

# به کارگیری روش‌های تخمین بعد ذاتی در استخراج ویژگی‌های بدست آمده از تصاویر راداری، ماهواره‌ای و لیدار به منظور شناسایی عوارض خاص شهری

پرهام پهلوانی<sup>۱</sup>

مهدی حسنلو<sup>۲</sup>

تاریخ دریافت مقاله: ۹۴/۰۱/۲۹

تاریخ پذیرش مقاله: ۹۴/۱۲/۰۲

\*\*\*\*\*

## چکیده

امروزه ترکیب داده‌ها و تصاویری که از منابع مختلف سنجش از دوری به دست آمده‌اند، به عنوان راه‌حلی بهینه به منظور استخراج اطلاعات بیشتر مطرح است، چرا که این داده‌ها با دید وسیع خود، رقومی بودن، تهیه بصورت دوره‌ای، اطلاعات مختلفی را در اختیار محققین قرار می‌دهند. در این راستا، سنجنده‌های غیرفعال نوری به صورت گسترده در نگاشت ساختارهای افقی مورد استفاده قرار می‌گیرند. داده‌های راداری نیز با توجه به این که غالباً مستقل از شرایط جوی و به صورت شبانه‌روزی امکان جمع‌آوری دارند و نیز برخی ساختارهای زمینی و اهداف مصنوعی پاسخ ویژه‌ای در فرکانس راداری دارند، توانایی‌های تصاویر نوری را تکمیل می‌کنند. همچنین داده‌های هواپرد لیدار نیز می‌توانند اندازه‌گیری‌های نمونه‌ای با دقت بسیار بالا از ساختارهای قائم در اختیار قرار دهند. در نتیجه، استفاده همزمان داده‌های نوری، راداری و لیدار می‌تواند اطلاعات بیشتری در کاربردهای متنوع فراهم نماید. در این تحقیق، با بکارگیری همزمان این سه دسته داده سعی بر شناسایی عوارض خاص شهری به شکل بهینه نمودیم. در این راستا، با بکارگیری و تولید توصیفگرهای مختلف (۵۷ توصیفگر) و با استفاده از روش‌های استخراج ویژگی (شامل PCA و ICA) و تخمین ابعاد ذاتی داده‌ها (شامل SML و NWHFC)، فضای بهینه‌ای برای طبقه‌بندی نظارت شده ایجاد شد. پس از انجام طبقه‌بندی (روش K-NN) با استفاده از نتایج بدست آمده، توصیفگرهای (لایه‌های اطلاعاتی) تولید شده برای شناسایی عوارض خاص شهری شامل ساختمان‌ها، راه‌ها و پوشش گیاهی براساس دقت کلاسه‌بندی بدست آمده و گروه‌بندی شدند. نتایج عددی بدست آمده حاکی از کارایی بالای رویه پیشنهادی و نیز روش‌های بکارگرفته شده تخمین بعد ذاتی و استخراج ویژگی است.

واژه‌های کلیدی: تخمین بعد ذاتی، طبقه‌بندی تصویر، راه، ساختمان، پوشش گیاهی.

\*\*\*\*\*

۱- استادیار دانشکده مهندسی نقشه‌برداری و اطلاعات مکانی، پردیس دانشکده‌های فنی دانشگاه تهران، pahlavani@ut.ac.ir

۲- استادیار دانشکده مهندسی نقشه‌برداری و اطلاعات مکانی، پردیس دانشکده‌های فنی دانشگاه تهران، hasanlou@ut.ac.ir

## ۱. مقدمه

عوارض زمینی شامل راه‌ها، ساختمان‌ها و پوشش گیاهی براساس دقت مورد نظر گروه‌بندی شود. به معنای دیگر، بررسی روش‌های مختلف تولید توصیف‌گرهای مناسب برای استخراج عواض، بدنه اصلی این تحقیق می‌باشد.

همانگونه که پیشتر ذکر شد کلاسه‌بندی و شناسایی عوارض خاص شهری از جمله فرآیندهای بسیار مهم در فتوگرامتری و سنجش از دور می‌باشد. با پیشرفت سنجش از دور، همواره سنجنده‌ها و تجهیزات آن در حال تغییر و به روز شدن می‌باشند. در نتیجه روش‌های پردازش و استخراج اطلاعات از آن‌ها نیز همواره در حال تغییر بوده‌اند. در ادامه این بخش، برخی از مهمترین روش‌ها و الگوریتم‌های ارائه شده جهت شناسایی عوارض خاص شهری از داده‌های فتوگرامتری و سنجش از دور مرور می‌گردد.

برخی محققین به شناسایی ساختمان‌ها با استفاده از تصاویر هوایی پرداخته‌اند. به طوری که (همان) جهت استخراج ساختمان‌ها از تصاویر هوایی ابتدا یک تعداد نقطه شروع جهت گسترش ناحیه به طور منظم در تصویر انتخاب نمود، سپس از توصیف‌گرهای بر پایه خصوصیات هندسی نظیر محیط، مساحت، میزان زبری، فشردگی و زاویه و توصیف‌گرهای بر پایه خصوصیات تصویری نظیر فرکانس و میانگین چرردگی و همچنین توصیف‌گرهای بر پایه خصوصیات ساختاری نظیر سایه و مقادیر پیکسل‌های همسایه در راستای اعمال شرایط گسترش ناحیه استفاده نمود. در نهایت نیز پس از اعمال فیلترهای گشایش<sup>۱</sup> و بستن<sup>۲</sup> مورفولوژی جهت پس‌پردازش، نتیجه نهایی شناسایی ساختمان‌ها حاصل شد. این روند دارای مشکلات بسیار اساسی در شناسایی ساختمان‌های دارای سقف قرمز رنگ می‌باشد. (Lin & Nevatia, 1998, pp.101-121) یک روش بر اساس شناسایی لبه در تصاویر پیشنهاد نمود. فرض می‌شود که ساختمان‌های مستطیلی می‌توانند به متوازی‌الاضلاع تغییر شکل دهند. لبه‌های استخراج شده با استفاده از بردارهای

شناسایی و طبقه‌بندی عوارض مختلف و تخمین مقادیر این عوارض برای کشورها از اهمیت خاصی برخوردار است. (Muller & Zaum, 2005, pp.143-148) به عنوان مثال با شناسایی درختان و پوشش گیاهی یک منطقه و تخمین حجم این پوشش‌ها در فواصل زمانی متوالی می‌توان به پیش‌بینی امکان وقوع سیل پرداخت. از طرفی چنانچه بتوان با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای مقادیر و حجم یک محصول خاص را در کل کشور بدست آورد، می‌توان با دید بهتری نسبت به آینده نسبت به برنامه‌ریزی برای مصرف، فروش و یا حتی صادرات آن محصول اقدام نمود. شناسایی و استخراج راه‌ها در مواقع بروز حوادث طبیعی مانند سیل و زلزله نیز از مسائل مهم مطرح در مدیریت بحران می‌باشد. شناسایی ساختمان‌ها نیز در مناطق شهری می‌تواند در بحث‌های کنترل رشد شهری، تهیه نقشه‌های مختلف و همچنین نیل به سمت سرعت بخشیدن در جهت رسیدن به اهداف سند چشم‌انداز ۱۴۰۴ حائز اهمیت فراوانی باشد. امروزه ترکیب داده‌ها و تصاویری که از منابع مختلف سنجش‌ازدوری به دست آمده‌اند به عنوان راه‌حلی بهینه برای استخراج اطلاعات بیشتر مطرح است. سنجنده‌های غیرفعال نوری به صورت گسترده در نگاشت ساختارهای افقی مورد استفاده قرار می‌گیرند. داده‌های راداری با توجه به این که غالباً مستقل از شرایط جوی و به صورت شبانه روزی امکان جمع‌آوری دارند و نیز برخی ساختارهای زمینی و اهداف مصنوعی پاسخ ویژه‌ای در فرکانس راداری دارند، توانایی‌های تصاویر نوری را تکمیل می‌کنند. داده‌های هوابرد لیدار نیز می‌توانند اندازه‌گیری‌های نمونه‌ای با دقت بسیار بالا از ساختارهای قائم در اختیار قرار دهد. در این تحقیق، از بکارگیری همزمان داده‌های نوری، راداری و لیدار جهت شناسایی عوارض خاص شهری مد نظر قرار گرفته است به گونه‌ای که در پایان، توصیف‌گرهای (لايه‌های اطلاعاتی) تولیدشده از هریک از سنجنده‌ها برای شناسایی انواع

1- Dilation

2- Closing

غیرساختمان بود. (Sirmacek & Unsalan, 2008, pp.1-5) یک روش مساحت و ویژگی مینا را پیشنهاد نمود که با استفاده از ویژگی‌های ثابت رنگی (Gevers & Smeulders, 2000) و اطلاعات سایه، ساختمان‌ها را از تصاویر هوایی شناسایی نمود. سایه‌ها با استفاده از آستانه‌گذاری روی تصویر ویژگی ثابت رنگ آبی استخراج شده و ساختمان‌های دارای سقف قرمز با آستانه‌گذاری روی تصویر ویژگی ثابت رنگ قرمز شناسایی گشتند. ایشان جهت روشنایی را با محاسبه متوسط جهت سقف‌های دارای رنگ قرمز و مرکز سایه‌های همسایه بدست آوردند. سپس با جستجوی مناطق سایه‌دار در خلاف جهت زاویه روشنایی، دیگر ساختمان‌های دارای سقف غیرقرمز در منطقه شناسایی گشتند. سپس شناسانگر لبه Canny روی تصویر اعمال گردید و مناطق کاندید با کمینه‌سازی تابع انرژی گسترش یافتند. در این روش فرض شده است که سقف ساختمان‌ها به صورت یک قسمتی بوده و این عامل سبب گشت که صفحات مجاور صفحه مورد بررسی در روند گسترش ناحیه شرکت نکنند. روشی که (Benediktsson & et al, 2003) پیشنهاد نمود دارای سه مرحله بود. ابتدا یک پروفیل متغیر مورفولوژی با ترکیب گشایش و بستن ژئودزیک مورفولوژی و تغییر ابعاد المان ساختار به تصویر اعمال گشت. سپس چندین توصیف‌گر با استفاده از پروفیل متغیر مورفولوژی ایجاد گشته و در نهایت از شبکه عصبی مصنوعی برای کلاسه‌بندی نظارت شده توصیف‌گرها استفاده شد.

لیدار از جمله تکنولوژی‌های نسبتاً جدید برای جمع‌آوری اطلاعات از سطح زمین می‌باشد که با ارسال و دریافت پالس‌های لیزر، به ابر نقاطی با مختصات سه بعدی از محدوده مورد بررسی دست می‌یابد. پیشرفت روزافزون فناوری لیدار، دقت بسیار بالای مسطحاتی و ارتفاعی داده‌های اخذ شده آن و همچنین ثبت شدت سیگنال‌های بازگشتی باعث شده است که استفاده از داده‌های لیدار به صورت چشم‌گیری افزایش یابد. ایجاد مدل رقومی زمین<sup>۲</sup>

توصیف‌گر و توصیف‌گرهایی نظیر سایه کلاسه‌بندی شدند. (Sohn & Dowman, 2001, pp.345-355) از تصاویر با توان تفکیک پایین جهت استخراج ساختمان‌ها بهره بردند. آن‌ها با فرض اینکه ساختمان‌ها در راستای خیابان کشیده شده‌اند از یک تبدیل فوریه برای پیدا کردن محدوده گروهی ساختمان‌ها استفاده نمودند. به جهت توان تفکیک پایین تصاویر در میان منحنی‌های مربوط به ساختمان‌ها شکاف ایجاد شد که با استفاده از محدوده‌های ایجاد شده این شکاف‌ها بازسازی گشتند. (Lefevre & weber, 2007, pp.1-5) یک روش مساحت مینا برای شناسایی ساختمان‌ها از تصاویر هوایی پیشنهاد داد که براساس آن، از فیلترهای مورفولوژی استفاده نمود. در این روش، ابتدا یک تصویر باینری با استفاده از کلاسه‌بندی هیستوگرام تصویر درجه خاکستری ایجاد شد. سپس کلاسه‌های ایجاد شده با هم ترکیب شده و به تصویر باینری اضافه گشتند. در نهایت، فیلتر گشایش مورفولوژی و بازسازی ژئودزیک برای شناسایی ساختمان‌ها اعمال گشتند. فرض اساسی روش ذکر شده این است که ساختمان‌ها دارای اشکالی مربع و مستطیل شکل می‌باشند. به همین علت از پنجره‌های جستجو با شکل مربع و مستطیل برای جستجوی تصویر استفاده شد. همچنین مایل بودن ساختمان‌ها در تصویر نیز در نظر گرفته نشود به همین دلیل، این روش، عملکرد مناسبی در مقابل ساختمان‌های دارای اشکال غیر مربعی و مستطیلی و ساختمان‌هایی که نسبت به ابعاد تصویر مایل می‌باشند، نداشت. در (Persson & et al, 2005) یک روند نظارت شده برای شناسایی ساختمان‌ها با استفاده از فضای تصویر<sup>۱</sup> HSV ارائه شد. روند ارائه با استفاده از فضای رنگی HSV آموزش دیده و ساختمان‌های دارای سقف‌های قرمز، روشن، تاریک و مسی را شناسایی نمود. اما به دلیل اینکه روند ارائه شده نظارت شده می‌باشد و فرض گشته که ساختمان‌ها دارای شکل مستطیلی می‌باشند، روند ارائه آن‌ها تنها با استفاده از داده‌های آموزشی قادر به کلاسه‌بندی عوارض مستطیلی شکل به ساختمان و

در مرحله بعد، مناطقی که دارای ارتفاع بیشتر از یک متر بودند به عنوان ساختمان شناسایی شدند. شاخص گیاهی همواره توانایی حذف درختان را ندارد زیرا در بسیاری از مناطق که دارای پوشش گیاهی انبوه می‌باشند بازگشت اول و آخر لیدار دارای مقادیر یکسانی هستند. همچنین آستانه‌گذاری روی این داده‌ها برای شناسایی ساختمان‌ها اشتباه می‌باشد زیرا تمام درختان دارای ارتفاعی کمتر از یک حد آستانه نبوده و تمامی ساختمان‌ها هم دارای ارتفاعی بیشتر از آن حد تعیین شده نمی‌باشند. (Zhan & al, 2002) برای قسمت‌بندی داده‌های لیدار از چندین مقدار آستانه استفاده نمود. به این صورت که آستانه‌گذاری از مقدار یک شروع شده و تا بیشترین مقدار ارتفاع داده‌های ارتفاع‌سنجی ادامه می‌یافت. با هر آستانه‌گذاری یک تصویر باینری ایجاد گردید که از دو پارامتر مساحت و موقعیت برای ارزیابی و تعیین ماهیت عارضه استفاده شد. اگر مرکز یا مساحت مناطق ایجاد شده با آستانه‌گذاری، دارای کوچکترین تغییر مکان در مرکز ثقل و یا مساحت باشند، عارضه به عنوان ساختمان انتخاب می‌گشت. از پارامترهای منابع دیگر نظیر خصوصیات طیفی و مقادیر بازگشت اول و آخر برای شناسایی درختان بهره برد. (Rottensteiner & Briese, 2002, P.295) ابتدا nDSM منطقه را بر اساس روش ارائه شده در (Kraus & Pfeifer, 1998, pp.193-203) استخراج نمود و مناطقی که دارای ارتفاع بیش از ۳/۵ متر بودند را به عنوان یک کلاس اولیه از ساختمان‌ها در نظر گرفت. سپس از توصیف‌گرهای نقطه‌ای ارائه شده توسط (Vogtle & Steinle, 2003) جهت تفکیک درختان از ساختمان‌ها بهره برد. در نهایت، روش به کار رفته در تفکیک درختانی که در فاصله کمی از ساختمان‌ها قرار دارند، عملکرد مناسبی نداشت. (Fuchs, 1998) یک روش منطقی فازی برای کلاسه‌بندی داده‌های لیدار به ساختمان‌ها، گیاهان و زمین استفاده کرد. در ابتدا از روشی به نام "convex-concave hull" برای ایجاد DTM استفاده نمود. سپس nDSM را از تفاضل DSM و DTM بدست آورد. توصیف‌گرهای گرادیان، تفاضل بازگشت آخر و اول،

(DTM)، طبقه‌بندی عوارض و تشخیص کاربری زمین از مهمترین کاربردهای لیدار می‌باشد. DTM در واقع یک نمایش آماری از سطح پیوسته زمین با استفاده از تعداد زیادی نقطه انتخابی با مختصات‌های معلوم در یک سیستم مختصات اختیاری می‌باشد. (Weibel & Heller, 1993) مدل رقومی سطحی (DSM)، عوارض طبیعی و مصنوعی زمین را نیز شامل می‌شود و در واقع این عامل، جداکننده DTM و DSM از یکدیگر می‌باشد. (Li & al, 2010) ایجاد DTM سبب می‌گردد که امکان تولید nDSM<sup>۲</sup> به عنوان یکی از مهمترین توصیف‌گرها به وجود آید. nDSM حاوی اطلاعات از عوارض غیرزمینی می‌باشد و استخراج این پارامتر می‌تواند اولین گام در شناسایی و کلاسه‌بندی عوارض باشد. برای شناسایی ساختمان‌ها از داده‌های لیدار در برخی موارد بسیار خاص مانند مناطق دارای شیب بسیار ملایم و بدون پوشش گیاهی، آستانه‌گذاری روی داده‌های لیدار جوابگو بوده و باعث استخراج ساختمان‌ها می‌گردد. ولی در مواردی که شیب منطقه زیاد باشد یا منطقه دارای پوشش گیاهی زیاد بوده و یا درختان بسیار به ساختمان‌ها نزدیک باشند، این روش کارآمد نمی‌باشد. (Maas & Vasselmann, 1999, pp.153-163) (Weidner & Forstner, 1995) یک روش بر اساس فیلترهای مورفولوژی برای استخراج DTM از DSM ارائه نمود. برای جداسازی ساختمان‌ها و درختان از دو توصیف‌گر واریانس بردار نرمال وارد بر سطح و لبه‌ها استفاده شد. (Maas & Vasselman, 1999, pp.153-163) یک روش برای شناسایی ساختمان‌ها ارائه نمود که برای شناسایی ساختمان‌ها از تصویر لاپلاسی و تصویر کلاسه‌بندی شده بیشترین همسایگی استفاده نمود. در (Rieger & al, 1999) از سه باند شامل تصویر نرمال شده بازگشت اول، تصویر نرمال شده بازگشت آخر و شاخص گیاهی که از تفاضل بازگشت آخر و بازگشت اول بدست آمد، استفاده شد. در این راستا، از شاخص گیاهی ذکر شده برای برطرف کردن گیاهان از داده‌های لیدار استفاده شد.

1- Digital Surface Model

2- normalized Digital Surface Model

سه‌بعدی و پیچیدگی روابط میان عوارض همواره دچار مشکل بوده است. از اینرو استفاده از تصاویر رقومی با قدرت رادیومتریکی بالا در کنار داده‌های لیدار می‌تواند باعث افزایش دقت فرآیند کلاسه‌بندی گردد. تاکنون روش‌ها و الگوریتم‌های متفاوتی جهت کلاسه‌بندی و شناسایی عوارض روی سطح زمین با استفاده از داده‌های لیدار به تنهایی و یا با کمک تصاویر هوایی رقومی و فضایی مطرح گشته است (Moussa&El-Sheimy,2012). از تلفیق تصاویر هوایی رقومی و داده‌های لیدار استفاده نمود و ابتدا عوارض مرتفع را شناسایی کرده و سپس با استفاده از NDVI<sup>2</sup> ساختمان‌ها و درخت‌ها را از یکدیگر تفکیک نمود (Mumtaz&Mooneg,2008). پس از ترکیب داده‌های لیدار و تصاویر هوایی از یک آستانه‌گذاری ساده با توجه به خصوصیات هر یک از عوارض آن‌ها را شناسایی نمود (Zhoa&You,2012). از میزان تحذب و همواری برای جداسازی ساختمان‌ها و درختان بهره گرفت و برای شناسایی راه‌ها از قاب‌هایی با اندازه و جهت‌های متفاوت استفاده گشت که با اسکن تصویر منطقه توسط این قاب‌ها شبکه کلی راه‌ها استخراج شد (Grigillo&Kanjir,2012). دو روند مختلف جهت شناسایی عوارض شهری از داده‌های لیدار و تصاویر هوایی را مطرح نمود. ابتدا در یک پیش‌پردازش، DTM استخراج شده و ارتوفتو داده‌های عکسی تهیه گردید. در مرحله بعد nDSM با استفاده از DTM استخراج گشت تا یک کلاس اولیه از ساختمان‌ها ایجاد شود. سپس پوشش گیاهی منطقه با استفاده از داده‌های عکسی حذف شد و در نهایت پس از اعمال چندین عملگر مورفولوژی و تبدیل هاف<sup>3</sup> ساختمان‌ها برداری شدند (Wei&et al,2012,pp.323-328).

ابتدا داده‌های لیدار و تصاویر هوایی را هم مرجع نمودند. سپس داده‌ها جهت تولید آسان توصیف‌گرهای بیشتر به رستر تبدیل شدند. در نهایت، پس از ایجاد توصیف‌گرهایی نظیر NDVI، داده‌ها شدت سیگنال، میزان مسطح بودن و

شکل و ارتفاع برای کلاسه‌بندی مورد استفاده قرار گرفتند. از گرادیان برای تفکیک پیکسل‌های مربوط به درختان و ساختمان‌ها از پیکسل‌های مربوط به زمین استفاده شد. از تفاضل بازگشت اول و آخر برای شناسایی گیاهان و از شکل برای شناسایی ساختمان‌ها با در نظر گرفتن اینکه ساختمان‌ها از خطوطی بلند و موازی تشکیل می‌شوند، استفاده شد (Vosselman& et al,pp.1-6).

از زبری، شکل، رنگ به علاوه شاخص گیاهی بدست آمده از تفاضل بازگشت آخر و اول جهت کلاسه‌بندی داده‌های لیدار بهره برد (Arefi&Hahn,2005). یک روش سلسله مراتبی برای جداسازی و تفکیک ساختمان‌ها و درختان از یکدیگر پیشنهاد نمودند. اساس این روش افزایش مرحله‌ای ابعاد المان ساختاری برای حذف عوارض غیر زمینی و استخراج DTM بود (Hebel& Stilla,2008,pp.105-110). روشی را برای شناسایی نقاط زمینی و جداسازی آن‌ها از نقاط مربوط به عوارض ساخت انسان و غیر زمینی مطرح نمود. اساس این روش حفظ نقاط مربوط به ساختمان‌ها در هر مرحله و حذف نقاط مربوط به زمین و عوارض دارای شکل نامنظم بود. با استفاده از الگوریتم RANSAC<sup>1</sup> بین عوارض دارای آشفتگی (درختان) و عوارض ساخت انسان تمایز ایجاد شده و با اتصال خطوط حاصله پلیگون‌های مربوط به ساختمان‌ها ایجاد گشت. الگوریتم‌های آماری نظیر میدان تصادفی مارکف و میدان تصادفی شرطی نیز در طبقه‌بندی مؤثر بوده و عملکرد مناسبی دارند (Niemeyer & et al,2010,pp.263-268). برای کلاسه‌بندی توصیف یک مدل میدان تصادفی شرطی برای ابر نقاط نامنظم و استخراج خصوصیات هندسی نظیر دامنه، عرض و تعداد پژواک موج به عنوان داده‌های توصیف‌گر استفاده نمود. بعلاوه می‌توان از مقادیر ویژه برای استخراج ویژگی‌ها در میدان تصادفی شرطی استفاده نمود و از داده‌های شدت برای جداسازی دو کلاس ساختمان و درخت از هم بهره برد (Niemeyer&et al,2013,pp.139-142).

کلاسه‌بندی داده‌های لیدار به علت کثرت عوارض

2- Normalized Difference Vegetation Index

3- Hough Transform

1- Random sample consensus



سنفرانسيسكو است. این نواحی شامل ساختمان‌های متعدد، برج‌های با ارتفاع بالا، سازه‌های تجاری و صنعتی، راه‌های ارتباطی و پل‌ها، پوشش‌های گیاهی شهری و غیره است. در این تحقیق، از تصاویر ماهواره اپتیکی WorldView-2، ماهواره راداری TerraSAR-X و از داده‌های لیدار استفاده شده است. این داده‌ها در بازه‌های زمانی ۲۰۱۰ و ۲۰۱۱ تهیه شده‌اند. جدول ۱ توضیح خلاصه‌ای از این داده‌ها را ارائه می‌نماید. در ادامه به صورت مختصر با این داده‌ها و ماهواره‌ها آشنا می‌شویم.

جدول ۱: داده‌های مورد استفاده در این تحقیق

نام ماهواره/داده	نوع داده	تاریخ اخذ داده
WorldView-2	اپتیکی	۹ اکتبر ۲۰۱۱
TerraSAR-X	راداری	۱۳ اکتبر ۲۰۱۱
LiDAR	لیزری	۱۰ جون ۲۰۱۰

#### ۲-۱- تصاویر ماهواره WorldView-2

ماهواره WorldView-2 که در اکتبر ۲۰۰۹ به فضا پرتاب شد اولین ماهواره با توان تفکیک بالای طیفی ۸ بانده تجاری می‌باشد. این ماهواره که در ارتفاع ۷۷۰ کیلومتری سطح زمین است، دارای توان تفکیک مکانی ۰/۴۶ متری پانکروماتیک و ۱/۸۵ متری چند طیفی می‌باشد. ماهواره WorldView-2 با دوره تناوب بازدید ۱/۱ روزانه خود، قادر به جمع‌آوری ۱ میلیون کیلومتر مربع تصویر چندطیفی از سطح زمین می‌باشد. (Wikipedia, 2014)

#### ۲-۲- داده‌های لیدار

پیدایش لیدار به اوایل دهه ۱۹۶۰ میلادی، اندکی پس از اختراع لیزر باز می‌گردد، که با استفاده از ترکیب تصویربرداری متمرکز لیزر و تکنولوژی رادار و با استفاده از اندازه‌گیری زمان رفت و بازگشتی سیگنال کار می‌نماید. سیستم لیدار به وسیله اندازه‌گیری زمانی که نور لیزر از فرستنده لیزر به سمت تارگت ارسال و سپس به سمت گیرنده بازگشت می‌کند، اقدام به محاسبه فاصله می‌کند. لیدار با توجه به اینکه یک سیستم فعال است نیازی به نور خورشید نداشته و قادر است

آنتروپیز الگوریتم AdaBoost<sup>۱</sup> برای کلاسه‌بندی و شناسایی عوارض زمینی استفاده گشت.

در زمینه بکارگیری همزمان داده‌های لیدار با تصاویر ماهواره‌ای با توان تفکیک بالا و تصاویر راداری تحقیقاتی صورت نگرفته است که مشخص کننده ضرورت انجام این تحقیق است. البته بکارگیری همزمان این گونه از داده‌ها و تصاویر ممکن است نتیجه مثبت را به همراه نداشته باشد، به همین دلیل در این پژوهش سعی شده است با بکارگیری همزمان داده‌های لیدار، تصاویر ماهواره‌ای با توان تفکیک بالا و داده‌های راداری، عوارض زمینی خاص شناسایی گردند تا مشخص شود که استفاده از این داده‌ها چه عملکردی در شناسایی دارد. برای این منظور، با بکارگیری و تولید انواع توصیف‌گرها که بر روی هر یک از این سه دسته داده بصورت جداگانه اعمال می‌شود، فضای ورودی به منظور طبقه‌بندی ایجاد گشت. سپس با بکارگیری روش‌های مختلف تخمین بعد ذاتی و نیز روش استخراج ویژگی، بهترین این ویژگی‌ها و توصیف‌گرها انتخاب شد تا فضای ورودی طبقه‌بندی‌کننده در بهینه‌ترین حالت ممکن باشد. در نهایت، با بکارگیری طبقه‌بندی‌کننده بانظارت به جداسازی و استخراج عوارض خاص شامل ساختمان، راه و گیاهان پرداخته شد. در ادامه ساختار مقاله به این صورت است که در بخش ۲ تصاویر و داده‌های مورد استفاده ارائه شده است. بخش ۳ به معرفی روش پیشنهادی مورد استفاده در این تحقیق می‌پردازد. در بخش ۴ روند کلی پیشنهادی تحقیق پیاده‌سازی شده و مورد ارزیابی قرار گرفته است و در نهایت در بخش ۵ نتایج حاصل شده از این مقاله ارائه شده و مورد بحث قرار می‌گیرد.

#### ۲- تصاویر و داده‌های مورد استفاده

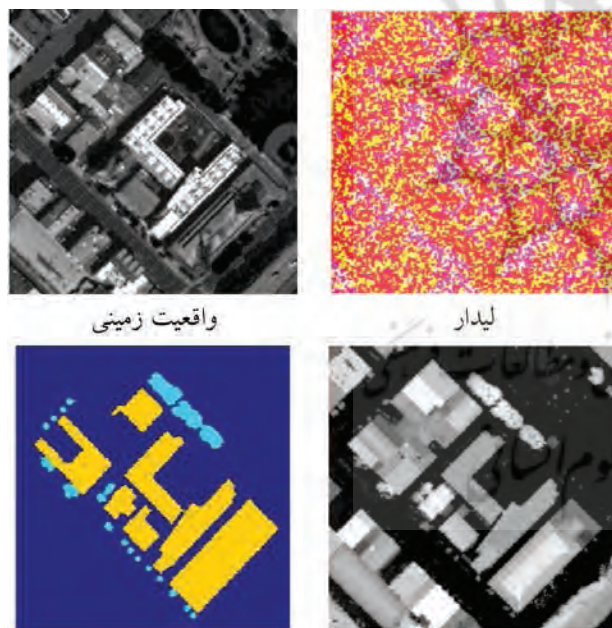
داده‌های مورد استفاده در این تحقیق شامل داده‌های ماهواره‌ای اپتیکی و راداری (تک پلاریزه HH) با توان تفکیک مکانی بالا و داده‌های هوایی لیدار مربوط به مناطقی از شهر

1- Adaptive Boosting

فصلنامه علمی - پژوهشی اطلاعات جغرافیایی (س)   
 به کارگیری روش‌های تخمین بعد ذاتی در استخراج ... / ۱۶۱



نگاره ۱: داده‌های بکارگرفته شده در ناحیه اول



نگاره ۲: داده‌های بکارگرفته شده در ناحیه دوم

#### ۲-۴- نواحی مورد مطالعه

در این پژوهش برای کاهش حجم زیاد پردازش‌ها و دقت بیشتر در بررسی ماهواره‌ها و الگوریتم‌ها، چهار منطقه مختلف از شهر فرانسیسکو انتخاب شدند. این نواحی دارای

حتی در شب به جمع‌آوری اطلاعات ارتفاعی پردازد و در هر ثانیه بیش از ۱۰۰۰۰۰۰ پالس ارسال نماید. در اوایل، سیستم سنجش از دور لیدار به صورت پروفیل کار می‌کرد و قادر بود تنها فاصله زیر سکو را اندازه‌گیری کند. بعدها با استفاده از تکنولوژی تعیین موقعیت GPS<sup>۱</sup> و تعیین وضعیت IMU<sup>۲</sup> سیستم‌های لیدار کامل شدند. به طوریکه امروزه دقت ارتفاعی و مسطحاتی و همچنین هزینه تولید اطلاعات ارتفاعی توسط لیدار هم‌تراز با فناوری فتوگرامتری است.

#### ۲-۳- تصاویر TerraSAR-X

ماهواره TerraSAR-X یک سیستم تجاری برای مشاهدات ماهواره‌ای راداری است که در سال ۲۰۰۷ مأموریت خود را آغاز کرد. این ماهواره اطلاعاتی را فراهم می‌کند که پیش از این، توسط سیستم‌های فضاپرد قابل دستیابی نبود. طراحی ماهواره بر اساس تکنولوژی موفق SAR<sup>۳</sup> در مأموریت‌های SIR-C/X-SAR و SRTM انجام شده است. این ماهواره از سنجنده SAR در فرکانس باند X استفاده می‌کند و می‌تواند در مدهای مختلفی کار کند تا نیازهای کاربردهای مختلف را برطرف کند. اخذ داده‌های راداری در قطبیدگی‌های تکین و دوگانه و امکان جمع‌آوری اطلاعات در قطبیدگی کامل، بر توانایی‌های این ماهواره افزوده است. این ماهواره خورشید آهنگ بوده و با قدرت تفکیک کمتر از یک متر به جمع‌آوری اطلاعات می‌پردازد. دقت رادیومتریک و ژئومتریک بالای آن بسیار بالاتر از سنجنده‌های تجاری دیگر است. زمان بازدید مجدد از هر منطقه برای این ماهواره حداکثر ۲/۵ روز است و قابلیت پوشش ۹۵٪ از سطح زمین را در دو روز دارد.

سرعت بالای آن در تغییر مود تصویربرداری و قطبیدگی از دیگر ویژگی‌های منحصر بفرد آن محسوب می‌شود. داده‌های راداری بکارگرفته شده در این تحقیق، تک پلاریزه افقی-افقی (HH) بوده و در سطح پردازش LIB را دارا می‌باشند.

1- Global Position System

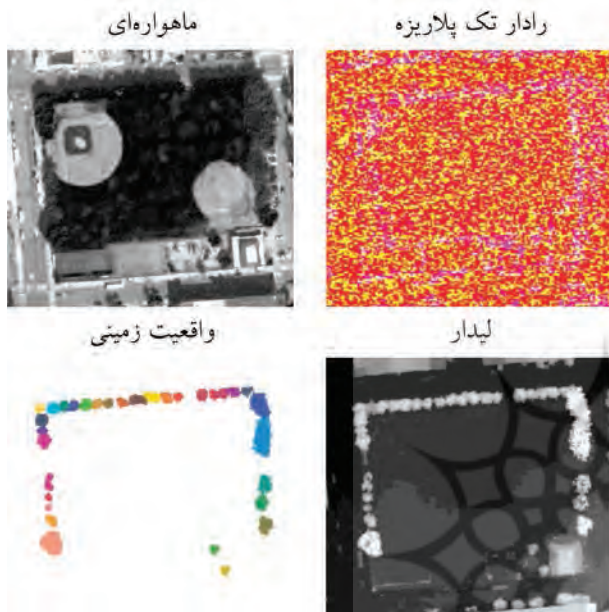
2- Inertial Measurement Unit

3- Synthetic Aperture Radar

خصوصیات مختلفی هستند که به اختصار به آنها می‌پردازیم. ابعاد  $401 \times 615$  پیکسل جدا شده است که دارای عوارض ساختمان، راه و گیاه است و هدف استخراج این عارضه‌ها با بکارگیری روش‌های پیشنهادی این تحقیق از این ناحیه می‌باشد.

### ۲-۴-۱- ناحیه اول

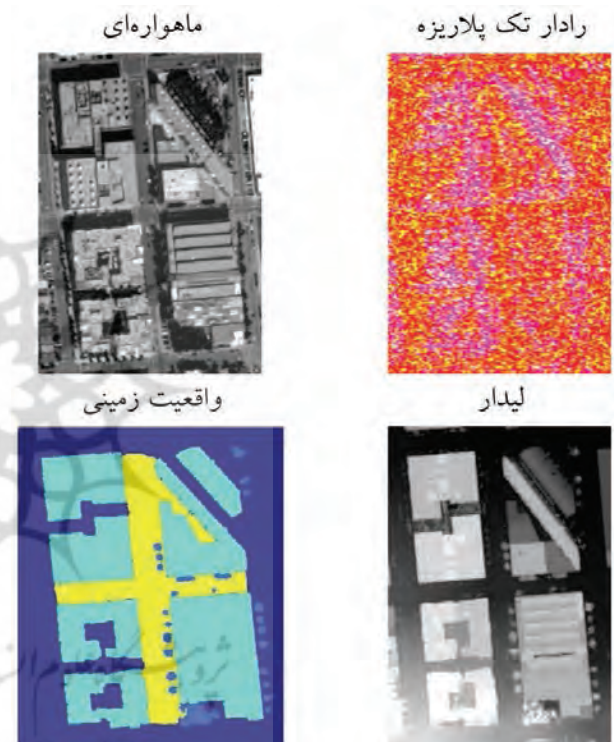
در این ناحیه (نگاره ۱) از سه داده مورد بررسی، منطقه‌ای با ابعاد  $557 \times 627$  پیکسل جدا شده است که دارای عارضه ساختمان است و هدف استخراج این عارضه با بکارگیری روش‌های پیشنهادی این تحقیق از این ناحیه می‌باشد.



نگاره ۴: داده‌های بکارگرفته شده در ناحیه چهارم

### ۲-۴-۲- ناحیه چهارم

در این ناحیه (نگاره ۴) از سه داده مذکور منطقه‌ای با ابعاد  $378 \times 340$  پیکسل جدا شده است که دارای عارضه گیاه است و هدف استخراج این عارضه با بکارگیری روش‌های پیشنهادی این تحقیق از این ناحیه می‌باشد.



نگاره ۳: داده‌های بکارگرفته شده در ناحیه سوم

### ۲-۴-۲- ناحیه دوم

در این ناحیه (نگاره ۲) از سه داده مذکور منطقه‌ای با ابعاد  $560 \times 420$  پیکسل جدا شده است که دارای عارضه ساختمان و گیاه است و هدف استخراج این عوارض با بکارگیری روش‌های پیشنهادی این تحقیق از این ناحیه می‌باشد.

### ۳- روش پیشنهادی

با توجه به تنوع داده‌های لیدار، ماهواره‌ای و راداری استفاده شده و حجم بالای توصیفگرهای بکارگرفته شده در این تحقیق لازم است که داده‌ها/ویژگی‌های مناسب به منظور استخراج عوارض خاص شهری از بین ویژگی‌های موجود انتخاب شود.

### ۲-۴-۳- ناحیه سوم

در این ناحیه (نگاره ۳) از سه داده مذکور منطقه‌ای با

لذا، طبق رویه پیشنهاد شده (نگاره ۵) با بکارگیری الگوریتم‌های تخمین بعد ذاتی تعداد ویژگی‌های مناسب

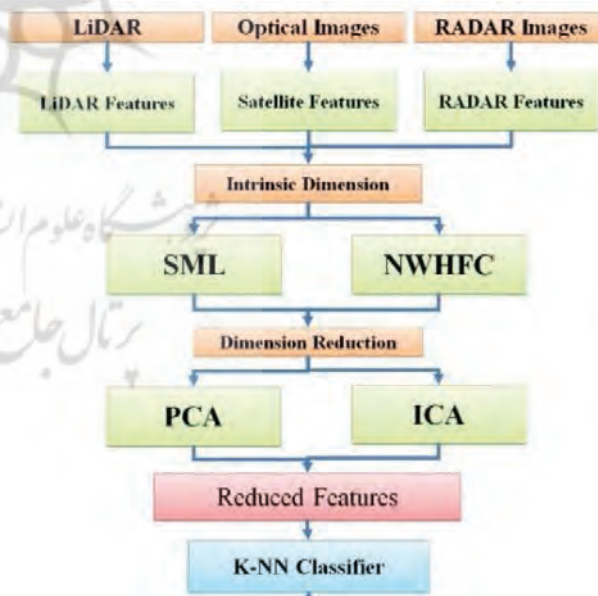


### ۳-۱- تولید توصیف‌گر

شناسایی عوارض نیازمند تولید توصیف‌گرهایی برای اجرای فرآیند شناسایی می‌باشد. زیرا الگوریتم‌های طبقه‌بندی با توجه به بردار توصیف هر پیکسل در مورد ماهیت آن تصمیم‌گیری می‌کنند. این توصیف‌گرها می‌توانند به صورت طیفی، بافتی و یا ساختاری امکان تفکیک اشیاء را فراهم سازند. امروزه با افزایش روز به روز تعداد سنجنده‌های فعال و غیرفعال، امکان ثبت خصوصیات طیفی، بافتی و ساختاری اشیاء در طول موج‌های مختلف و شیوه‌های گوناگون به وجود آمده است و در نتیجه توصیف‌گرهایی که امکان ایجاد آن‌ها وجود دارد نیز افزایش یافته است.

پیش از ایجاد لایه‌های توصیف‌گر با توجه به این نکته که داده‌ها در زمان‌ها و توسط سنجنده‌های مختلف به دست آمده‌اند، باید تصاویر آماده‌سازی شوند. در واقع باید اطلاعات قابل استخراج از تصاویر در یک فریم یکسان قرار گیرند. به همین منظور، تصاویر هم از نظر زمانی و هم از نظر رادیومتریک باید قابل قیاس باشند. در این راستا، تصاویر در یک سیستم زمین مرجع تصویر شده و هم مقیاس می‌شوند. تصاویر بکارگرفته شده، با تصاویر زمانی راداری (تک پلاریزه) و داده‌های لیدار به صورت همزمان در یک مجموعه داده استفاده می‌شوند. از جمله پیش‌پردازش‌هایی که باید قبل از پیاده‌سازی الگوریتم مورد نظر روی داده‌ها صورت گیرد می‌توان به تصحیحات هندسی و رادیومتریک، تولید تصاویر بکارگرفته شده، ثبت هندسی تصاویر و یکسان‌سازی ابعاد پیکسلی تصاویر با نمونه‌گیری مناسب اشاره کرد. در این تحقیق، ابعاد پیکسلی مناسب یک متر برای تمامی داده‌های ورودی انتخاب شد. چرا که داده‌های تک پلاریزه راداری مورد استفاده، دارای توان تفکیک مکانی یک متر بوده و داده‌های اپتیکی نیز به اندازه یک متر نمونه‌برداری شدند. پس از آماده‌سازی داده‌ها چندین لایه توصیف‌گر مطابق با توانایی آن‌ها جهت شناسایی و تفکیک عوارض انتخاب شده و ایجاد می‌گردند. لیست کامل توصیف‌گرها با استفاده از تصویر ماهواره‌ای، داده‌های لیدار و داده‌های رادار در جدول ۲ آمده است.

تخمین زده شده و سپس با بکارگیری روش‌های استخراج ویژگی مانند تحلیل مؤلفه اصلی به تعداد عدد تخمین زده شده ویژگی‌ها کاهش می‌یابد. سپس ویژگی‌های کاهش یافته با بکارگیری روش طبقه‌بندی با نظارت K-NN طبقه‌بندی شده و خروجی‌های مناسب تولید می‌شود. روند کلی انجام این تحقیق (نگاره ۵) از سه جزء اصلی تشکیل شده است: ۱) تولید توصیف‌گرها از داده‌های سه گانه، ۲) تخمین بعد ذاتی توصیف‌گرها با روش‌های <sup>۱</sup> NWHFC (Chang&Du,2004) و با استفاده <sup>۲</sup> SML (Bajorski,2011) به همراه بکارگیری روش‌های استخراج ویژگی <sup>۳</sup> PCA (Agarwal&et al,2007) و <sup>۴</sup> ICA (Agarwal&et al,2007) و <sup>۵</sup> K-NN (Cover&Hart,1967). به منظور طبقه‌بندی و استخراج عوارض مورد نظر با توجه به گستردگی فعالیت‌های انجام شده در ادامه این بخش تنها به معرفی و تولید توصیف‌گرها از داده‌های سه گانه پرداخته و سپس به تشریح روش‌های NWHFC و SML پرداخته می‌شود.



نگاره ۵: روند کلی انجام تحقیق

1-Noise Whitenen Harsanyi-Farrand-Chang

2- Second Moment Linear

3- Principal Component Analysis

4- Independent Component Analysis

5- k-Nearest Neighbors

(Richardson & Everitt, 1992)	WorldView-2	شاخص SAVI	۱۲
Qi, Chehbouni, Huete, Kerr, (& Sorooshian, 1994)	WorldView-2	شاخص MSAVI	۱۳
(Qi et al., 1994)	WorldView-2	شاخص MSAVI2	۱۴
(Gonzalez & Woods, 2007)	WorldView-2	باند Y از فضای رنگی YIQ	۱۵
(Gonzalez & Woods, 2007)	WorldView-2	باند I از فضای رنگی YIQ	۱۶
(Gonzalez & Woods, 2007)	WorldView-2	باند Q از فضای رنگی YIQ	۱۷
(Gonzalez & Woods, 2007)	WorldView-2	باند H از فضای رنگی HSI	۱۸
(Gonzalez & Woods, 2007)	WorldView-2	باند S از فضای رنگی HSI	۱۹
(Gonzalez & Woods, 2007)	WorldView-2	باند I از فضای رنگی HSI	۲۰
(Gonzalez & Woods, 2007)	WorldView-2	باند Y از فضای رنگی YCbCr	۲۱
(Gonzalez & Woods, 2007)	WorldView-2	باند Cb از فضای رنگی YCbCr	۲۲
(Gonzalez & Woods, 2007)	WorldView-2	باند Cr از فضای رنگی YCbCr	۲۳
(Gonzalez & Woods, 2007)	WorldView-2	توصیفگر آماری مرتبه اول (میانگین)	۲۴
(Gonzalez & Woods, 2007)	WorldView-2	توصیفگر آماری مرتبه اول (واریانس)	۲۵
(Gonzalez & Woods, 2007)	WorldView-2	توصیفگر آماری مرتبه اول (عدم تقارن)	۲۶
(Gonzalez & Woods, 2007)	WorldView-2	توصیفگر آماری مرتبه اول (میزان اوج)	۲۷
(Gonzalez & Woods, 2007)	WorldView-2	توصیفگر آماری مرتبه دوم (کنتراست)	۲۸
(Gonzalez & Woods, 2007)	WorldView-2	توصیفگر آماری مرتبه دوم (همگنی)	۲۹

### ۳-۲- بعد ذاتی<sup>۱</sup>

در این بخش، دو مورد از روش‌ها و الگوریتم‌های قابل استفاده برای تخمین بعد ذاتی داده‌ها با بعد و حجم زیاد برای تخمین بعد ذاتی ویژگی‌های تولید شده مورد استفاده قرار می‌گیرد. بطور خلاصه بعد ذاتی می‌تواند به تعداد متغیرهای پنهانی تفسیر شود که معمولاً کمتر از تعداد متغیرهای مشاهده شده است. تخمین تعداد این متغیرهای پنهان یکی از مراحل اساسی در فرآیند کاهش ابعاد می‌باشد، چرا که بیشتر روش‌های کاهش ابعاد این عدد را به عنوان یک پارامتر خارجی لازم داشته و معمولاً در الگوریتم خود آن را تخمین نمی‌زنند (Maaten, 2002). دو روش تخمین بعد ذاتی که بیشترین کارایی را دارند یعنی روش NWHFC و SML به عنوان تخمین‌گر انتخاب شده است. (Hasanlou & Samad Zadegan, 2012)

### جدول ۲: لیست لایه‌های توصیف‌گر تولید شده از انواع مختلف سنجنده‌ها

شماره	نام توصیف‌گر	سنجنده مربوطه	مرجع
۱	باند ساحلی	WorldView-2	(WorldView-2, " 2014, p. -2")
۲	باند آبی	WorldView-2	(WorldView-2, " 2014, p. -2")
۳	باند سبز	WorldView-2	(WorldView-2, " 2014, p. -2")
۴	باند زرد	WorldView-2	(WorldView-2, " 2014, p. -2")
۵	باند قرمز	WorldView-2	(WorldView-2, " 2014, p. -2")
۶	باند لبه قرمز	WorldView-2	(WorldView-2, " 2014, p. -2")
۷	باند مادون قرمز نزدیک ۱	WorldView-2	(WorldView-2, " 2014, p. -2")
۸	باند مادون قرمز نزدیک ۲	WorldView-2	(WorldView-2, " 2014, p. -2")
۹	شاخص RVI	WorldView-2	(Jordan, 1969)
۱۰	شاخص NDVI	WorldView-2	(Kriegler, Malila, Nalepka, & Richardson, 1969)
۱۱	شاخص GNDVI	WorldView-2	(Kriegler et al., 1969)

فصلنامه علمی - پژوهشی اطلاعات جغرافیایی (سیر)  
به کارگیری روش‌های تخمین بعد ذاتی در استخراج ... / ۱۶۵

(Li et al., 2010)	LiDAR	شیب (Slope) - ۸ همسایگی	۴۱
(Li et al., 2010)	LiDAR	جهت شیب (Aspect)	۴۲
(Li et al., 2010)	LiDAR	خم پروفیل	۴۳
(Li et al., 2010)	LiDAR	خم سطح	۴۴
(Li et al., 2010)	LiDAR	میزان زبری (Roughness) (با استفاده از بیشینه)	۴۵
(Li et al., 2010)	LiDAR	میزان زبری (Roughness) (با استفاده از میانگین)	۴۶
(Li et al., 2010)	LiDAR	میزان زبری (Roughness) (با استفاده از کرنل)	۴۷
(Li et al., 2010)	LiDAR	واریانس (Variance) - با استفاده از داده‌های فاصله‌سنجی لیدار	۴۸
(Li et al., 2010)	LiDAR	واریانس (Variance) - (با استفاده از داده‌های فاصله‌سنجی لیدار)	۴۹
(Li et al., 2010)	LiDAR	لاپلاسیان (Laplacian)	۵۰
(Li et al., 2010)	LiDAR	میزان نرمی (Smoothness)	۵۱
(Lee & Pottier, 2009)	TerraSAR-X	دامنه	۵۲
(Lee & Pottier, 2009)	TerraSAR-X	شدت	۵۳
(Lee & Pottier, 2009)	TerraSAR-X	فاز	۵۴
(Lee & Pottier, 2009)	TerraSAR-X	زاویه فرود	۵۵
(Lee & Pottier, 2009)	TerraSAR-X	مقدار موهومی پیکسل	۵۶
(Lee & Pottier, 2009)	TerraSAR-X	مقدار حقیقی پیکسل	۵۷

(Gonzalez & Woods, 2007)	WorldView-2	توصیف‌گر آماري مرتبه دوم (آنزوی)	۳۰
(Gonzalez & Woods, 2007)	WorldView-2	توصیف‌گر آماري مرتبه دوم (همبستگی)	۳۱
(Gonzalez & Woods, 2007)	WorldView-2	توصیف‌گر آماري مرتبه دوم (آنزوی)	۳۲
(Arefi & Hahn, 2005)	LiDAR	داده‌های بازگشت‌اول فاصله‌سنجی لیدار	۳۳
(Arefi & Hahn, 2005)	LiDAR	داده‌های بازگشت آخر فاصله‌سنجی لیدار	۳۴
(Arefi & Hahn, 2005)	LiDAR	داده‌های بازگشت اول شدت سیگنال لیدار	۳۵
(Arefi & Hahn, 2005)	LiDAR	داده‌های بازگشت آخر شدت سیگنال لیدار	۳۶
(.Vozikis, n.d)	LiDAR	مدل رقومی سطحی نرمال شده (nDSM) (با استفاده از عملگر تورم ژئودزیک مورفولوژی)	۳۷
(.Vozikis, n.d)	LiDAR	مدل رقومی سطحی نرمال شده (nDSM) (با استفاده از عملگر گشایش مورفولوژی)	۳۸
(.Vozikis, n.d)	LiDAR	شاخص NDI	۳۹
(Li, Zhu, & Gold, 2010)	LiDAR	شیب (Slope) - ۴ همسایگی	۴۰

۳-۲-۱- تخمین گر<sup>۱</sup> NWHFC

روش<sup>۲</sup> HFC (Chang & Du, 2004) با تعریف کمترین تعداد منابع مجزای طیفی در تصاویر ابرطیفی در کاربردهایی مانند شناسایی اهداف، طبقه‌بندی تصویر و شناسایی عضوهای پایانی<sup>۳</sup> کاربرد دارد. این روش بر مبنای تئوری شناسایی Neyman-Pearson و بر اساس روش حدود آستانه مقدار ویژه می‌باشد. این روش با محاسبه ماتریس همبستگی نمونه ها و ماتریس کوریانس و سپس به محاسبه اختلاف بین مقادیر ویژه بدست آمده از هر یک از ماتریس‌ها می‌پردازد. با فرض اینکه منابع سیگنال بصورت غیر تصادفی و ناشناخته و با نویز سفید و مقدار میانگین سفید باشد، خواهیم داشت:

$$\hat{\lambda}_l > \lambda_l, \quad \text{for } l = 1, \dots, VD \quad (1)$$

و همچنین

$$\hat{\lambda}_l = \lambda_l, \quad \text{for } l = 1 + VD, \dots, L \quad (2)$$

علاوه بر این، مقادیر ویژه در باند طیفی  $l$  در روابط زیر است:

$$\begin{aligned} \hat{\lambda}_l > \lambda_l > \sigma_{n_l}^2, \quad \text{for } l = 1, \dots, VD \\ \hat{\lambda}_l = \lambda_l = \sigma_{n_l}^2, \quad \text{for } l = 1 + VD, \dots, L \end{aligned} \quad (3)$$

در این رابطه  $\sigma_{n_l}^2$  واریانس نویز در باند طیفی  $l$  می‌باشد. برای تخمین بعد ذاتی مسئله فرضیه دودویی بصورت زیر نشان داده می‌شود.

$$\begin{aligned} H_0: z_l = \hat{\lambda}_l - \lambda_l = 0 \quad \text{versus} \\ H_1: z_l = \hat{\lambda}_l - \lambda_l > 0, \quad \text{for } l = 1, 2, \dots, L \end{aligned} \quad (4)$$

که در آن  $H_0$  فرض صفر قضیه و  $H_1$  فرض صحیح قضیه است. با بیان دیگر، اگر  $H_1$  درست باشد (یعنی  $H_0$  غلط باشد) نتیجه می‌شود که عضو پایانی در مقادیر ویژه همبستگی علاوه بر نویز وجود دارد در حالیکه انرژی نویز موجود در مقدار ویژه  $R_{L \times L}$  در مؤلفه مشخص و مرتبط دارای مقادیر یکسان در مقدار ویژه  $K_{L \times L}$  می‌باشد. برخلاف

واقعیت اینکه  $\hat{\lambda}_l$  و  $\lambda_l$  دارای مقادیر ثابت ناشناخته‌اند، مدل کردن هر جفت مقادیر ویژه  $\hat{\lambda}_l$  و  $\lambda_l$  بر مبنای فرضیات  $H_0$  و  $H_1$  بعنوان متغیرهای تصادفی با قید اضافی در تابع احتمال بصورت زیر خواهند بود.

$$p_0(z_l) = p(z_l | H_0) \cong N(0, \sigma_{z_l}^2), \quad \text{for } l = 1, 2, \dots, L \quad (5)$$

$$p_1(z_l) = p(z_l | H_1) \cong N(\mu_l, \sigma_{z_l}^2), \quad \text{for } l = 1, 2, \dots, L \quad (6)$$

که در آن  $\mu_l$  مقدار ثابت نامشخص و مقدار  $\sigma_{z_l}^2$  برابر است با:

$$\sigma_{z_l}^2 = \text{Var}[\hat{\lambda}_l - \lambda_l] = \text{Var}[\hat{\lambda}_l] + \text{Var}[\lambda_l] - 2\text{Cov}(\hat{\lambda}_l, \lambda_l), \quad \text{for } l = 1, 2, \dots, L \quad (7)$$

ثابت شده است که وقتی تمامی نمونه‌ها به اندازه کافی بزرگ باشند،

$$\text{Var}[\hat{\lambda}_l] \cong \frac{2\lambda_l^2}{N} \quad (8)$$

$$\text{Var}[\lambda_l] \cong \frac{2\lambda_l^2}{N}$$

همچنین با استفاده از قانون Schwarz می‌توان نوشت:

$$\text{Cov}(\hat{\lambda}_l, \lambda_l) \leq \sqrt{\text{Var}[\hat{\lambda}_l] \text{Var}[\lambda_l]} \cong \frac{2}{N} (\hat{\lambda}_l \cdot \lambda_l) \quad (9)$$

با فرض اینکه مقدار نمونه‌ها زیاد باشد، یعنی  $N \rightarrow \infty$  باشد در این حالت  $\text{Cov}(\hat{\lambda}_l, \lambda_l) \rightarrow 0$  یعنی

$$\sigma_{z_l}^2 = \text{Var}[\hat{\lambda}_l] + \text{Var}[\lambda_l] \approx \frac{2\lambda_l^2}{N} + \frac{2\lambda_l^2}{N} \rightarrow 0, \quad \text{for } l = 1, 2, \dots, L \text{ and } N \rightarrow \infty \quad (10)$$

بنابراین با تعریف احتمال هشدار خطا<sup>۴</sup> و احتمال کشف بصورت زیر خواهیم داشت:

$$P_F = \int_{\tau}^{\infty} p_0(z) dz \quad (11)$$

$$P_D = \int_{\tau}^{\infty} p_1(z) dz$$

تئوری شناسایی Neyman-Pearson برای  $\hat{\lambda}_l - \lambda_l$  مقدار

1- noise-whitened HFC

2- Harsanyi-Farrand-Chang

3- End members

4- False alarm probability



که ضرایب همبستگی در اندکس  $(m, n)$  بصورتی  $m \neq n$  می‌باشد. با معکوس کردن ماتریس  $K_{L \times L}$  خواهیم داشت:

$$K_{L \times L}^{-1} = D_{K^{-1}} E_{K^{-1}} D_{K^{-1}} \quad (14)$$

که در آن  $D_{K^{-1}}$  ماتریس قطری با مقادیر  $\{\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_L\}$  می‌باشد. در این صورت می‌توان نوشت:

$$\tau_i = \sigma_i^{-1} (1 - r_{i-1}^2)^{-\frac{1}{2}} = \frac{1}{\sqrt{\sigma_i^2 (1 - r_{i-1}^2)}} \quad (15)$$

که در آن  $r_{L-1}^2$  ضرایب همبستگی چندگانه باند  $B_i$  و دیگر  $L-1$  باند  $\{B_k\}_{k=1, k \neq i}^L$  بدست آمده از تئوری رگرسیون چندگانه می‌باشد. بنابراین مقدار  $\tau_i^2$  مقدار دوجانبه و دو طرفه تخمین وریانس نیز در باند  $B_i$  است. مزیت استفاده از  $\tau_i$  بجای  $\sigma_i$  حذف همبستگی بین دیگر مقادیر  $\tau_k$  برای  $k \neq i$  است. بنابراین ماتریس کووریانس نیز  $K_n$  با استفاده از مقادیر  $\{1/\tau_1^2, 1/\tau_2^2, \dots, 1/\tau_L^2\}$  که یک ماتریس قطری است، تخمین زده می‌شود.

همانطور که قبلاً هم گفته شد، از آنجایی که روش HFC فرآیند سفیدسازی نویز را ندارد، روش تغییر یافته این روش با بکارگیری رویه سفیدسازی نویز بعنوان یک پیش پردازش به حذف همبستگی آماره درجه دوم بین وریانس نویز در مقادیر ویژه ماتریس همبستگی و کووریانس می‌پردازد. در نتیجه تخمین بعد ذاتی دقیق‌تر خواهد شد. دلایل اصلی معرفی روش NWHFC به شرح زیر می‌باشد:

- همبستگی بین  $\lambda_i$  و  $\hat{\lambda}_i$  یعنی  $Cov(\hat{\lambda}_i, \lambda_i)$  کاهش می‌یابد.
- با استفاده از رویه سفیدسازی نویز، نویز مؤلفه‌های مقادیر ویژه متناظر یعنی  $\lambda_i$  و  $\hat{\lambda}_i$  برابر یک خواهد بود و در نتیجه اگر سیگنالی در بعد  $i$  ام وجود نداشته باشد، در این صورت  $\hat{\lambda}_i = \lambda_i = 1$  خواهد بود. این رویه سفیدسازی نویز باعث افزایش دقت تخمین بعد ذاتی و نیز بعنوان روشی جایگزین برای نویز تطبیق داده PCA<sup>۴</sup> تلقی می‌شود.

$\delta_{NP}(\hat{\lambda}_i - \lambda_i)$  می‌باشد و برای فرضیه آزمایشی رابطه (۴)، می‌تواند با بیشینه کردن مقدار احتمال کشف  $P_D$  وقتی مقدار احتمال هشدار خطا  $P_F$  ثابت در محدوده  $\alpha$  با مقدار حدآستانه  $\tau$  باشد، انجام شود. بنابراین اگر  $\hat{\lambda}_i - \lambda_i > \tau$  باشد، بدین معنی است که مقدار  $\delta_{NP}(\hat{\lambda}_i - \lambda_i)$  در تست رد شده و در این حالت انرژی سیگنال در مقدار ویژه  $\hat{\lambda}_i$  در باند  $i$  مشارکت داده شده است. همانطور که در رابطه (۷) بیان شد مقدار  $Cov(\hat{\lambda}_i, \lambda_i)$  لزوماً اگر مقادیر  $\lambda_i$  و  $\hat{\lambda}_i$  بصورت مجانب سازگار در میانگین مربعی نباشند، صفر نیست. از طرف دیگر، مقدار  $Cov(\hat{\lambda}_i, \lambda_i)$  بواسطه کاهش نویز سفید قبل از انجام تست انجام شده در رابطه (۱۰) قابل کاهش می‌باشد. به همین منظور روش NWHFC (Chang & Du, 2004) بر مبنای روش HFC و با کاهش نویز سفید تهیه شده است. این روش با محاسبه یکی از ماتریس‌های  $R_{L \times L}$  و  $K_{L \times L}$  بوسیله تخمین نویز سفید با استفاده از آماره‌های درجه دوم قابل انجام خواهد بود. روش‌های زیادی برای تخمین ماتریس کووریانس نویز وجود دارد. از این روش‌ها می‌توان تخمین بر مبنای باقیمانده<sup>۱</sup>، نزدیکترین اختلاف همسایگی<sup>۲</sup> و روش تخمین مدل رگرسیون خطی<sup>۳</sup> که تمامی آنها از خصوصیات بین و داخلی باندهای برای برآورد نویز استفاده می‌نمایند را نام برد. با توجه به اینکه روش دوم و سوم از کارایی کمتری نسبت به روش اول برخوردار هستند، لذا از روش تخمین بر مبنای باقیمانده برای تخمین ماتریس کووریانس نویز استفاده گشت. ماتریس  $K_{L \times L}$  می‌تواند به صورت زیر تجزیه شود:

$$K_{L \times L} = D_K E_K D_K \quad (12)$$

که در آن  $D_K$  ماتریس قطری با مقادیر  $D_K = \text{diag}\{\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_L\}$  بصورت زیر است:

$$E_K = \begin{bmatrix} 1 & \dots & \rho_{1L} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{L1} & \dots & 1 \end{bmatrix} \quad (13)$$

1- Residual based estimation

2- Nearest neighbor difference

3- Linear regression model-based prediction

4- Noise-adjust PCA

### ۳-۲-۲- تخمین گر SML<sup>۱</sup>

طبق تحقیق (Bajorsk, 2011)، استفاده از روش های HFC، NW HFC نسبت به دوران و نیز جابجایی مستقل نیستند. ایشان روشی را با استفاده از ممان درجه دوم خطی پیشنهاد دادند. این روش، با استفاده مقادیر ویژه ماتریس کووریانس به حل مساله بعد ذاتی می پردازد. اگر میانگین توصیفگرهای تولید شده به صورت زیر باشد.

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (16)$$

که در آن مقدار توصیفگر در پیکسل  $i$  ام است، ماتریس کووریانس بصورت زیر تعریف می شود.

$$S = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(x_i - \bar{x}) \quad (17)$$

اگر مقادیر ویژه ماتریس کووریانس  $S$  بصورت  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p$  باشد. مقدار بعد ذاتی با اندازه گیری نسبت  $f_j = (\lambda_j - \lambda_{j+1}) / \lambda_{j+1} = \lambda_j / \lambda_{j+1} - 1$  که اندازه نسبی گپ بین دو مؤلفه  $\lambda_j$  و  $\lambda_{j+1}$  است، بدست می آید. این نسبت ( $f_j$ ) دارای مقادیر مثبت و نزدیک به صفر برای مقادیر بزرگ  $\lambda_j$  و مقادیر بزرگتر برای مقادیر کوچک  $\lambda_j$  می باشد. علاوه بر این، مقادیر  $f_j$  به ازای مقادیر بزرگ  $\lambda_j$  دارای توزیع گاما با تابع چگالی احتمال زیر است:

$$g(x) = \frac{1}{b\Gamma(c)} (x/b)^{c-1} \exp(-x/b) \quad (18)$$

که در آن  $\Gamma(c)$  تابع گاما و مقدار  $c$ ، پارامتر شکل و  $b$  پارامتر مقیاس می باشد. حال می توان مقدار بعد ذاتی SML را بعنوان مقدار  $k$  بصورتی که  $f_k$  بزرگی نسبی نسبت به مقادیر  $f_j$  برای  $j = (k+1), \dots, p$  باشد، تعریف نمود. مراحل مختلف الگوریتم به صورت زیر است:

۱- مقدار اولیه آخرین نسبت  $f_{p-m}, \dots, f_{p-1}$  که انتظار بعد کمتر از  $p-m$  باشد را انتخاب می کنیم. پیشنهاد می شود،  $m = [p/3] + 1$  در نظر گرفته شود که  $[\ ]$  مقدار جزء صحیح می باشد. همچنین می باید مقدار سطح اطمینان  $\alpha$  را انتخاب

1- Second moment linear

کنیم که پیشنهاد می شود این مقدار برابر با  $0.05/(p-m-1)$  در نظر گرفته شود. (همان)

۲- با شروع از مقدار  $j = p-m$  توزیع گاما را به مقادیر نمونه  $f_j, \dots, f_{p-1}$  فیت می نماییم. آسان ترین راه برای این موضوع استفاده از روش ممان است. تخمین مقادیر پارامترهای مقیاس  $b$  بوسیله  $s^2/\bar{x}$  و پارامتر شکل  $c$  بوسیله  $\bar{x}^2/s^2$  قابل انجام است، در این رابطه  $s^2$  مقدار وریانس نمونه می باشد.

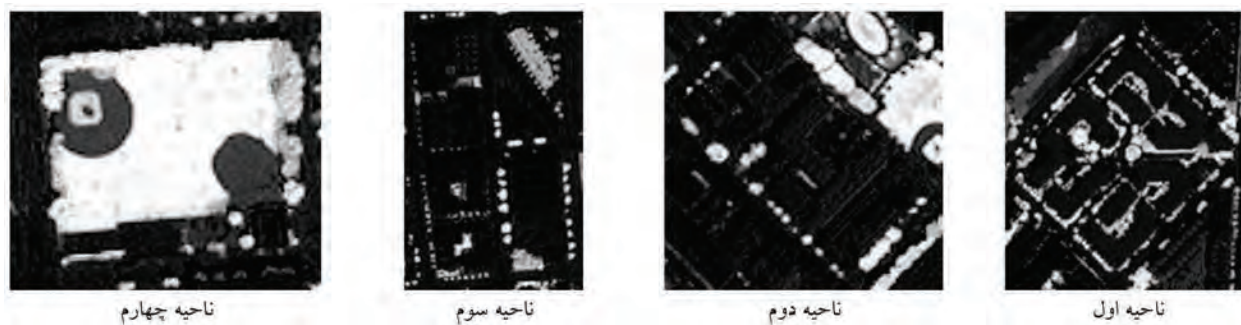
۳- محاسبه  $p$ -score المان  $f_{j-1}$  که معادل حد بالای احتمال بر مبنای توزیع گاما با استفاده از پارامترهای مرحله ۲، یعنی  $G = \int_{f_{j-1}}^{\infty} g(x) dx = 1 - G(f_{j-1})$  که در آن  $G$  تابع توزیع تجمعی گاما می باشد. مقدار  $p$ -score نماینده ارتباط بین  $f_{j-1}$  و مقادیر  $f_j, \dots, f_{p-1}$  است. اگر مقدار  $p$ -score کمتر از مقدار  $\alpha$  باشد، در این حالت مقدار بعد ذاتی در سطح اطمینان  $\alpha$  برابر  $(j-1)$  است، در غیر اینصورت از مرحله ۲ با مقدار  $j = j-1$  آغاز می شود.

### ۴- پیاده سازی و نتایج

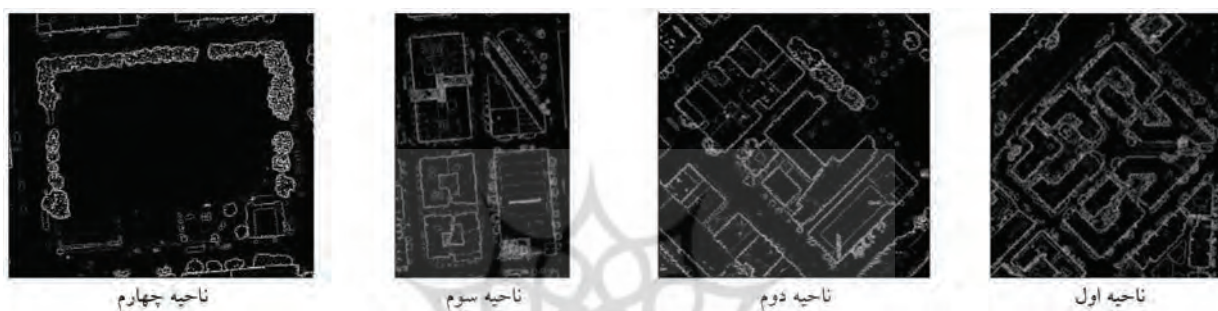
بر اساس روند کلی ارائه شده برای انجام این تحقیق (نگاره ۵) در این بخش ابتدا برخی از نتایج تولید توصیفگرها از داده های سه گانه ارائه شده، سپس نتایج حاصل از تخمین بعد ذاتی توصیفگرها با استفاده از روش های SML (همان) و NW HFC (Chang & Du, 2004) به همراه بکارگیری روش های استخراج ویژگی PCA (Agarwal & et al, 2007) و ICA (همان) ارائه می گردد. در ادامه نتایج حاصل از طبقه بندی و استخراج عوارض مورد نظر با استفاده از روش نظارت شده K-NN (Cover & Hart, 1967) تشریح شده و در انتها محاسبه و ارزیابی دقت استخراج اطلاعات با استفاده از واقعیت زمینی تهیه شده از داده های اصلی ارائه می - گردد.

### ۴-۱- تولید توصیفگر

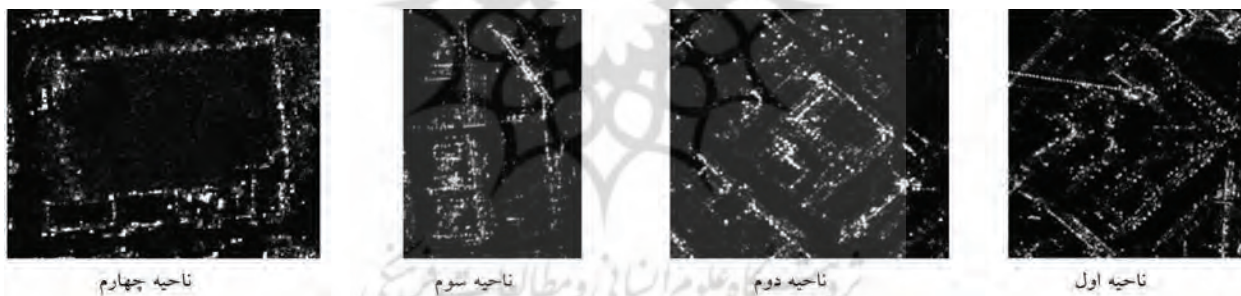
در این بخش، با استفاده از داده های لیدار، ماهواره ای و تک پلاریزه راداری در چهار ناحیه نمونه به تولید توصیفگرهای



نگاره ۶: ویژگی شاخص MSAVI2



نگاره ۷: ویژگی میزان زبری (Roughness) - با استفاده از میانگین



نگاره ۸: ویژگی دامنه

تخمین بعد ذاتی که بیشترین کارایی را دارند یعنی روش NWLFC و SML به عنوان تخمین‌گر انتخاب شدند. (Hasanlou & Samad Zadegan, 2012) با بکارگیری این دو روش در چهار ناحیه مذکور با تمامی ویژگی‌ها با ابعاد ۵۷ به تخمین بعد ذاتی اقدام نمودیم. جدول ۳ خروجی این دو روش در چهار ناحیه می‌باشد.

با توجه به محتوی اطلاعات موجود در هریک از ویژگی‌های که به عنوان مکعب داده به الگوریتم‌های تخمین بعد ذاتی وارد شده است و نیز تعداد عضوهای پایانی موجود در هریک از داده اختلاف تخمین بعد ذاتی

جدول ۲ با توان تفکیک مکانی یک متری پرداخته شد. بر مبنای جدول ۲ تعداد کل توصیفگرهای تولیدی با استفاده از این سه دسته داده برابر با ۵۷ ویژگی بوده که برای چهار ناحیه جداگانه تولید شده‌اند. از تعداد ۵۷ ویژگی، ۵۱ ویژگی با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای اپتیک و لیدار و ۶ ویژگی با استفاده از تصاویر راداری تک پلاریزه تولید شدند. چند نمونه از ویژگی‌ها، در چهار ناحیه در نگاره‌های ۶ تا ۸ آمده است.

#### ۴-۲- تخمین بعد ذاتی و استخراج ویژگی

در این تحقیق، همانطور که پیشتر ذکر شد، دو روش

حاصل از دو الگوریتم قابل توجه است. البته علت دیگر تفاوت در کارایی الگوریتم‌های تخمین بعد ذاتی است که در مطالعات پیشین بررسی شده است. علت نهایی نیز، به کاربرد و خروجی نهایی که در اینجا استخراج عوارض و طبقه‌بندی است، بستگی دارد. یعنی عدد بعد ذاتی که کارایی بالایی در استخراج عوارض شهری داشته باشد بهتر و مناسب تر است. در مرحله بعد، روش‌های استخراج

ویژگی PCA و ICA، بر روی تمامی ۵۷ ویژگی اعمال گشت. سپس با استفاده از مقادیر ویژه مرتب شده در این روش و همچنین با بکارگیری عدد ذاتی تخمین زده شده از جدول ۳ در نواحی مختلف، به تعداد مورد نظر (عدد بعد ذاتی) از مقادیر ویژه و ویژگی‌ها را نگه داشته تا به عنوان ورودی در مرحله بعد، یعنی روش طبقه‌بندی نظارت شده استفاده گردد. همانطور که مشخص است روش تخمین گر SML

جدول ۳: دو روش تخمین بعد ذاتی برای ویژگی‌های نواحی مختلف

Intrinsic Dimension	SML	NWHFC
ویژگی‌های ناحیه یک	18	32
ویژگی‌های ناحیه دو	17	25
ویژگی‌های ناحیه سه	10	30
ویژگی‌های ناحیه چهار	10	27

جدول ۴: ویژگی‌های انتخاب شده با روش‌های تخمین بعد ذاتی مختلف و کاهش بعد برای ناحیه اول

Intrinsic Dimension	Dimension Reduction	Feature Number
SML	PCA	38,39,40,41,42,43,44,45,46,47,48,49,50,51,52,53,54,55
	ICA	3,4,7,8,9,10,11,12,13,15,16,17,19,20,23,29,30,31
NWHFC	PCA	24,25,26,27,28,29,30,31,32,33,34,35,36,37,38,39,40,41,42,43,44,45,46,47,48,49,50,51,52,53, 54,55
	ICA	3,4,6,7,8,9,10,11,12,13,15,16,17,18,19,20,22,23,24,25,26,29,30,31,32,33,41,43,45,47,52,53

جدول ۵: ویژگی‌های انتخاب شده با روش‌های تخمین بعد ذاتی مختلف و کاهش بعد برای ناحیه دوم

Intrinsic Dimension	Dimension Reduction	Feature Number
SML	PCA	39,40,41,42,43,44,45,46,47,48,49,50,51,52,53,54,55
	ICA	1, 2, 5, 6, 7, 9,10,12,15,19,22,24,26,27,30,34,35
NWHFC	PCA	31,32,33,34,35,36,37,38,39,40,41,42,43,44,45,46,47,48,49,50,51,52,53,54,55
	ICA	1,2,5,6,7,9,10,12,15,16,17,18,19,21,22,23,24,25,26,27,30,31,34,35,36

جدول ۶: ویژگی‌های انتخاب شده با روش‌های تخمین بعد ذاتی مختلف و کاهش بعد برای ناحیه سوم

Intrinsic Dimension	Dimension Reduction	Feature Number
SML	PCA	46,47,48,49,50,51,52,53,54,55
	ICA	2,4,5,6,9,10,14,23,37,42
NWHFC	PCA	26,27,28,29,30,31,32,33,34,35,36,37,38,39,40,41,42,43,44,45,46,47,48,49,50,51,52,53,54,55
	ICA	2,4,5,6,7,8,9,10,12,13,14,19,20,22,23,25,26,28,29,30,31,34,35,37,38,42,44,45,49,53



فصلنامه علمی - پژوهشی اطلاعات جغرافیایی (سیر)  
به کارگیری روش‌های تخمین بعد ذاتی در استخراج ... / ۱۷۱

جدول ۷: ویژگی‌های انتخاب شده با روش‌های تخمین بعد ذاتی مختلف و کاهش بعد برای ناحیه چهارم

Feature Number	Dimension Reduction	Intrinsic Dimension
46,47,48,49,50,51,52,53,54,55	PCA	SML
2,4,5,6,9,10,14,23,37,42	ICA	
26,27,28,29,30,31,32,33,34,35,36,37,38,39,40,41,42,43,44,45,46,47,48,49,50,51,52,53,54,55	PCA	NWHFC
2,4,5,6,7,8,9,10,12,13,14,19,20,22,23,25,26,28,29,30,31,34,35,37,38,42,44,45,49,53	ICA	

جدول ۸: خروجی روش KNN ناحیه اول

Time (Sec)	Kappa Index (%)	Overall Accuracy (%)	Dimension Reduction	Intrinsic Dimension
۱۰۰۹/۰۷	۹۵/۱۱	۹۸/۴۰	PCA	SML
۱۰۰۰/۵۹	۸۱/۱۳	۹۳/۸۷	ICA	
۱۶۲۵/۷۰	۹۵/۷۵	۹۸/۶۲	PCA	NWHFC
۱۶۴۲/۶۲	۹۱/۲۰	۹۷/۱۵	ICA	

جدول ۹: خروجی روش KNN ناحیه دوم

Time (Sec)	Kappa Index (%)	Overall Accuracy (%)	Dimension Reduction	Intrinsic Dimension
۱۹۶/۹۷	۸۱/۱۴	۹۳/۴۲	PCA	SML
۱۹۱/۳۱	۶۵/۴۸	۸۸/۰۳	ICA	
۲۷۶/۲۱	۸۸/۷۱	۹۶/۰۴	PCA	NWHFC
۲۷۴/۲۹	۷۰/۵۳	۸۹/۸۱	ICA	

جدول ۱۰: خروجی روش KNN ناحیه سوم

Time (Sec)	Kappa Index (%)	Overall Accuracy (%)	Dimension Reduction	Intrinsic Dimension
۲۴/۷۵	۸۰/۸۸	۸۷/۹۸	PCA	SML
۲۵/۱۸	۵۱/۲۶	۶۹/۴۳	ICA	
۸۱۳/۱۵	۸۴/۴۴	۹۰/۲۲	PCA	NWHFC
۷۸۲/۸۸	۶۷/۴۶	۷۹/۶۰	ICA	

جدول ۱۱: خروجی روش KNN ناحیه چهارم

Time (Sec)	Kappa Index (%)	Overall Accuracy (%)	Dimension Reduction	Intrinsic Dimension
۱۰/۶۴	۷۷/۳۶	۹۷/۲۸	PCA	SML
۸/۷۹	۵۹/۰۳	۹۵/۲۷	ICA	
۱۹۶/۷۹	۸۹/۸۶	۹۸/۷۹	PCA	NWHFC
۱۸۹/۹۳	۸۵/۹۰	۹۸/۳۶	ICA	

تعداد ویژگی‌های کمتری نسبت به روش تخمین‌گر NWHFC انتخاب شده (جدول ۲) با روش‌های مختلف تخمین بعد برآورده نموده است، که لازم است با استفاده از روش‌های PCA و ICA و نیز یک طبقه‌بندی کننده، بهترین تخمین‌گر انتخاب شود. جداول ۴ تا ۷ شامل شماره ویژگی‌های ذاتی و کاهش بعد PCA و ICA برای نواحی مختلف است. با توجه به تفاوت در محتوی اطلاعات موجود در هر یک



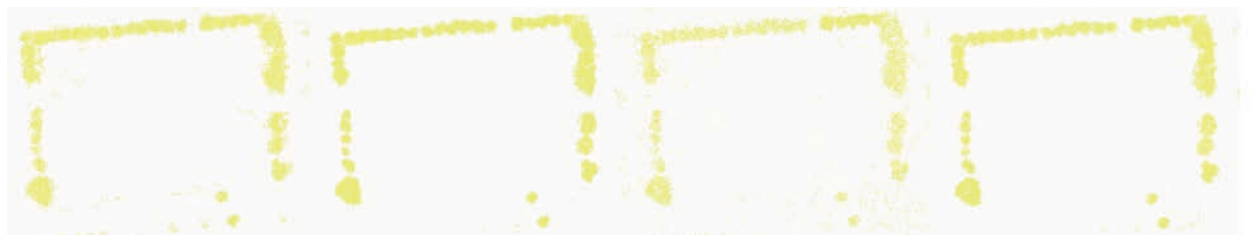
نگاره ۹: خروجی روش KNN به همراه روش‌های تخمین بعد ذاتی و کاهش بعد در ناحیه اول



نگاره ۱۰: خروجی روش KNN به همراه روش‌های تخمین بعد ذاتی و کاهش بعد در ناحیه دوم



نگاره ۱۱: خروجی روش KNN به همراه روش‌های تخمین بعد ذاتی و کاهش بعد در ناحیه سوم



نگاره ۱۲: خروجی روش KNN به همراه روش‌های تخمین بعد ذاتی و کاهش بعد در ناحیه چهارم

تصاویر ماهواره‌ای اپتیکی و لیدار و ۶ ویژگی آن با استفاده از تصاویر راداری تک پلاریزه است. همچنین میزان تخمین بعد ذاتی با استفاده از روش SML در چهار ناحیه بکارگرفته شده در توان تفکیک یک متری زیر ۱۸ ویژگی و میزان تخمین بعد ذاتی با استفاده از روش NWHFC در چهار ناحیه بکارگرفته شده ۳۲ ویژگی می‌باشد. به معنای دیگر با بکارگیری این تعداد از ویژگی‌های حاصل از روش‌های تخمین بعد ذاتی و با بکارگیری روش‌های استخراج ویژگی PCA و ICA تعداد بعد ۵۷ ویژگی به تعداد عدد تخمین بعد ذاتی کاهش یافت. با نگاهی به جدول ۴ مشخص است که روش کاهش ابعاد PCA با بکارگیری دو عدد بعد ذاتی بیشترین و بالاترین دقت یعنی ۹۸/۴۰٪ و ۹۸/۶۲٪ در طبقه بندی ناحیه یک را داشته است. ناحیه دوم، دارای کلاس‌های بیشتری نسبت به ناحیه اول است. با این وجود، همانند ناحیه اول، در ناحیه دوم نیز طبق جدول ۹ روش کاهش ابعاد PCA بیشترین و بالاترین دقت را در طبقه‌بندی داشته است که به ترتیب ۹۳/۴۲٪ برای روش SML و ۹۶/۰۴ برای روش NWHFC می‌باشد. ناحیه سوم دارای پیچیدگی بیشتری نسبت به دو ناحیه قبلی می‌باشد و همانند گذشته روش کاهش ابعاد PCA بیشترین و بالاترین دقت را در طبقه‌بندی داشته است که به ترتیب ۸۷/۹۸٪ برای روش SML و ۹۰/۲۲٪ برای روش NWHFC می‌باشد. ناحیه چهارم که دارای تک کلاس درخت می‌باشد نیز همانند سه ناحیه قبلی روش کاهش ابعاد PCA بیشترین و بالاترین دقت را در طبقه‌بندی داشته است (جدول ۱۱) که به ترتیب ۹۷/۲۸٪ برای روش SML و ۹۸/۷۹٪ برای روش NWHFC می‌باشد. به عنوان نتیجه‌گیری کلی می‌توان گفت روش کاهش ابعاد PCA و نیز روش تخمین بعد ذاتی NWHFC بالاترین کارایی را در استخراج عوارض مورد نظر در بکارگیری سه نوع داده اپتیکی، لیدار و راداری داشته‌اند. به عنوان نتیجه کلی همانطور که در نتایج و خروجی‌های این تحقیق نیز آمده است، شماره شاخص‌ها و ویژگی‌های بکارگرفته شده شامل شاخص‌های تصاویر راداری، لیدار و ماهواره‌ای در جداول ۴ تا ۷ آمده

از نواحی استفاده شده، ویژگی‌های انتخاب شده در نواحی مختلف با یکدیگر تفاوت دارد، مثلاً ناحیه یک، ساختمان عارضه غالب است. لذا با توجه به جدول ۴ به تفکیک روش‌های تخمین بعد ذاتی و کاهش ابعاد استخراج شده است. در ناحیه دوم عارضه غالب گیاه و ساختمان است که در جدول ۵ شاخص‌های استخراج شده آن آمده است و با شاخص‌های استخراج شده در ناحیه یک (جدول ۴) تفاوت دارد. در ناحیه سوم، سه عارضه راه، ساختمان و گیاه بررسی شده است (جدول ۶). در ناحیه چهارم نیز تنها یک عارضه و آن هم گیاه بررسی شده است (جدول ۷). لذا تفاوت جدول ۶ و ۷ اندک است چرا که دو عارضه مشترک در آنها وجود دارد و نیز محتوی اطلاعات آن نیز با یکدیگر متفاوت است.

#### ۴-۳- طبقه‌بندی نظارت شده و ارزیابی

در این بخش با بکارگیری یک روش نظارت شده مانند روش K-NN به بررسی کارایی داده‌های مورد استفاده پرداختیم. برای این منظور ۳۰٪ داده‌های واقعیت زمینی در هر یک از نواحی چهارگانه بعنوان داده‌های آموزشی و ۱۰۰٪ داده‌ها، به عنوان داده‌های تست و ارزیابی در نظر گرفته شدند. در این مرحله، ویژگی‌های بدست آمده از جداول ۴ الی ۷ به الگوریتم K-NN (K=1) وارد شدند. بدین ترتیب نتایج شامل نگاره‌های ۹ الی ۱۲ و نیز جداول ۸ الی ۱۱ به تفکیک هر یک از نواحی حاصل گردید.

#### ۵- نتیجه‌گیری

در این تحقیق، با بکارگیری سه نوع مختلف از داده‌های مکانی شامل تصاویر ماهواره‌ای اپتیکی مکانی بالا، تصاویر لیزری هوایی لیدار و تصاویر ماهواره‌ای راداری (تک پلاریزه) به استخراج عوارض خاص شامل ساختمان، جاده و درختان پرداختیم. برای تصاویر ماهواره-ای از تصاویر WorldView-2 استفاده گشت. همچنین برای تصاویر راداری از تصاویر TerraSAR-X استفاده شد. در این راستا، ۵۷ ویژگی تولید گشت که ۵۱ ویژگی با استفاده از

7- C. Lin and R. Nevatia, "Building detection and description from a single intensity image," *Comput. Vis. Image Underst.*, vol. 72, no. 2, pp. 101-121, 1998.

8- C.-I. Chang and Q. Du, "Estimation of number of spectrally distinct signal sources in hyperspectral imagery," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 42, no. 3, pp. 608-619, 2004.

9- D. Grigillo and U. Kanjir, "Urban object extraction from digital surface model and digital aerial images," in *Proceedings of XXII ISPRS Congress, Melbourne, Australia, 2012*.

10- F. J. Kriegler, W. A. Malila, R. F. Nalepka, and W. Richardson, "Preprocessing transformations and their effects on multispectral recognition," in *Remote Sensing of Environment, VI, 1969, vol. 1, p. 97*.

11- F. Rottensteiner and C. Briese, "A new method for building extraction in urban areas from high-resolution LIDAR data," *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci.*, vol. 34, no. 3/A, pp. 295-301, 2002.

12- G. Sohn and I. J. Dowman, "Extraction of buildings from high resolution satellite data," *Autom. Extr. Man-Made Objects Aer. Space Images III Balkema Publ. Lisse*, pp. 345-355, 2001.

13- G. Vosselman, B. G. H. Gorte, and G. Sithole, "Change detection for updating medium scale maps using laser altimetry," *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci.*, vol. 34, pp. 1-6, 2004.

14- G. Vozikis, *Application of High Resolution Remote Sensing Data - Part III URBAN DATA COLLECTION: AN AUTOMATED APPROACH IN REMOTE SENSING*.

15- H. Arefi and M. Hahn, "A morphological reconstruction algorithm for separating off-terrain points from terrain points in laser scanning data," *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci.*, vol. 36, no. 3/W19, 2005.

16- H.-G. Maas and G. Vosselman, "Two algorithms for extracting building models from raw laser altimetry data," *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.*, vol. 54, no. 2, pp. 153-163, 1999.

17- J. A. Benediktsson, M. Pesaresi, and K. Amason, "Classification and feature extraction for remote sensing images from urban areas based on morphological transformations," *Geosci. Remote Sens. IEEE Trans. On*, vol. 41, no. 9, pp. 1940-1949, 2003.

18- J. Niemeyer, F. Rottensteiner, and U. Soergel, "Classification of urban LiDAR data using conditional

است و این بدین معنا است که کدام یک از ویژگی‌ها از سه دسته داده بکارگرفته شده است. همانطور که از این جداول مشخص است، تصاویر اپتیکی و داده‌های لیدار بیشترین اثر را در استخراج عوارض خاص شهری داشته‌اند. البته لازم است این تحقیق با بکارگیری الگوریتم‌های دیگر تخمین بعد ذاتی و نیز روش‌های کاهش ابعاد دیگر نیز تست شود. همچنین کارایی الگوریتم‌های هسته مینا به منظور طبقه‌بندی تصویر و استخراج عوارض نیز به عنوان تحقیقات بعدی مدنظر نویسندگان می‌باشد.

## ۶- سپاسگزاری

با تشکر فراوان از سازمان نقشه‌برداری کشور - معاونت پژوهشی که با پشتیبانی خود از این طرح تحقیقاتی، نویسندگان را در رسیدن به اهداف این تحقیق یاری دادند.

## ۷- منابع و مآخذ

1- A. Agarwal, T. El-Ghazawi, H. El-Askary, and J. Le-Moigne, "Efficient Hierarchical-PCA Dimension Reduction for Hyperspectral Imagery," in *2007 IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology, 2007*, pp. 353-356.

2- A. J. Richardson and J. H. Everitt, "Using spectral vegetation indices to estimate rangeland productivity," *Geocarto Int.*, vol. 7, no. 1, pp. 63-69, 1992.

3- A. Moussa and N. El-Sheimy, "A new object based method for automated extraction of urban objects from airborne sensors data," in *Proceedings of: XXII ISPRS Congress, Melbourne, Australia, 2012*.

4- B. Sirmacek and C. Unsalan, "Building detection from aerial images using invariant color features and shadow information," in *Computer and Information Sciences, 2008. ISICIS'08. 23rd International Symposium on, 2008*, pp. 1-5.

5- C. F. Jordan, "Derivation of leaf-area index from quality of light on the forest floor," *Ecology*, pp. 663-666, 1969.

6- C. Fuchs, "Extraktion polymorpher Bildstrukturen und ihre topologische und geometrische Gruppierung," *Bayerischen Akademie der Wissenschaften, Munchen, 1998*.



- 30- R. Weibel and M. Heller, Digital terrain modelling. Oxford University Press, 1993.
- 31- S. A. Mumtaz and K. Mooney, "Fusion of high resolution lidar and aerial images for object extraction," in Advances in Space Technologies, 2008. ICAST 2008. 2nd International Conference on, 2008, pp. 137-142.
- 32- S. Lefèvre and J. Weber, "Automatic building extraction in VHR images using advanced morphological operators," in Urban Remote Sensing Joint Event, 2007, 2007, pp. 1-5.
- 33- S. Müller and D. W. Zaum, "Robust building detection in aerial images," Int. Arch. Photogramm. Remote Sens., vol. 36, no. B2/W24, pp. 143-148, 2005.
- 34- T. Cover and P. Hart, "Nearest neighbor pattern classification," IEEE Trans. Inf. Theory, vol. 13, no. 1, pp. 21-27, Jan. 1967.
- 35- T. Gevers and A. W. Smeulders, "Pictoseek: Combining color and shape invariant features for image retrieval," Image Process. IEEE Trans. On, vol. 9, no. 1, pp. 102-119, 2000.
- 36- T. Vögtle and E. Steinle, "On the quality of object classification and automated building modelling based on laserscanning data," Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci., vol. 34, no. Part 3, p. W13, 2003.
- 37- U. Weidner and W. Förstner, "Towards automatic building extraction from high-resolution digital elevation models," ISPRS J. Photogramm. Remote Sens., vol. 50, no. 4, pp. 38-49, 1995.
- 38- "WorldView-2," Wikipedia, the free encyclopedia. 30-Nov-2014.
- 39- W. Rieger, M. Kerschner, T. Reiter, and F. Rottensteiner, "Roads and buildings from laser scanner data within a forest enterprise," Int. Arch. Photogramm. Remote Sens., vol. 32, no. Part 3, p. W14, 1999.
- 40- Y. Wei, W. Yao, J. Wu, M. Schmitt, and U. Stilla, "Adaboost-based feature relevance assessment in fusing lidar and image data for classification of trees and vehicles in urban scenes," ISPRS Ann. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci. -7, pp. 323-328, 2012.
- 41- Z. Li, C. Zhu, and C. Gold, Digital terrain modeling: principles and methodology. CRC press, 2010.
- 42-J.-S. Lee and E. Pottier, Polarimetric Radar Imaging: From Basics to Applications. Boca Raton: CRC Press, 2009.
- random field and random forests," in Urban Remote Sensing Event (JURSE), 2013 Joint, 2013, pp. 139-142.
- 19- J. Niemeyer, F. Rottensteiner, and U. Soergel, "Conditional random fields for lidar point cloud classification in complex urban areas," ISPRS Ann. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci., vol. 1, no. 3, pp. 263-268, 2012.
- 20- J. Qi, A. Chehbouni, A. R. Huete, Y. H. Kerr, and S. Sorooshian, "A modified soil adjusted vegetation index," Remote Sens. Environ., vol. 48, no. 2, pp. 119-126, 1994.
- 21- J. Zhao and S. You, "Road network extraction from airborne LiDAR data using scene context," in Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), 2012 IEEE Computer Society Conference on, 2012, pp. 9-16.
- 22- K. Kraus and N. Pfeifer, "Determination of terrain models in wooded areas with airborne laser scanner data," ISPRS J. Photogramm. Remote Sens., vol. 53, no. 4, pp. 193-203, 1998.
- 23- L. J. P. V. D. Maaten, "An introduction to dimensionality reduction using matlab," 2002.
- 24- M. Hasanlou and F. Samadzadegan, "Comparative Study of Intrinsic Dimensionality Estimation and Dimension Reduction Techniques on Hyperspectral Images Using K-NN Classifier," IEEE Geosci. Remote Sens. Lett. vol. 9, no. 6, pp. 1046-1050, 2012.
- 25- M. Hebel and U. Stilla, "Pre-classification of points and segmentation of urban objects by scan line analysis of airborne LiDAR data," Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci., vol. 37, no. B3a, pp. 105-110, 2008.
- 26- M. Persson, M. Sandvall, and T. Duckett, "Automatic building detection from aerial images for mobile robot mapping," in Computational Intelligence in Robotics and Automation, 2005. CIRA 2005. Proceedings. 2005 IEEE International Symposium on, 2005, pp. 273-278.
- 27- P. Bajorski, "Second Moment Linear Dimensionality as an Alternative to Virtual Dimensionality," IEEE Trans. Geosci. Remote Sens., vol. 49, no. 2, pp. 672-678, 2011.
- 28- Q. Zhan, M. Molenaar, and K. Tempfli, "Building extraction from laser data by reasoning on image segments in elevation slices," Int. Arch. Photogramm. REMOTE Sens. Spat. Inf. Sci., vol. 34, no. 3/B, pp. 305-308, 2002.
- 29- R. C. Gonzalez and R. E. Woods, Digital Image Processing, 3 edition. Upper Saddle River, N.J: Prentice Hall, 2007.



پروہشگاہ علوم انسانی و مطالعات فرہنگی  
پرتال جامع علوم انسانی