \rho_{800} [(1 / \rho_{550}) - (1 / \rho_{700})]$                                               |
| Water Band Index                                         | $WBI = \rho_{900} / \rho_{970}$                                                                          |

جدول ۲- فضای ویژگی برای داده لیدار

|                     |           | نام           | روابط ریاضی                                                                            |
|---------------------|-----------|---------------|----------------------------------------------------------------------------------------|
|                     |           | آنتروپی       | $Ent = - \sum_{i=1}^{N-1} P_{i,j} \times (-\ln P_{i,j})$                               |
| ویژگی‌های بافت      | GLCM      | وابستگی       | $corr = \sum_{i,j=0}^{N-1} [(i - \mu_i)(j - \mu_j) / \sqrt{(\sigma_i^2)(\sigma_j^2)}]$ |
|                     |           | کنتراست       | $Cont = \sum_{i,j=0}^N P_{ij}(i - j)^2$                                                |
|                     |           | میانگین       | $Mean\_i = \sum_{i,j=0}^{N-1} i \times P(i,j)$                                         |
|                     |           | انحراف معیار  | $var\_i = \sum_{i,j=0}^{N-1} P(i,j) \times (i - Mean\_i)^2$                            |
|                     |           | همگنی         | $H = \sum_{i,j=0}^{N-1} \frac{P_{i,j}}{1 + (i - j)^2}$                                 |
|                     |           | عدم شباهت     | $Dis = \sum_{i,j=0}^{N-1} P_{ij}  i - j $                                              |
|                     |           | گشتاور دوم    | $M = \sum_{ij} P_{ij}^2$                                                               |
|                     |           | سمی واریوگرام | $\gamma_k(h) = \frac{1}{2n(h)} \sum_{i=1}^{n(h)} \{DN_k(x_i) - DN_k(x_i + h)\}^2$      |
| ویژگی‌های توپوگرافی | واریوگرام | رادوگرام      | $\gamma_k(h) = \frac{1}{2n(h)} \sum_{i=1}^{n(h)} \sqrt{ DN_k(x_i) - DN_k(x_i + h) }$   |
|                     |           | مادوگرام      | $\gamma_k(h) = \frac{1}{2n(h)} \sum_{i=1}^{n(h)}  DN_k(x_i) - DN_k(x_i + h) $          |
|                     |           | nDSM          | $nDSM = LidarDSM - M$                                                                  |
|                     |           | شیب           | $Slope = \frac{\Delta Z}{\Delta X}$                                                    |
|                     |           | زاویه شیب     | -                                                                                      |
|                     |           | ریلیف         | -                                                                                      |
|                     |           | رافنس         | $Ra = 1 / N \cdot \sum_{n=1}^N  h_n $                                                  |

خواهد شد. جدول ۲ روابط مربوط به فضای ویژگی برای داده لیدار را نمایش می‌دهد. ویژگی‌های بافت و توپوگرافی از این دسته هستند. ویژگی‌های بافت براساس روابط بین

جدول ۱ نام و روابط ریاضی مربوط به ویژگی‌های استخراجی از داده فرایضی را نمایش می‌دهد. علاوه بر داده فرایضی، ویژگی‌ها برای داده لیدار نیز استخراج

مقادیر رقومی هر پیکسل از داده و پیکسل‌های اطراف آن در یک پنجره همسایگی به صورت محلی یا در کل تصویر محاسبه می‌شوند.

Gray Level Co-occurrence Matrix که در اختصار با GLCM نمایش داده می‌شود، از مهمترین ویژگی‌های بافت مورد استفاده برای آنالیز تصاویر می‌باشد. در این روش آماری به منظور استخراج اطلاعات بافتی، اطلاعات مکانی پیکسل‌ها در ماتریس GLCM در نظر گرفته می‌شود [۳۴]. در این ماتریس وابستگی مکانی درجات خاکستری همسایه نمایش داده می‌شود. به علاوه اپراتور وریانس یکی از مفیدترین روش‌های آماری آنالیز بافت براساس اختلافات بین پیکسل‌ها در یک همسایگی براساس پنجره است.

واریوگرام به عنوان یک اپراتور آماری در خانواده وریانس قرار می‌گیرد [۳۵]. با توجه به اینکه روش پیشنهادی به منظور طبقه‌بندی همزمان داده‌های فراطیفی و لیدار براساس مدل سطحی رقومی<sup>۱</sup> یا DSM حاصل از لیدار عمل می‌کند، نیاز است علاوه بر ویژگی‌هایی که بیان کننده بافت سطح لیدار باشند از ویژگی‌هایی به منظور بررسی سطح DSM استفاده کند. این دسته ویژگی‌ها، ویژگی‌های توپوگرافی لیدار نامیده شد که شامل ویژگی شیب، جهت، ناهمواری، ریلیف و DSM نرمالیزه می‌باشند. هدف این دسته از ویژگی‌ها بررسی و نشان دادن توپوگرافی سطح DSM می‌باشد.

### ۳-۱-۲- طبقه بندی کننده فازی k نزدیکترین همسایگی

به منظور انجام طبقه‌بندی داده‌های لیدار و فراطیفی پس از مرحله استخراج ویژگی، روی هر داده به صورت مجزا طبقه‌بندی فازی انجام می‌شود. طبقه‌بندی مورد استفاده در این تحقیق طبقه‌بندی کننده فازی k نزدیکترین همسایگی می‌باشد. مفهوم اولیه طبقه‌بندی کننده نزدیکترین همسایگی بسیار ساده و گویا است. داده‌ها در این روش براساس کلاس نزدیکترین همسایگی‌ها طبقه‌بندی می‌شوند. از این رو در این روش بهترین حالت زمانی است که تعداد همسایگی‌ها بیشتر از یکی باشد. در ادامه این روش را با k نزدیکترین همسایگی

یا KNN نیز نمایش دادند. این روش از دسته روش‌های طبقه‌بندی نظارت شده است که نیاز به داده‌های آموزشی دارد. یکی از مشکلات این روش مانند سایر روش‌های طبقه‌بندی تک مقداری این است که نمونه نامعلوم را تنها به یک کلاس متعلق می‌کنند. این نکته برای نمونه‌هایی که با یکدیگر همپوشانی دارند باعث ایجاد مشکل و کاهش دقت طبقه‌بندی می‌شود. برای رفع این مشکل روش فازی k نزدیکترین همسایگی یا FKNN براساس تئوری فازی مطرح می‌شود.

$$\mu_i(x) = \frac{\sum_{j=1}^k \mu_{ij} (1/\|x - x_j\|^{2/(m-1)})}{\sum_{j=1}^k (1/\|x - x_j\|^{2/(m-1)})} \quad (1)$$

در این رابطه x نمونه نامعلوم است که هدف تعیین کلاس آن است.  $x_i$  ها نمونه‌های آموزشی و  $\|x - x_i\|$  تابع فاصله بین نمونه‌های آموزشی و نمونه نامعلوم است [۳۶]. طبقه‌بندی کننده فازی k نزدیکترین همسایگی یا FKNN تلاش دارد تا هر نمونه را براساس تابع عضویتی به کلاس‌های مختلف متعلق کند. اساس الگوریتم فازی k نزدیکترین همسایگی این است که تابع عضویت به عنوان تابعی از فاصله از k نزدیکترین همسایگی مطرح می‌شود، این تابع عضویت می‌تواند مطابق رابطه ۱ بیان شود.

### ۳-۱-۳- روش ادغام فازی الگوی تصمیم گیری

در آخرین مرحله از روش پیشنهادی، پس از ایجاد فضای ویژگی برای داده‌های فراطیفی و لیدار و طبقه‌بندی هر دو داده با استفاده از طبقه‌بندی کننده فازی k نزدیکترین همسایگی، نتایج طبقه‌بندی کننده‌ها برای فراهم کردن پروفیل تصمیم‌گیری بکار برده می‌شوند. با توجه به وجود دو طبقه‌بندی کننده برای دو داده فراطیفی و لیدار، پروفیل تصمیم‌گیری برای این روش یک ماتریس  $2 \times C$  خواهد بود که C تعداد کلاس‌های موجود در دو داده فراطیفی و لیدار می‌باشد. پس از ایجاد پروفیل تصمیم‌گیری برای هر پیکسل، از روش ادغام فازی "الگوی تصمیم‌گیری"<sup>۲</sup> به منظور ادغام طبقه‌بندی کننده‌های فازی استفاده خواهد شد. در این روش هر ستون از پروفیل تصمیم‌گیری که مقادیر حمایت برای کلاس  $w_j$  را نشان می‌دهد، به عنوان الگوی تصمیم‌گیری یا  $DT_j$  در نظر

<sup>۲</sup> Decision Template

<sup>۱</sup> Digital Surface Model

گرفته می‌شود. در این صورت  $DT_j$  را با کل پروفیل تصمیم با استفاده از معیار شباهت  $S$  مقایسه می‌کنند و نزدیک‌ترین مقدار شباهت موجود، کلاس برنده را مشخص می‌کند [۳۱]. مراحل این روش را می‌توان به شرح زیر خلاصه کرد:

- **آموزش:** برای  $j=1, \dots, c$  میانگین  $DP(z_k)$  برای همه عضوهای  $w_j$  از مجموعه داده  $Z$  محاسبه می‌شود و آن را به عنوان پروفیل تصمیم یا  $DT_j$  نمایش می‌دهند.

$$DT_j = \frac{1}{N_j} \sum_{\substack{Z_k \in w_j \\ Z_k \in Z}} DP(z_k) \quad (2)$$

در این رابطه  $N_j$  تعداد المان‌های  $Z$  از  $w_j$  است.

- **عملیات:** در این بخش داده ورودی  $x \in R^n$  وارد الگوریتم شده و  $DP(x)$  برای آن ساخته می‌شود. معیار شباهت  $S$  بین  $DP(x)$  و هر  $DT_j$  مطابق رابطه ۳ محاسبه می‌شود [۳۱]:

$$\mu_j(x) = S(DP(x), DT_j) \quad (3)$$

### ۲-۳- سیستم طبقه بندی کننده چندگانه تک مقداری

همانطور که پیشتر ذکر شد به منظور بررسی و ارزیابی روش فازی پیشنهادی، یک سیستم طبقه بندی کننده چندگانه بر اساس طبقه بندی کننده تک مقداری نیز اجرا می‌شود. در این سیستم نیز پس از استخراج فضای ویژگی، طبقه بندی کننده تک مقداری SVM بکار برده می‌شود. پس از طبقه بندی هر داده، نتایج طبقه بندی کننده‌های لیدار و فراطیفی براساس روش ادغام بیزین با یکدیگر ادغام می‌شوند.

#### ۱-۲-۳ طبقه بندی کننده ماشین بردار پشتیبان

ماشین‌های بردار پشتیبان یکی از روش‌های طبقه بندی نظارت شده خطی‌اند که به اختصار SVM خوانده می‌شود و اولین بار توسط Boser و Vapnik معرفی شدند [۱۱]. پس از ایجاد فضای ویژگی، طبقه بندی کننده SVM بصورت جداگانه برای طبقه بندی هر داده بکار می‌رود. استفاده از هسته‌های مرکزی ساده مانند چندجمله‌ای‌ها برای داده‌ایی با پیچیدگی‌های داده‌های فراطیفی کارآمد نمی‌باشد. از این رو

هسته مرکزی RBF<sup>۱</sup> به عنوان هسته مرکزی پایه در طبقه بندی کننده SVM استفاده می‌شود. از آنجا که داده مورد استفاده دارای بیش از دو کلاس می‌باشد از روش طبقه بندی SVM چندکلاسه یک-درمقابل-یک استفاده خواهد شد. یکی از نکاتی که در بهبود نتایج طبقه بندی بوسیله SVM تأثیر فراوانی دارد، انتخاب بهترین پارامترها برای این طبقه بندی کننده می‌باشد. این پارامترها شامل پارامتر تنظیم  $C$ <sup>۲</sup> و گوسین و درجه چندجمله‌ای برای هسته مرکزی چندجمله‌ای می‌باشد [۳۷]. در این تحقیق از روش جستجوی شبکه<sup>۳</sup> برای یافتن بهترین پارامترهای SVM استفاده شد. روش جستجوی شبکه یکی از روش‌های معروف برای انتخاب بهترین پارامترهای SVM است که جزئیات آن در تحقیق Hsu بصورت کامل بیان شده است [۳۸].

### ۳-۲- روش ادغام تک مقداری بیزین

نتایج طبقه بندی ماشین‌های بردار پشتیبان روی ویژگی‌های داده‌های فراطیفی و لیدار تشکیل یک مجموعه نتایج طبقه بندی را می‌دهد. در این مرحله از یکی از روش‌های ادغام طبقه بندی کننده‌ها با عنوان روش بیزین Naïve Bayes (NB) به منظور ادغام نتایج طبقه بندی کننده‌ها استفاده می‌شود. در این قسمت از طبقه بندی کننده ماشین‌های بردار پشتیبان که در دسته طبقه بندی کننده‌های تک مقداری قرار می‌گیرد استفاده شده است، در نتیجه روش مورد استفاده در این بخش نیز یکی از روش‌های ادغام طبقه بندی کننده‌های تک مقداری است. مبنای روش بیزین یا (NB) در ادغام طبقه بندی کننده‌ها استفاده از تئوری بیز است. در صورتی که  $p(s_j)$  احتمال این باشد که طبقه بندی کننده  $D_j$  داده ورودی  $x$  را به کلاس  $s_j \in \Omega$  الحاق کند، مطابق با مفاهیم استقلال شرطی خواهیم داشت:

$$p(S/w_k) = p(s_1, s_2, \dots, s_l/w_k) = \prod_{i=1}^l p(s_i/w_k) \quad (4)$$

و احتمال پسین برای الحاق کردن  $x$  به کلاس مورد نظر مطابق رابطه ۵ بیان می‌شود:

$$p(w_k/s) = \frac{p(w_k)p(s/w_k)}{p(s)} = \frac{p(w_k) \prod_{i=1}^l p(s_i/w_k)}{p(s)} \quad k=1, \dots, c \quad (5)$$

<sup>۱</sup> Radial Basis Function

<sup>۲</sup> Regularization parameter

<sup>۳</sup> Grid search

داده‌های مصنوعی بکار برد [۳۱]. طبقه بندی کننده‌های بیزین بصورت موفقیت آمیزی در طبقه بندی متون بکار رفتند که از این جمله می‌توان به تحقیق Xu در بکارگیری این روش برای تشخیص دست خط نام برد [۳۹].

## ۴- پیاده سازی و ارزیابی نتایج

### ۴-۱- مجموعه داده

مجموعه داده هیوستون شامل یک داده فراطیفی و DSM حاصل از لیدار بصورت هم مرجع می باشد. شکل ۳ این داده را نمایش می‌دهد. داده DSM دارای اطلاعات برحسب متر بالای سطح دریا و در ژئوئید 2012A قرار دارد. هر دو داده در قدرت تفکیک مکانی ۲٫۵ متر اخذ شده‌اند. داده فراطیفی شامل ۱۴۴ باند طیفی در محدوده ۳۸۰ نانومتر تا ۱۰۵۰ نانومتر است. داده هیوستون از منطقه دانشگاه هیوستون و نواحی اطراف آن در ۱۲ ژوئن ۲۰۱۲ اخذ شده است. این داده دارای ۱۵ کلاس مختلف می‌باشد. برای تمامی کلاس‌های موجود تعدادی نمونه‌های مرجع در دسترس است. جدول ۳ اطلاعات کلاس‌های داده هیوستون را نمایش می‌دهد.

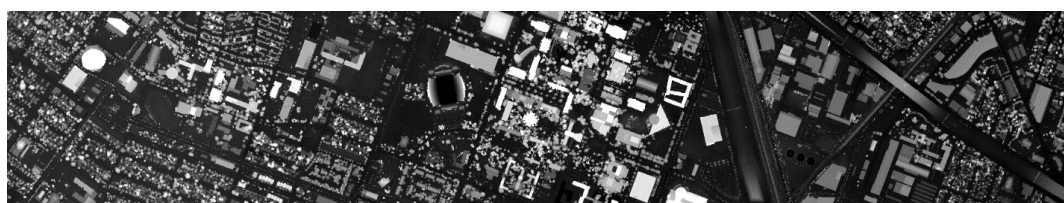
از آنجا که مخرج رابطه ۵ به کلاس  $w_k$  وابسته نیست، می‌توان از آن صرف نظر کرد و در انتها میزان حمایت برای کلاس مورد نظر با رابطه ۶ بیان می‌شود:

$$p(S/w_k) = p(s_1, s_2, \dots, s_L/w_k) = \prod_{i=1}^L p(s_i/w_k) \quad (۶)$$

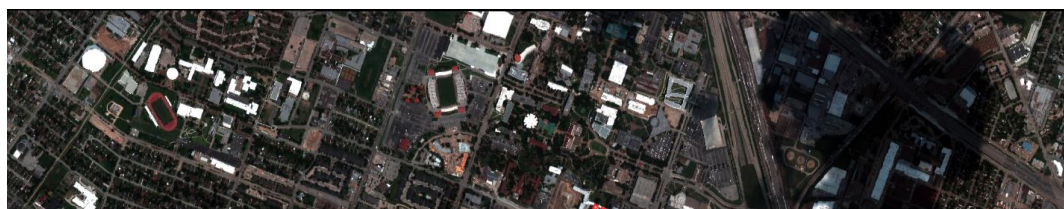
طراحی عملی روش NB به منظور پیاده سازی برای مجموعه داده واقعی به شرح زیر می‌باشد. برای هر طبقه بندی کننده  $D_i$  یک ماتریس ابهام  $C \times C$  با نام  $CM_i$  با استفاده از داده‌های آموزشی حاصل می‌شود [۳۱].  $(k, s)$  امین ورودی این ماتریس  $CM_{k,s}^i$  تعداد المان‌هایی از داده است که کلاس واقعی آنها  $w_k$  است در حالی که توسط طبقه بندی کننده  $D_i$  به کلاس  $w_s$  متعلق شده‌اند.  $N_s$  تعداد کل نمونه‌هایی از  $Z$  است که به کلاس  $w_s$  تعلق دارد. اگر  $CM_{k,s}^i / N_k$  به عنوان یک تخمین از احتمال پسین در نظر گرفته شود و  $N_k / N$  به عنوان یک تخمین از احتمال پیشین برای کلاس  $k$  باشد، آنگاه درجه حمایت نهایی برای داده  $x$  توسط هر کلاس  $k$  مطابق رابطه ۷ می‌باشد.

$$\mu_k(x) \propto \frac{1}{N_k^{L-1}} \prod_{i=1}^L CM_{k,s_i}^i \quad (۷)$$

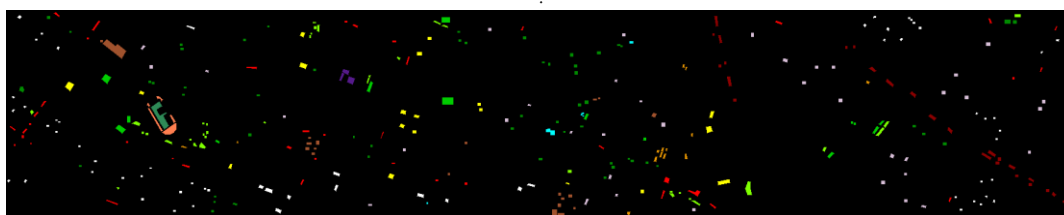
تحقیقات انجام شده نشان داده است که روش NB نتایج بسیار دقیق و کارآمدی را فراهم می‌کند. Kuncheva روش NB را به عنوان روش ادغام طبقه بندی کننده‌ها روی



الف



ب



ج

شکل ۳- مجموعه داده هیوستون (الف) داده لیدار، (ب) داده فراطیفی و (ج) داده تست مورد استفاده

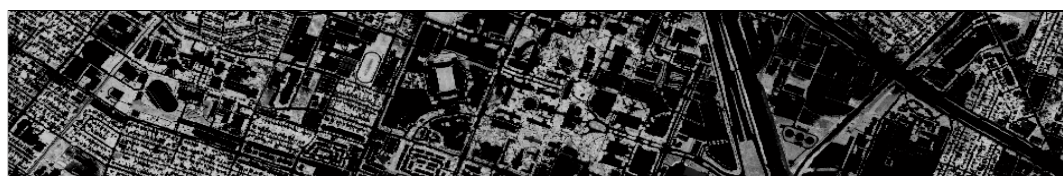
جدول ۳- اطلاعات کلاس‌ها و واقعیت زمینی برای داده

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

از هر کلاس موجود شصت درصد نمونه‌ها به عنوان داده آموزشی و ۴۰ درصد به عنوان داده تست انتخاب شدند.

#### ۴-۲- پیاده سازی روش پیشنهادی تک مقداری

مطابق آنچه در روش پیشنهادی بیان شد، اولین مرحله بر استخراج فضای ویژگی برای داده فرایطیفی و لیدار استوار است. به همین منظور ویژگی‌های ذکر شده در جداول ۱ و ۲ روی داده‌های فرایطیفی و لیدار محاسبه و بررسی خواهند شد. تعدادی از مهمترین این ویژگی‌ها برای داده فرایطیفی در شکل ۴ و برای داده لیدار در شکل ۵ نمایش داده شده است. بررسی این ویژگی‌های طیفی در شکل ۴ نشان می‌دهد این دسته اطلاعات می‌توانند در استخراج و شناسایی هر چه بهتر کلاس‌های طیفی موثر باشند. علاوه بر ویژگی‌های طیفی، ویژگی‌های استخراجی روی DSM حاصل از لیدار می‌تواند به شناسایی کلاس‌های مختلفی مانند ساختمان‌ها و سایر عوارض سه بعدی کمک کند. تعریف ویژگی‌های بافت برای داده لیدار با تشخیص لبه‌ها باعث شناسایی بهتر عوارض زمینی شده است.



الف

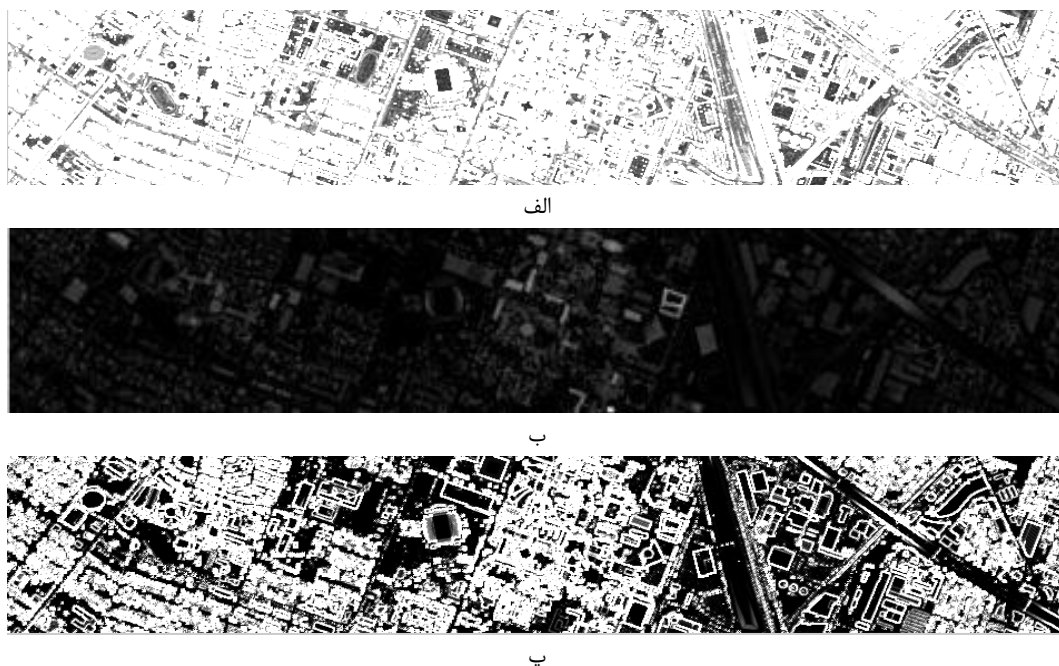


ب



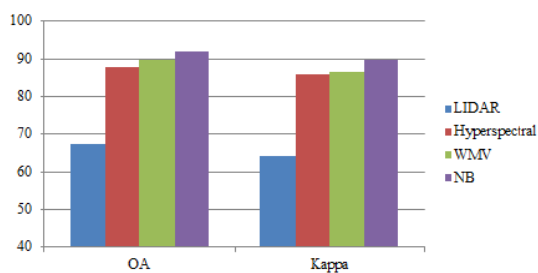
پ

شکل ۴- ویژگی‌ها برای داده فرایطیفی شامل الف) NDVI، ب) Red Edge Normalized Difference Vegetation Index (پ) Water band Index



شکل ۵- ویژگی‌ها برای داده فرایطیفی شامل الف) رافنس، ب) nDSM، پ) سمی-واریوگرام

مقایسه و ارزیابی نتایج حاصل در جدول ۴ و شکل ۶ نشان می‌دهد دقت طبقه بندی برای داده فرایطیفی و لیدار به ترتیب ۸۷ و ۶۷ درصد است. در حالی که روش ادغام بیزین دقت ۹۱ درصد را بدست آورده است. به علاوه نتایج نشان می‌دهد روش ادغام بیزین روش دقیق تری نسبت به روش رأی گیری وزندار می‌باشد.



شکل ۶- مقایسه نتایج روش پیشنهادی تک مقداری

### ۳-۴- پیاده سازی روش پیشنهادی فازی

مهمترین و اصلی ترین بخش روش پیشنهادی اجرای یک سیستم طبقه بندی کننده چندگانه فازی برای ادغام داده‌های فرایطیفی و لیدار است. پس از استخراج فضای ویژگی برای داده فرایطیفی و لیدار، طبقه بندی کننده فازی نزدیکترین همسایگی FKNN برای طبقه بندی هر دو داده بکار می‌رود. در ادامه روش ادغام فازی الگوی تصمیم گیری به منظور ادغام نتایج طبقه بندی فازی دو داده بکار گرفته می‌شود.

در کنار ویژگی‌های بافت، ویژگی‌های سطح در شناخت عوارض سه بعدی مانند درختان و ساختمان‌ها موثر می‌باشند پس از استخراج فضای ویژگی برای داده فرایطیفی و لیدار، طبقه بندی کننده ماشین بردار پشتیبان به منظور طبقه بندی هر داده بصورت مجزا بکار برده می‌شود. محدوده جستجوی پارامترهای ماشین بردار پشتیبان، برای پارامتر  $C$  درفاصله  $[2^{-10}, 2^2]$  و برای پارامتر  $\gamma$  درفاصله  $[2^{-2}, 2^{10}]$  می‌باشد.

پس از تشکیل تصویر حاصل از طبقه بندی و ماتریس‌های ابهام، روش ادغام بیزین برای ادغام تصمیمات دو طبقه بندی کننده بکار می‌رود. علاوه بر روش ادغام بیزین از یکی از روش‌های ساده دیگر براساس رأی گیری وزندار نیز استفاده خواهد شد. در این روش از دقت هر طبقه بندی کننده به عنوان وزن آن استفاده خواهد شد. جدول ۴ نتایج طبقه بندی را برای سیستم طبقه بندی کننده چندگانه تک مقداری پیشنهادی نمایش می‌دهد.

جدول ۴- نتایج طبقه بندی کننده‌های انفرادی تک مقداری برای داده

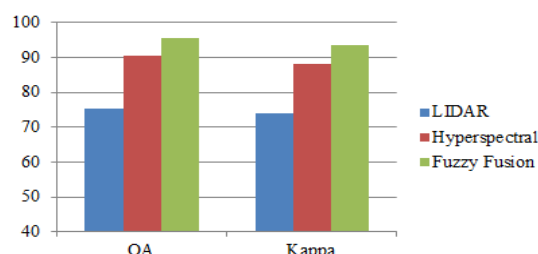
فرایطیفی و لیدار و ادغام آنها

| روش‌های طبقه بندی | SVM فرایطیفی | SVM روی لیدار | ادغام به روش رأی گیری وزندار (WMV) | ادغام به روش بیزین (NB) |
|-------------------|--------------|---------------|------------------------------------|-------------------------|
| دقت کلی           | ۸۷٫۶۹        | ۶۷٫۴          | ۸۹٫۸                               | ۹۱٫۹                    |
| کاپا              | ۸۵٫۸۳        | ۶۴٫۳          | ۸۶٫۶                               | ۸۹٫۶                    |

جدول ۵- نتایج طبقه بندی کننده های انفرادی فازی روی فراطیفی و

لیدار و ادغام آنها

| روش های طبقه بندی | FKNN روی فراطیفی | FKNN روی لیدار | ادغام به روش الگوی تصمیم گیری (DT) |
|-------------------|------------------|----------------|------------------------------------|
| دقت کلی           | ۹۰,۴             | ۷۵,۴۲          | ۹۵,۴                               |
| کاپا              | ۸۸,۰۷            | ۷۳,۸           | ۹۳,۶                               |

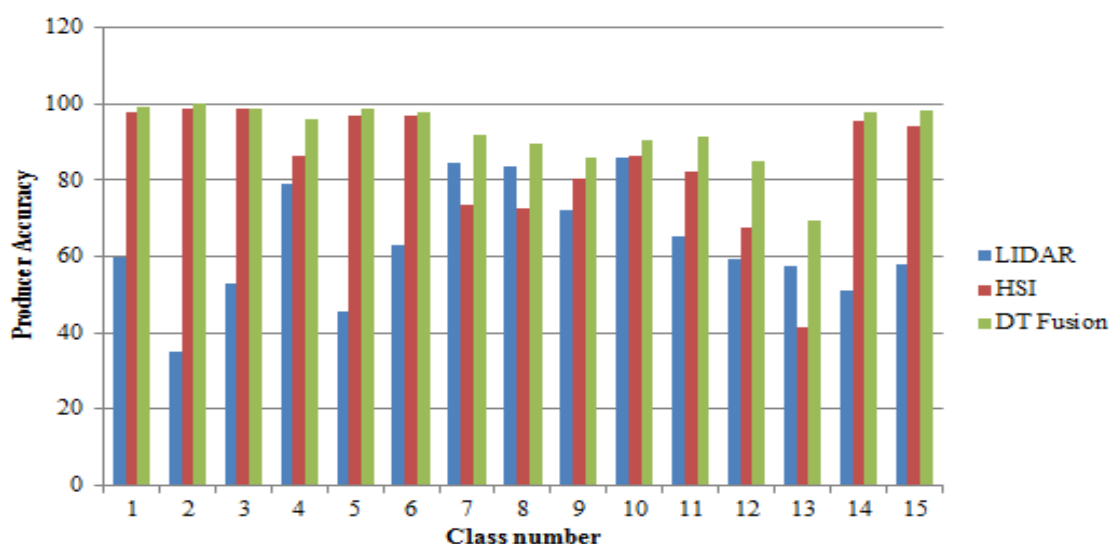


شکل ۷- مقایسه نتایج روش پیشنهادی فازی

جدول ۵ و شکل ۷ نتایج مربوط به ادغام فازی را نمایش می‌دهد. نتایج مانند روش پیشنهادی تک مقداری، نشان از بهبود دقت طبقه بندی بوسیله روش‌های طبقه بندی کننده چندگانه دارد. نتایج نشان می‌دهد دقت طبقه بندی داده فراطیفی بوسیله روش طبقه بندی فازی ۹۰ درصد است در حالی که همین دقت برای داده لیدار ۷۵ درصد می‌باشد. ادغام این دو طبقه بندی کننده در انتها دقت ۹۵ درصد را ایجاد می‌کند. این ادغام باعث بهبود دقت داده فراطیفی تا ۵ درصد و داده لیدار تا ۲۰ می‌شود.

به منظور بررسی بیشتر، شکل ۸ و جدول ۶ دقت روش‌های طبقه بندی انفرادی و ادغام را برای ۱۵ کلاس موجود در داده هیوستون نمایش می‌دهد. بررسی این شکل نشان می‌دهد، روش پیشنهادی ادغام دو داده تحت یک سیستم فازی باعث بهبود دقت در اکثر کلاس‌ها شده است. به عنوان نمونه برای کلاس‌های ۷ و ۸ که مربوط به سازه‌های مسکونی و تجاری می‌باشد، داده لیدار دقت بیشتری نسبت به داده فراطیفی ایجاد کرده است. این نکته موید این مطلب است که داده لیدار به علت وجود اطلاعات سه بعدی می‌تواند کلاس‌های دارای ارتفاع مانند ساختمان‌ها را نمایش بهتری دهد، از این رو افزودن داده لیدار به فراطیفی باعث بهبود دقت برای دو کلاس ساختمان شده است. در حالی که برای سه کلاس اول که مربوط به چمن است، داده فراطیفی اطلاعات طیفی مناسبی فراهم می‌کند و افزودن لیدار چندان باعث بهبود دقت نمی‌شود.

شکل ۹ تصویر حاصل از طبقه بندی به روش پیشنهادی فازی را برای ادغام داده فراطیفی و لیدار برای ۱۵ کلاس موجود نمایش می‌دهد. در آخرین بخش از نتایج، به منظور مقایسه و ارزیابی روش پیشنهادی، دو روش پیشنهادی فازی و تک مقداری مقایسه می‌شوند.



شکل ۸- مقایسه دقت طبقه بندی در روش پیشنهادی برای کلاس های داده هیوستون

جدول ۶- نتایج روش پیشنهادی فازی برای پانزده کلاس موجود

| کلاس | FKNN on HSI |                | FKNN on LIDAR |                | Fuzzy Fusion (DT) |                |
|------|-------------|----------------|---------------|----------------|-------------------|----------------|
|      | دقت کاربر   | دقت تولیدکننده | دقت کاربر     | دقت تولیدکننده | دقت کاربر         | دقت تولیدکننده |
| ۱    | ۹۸,۹۷       | ۹۷,۹۷          | ۴۶,۴۵         | ۵۹,۶           | ۹۹,۴۸             | ۹۹             |
| ۲    | ۹۷,۹۲       | ۹۸,۹۴          | ۳۸,۵۲         | ۳۵,۲           | ۱۰۰               | ۱۰۰            |
| ۳    | ۱۰۰         | ۹۸,۹۵          | ۴۷,۳۲         | ۵۲,۸           | ۱۰۰               | ۹۸,۹۶          |
| ۴    | ۸۲,۴        | ۸۶,۵           | ۷۴,۴۲         | ۷۹             | ۱۰۰               | ۹۶             |
| ۵    | ۹۳,۷۵       | ۹۶,۷۷          | ۵۶,۵          | ۴۵,۶           | ۹۷,۴              | ۹۸,۸۵          |
| ۶    | ۱۰۰         | ۹۶,۷۰          | ۶۸,۶۶         | ۶۳,۲           | ۱۰۰               | ۹۸             |
| ۷    | ۸۲,۳۵       | ۷۳,۵۵          | ۸۸,۶۲         | ۸۴,۶           | ۹۰,۸              | ۹۲,۰۵          |
| ۸    | ۶۸,۱۶       | ۷۲,۴۷          | ۸۰,۴۲         | ۸۳,۶           | ۸۷,۵              | ۸۹,۵۸          |
| ۹    | ۷۰,۶۴       | ۸۰,۲۱          | ۶۳,۱۲         | ۷۲,۳۵          | ۹۰,۶              | ۸۶,۱۵          |
| ۱۰   | ۷۰,۰۸       | ۸۶,۳۱          | ۷۰,۴۲         | ۸۵,۸           | ۸۷,۵              | ۹۰,۳           |
| ۱۱   | ۷۰,۴۸       | ۸۲,۲۲          | ۵۶,۴۲         | ۶۵,۲           | ۸۶,۶۵             | ۹۱,۲           |
| ۱۲   | ۷۱,۴۳       | ۶۷,۷۱          | ۴۶,۵۲         | ۵۹,۳           | ۸۹,۶۵             | ۸۴,۸           |
| ۱۳   | ۷۳,۰۷       | ۴۱,۳۰          | ۵۵,۸۳         | ۵۷,۳           | ۷۵,۶              | ۶۹,۴۴          |
| ۱۴   | ۹۵,۷۷       | ۹۵,۷۷          | ۵۶,۶۴         | ۵۱,۳           | ۹۷,۸۸             | ۹۷,۸۸          |
| ۱۵   | ۹۲,۹۳       | ۹۴,۲           | ۶۲            | ۵۸             | ۱۰۰               | ۹۸,۲           |



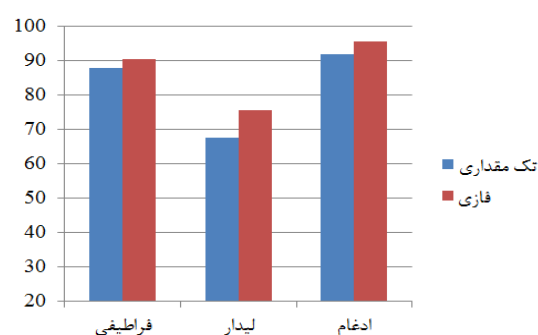
شکل ۹- تصویر حاصل از ادغام داده های فرطیفی و لیدار تحت روش پیشنهادی سیستم طبقه بندی کننده چندگانه فازی

ایجاد کرده است. به علاوه نتایج نشان می‌دهد طبقه بندی کننده‌های انفرادی فازی دقیق‌تر از طبقه بندی کننده تک مقداری SVM می‌باشد. به علاوه روش ادغام فازی نیز دقیق‌تر از روش ادغام تک مقداری عمل کرده است.

## ۵- نتیجه گیری

این تحقیق روشی بر مبنای سیستم‌های طبقه بندی کننده چندگانه را برای ادغام داده‌های فراطیفی و لیدار در سطح تصمیم گیری ارائه داده است.

در روش پیشنهادی پس از استخراج فضای ویژگی برای داده‌های فراطیفی و لیدار، طبقه بندی کننده فازی FKNN برای طبقه بندی هر داده بکار برده شد. در روش پیشنهادی، با توجه به غنی بودن داده فراطیفی از لحاظ



شکل ۱۰- مقایسه نتایج روش پیشنهادی فازی

شکل ۱۰ نتایج طبقه بندی کننده‌های تک مقداری و فازی برای داده‌های فراطیفی و لیدار و ادغام آنها را نمایش می‌دهد. نتایج مقایسه بین روش‌های پیشنهادی تک مقداری و فازی نشان می‌دهد، در هر دو استراتژی ادغام دو داده نتیجه دقیق‌تری را نسبت به استفاده انفرادی از آنها

اطلاعات طیفی، ویژگی‌های طیفی برای شناسایی گیاهان و سایر عوارض روی داده فراطیفی بکار می‌رود. از سوی دیگر با توجه به اینکه DSM موجود حاوی اطلاعات مناسبی از ارتفاع عوارض است، استخراج ویژگی‌هایی مانند شیب، اطلاعات سطوح و ویژگی‌های بافت می‌تواند به استخراج بهتر عوارض کمک کند.

در انتها روش ادغام الگوی تصمیم‌گیری (DT) نتایج طبقه بندی حاصل برای داده فراطیفی و لیدار را با یکدیگر ادغام می‌کند. به منظور ارزیابی بهتر روش پیشنهادی، یک سیستم مجموعه طبقه بندی کننده‌های تک مقداری نیز به منظور مقایسه با روش پیشنهادی فازی مورد استفاده قرار گرفت.

روش پیشنهادی در دو سناریوی فازی و تک مقداری به منظور پیاده سازی روی مجموعه داده دانشگاه هیوستون که دارای داده فراطیفی و لیدار هم‌مرجع می‌باشد، بکار گرفته شد. نتایج تحقیق در هر دو بخش فازی و تک مقداری نشان می‌دهد، سیستم طبقه بندی کننده چندگانه روی داده فراطیفی و لیدار باعث بهبود دقت طبقه بندی شده است. با توجه به اینکه داده‌های فراطیفی اطلاعات طیفی مناسب و داده‌های لیدار اطلاعات ارتفاعی مناسبی را از سطح عوارض جمع آوری می‌کنند، ادغام این دو داده به ایجاد فضای اطلاعاتی بهتر از سطح زمین می‌انجامد. نتایج نشان می‌دهد که ادغام داده‌های فراطیفی و لیدار باعث بهبود

دقت طبقه بندی در بیشتر کلاس‌های موجود می‌شود. داده لیدار در تشخیص کلاس‌های سه بعدی ساختمان موفق‌تر از داده فراطیفی عمل کرده است این در حالی است که داده فراطیفی در شناسایی کلاس‌هایی مانند چمن، آب و خاک موفق‌تر بوده‌اند. ادغام دو داده در سطح تصمیم‌گیری در نهایت منجر به بهبود دقت طبقه بندی در کلیه کلاس‌ها شده است. بررسی نتایج نشان داده است سیستم پیشنهادی طبقه بندی کننده چندگانه فازی براساس الگوی تصمیم‌گیری نتایج بهتری را نسبت به سیستم طبقه بندی کننده چندگانه تک مقداری براساس ادغام بیزین تولید کرده است. به منظور بهبود روش پیشنهادی و برطرف کردن محدودیت‌های موجود در آن، تحقیقات آینده می‌توانند در زمینه ایجاد فضای ویژگی، طبقه بندی و ادغام طبقه بندی کننده‌ها متمرکز شوند. در زمینه فضای ویژگی، تحقیقات آینده می‌توانند روی ویژگی‌های دیگر و روش‌های بهینه سازی برای انتخاب بهترین زیرمجموعه از ویژگی‌ها متمرکز شوند. به علاوه ویژگی‌های استخراجی برای داده فراطیفی در کنار کلیه باندهای اصلی در تحقیق استفاده شده است، روش‌های آینده می‌توانند روی روش‌های کاهش ابعاد فضا برای داده فراطیفی تمرکز یابند. در زمینه طبقه بندی کننده‌ها و روش‌های ادغام نیز روش‌های نوین دیگر می‌توانند مورد ارزیابی قرار گیرند.

## مراجع

- [1] Zhang, J. (2010). "Multi-source remote sensing data fusion: status and trends." International Journal of Image and Data Fusion, Vol.1, No.1, pp. 5-24.
- [2] Benediktsson, J. A., Sveinsson, J. (2003). "Multisource remote sensing data classification based on consensus and pruning." IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 41, No.4, pp. 932-936
- [3] Zhao, K., Popescu, S., Zhang, X. (2008). "Bayesian Learning with Gaussian Processes for Supervised Classification of Hyperspectral Data." Photogrammetric Engineering and Remote Sensing (PE&RS), Vol. 74, No.10, pp.1223-1234.
- [4] Goel, P. K., Prasher, S. O., Patel, R. M., Landry, J. A., Bonnell, R. B., Viau, A. A. (2003). "Classification of hyperspectral data by decision trees and artificial neural networks to identify weed stress and nitrogen status of corn." Computers and Electronics in Agriculture, Vol.39, No.2, pp.67-93.
- [5] 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, Vol. 45, No.4, pp.800-809.
- [6] Vaiphasa, C. 2003. "Innovative genetic algorithm for hyperspectral image classification." in Proc. Int. Conf. Map Asia.
- [7] Müller, K. L., Mika, S., Rätsch, G., Tsuda, K., Schölkopf, B. 2001. An introduction to kernel-based learning algorithms, IEEE Transaction on Neural Network, 12(2):181-202.
- [8] Camps-Valls, G., and Bruzzone, L. (2005). "Kernel-based methods for hyperspectral image classification." IEEE Transaction Geoscience and Remote Sensing, Vol. 43, No.6, pp.1351-1362.

- [9] Hughes, G. F. (1968). "On the mean accuracy of statistical pattern recognizers." IEEE Transactions on Information Theory, Vol.14, No. 1, pp. 55-63.
- [10] Luis, J. and Landgrebe, D. (1998). "Supervised Classification in High Dimensional Space: Geometrical, Statistical, and Asymptotical Properties of Multivariate Data." IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics, Vol. 28, No. 1, pp. 39-54.
- [11] Vapnik, V. N, (1998). Statistical Learning Theory. New York: Wiley.
- [12] Pepe, M., Boschetti, L., Alessarndro, P., Rampini.A. (2010). "Comparing the performance of Crisp and fuzzy Classifiers on Remotely Sensed Images: a case of snow classification." International Journal of Remote Sensing, Vol.31, No.23, pp.6189-6203.
- [13] Yamany, S., Farag, A., Hsu, S. (1999). "A fuzzy hyperspectral classifier for automatic target recognition (ATR) systems." Pattern Recognition Letters, Vol. 20, No.1, pp.1431-1438.
- [14] Bartels, M., Wei, H. (2006). "Rule-based Improvemnet of Maximum Likelihood Classified LIDAR Data Fused with Co-registered Bands." Proceeding of the annual conference of the remote sensing and photogrammetry, 5-8 september, Cambridge, UK.
- [15] Clode, S., Kootsookos. P., Rottensteiner, F. (2004). "The Automatic Extraction of Roads from LIDAR Data." In IAPRSIS, Vol. XXXV-B3, pp. 231 – 236.
- [16] Flood, M. (2001). "LIDAR Activities and Research Priorities in the Commercial Sector." International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, Volume XXXIV-3/W4 Annapolis, MD, 22-24 Oct.
- [17] Axelsson, P. (1999). "Processing of laser scanner data — algorithms and applications." ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, Vol.54, pp.138-147.
- [18] 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, Vol.17, pp.1711-1732.
- [19] 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, Vol.17, pp.1979-2000.
- [20] Brennan, R., Webster, T. L. (2006). "Object-oriented land cover classification of lidar derived surfaces." Canadian Journal of Remote Sensing, Vol. 32, No. 2, pp.62-172.
- [21] Haitao, L., Haiyan, G.U., Yanshun, H., Jinghui, Y. (2008). "Fusion of High-Resolution Aerial Imagery and LIDAR Data for Object-Oriented Urban Land-Cover Classification Based on SVM." ISPRS Workshop on Updating Geo-spatial Databases with Imagery & The 5th ISPRS Workshop on DMGISs
- [22] Koetz, B., Morsdorf, F., Curt, T. et al. (2007). "Fusion of Imaging Spectrometer and LIDAR Data Using Support Vector Machines for Land Cover Classification in the Context of Forest Fire Management." Remote Sensing Laboratories (RSL), Dept. of Geography, University of Zurich.
- [23] Lodha, S., Fitzpatrick, D., Helmbold, D. (2006). "Aerial Lidar Data Classification using Support Vector Machine." School of Engineering University of California.
- [24] Cao,Y., Zhao, H., Li, N., Wei, H. (2011). "Land-Cover Classification by Airborne LIDAR Data Fused with Aerial Optical Images." 2011 International Workshop on Multi-Platform/Multi-Sensor Remote Sensing and Mapping (M2RSM), pp.1-6.
- [25] Brzank, A., Heipke, C. (2006). "Classification of LIDAR data into water and land points in coastal areas." PCV06.
- [26] Dalponte, M., Bruzzone, L., Gianelle, D. (2008). "Fusion of Hyperspectral and LIDAR Remote Sensing Data for Classification of Complex Forest Areas." IEEE Transaction of Geosciences & Remote Sensing. Vol. 46, pp.1416 – 1427.
- [27] Zhang, C., Qiu. F. (2012). "Hyperspectral image classification using an unsupervised neuro-fuzzy system." Journal of applied remote sensing, Vol. 6, No.1, pp.1-15.
- [28] Zhao, B et al. (2013). " Outcome of the " Bes t Classification Challenge " of the 2013 IE EE GRSS data fusion contest: fusion of hyperspectral and LiDAR data," in IEEE Int. Geosciences and Remote Sensing Symp . , Melbourne, Australia
- [29] Liao, W et al.(2014). " Feature fusion of hyperspectral and LiDAR data for classification of remote sensing data from urban area," in 5th Works hop of the EAR SeL Special Interest Group on Land Use and Land Cover: Frontiers in Earth Observation for Land System Science ,Berlin, Germany.
- [30] Uhlmann, S., Kiranyaz, S., and Yildirm , A. (2013). " Outcome of the " Best Classification Challenge "of the 2013 IEEE GRSS data fusion contest: fusion of hyperspectral and LiDAR data," in IEEE Int. Geoscience s and Remote Sensing Symp . , Melbourne, Australia

- [31] Kuncheva, L. (2004). Combining Pattern Classifiers methods and algorithms, A John Wiley&sons, INC. publication, Hoboken, New jersey.canada
- [32] Kittler, J., Hatef, M., Duin, R.P.W. and Matas, J. (1998). "On combining classifiers." IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.20, No.3, pp. 226-239.
- [33] <http://www.exelisvis.com/docs/VegetationIndices.html>
- [34] Haralick, R., Shanmugam, K., Dinstein, I. (1973). "Textural Features for Image Classification. " IEEE Transaction on System Man and Cybernetic. Vol. 3, pp.610–621.
- [35] Chica-Olmo, M., Abarca-Hernández, F., 2004. Variogram Derived Image Texture for Classifying Remotely Sensed Images. Remote Sensing Image Analysis: Including the Spatial Domain, (2004)93–111.
- [36] Keller, J., Gray, M., Givens, J. (1985). "A fuzzy k-nearest neighbour algorithm. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics." Vol.15, pp. 580-585.
- [37] Imbault, F., and Lebart, K. (2004). "A stochastic optimization approach for parameter tuning of support vector machines." In Proceedings of the 17<sup>th</sup> international conference on pattern recognition (ICPR'04), pp. 1051–4651.
- [38] 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](http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin).
- [39] Xu, L., et al., (1992). "Methods of combining multiple classifiers and their applications to handwriting recognition." IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics, Vol. 22, No. 3, pp.418-435.