

# آشکارسازی تغییرات در مناطق شهری با تلفیق در سطح تصمیم نقشه‌های تغییرات بدست آمده از تصاویر نوری و پلاریمتری

سونا صالحیان قمصری<sup>۱</sup>، حسین عارفی<sup>۲\*</sup>، رضا شاه‌حسینی<sup>۲</sup>

<sup>۱</sup> دانشجوی کارشناسی ارشد سنجش از دور - دانشکده مهندسی نقشه‌برداری و اطلاعات مکانی - پردیس

دانشکده‌های فنی - دانشگاه تهران

salehiyan.sona@ut.ac.ir

<sup>۲</sup> استادیار دانشکده مهندسی نقشه‌برداری و اطلاعات مکانی - پردیس دانشکده‌های فنی - دانشگاه تهران

{\*hossein.afei, rshahosseini}@ut.ac.ir

(تاریخ دریافت اسفند ۱۳۹۶، تاریخ تصویب مهر ۱۳۹۷)

## چکیده

با توجه به گسترش شهرنشینی در چند دهه‌ی گذشته، تغییرات ایجاد شده با بکارگیری تکنیک‌های آشکارسازی تغییرات شهری نمایان می‌شود که جهت برنامه‌ریزی شهری مورد استفاده قرار می‌گیرد. استفاده از روش‌های مختلف آشکارسازی تغییرات و اعمال آن بر داده‌های راداری و نوری سنجش از دوری مزایا و معایبی دارند. تلفیق این روش‌ها و دسته داده‌ها می‌تواند به ما این امکان را بدهد که معایبشان پوشیده شود و مکمل یکدیگر باشند. بدین منظور، در این مقاله یک روش تلفیق در سطح تصمیم مبتنی بر رای اکثریت برای تلفیق نقشه‌های تغییرات حاصل از روش‌های مختلف اعمال شده روی دو دسته داده‌ی نوری و پلاریمتری پیشنهاد شده است. پس از اعمال پیش‌پردازش‌های لازم و استخراج ویژگی‌های مورد نظر از تصاویر نوری و پلاریمتری، به طبقه‌بندی آن‌ها به صورت جداگانه و با روش‌های مختلف مانند روش‌های طبقه‌بندی شی منبنا (روش نزدیکترین همسایه و روش ماشین بردار پشتیبان) و روش‌های طبقه‌بندی پیکسل منبنا (حداکثر احتمال، شبکه عصبی، ماشین بردار پشتیبان) برای تصاویر نوری و روش‌های طبقه‌بندی ویشارت و ماشین بردار پشتیبان برای تصاویر پلاریمتری می‌پردازیم. با اعمال روش‌های مختلف آشکارسازی تغییرات نقشه‌های تغییرات از تصاویر نوری و پلاریمتری حاصل می‌شوند. در مرحله آخر نقشه تغییرات نهایی با اعمال الگوریتم رای اکثریت بر نقشه‌های تغییرات بدست آمده استخراج می‌شود. به منظور ارزیابی دقت و کارایی روش پیشنهادی، این روش بر روی تصاویر نوری حاصل از Google Earth، سنجنده QuickBird و تصاویر پلاریمتری روزنه ترکیبی UAVSAR از حومه شهر اوکلند در کالیفرنیا، آمریکا مربوط به دو تاریخ ۲۰۱۰ و ۲۰۱۷ اعمال شد. به منظور روشن شدن اهمیت بکارگیری هر دو تصاویر نوری و پلاریمتری، الگوریتم تلفیق رای اکثریت روی نقشه‌های تغییرات حاصل از تصاویر نوری و پلاریمتری بصورت جداگانه نیز اعمال شد. جهت انجام ارزیابی مقایسه‌ای، دقت نقشه تغییرات بدست آمده با استفاده از روش پیشنهادی و با بکارگیری تصاویر نوری بصورت مستقل (دقت کلی: ۸۰٫۸۶٪ و کاپا: ۰٫۶۷)، تصاویر پلاریمتری بصورت مستقل (دقت کلی: ۷۵٫۴۳٪ و کاپا: ۰٫۵)، استفاده همزمان از هر دو نوع تصویر (دقت کلی: ۸۸٫۴۸٪ و کاپا: ۰٫۷۹) و همچنین با بکارگیری نقشه‌های تغییرات هر دو دسته داده با بیشترین دقت (دقت کلی: ۸۸٫۸۱٪ و کاپا: ۰٫۷۹) محاسبه شد. در انتها نقشه‌ی تغییراتی با دقت کلی: ۹۰٫۱۱٪ و کاپا: ۰٫۸۲ حاصل شد.

**واژگان کلیدی:** طبقه‌بندی، آشکارسازی تغییرات، رای‌گیری اکثریت، تصاویر با قدرت تفکیک مکانی بالا، رشد شهری، تلفیق تصاویر نوری و پلاریمتری

\* نویسنده رابط

## ۱- مقدمه

دارند. با وجود مزایای یادشده، وجود نویز لکه اخذ اطلاعات از این تصاویر را دچار مشکل می‌کند.

برای بهره‌برداری کامل از داده‌های بسیار پیچیده‌ی منابع مختلف، تکنیک‌های تلفیق داده‌ی پیشرفته تحلیلی و عددی توسعه یافته‌اند [۱۰]. تصاویر تلفیق شده ممکن است قابلیت تفسیر بیشتر و نتایج قابل اعتمادتری را ارائه دهند، زیرا داده‌ها با ویژگی‌های مختلف ترکیب شده‌اند. تصاویر در رزولوشن طیفی، مکانی و زمانی متفاوت هستند و بنابراین دید کاملتری را از اشیاء مشاهده شده ارائه می‌دهند. هدف از تلفیق تصویر برای ادغام داده‌های مختلف این است که اطلاعات بیشتری را از آنچه می‌تواند از هر یک از داده‌های سنسور به تنهایی حاصل شود، بدست آورد [۱۱].

تصاویر سنجش از دوری در محدوده طیف الکترومغناطیسی نوری شامل اطلاعاتی درمورد ویژگی‌های انعکاسی و انتشاری از عوارض سطح زمین است، در حالی که تصاویر شدت و همدوسی استخراج شده از تصاویر پلاریمتری با روزه ترکیبی (SAR)، حاوی اطلاعاتی در مورد زبری سطح، بافت، خواص دی الکتریک و تغییر حالت اشیاء طبیعی و ساخته شده توسط بشر است. در گذشته، از ویژگی‌های یکپارچه‌ی مجموعه داده‌های منابع مختلف، برای بهبود پایش پوشش زمینی استفاده شده است. واضح است که استفاده ترکیبی از تصاویر نوری و SAR چندین مزیت دارد زیرا یک شی خاص یا کلاس که بر روی تصویر سنسور غیر فعال دیده نمی‌شود بر روی تصویر سنسور فعال دیده می‌شود و برعکس. علت این امر در ماهیت تابش الکترومغناطیسی در محدوده نوری و راداری است [۱۲، ۱۳].

استفاده ترکیبی از مجموعه داده‌ها از هر دو منبع، می‌تواند اطلاعات منحصر به فردی را برای مطالعات مختلف موضوعی فراهم کند، زیرا تصاویر سنسور غیرفعال، تنوع طیفی از سطوح عوارض مختلف را نشان می‌دهد، درحالی‌که داده‌های میکروویو با قابلیت نفوذشان می‌توانند اطلاعات افزوده‌ای را ارائه دهند. برای مثال، در زمینه شهری، تصاویر نوری اطلاعاتی در مورد تنوع طیفی عوارض شهری ارائه می‌دهند، در حالی که تصاویر پلاریمتری اطلاعات ساختاری ساختمان‌ها و صف‌بندی

برنامه‌ریزی شهری یکی از مباحث مهم نزد برنامه‌ریزان و مدیران می‌باشد. برنامه‌ریزان شهری برای یک برنامه‌ریزی مناسب نیاز به اطلاعات مربوط به تغییرات شهری دارند. می‌توان با برنامه‌ریزی کاربری اراضی شهری، رشد مناطق شهری را در مناسب‌ترین جهت هدایت کرد تا ضمن برآورده شدن نیازهای ساکنان شهری، منابع طبیعی، اراضی اطراف شهرها و زمین‌های کشاورزی نیز حفظ گردند لذا در فرآیند برنامه‌ریزی یک شهر خصوصا از دیدگاه آمایشی نگاه به گذشته شهر و مشخص کردن روند تغییرات به وجود آمده در شهر و توصیف آن اهمیت ویژه‌ای می‌یابد [۱]. تغییرات پوشش زمینی و کاربری زمینی که مسبب آن‌ها انسان‌ها هستند، یکی از محرک‌های اصلی تغییرات زیست محیطی در جهان است [۲-۴].

برای بدست آوردن میزان رشد شهری می‌توان از روش‌هایی چون آشکارسازی تغییرات استفاده کرد. هدف اصلی از این تحقیق کشف تغییرات شهری با استفاده از روش‌های آشکارسازی تغییرات و تلفیق نقشه‌های حاصل از تصاویر نوری و پلاریمتری می‌باشد. از چالش‌های موجود در این تحقیق می‌توان به دقت، انتخاب و تهیه داده‌های مورد استفاده، انتخاب روش بهینه برای طبقه‌بندی و آشکارسازی تغییرات و روش مناسب برای تلفیق اشاره کرد. تلفیق تصاویر منابع مختلف احتمالا سخت‌ترین جنبه در محصولات ادغام تصاویر سنجش از دوری است [۵].

گاهی اوقات استفاده از داده نوری در آشکارسازی تغییرات یا هر کاربرد دیگری بوسیله وجود مه، ابرها، و تاریکی یا دود محدود می‌شود درحالی که سیستم SAR در حالت وجود این محدودیت‌ها کار می‌کند و توانایی استخراج اطلاعات بیشتری را به علت طول موج بالای میکروویو دارد [۶، ۷]. با توجه به توانایی‌های داده‌های پلاریمتری، به دست آوردن اطلاعات در هر عبور و به طور منظم، داده SAR برای تجزیه و تحلیل تغییرات مناسب است. [۸، ۹]. تصاویر راداری به دلیل مزایایی از جمله توانایی اخذ تصویر در تمامی شرایط آب و هوایی و در تمامی ساعات شبانه‌روز و اخذ اطلاعات متفاوت با تصاویر مرئی در بسیاری از مطالعات مانند هیدرولوژی، خاک، شناسایی کشتی، تشخیص لکه‌های نفتی و غیره کاربرد

اراضی سال ۲۰۰۲ از تلفیق تصاویر لندست ۵ و پلاریمتریست ۱ استفاده شد. با استفاده از مقایسه با مشاهدات میدانی مشخص شد نقشه‌های کاربری اراضی تهیه شده با استفاده از تکنیک ادغام در سطح پیکسل با دقت ۸۱٫۲٪ حدود ۶٪ بهبود داشته‌اند [۱۹].

در سال ۲۰۰۹ آنالیز پراکندگی شهری در کلان شهر قاهره، مصر با استفاده از داده‌های سنجش از دوری چند سنسوره، معیارهای چشم‌انداز و آنالیز گرادیان انجام شد. این آنالیز بر روی داده‌های لندست و تراسار-یکس صورت گرفته و دقت ارزیابی نتیجه ۸۹-۹۵٪ می‌باشد. از مزایای ترکیب داده‌های نوری و پلاریمتری می‌توان به مستقل بودن نسبت به شرایط آب و هوایی و شب و روز، پوشش منطقه پهن، منبع داده کافی برای غلظت آنالیز طولانی مدت در سطح شهر بزرگ و مناطق سریع تغییرکننده اشاره کرد. ترکیب سنجش از دور، معیارهای چشم‌انداز و آنالیز شیب درمورد پدیده چند بعدی پراکندگی شهری به ما بینش می‌دهد و به طور غیر مستقیم تفسیر دلیل و نتیجه منطقی پروسه رشد دینامیک را به ما می‌دهد [۲۰].

در سال ۲۰۱۲، لانگباتم و همکاران تحقیقی روی کشف مناطق سیل زده با استفاده از تلفیق تصاویر نوری و پلاریمتری با قدرت تفکیک مکانی بالا انجام دادند. در این تحقیق هدف تنها تعیین بهترین الگوریتم (از لحاظ دقت) نیست بلکه بررسی بهبود بیشتر حاصل از تلفیق در سطح تصمیم‌گیری می‌باشد. روش مورد استفاده روش رای‌گیری اکثریت می‌باشد. رای‌گیری اکثریت تمام نتایج ارائه شده را بهبود بخشید. نقشه‌های آشکارسازی تغییرات با آزمون McNemar مورد ارزیابی قرار گرفتند و همه نتایج از لحاظ آماری معنی‌دار (با سطح اطمینان ۹۵٪) بودند (آزمون McNemar جهت و اندازه تغییرات را محاسبه نمی‌کند و فقط وجود تغییرات را در نمونه‌ها در نظر می‌گیرد). [۲۱].

در سال ۱۳۹۳ تحقیقی جهت مدل‌سازی توسعه شهری با استفاده از تلفیق تکنیک‌های سنجش از دور، GIS و مدل LCM بر روی تصاویر لندست برای شهر تهران صورت گرفت. روش‌های مورد استفاده در این تحقیق آشکارسازی تغییرات به روش مقایسه پس از طبقه‌بندی و مدل LCM می‌باشد و نتایج آشکارسازی تغییرات با ضریب کاپای ۹۱٫۸۵٪ و ضریب کرامر ۸۸٪ می‌باشد. از مزایای این تحقیق می‌توان به پیش‌بینی سناریوهای آینده و افزایش دقت شناسایی تغییرات با

خیابان‌ها را به سبب پراکنش دوسطحی<sup>۱</sup> ارائه می‌دهند [۱۴]. به طور کلی، مناطق شهری شامل محیط‌های پیچیده و متنوعی هستند که در آن بسیاری از عوارض دارای ویژگی‌های طیفی مشابه هستند و جداسازی آن‌ها با استفاده ترکیبی از ویژگی‌های معمول و یا بکارگیری تکنیک‌های استاندارد، ساده نیست [۱۵].

برای آشکارسازی تغییرات محیط‌های پیچیده و متنوع موجود در شهر می‌توان از روش‌های آشکارسازی تغییرات با استفاده از تصاویر سنجش از دوری استفاده کرد. روش‌های آشکارسازی تغییرات مبتنی بر تشخیص تغییرات طیفی، بر مبنای محاسبه فاصله طیفی بین پیکسل‌ها (روش‌های تفاضلی) و یا شباهت بین پیکسل‌ها (روش‌های تقسیم تصاویر، ضرب داخلی تصاویر و یا همبستگی بین تصاویر) و استفاده از یک حدآستانه بمنظور جداسازی پیکسل‌های تغییر یافته از پیکسل‌های بدون تغییر عمل می‌کنند [۱۶]. در روش مقایسه پس از طبقه‌بندی، تغییرات زمانی بطور مستقلی بین داده‌های پوشش اراضی طبقه‌بندی شده بررسی می‌شود [۱۷].

در سال‌های اخیر مطالعات متعددی در زمینه آشکارسازی تغییرات شهری صورت گرفته است.

در سال ۲۰۰۱ در جهت نظارت بر توسعه شهری بر روی تصاویر لندست سه روش آشکارسازی تغییرات (آنالیز مولفه‌های اصلی، تبدیل تسلدکپ، متعامدسازی گرام-اشمیت و طبقه‌بندی) اعمال شد. دقت نهایی ارزیابی نتیجه گسترش شهری ۹۰٪ بدست آمد و همچنین میانگین دقت طبقه‌بندی در حدود ۸۰٪ بدست آمد. در این تحقیق حدود و سرعت توسعه شهری در دوره زمانی مورد بررسی تعیین شده است. پیشنهاد این تحقیق برای بهتر شدن نتایج استفاده از داده با دقت بیشتر بود [۱۸].

در سال ۲۰۰۸ سانلی و همکاران به تعیین تغییرات کاربری اراضی با استفاده از تصاویر تلفیق شده پلاریمتری و نوری و نظارت بر اثرات محیط زیستی آن پرداختند. در این تحقیق، توسعه شهری منطقه ادرمیت در ترکیه بین سال‌های ۱۹۷۱ و ۲۰۰۲ با استفاده از تکنیک‌های سنجش از دوری تعیین شد. سهم تصاویر SAR در ترکیب با تصاویر نوری، جهت بهبود دقت نقشه‌های کاربری/پوشش اراضی مورد بررسی قرار گرفت. برای تهیه نقشه کاربری

<sup>۱</sup> double bounce scattering

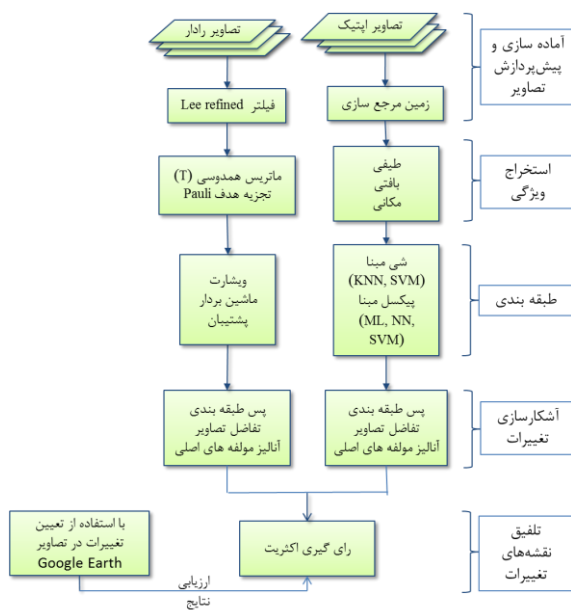
پلاریمتری با قدرت تفکیک مکانی کمتر از داده نوری، نتایج نهایی دقت بهتری خواهند داشت.

داده‌های نوری و پلاریمتری پس از پیش‌پردازش‌های لازم با استفاده از الگوریتم‌های طبقه‌بندی‌کننده، طبقه‌بندی شده و سپس با استفاده از چند روش مرسوم آشکارسازی تغییرات انجام می‌شود. پس از بدست آمدن نقشه‌های تغییرات، آن‌ها را با استفاده از روش حداکثر رای‌گیری تلفیق کرده و به نقشه تغییرات نهایی دست می‌یابیم.

در ادامه روش پیشنهادی و جزئیات هر قسمت از آن تشریح خواهد شد. در بخش سوم پیاده‌سازی روش پیشنهادی روی داده‌های موردنظر و در بخش چهارم نتایج پیاده‌سازی‌ها و دقت‌های بدست آمده، آورده شده است. در بخش آخر نتیجه‌گیری نهایی از این تحقیقات توضیح داده شده است.

## ۲- روش پیشنهادی

به منظور بهبود دقت کشف تغییرات شهری و استفاده از هردو داده نوری و پلاریمتری، روشی مناسب پیشنهاد شده که در شکل ۱ شمای کلی روش پیشنهادی نمایش داده شده است. مراحل دست‌یابی به نقشه‌های تغییرات با دقت مناسب، از اخذ تصاویر تا ارزیابی نتایج در فلوچارت زیر نمایش داده شده است و همچنین به صورت کامل در زیربخش‌های بعدی توضیح داده خواهد شد.



شکل ۱- فلوچارت روش پیشنهادی جهت آشکارسازی تغییرات شهری

استفاده از شبکه عصبی اشاره کرد و همچنین فناوری‌های RS و GIS تولید و تجزیه و تحلیل حجم عظیمی از داده‌های مکانی و غیرمکانی را امکان‌پذیر و تسریع می‌بخشند. برای ارتقاء و افزایش هر چه بیشتر ضریب اطمینان مدل، در مطالعات آتی می‌توان از معیارهای تأثیرگذار بیشتری مانند مالکیت، قیمت زمین و ... استفاده کرد [۲۲].

در سال ۲۰۱۴ میسرا و سوزاکی برای آشکارسازی الگوی تغییرات اتوماتیک با استفاده از تلفیق داده‌های نوری و SAR از تصاویر لندست و PALSAR و AVNIR 2 بین سال‌های ۲۰۰۷ تا ۲۰۱۱ استفاده کردند. منطقه مورد مطالعه در این تحقیق حومه شهر هوشی مین، یکی از سریع‌ترین شهرهای در حال رشد در جهان می‌باشد. بهبود نتایج آشکارسازی تغییرات با استفاده از هردو سنسور نوری و SAR در مقایسه با استفاده از تنها تصاویر نوری، در بازدید بصری هم قابل ملاحظه است و همچنین شاخص کاپا ۰,۱۳ (۰,۷۵ به ۰,۸۸) افزایش یافته است [۲۳].

در سال ۱۳۹۴ شاه‌حسینی و همکاران، تحقیقی به منظور تولید نقشه تغییرات در مناطق شهری انجام دادند. در این تحقیق یک روش آشکارسازی تغییرات خودکار مبتنی بر کرنل و با قابلیت استفاده هم‌زمان از اطلاعات طیفی و شاخص‌های طیفی مختلف پیشنهاد شده است. آنالیز دقت نتایج نشان می‌دهد، با بازنویسی مجدد روش‌های تفاضلی ساده در فضای هیلبرت و ارائه دو روش تفاضلی مبتنی بر کرنل DFSS و DFHS، کارایی و دقت این روش‌ها نسبت به روش‌های تفاضلی ساده افزایش می‌یابد. همچنین نتایج بدست آمده نشان‌دهنده کارایی و دقت بالای الگوریتم پیشنهادی نسبت به روش‌های مرسوم کشف تغییرات و توانایی بالای آن در جداسازی انواع کلاس‌های طیفی در مناطق شهری است [۱۶].

در بیشتر مطالعات انجام شده در زمینه آشکارسازی تغییرات شهری و یا تعیین میزان رشد شهری از تصاویر نوری بصورت مستقل استفاده شده است. در تحقیقاتی که از هردو داده نوری و راداری استفاده شده است بهبود حاصل شده است. در این تحقیق می‌خواهیم با استفاده از تلفیق نقشه‌های تغییرات بدست آمده از تصاویر نوری و پلاریمتری با قدرت تفکیک مکانی بالا به نتایج بهتر دست یابیم. در این تحقیق خواهیم دید حتی با تلفیق داده

## ۲-۱- منطقه مورد مطالعه و داده‌ها

در حومه شهر اوکلند، کالیفرنیا، آمریکا مربوط به دو تاریخ ۲۰۱۰ و ۲۰۱۷ استفاده شد. در جدول ۱ تاریخ اخذ، باندها و قدرت تفکیک مکانی تصاویر مورد استفاده برای هر دو تصاویر نوری و پلاریمتری آمده است.

در این تحقیق از تصاویر نوری حاصل از Google Earth، سنجنده QuickBird و تصاویر پلاریمتری روزنه ترکیبی

جدول ۱- مشخصات تصاویر مورد استفاده

دیتاست	تاریخ اخذ (قبل از تغییرات)	تاریخ اخذ (بعد از تغییرات)	باند	قدرت تفکیک مکانی (متر)
Google Earth	۲۰۱۰/۰۳/۰۶	۲۰۱۷/۰۳/۱۲	R,G,B	0.75 x 0.6
UAVSAR	۲۰۱۰/۰۴/۲۳	۲۰۱۷/۰۴/۰۳	L-Band(Fully polarimetric)	6.2 x 6.2 (GRD)

## ۲-۲- آماده‌سازی و پیش‌پردازش تصاویر

برای آشکارسازی تغییرات شهری باید حداقل دو تصویر مربوط به تاریخ قبل و بعد تهیه شود. تاریخ قبل و بعد باید طوری انتخاب شود که در آن بازه زمانی، تغییرات و رشد شهری صورت گرفته باشد و تا حد امکان در یک زمان از سال اخذ شده باشند. سخت‌ترین قسمت تهیه داده‌های مورد نیاز برای این تحقیق تهیه تصاویر نوری و پلاریمتری در دو تاریخ نزدیک به تاریخ‌های قبل و بعد که بایستی ویژگی‌های گفته شده را داشته باشند، می‌باشد و همچنین باید به قدرت تفکیک مکانی هر دو داده و قدرت تفکیک طیفی داده نوری و پلاریزاسیون داده پلاریمتری نیز توجه شود.

ابتدا پیش‌پردازش به صورت کالیبراسیون تبدیل درجه خاکستری به رادیانس در دهانه سنجنده و همسان‌سازی هیستوگرام انجام پذیرفت، سپس تصاویر نوری تهیه شده با استفاده از نقاط مختصات دار مربوط به چهار گوشه تصویر ژئورفرنس شد. با توجه به اینکه برای استخراج تصاویر نوری از نرم‌افزار CAD Earth استفاده شده است، مختصات گوشه‌های تصویر مشخص بوده و ژئورفرنس انجام می‌شود. همچنین باید تصاویر پلاریمتری را با تصاویر نوری هم‌مرجع کرد. هم‌مرجع‌سازی تصاویر پلاریمتری پس از طبقه‌بندی و تهیه نقشه تغییرات، جهت تلفیق در سطح تصمیم‌گیری انجام می‌گیرد. برای هم‌مرجع‌سازی تصاویر پلاریمتری با نوری از نقاط کنترل قابل شناسایی در دو تصویر استفاده شده است.

تصاویر پلاریمتری مورد استفاده از نوع Grd هستند و پردازش‌هایی هم‌چون کالیبراسیون رادیومتریکی (تبدیل مقادیر شدت به بازپراکنش سطح) و چندمنظر کردن و همچنین تصحیح توپوگرافی بر آن‌ها اعمال شده است. پس نیازی به تصحیح هندسی ندارند و تنها باید نویز اسپیکل آن‌ها را کاهش داد.

## ۳-۲- استخراج ویژگی

آشکارسازی تغییرات در مناطق شهری، به علت مشابهت طیفی زیاد بین برخی از کلاس‌ها، از جمله کلاس‌های خاک عریان، ساختمان‌ها و جاده‌ها با مشکل روبرو است. احتمال بروز خطا در جداسازی بین این کلاس‌های پوشش زمینی به علت شباهت زیاد بین طیف‌های موجود این کلاس‌ها و کم بودن تعداد باندها، افزایش می‌یابد. در این تحقیق برای حل این مشکل از استخراج ویژگی برای افزایش تعداد باندها و توانایی تفکیک کلاس‌ها استفاده می‌شود.

برای هردو نوع داده بکاررفته در این تحقیق به طور جداگانه ویژگی‌های متفاوتی تهیه و مورد استفاده قرار می‌گیرد. برای بهبود تفکیک کلاس‌ها در داده‌های نوری به علت محدودیت در باندهای موجود تنها می‌توان از ویژگی‌های طیفی، بافتی و مکانی استفاده کرد و تهیه شاخص‌هایی مانند NDVI به علت نداشتن باند NIR امکان‌پذیر نمی‌باشد.

ویژگی‌های تهیه شده برای داده‌های پلاریمتری ماتریس همدوسی  $T^1$  و تجزیه هدف پاولی  $^2$  می‌باشد که تصاویر پلاریمتری UAVSAR از نوع Grd با فرمت ماتریس همدوسی هستند و سپس تجزیه هدف پاولی تهیه می‌شود. از المان‌های ماتریس همدوسی جهت طبقه‌بندی تصاویر پلاریمتری استفاده می‌شود. ماتریس همدوسی با استفاده از بردار هدف  $^3$  که در رابطه (۱) نمایش داده شده، بدست می‌آید. نحوه تشکیل ماتریس همدوسی در رابطه (۲) نمایش داده شده است.

$$k_t = \frac{1}{\sqrt{2}} [S_{hh} + S_{vv} S_{hh} - S_{vv} 2S_{hv}]^T \quad (1)$$

<sup>۱</sup> Coherency Matrix

<sup>۲</sup> Pauli target decomposition

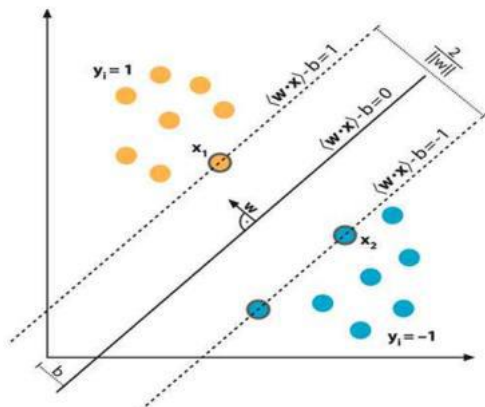
<sup>۳</sup> Target Vector

$$[T] = k_t k_t^T = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} (S_{hh} + S_{vv})(S_{hh} + S_{vv})^* & (S_{hh} + S_{vv})(S_{hh} - S_{vv})^* & 2(S_{hh} + S_{vv})S_{hv}^* \\ (S_{hh} - S_{vv})(S_{hh} + S_{vv})^* & (S_{hh} - S_{vv})(S_{hh} - S_{vv})^* & 2(S_{hh} - S_{vv})S_{hv}^* \\ 2S_{hv}(S_{hh} + S_{vv})^* & 2S_{hv}(S_{hh} - S_{vv})^* & 4S_{hv}S_{hv}^* \end{bmatrix} \quad (2)$$

آموزشی مورد نیاز با استفاده از تعیین مناطق مورد نظر<sup>۳</sup> و با توجه به شناخت مناسب منطقه مورد مطالعه تهیه شده و در طبقه‌بندی تصاویر، مورد استفاده قرار می‌گیرد.

در الگوریتم ماشین بردار پشتیبان هدف جدا کردن دو کلاس با برازش یک ابرصفحه<sup>۴</sup> خطی بهینه به نمونه‌های آموزشی دو کلاس در فضای ویژگی چند بعدی است. مسئله بهینه‌سازی بر مبنای کمینه کردن ساختار ریسک<sup>۵</sup> و ماکزیمم کردن حاشیه‌های بین ابرصفحه جداکننده بهینه<sup>۶</sup> انجام می‌شود و نزدیکترین نمونه‌های آموزشی بردارهای پشتیبان نامیده می‌شوند [۲۵، ۲۶]. در شکل ۲ می‌توان نمایی از برازش ابرصفحه، حاشیه ابرصفحه جداکننده و همچنین بردارهای پشتیبان را مشاهده کرد. برای طبقه‌بندی کلاس‌های دودویی در یک فضای ویژگی d بعدی،  $x_i$  یک داده آموزشی از L نمونه می‌باشد و همانطور که در رابطه‌ی (۳) مشاهده می‌شود ابرصفحه  $f(x)$  با یک بردار نرمال w و بایاس b تعریف می‌شود به طوریکه  $\|b\|/\|w\|$  فاصله بین ابرصفحه و مبدا است.

$$f(x) = w \cdot x + b \quad (3)$$



شکل ۲- نمایی از چگونگی عملکرد الگوریتم ماشین بردار پشتیبان

برای مسائلی که بصورت خطی جدا نمی‌شوند، داده‌های ورودی را به یک فضای با ابعاد بالا تصویر می‌کنیم که این توزیع جدید نمونه منطبق کردن یک ابرصفحه خطی

جهت آشکارسازی تغییرات به روش‌های تفاضل تصاویر و آنالیز مولفه‌های اصلی از باندهای تجزیه هدف پاولی استفاده می‌شود.

در ماتریس همدوسی آرایه‌ی قطری اول آشکارکننده بازپراکنش سطحی<sup>۱</sup>، آرایه‌ی قطری دوم آشکارکننده بازپراکنش دوسطحی و آرایه قطری سوم آشکارکننده بازپراکنش حجمی<sup>۲</sup> می‌باشد.

## ۲-۴- طبقه‌بندی

با توجه به قدرت تفکیک مکانی بالای تصاویر نوری مورد استفاده، روش شی مبنا، روش مناسبی جهت تفکیک کلاس‌های مورد نظر می‌باشد. در این تحقیق روش پیکسل مبنا که مبتنی بر طبقه‌بندی ارزش‌های عددی تصاویر استفاده شد و روش شی مبنا که علاوه بر ارزش‌های عددی از اطلاعات مربوط به محتوا و بافت و زمینه نیز استفاده شد، برای طبقه‌بندی تصاویر نوری بکار می‌رود [۲۴].

الگوریتم نزدیک‌ترین همسایه الگوریتمی متداول در طبقه‌بندی به روش شی مبنا می‌باشد و با توجه به اینکه الگوریتم ماشین بردار پشتیبان تصاویر را با دقت بالایی طبقه‌بندی می‌کند این دو الگوریتم جهت طبقه‌بندی به روش شی مبنا انتخاب شده‌اند. در روش شی مبنا ابتدا تصویر با مشخص کردن سطح مقیاس و سطح یکی کردن، قطعه بندی می‌شود. سپس برای تصویر قطعه بندی شده داده آموزشی با استفاده از انتخاب قطعات مربوط به هر کلاس و با توجه به شناخت مناسب منطقه مورد مطالعه و تصاویر گوگل ارث و بررسی امضای طیفی کلاس‌ها تهیه می‌شود که می‌توان با انتخاب ویژگی‌های مورد نظر (بافتی، طیفی، مکانی) و الگوریتم طبقه‌بندی (نزدیکترین همسایه یا ماشین بردار پشتیبان) تصویر را طبقه‌بندی کرد.

در طبقه‌بندی به روش پیکسل مبنا از الگوریتم‌های حداکثر احتمال، شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان استفاده می‌شود. این الگوریتم‌های طبقه‌بندی نتایج و دقت بالایی در تحقیقات و مطالعات پیشین داشته‌اند. داده‌های

<sup>۳</sup> Region Of Interest

<sup>۴</sup> Hyper Plane

<sup>۵</sup> Structural Risk

<sup>۶</sup> Optimal Separating Hyper Plane

<sup>۱</sup> single bounce scattering

<sup>۲</sup> volume bounce scattering

$$p(Z) = \frac{L^q |Z|^{L-q} \exp\{-L \text{Tr}(\Sigma^{-1}Z)\}}{R(L, q) |\Sigma|^L} \quad (7)$$

که  $\Sigma = E\{Z\}$  میانگین  $Z$  و  $q$  تعداد کانال‌های پلاریمتری است.  $R(L, p) = \pi^{\frac{q(q-1)}{2}} \Gamma(L) \dots \Gamma(L - q + 1)$  فاکتور نرمال‌سازی و  $\Gamma(\cdot)$  تابع گاما می‌باشند. با فرض احتمال اولیه برابر برای همه کلاس‌ها از رابطه (۸) استفاده می‌شود.

$$d(Z, \Sigma_m) = \ln |\Sigma_m| + \text{Tr} \left( \Sigma_m^{-1} Z \right) \quad (8)$$

با استفاده از این روش، ابتدا فاصله ویشارت برای هر پیکسل از تمام کلاس‌ها تعیین شده و پیکسل به کلاسی که کمترین فاصله را از آن دارد تعلق خواهد داشت. تعداد کلاس‌های قابل تفکیک با استفاده از شناخت مناسب از منطقه و نوع داده‌ی مورد استفاده همچنین قدرت تفکیک مکانی یا با استفاده از طبقه‌بندی بدون نظارت قابل شناسایی هستند و باید کلاس‌های مربوط به مناطق شهری را مدنظر قرار دهیم. برای تصاویر نوری که قدرت تفکیک مکانی بالاتری دارند و با توجه به ماهیت داده و تعداد باندهای موجود، ۵ کلاس ساختمان، جنگل، جاده، زمین بایر و چمنزار در نظر گرفته شد. درحالی که برای تصاویر پلاریمتری با توجه به قدرت تفکیک مکانی پایین‌تر و ماهیت داده‌ی پلاریمتری، ۳ کلاس ساختمان، جنگل و زمین بایر / جاده / چمنزار در نظر گرفته شد. در داده‌های پلاریمتری کلاس ساختمان نشان‌دهنده پراکنش دوسطحی و کلاس جنگل نمایانگر پراکنش حجمی و همچنین کلاس بایر / جاده / چمنزار نشان‌دهنده پراکنش سطحی می‌باشد.

## ۲-۵- آشکارسازی تغییرات

جهت کشف و استخراج تغییرات شهری بین دو تاریخ موردنظر، روش‌های مختلف آشکارسازی تغییرات از جمله مقایسه پس طبقه‌بندی، تفاضل تصاویر و آنالیز مولفه‌های اصلی بکار می‌روند. این روش‌ها به صورت جداگانه برای تصاویر نوری و پلاریمتری و همچنین روش‌های مختلف طبقه‌بندی استفاده می‌شوند. بمنظور آشکارسازی تغییرات تصاویر پلاریمتری، مولفه‌های تجزیه هدف پاولی در روش‌های مبتنی بر تفاضل تصاویر و مبتنی بر آنالیز مولفه‌های اصلی بکار می‌رود. در ادامه روش‌های آشکارسازی تغییرات بکار برده شده توضیح داده می‌شوند.

را امکان‌پذیر می‌سازد. محاسبات گسترده تصویر کردن در یک فضا با ابعاد بالا با استفاده از یک کرنل مثبت  $k$  کاهش می‌یابد [۲۷].

$$\phi(x_i) \phi(x_j) = k(x_i, x_j) \quad (4)$$

جایی که  $\phi$  تابع نگاشت است.

در مطالعات انجام شده این الگوریتم به عنوان روشی مناسب، با دقت و سریع برای طبقه‌بندی استفاده می‌شود. الگوریتم پایه ماشین‌های بردار پشتیبان برای طبقه‌بندی باینری توسعه داده شده است. از آنجایی که در بیشتر کاربردها، بیش از دو کلاس وجود دارد، الگوریتم‌های مختلفی برای حل مسئله چند کلاسه به کار گرفته شده است. یک روش مرسوم در این زمینه تجزیه مسئله چندکلاسه به مسئله‌ای با چندین طبقه‌بندی‌کننده باینری می‌باشد. الگوریتم‌های «یک در مقابل یک» و «یک در مقابل مابقی»، دو الگوریتم پرکاربرد در این زمینه می‌باشد. برای طبقه‌بندی تصاویر پلاریمتری با بکارگیری المان‌های ماتریس همدوسی الگوریتم‌های ویشارت و ماشین بردار پشتیبان استفاده می‌شود. طبقه‌بندی‌کننده ویشارت [۲۸] یکی از روش‌های طبقه‌بندی ایست که بطور گسترده برای داده‌های تمام پلاریمتری<sup>۱</sup> بکار می‌رود. این طبقه‌بندی‌کننده بر اساس آمار ویشارت ماتریس همدوسی چندمنظر<sup>۲</sup> می‌باشد. نتایج حاصل از تحقیق فوکودا و هیروشواوا [۲۹، ۳۰] نشان می‌دهد که الگوریتم ماشین بردار پشتیبان، الگوریتمی نسبتاً کارآمد، سریع و قابل اعتماد است.

روش طبقه‌بندی ویشارت یک طبقه‌بندی‌کننده‌ی پیشینه شباهت بر اساس توزیع ویشارت مختلط برای ماتریس همدوسی پلاریمتری می‌باشد [۳۱]. ماتریس همدوسی پلاریمتری به صورت رابطه (۶) می‌باشد.

$$Z = \left( \sum_{i=1}^L x_i x_i^* \right) / L \quad (6)$$

$L$  تعداد منظر و  $x_i$  نمونه از منظر  $i$  ام  $x$  است. طبق این طبقه‌بندی‌کننده،  $Z$  دارای توزیع مختلط ویشارت که در رابطه زیر نمایش داده شده، است [۳۲].

<sup>۱</sup> Full polarimetric  
<sup>۲</sup> Multitlook

پدیده‌های بیشتر در تصویر است و چنین تصویری برای مطالعه مناسب است [۳۴].

از PCA می‌توان برای جمع‌آوری و متراکم ساختن اطلاعات پدیده‌های موجود در باندهای مختلف در تعدادی باند یا مولفه‌ی کم‌تر استفاده کرد. به عبارتی آنالیز مولفه‌های اصلی برای حذف اطلاعات زائد در داده‌های ماهواره‌ای کاربرد فراوانی دارد [۳۴]. برای آشکارسازی تغییرات با استفاده از آنالیز مولفه‌های اصلی تصاویر دو زمان را در یک فایل دسته کرده، سپس تبدیل PCA انجام شده و اجزای کوچک تصاویر برای اطلاعات تغییر، آنالیز شوند. در مطالعات پیشین مشاهده شده که اطلاعات مربوط به تغییرات دو تصویر در باند دوم مولفه‌ها قرار می‌گیرند و همچنین با بررسی باندهای ابتدایی بدست آمده مشاهده می‌شود تغییرات در باند دوم مولفه‌ها قرار دارد.

بسیاری از الگوریتم‌های آشکارسازی تغییرات، از جمله روش‌های تفاضل تصاویر و آنالیز مولفه‌های اصلی نیامند انتخاب حدآستانه‌ها برای متمایز ساختن مناطق تغییر (افزایشی و کاهش‌ی) از بدون تغییر است [۳۵]. با توجه به اینکه نقشه‌های واقعیت زمینی مناطق تغییر یافته با استفاده از تصاویر گوگل ارث با دقت بالایی تهیه شده است و همچنین شناخت مناسبی که از منطقه وجود داشت، دیگر نتایج تابعی از نوع انتخاب حدآستانه نیستند.

## ۲-۶- تلفیق نقشه‌های تغییرات

با تلفیق نقشه‌های تغییرات بدست آمده می‌توان نقاط ضعف روش‌های مختلف را حذف کرد و نقاط قوت هر دسته داده را در نقشه تغییرات نهایی مشاهده کرد. در این مقاله برای تلفیق نقشه‌های تغییرات بدست آمده از روش رای‌گیری حداکثری استفاده می‌شود.

رای‌گیری یک روش ادغام رایج تصمیم‌گیری است که برای ترکیب نتایج خروجی پردازنده‌های مختلف مانند نتایج طبقه‌بندی و یا نتایج نقشه‌های تغییرات طراحی شده است. ایده اصلی رای‌گیری این است که نتایج مشخص شده توسط برخی از قوانین خاص رأی دهی، نظیر رای‌گیری اکثریت و قوانین رای‌گیری وزنی، سازمان‌دهی شود [۳۶].

## ۲-۵-۱- آشکارسازی تغییرات به روش مقایسه پس طبقه‌بندی

برای آشکارسازی تغییرات به روش مقایسه پس طبقه‌بندی، ابتدا دو تصویر به صورت جداگانه طبقه‌بندی شده و دو تصویر طبقه‌بندی شده با یکدیگر مقایسه می‌شوند. در این مقاله چون هدف استخراج تغییرات بخش شهری می‌باشد کلاس‌های مربوط به منطقه شهری با یکدیگر مقایسه می‌شوند و تغییرات دیگر پوشش‌ها و مناطق مورد بررسی قرار نمی‌گیرد.

در طبقه‌بندی تصاویر نوری به روش شی منبا کلاس ساختمان مربوط به تصاویر قبل و بعد مورد مقایسه قرار می‌گیرند و همچنین در روش پیکسل منبا به علت ناتوانی الگوریتم‌ها در تمایز کلاس‌های ساختمان و جاده هر دو کلاس را به عنوان منطقه شهری در نظر گرفته و برای دو تصویر قبل و بعد مورد مقایسه قرار می‌گیرند. در تصاویر پلاریمتری نیز کلاس ساختمان را به عنوان منطقه شهری در نظر گرفته و کلاس ساختمان مربوط به دو تصویر قبل و بعد مقایسه می‌شوند.

## ۲-۵-۲- آشکارسازی تغییرات به روش مبتنی بر تفاضل تصاویر

در روش مبتنی بر تفاضل تصاویر ارزش‌های رقومی تصویر در تاریخ دوم از ارزش‌های رقومی تصویر در تاریخ اول کم می‌شود. این فرایند طبق رابطه‌ی (۹) به صورت پیکسل به پیکسل صورت می‌گیرد. نتیجه این روش تولید تصویری است که در آن مقادیر مثبت و منفی نشان دهنده مناطق تغییر یافته (به ترتیب افزایشی و کاهش‌ی) و مقدار صفر نشان دهنده عدم تغییر بین دو تاریخ است [۳۳].

$$Dx = x(t_2) - x(t_1) \quad (9)$$

در رابطه فوق،  $x$  ارزش پیکسل،  $t_1$  تاریخ اول و  $t_2$  تاریخ دوم می‌باشد.

## ۲-۵-۳- آشکارسازی تغییرات به روش مبتنی بر آنالیز مولفه‌های اصلی

در استفاده از روش مبتنی بر آنالیز مولفه‌های اصلی هر چه واریانس طیفی در تصویر بیشتر باشد، تصویر دامنه اطلاعات وسیع‌تری خواهد داشت که خود گویای



تصاویر نوری و پلاریمتری استفاده می‌شود و مجموعاً از این روش آشکارسازی تغییرات، ۷ نقشه تغییرات حاصل می‌شود. در روش‌های تفاضل تصاویر و آنالیز مولفه‌های اصلی برای تصاویر نوری از باندهای R,G,B و برای پلاریمتری از تجزیه هدف پاولی استفاده می‌شود و نتایج مربوط به این روش‌ها ۸ نقشه تغییرات می‌باشد.

در مرحله آخر، به ۴ صورت نقشه‌های تغییرات بدست آمده به روش رای‌گیری اکثریت تلفیق می‌شوند. این ۴ دسته به صورت زیر انتخاب شده‌اند:

۱. تمام نقشه‌های تغییرات بدست آمده از تصاویر نوری و پلاریمتری
۲. تمام نقشه‌های تغییرات بدست آمده از تصاویر نوری
۳. تمام نقشه‌های تغییرات بدست آمده از تصاویر پلاریمتری
۴. نقشه‌های تغییرات با بهترین دقت ارزیابی شده و در انتها نقشه نهایی بدست آمده از تلفیق نقشه‌های تغییرات با بهترین دقت ارزیابی شده را با حذف قطعه‌های کمتر از ۳۰۰ پیکسل بهبود داده و نویزهای موجود در نقشه تغییر حذف می‌شود. نویزهای موجود در نقشه‌های تغییرات به دلایلی چون روش پس طبقه‌بندی و همچنین وجود سایه و یا تغییر زاویه دید در تصاویر نوری می‌باشد. نویزی شدن نتیجه آشکارسازی به روش پس طبقه‌بندی به علت وجود اثر فلفل نمکی در نقشه‌های طبقه‌بندی طبیعی می‌باشد. این اثر از طریق روش‌هایی چون پس‌پردازش مورفولوژیک و یا حذف خوشه‌ای از پیکسل‌ها با اندازه کمتر از مقداری مشخص قابل حذف هستند [۲۱].

#### ۴- نتایج و آزمایشات

ارزیابی‌های انجام شده در این مقاله شامل (۱) ارزیابی مقایسه‌ای دقت الگوریتم‌های طبقه‌بندی بکار رفته برای تصاویر نوری دو تاریخ قبل و بعد (۲) ارزیابی مقایسه‌ای دقت الگوریتم‌های طبقه‌بندی بکار رفته برای تصاویر پلاریمتری دو تاریخ قبل و بعد (۳) ارزیابی مقایسه‌ای دقت روش‌های آشکارسازی تغییرات بکار رفته برای تصاویر نوری (۴) ارزیابی مقایسه‌ای دقت روش‌های آشکارسازی تغییرات بکار رفته برای تصاویر پلاریمتری (۵) ارزیابی دقت نقشه‌های تغییرات نهایی روش پیشنهادی و (۶) ارزیابی مقایسه‌ای حالت‌های مختلف تلفیق نقشه‌های تغییرات، می‌باشد.

در این مقاله، روش رای‌گیری اکثریت برای ادغام نتایج خروجی چندگانه نقشه‌های تغییرات بدست آمده از روش‌ها و داده‌های مختلف، انتخاب شده است و نقشه تغییر نهایی با رأی دادن هر پیکسل با برچسب‌های آن بر روی خروجی‌های چندگانه به دست می‌آید. برای مثال، اگر یک پیکسل در سه خروجی به عنوان «تغییر» نامگذاری شود و در دو خروجی «بدون تغییر» باشد، تصمیم نهایی برای این پیکسل «تغییر» می‌شود.

بمنظور دستیابی به بهترین نقشه تغییرات نهایی برای انتخاب نقشه‌های تغییرات شرکت‌کننده در الگوریتم رای‌گیری اکثریت از دقت ارزیابی شده استفاده می‌شود. بطور جداگانه نتیجه تلفیق نقشه‌های تغییرات حاصل از داده‌های نوری و پلاریمتری و همچنین نتیجه تلفیق همه نقشه‌های تغییرات بدست آمده نیز بدون در نظر گرفتن دقت ارزیابی‌شان محاسبه شدند.

#### ۳- پیاده سازی

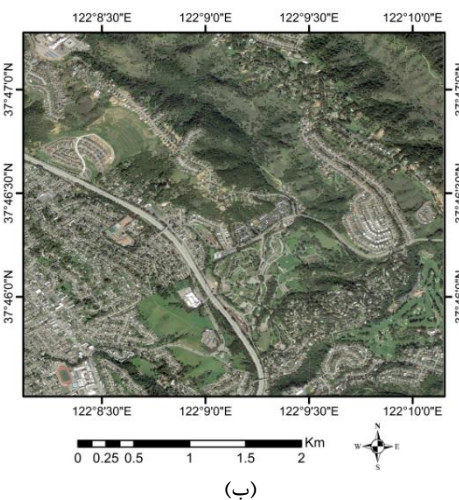
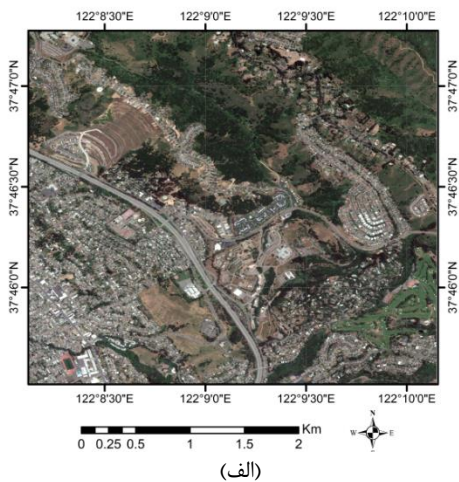
پس از تهیه تصاویر نوری و پلاریمتری در تاریخ‌های قبل و بعد، ابتدا تصویر نوری زمین مرجع می‌شود و جهت کاهش نویز اسپکل در داده‌های پلاریمتری از فیلتر Lee refined استفاده می‌شود.

برای تصاویر نوری دو روش طبقه‌بندی اعمال می‌شود. در روش پیکسل مبنا ابتدا نمونه آموزشی مربوط به هر ۵ کلاس برای هر تاریخ بطور جداگانه انتخاب می‌شود و سپس با استفاده از الگوریتم‌های حداکثر احتمال، شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان تصاویر قبل و بعد طبقه‌بندی می‌شوند. در روش شی مبنا ابتدا تصاویر طبقه‌بندی می‌شوند، سپس با انتخاب قطعه‌هایی از هر ۵ کلاس به عنوان نمونه آموزشی تصاویر را با استفاده از الگوریتم‌های نزدیکترین همسایه و ماشین بردار پشتیبان و همچنین با بکارگیری ویژگی‌های طیفی، بافتی و مکانی تصاویر طبقه‌بندی می‌شوند.

برای طبقه‌بندی تصاویر پلاریمتری ابتدا نمونه‌های آموزشی برای هر ۳ کلاس با استفاده از ترکیب تجزیه پاولی استخراج گردید. سپس با بکارگیری مولفه‌های ماتریس همدوسی و استفاده از الگوریتم‌های ویشارت و ماشین بردار پشتیبان تصاویر پلاریمتری قبل و بعد، طبقه‌بندی می‌شوند. جهت آشکارسازی تغییرات بروش مقایسه پس از طبقه‌بندی از همه نقشه‌های طبقه‌بندی شده حاصل از

#### ۴-۱- تصاویر سنجش از دوری مورد استفاده

بمنظور بررسی دقت و کارایی روش پیشنهادی، این الگوریتم بر روی تصاویر RGB حاصل از GoogleEarth، اخذ شده با نرم افزار CADEarth ( <http://cad-earth.com/downloads/index.html> ) و تصاویر تمام پلاریمتری از سنجنده هوآبرد UAVSAR مربوط به حومه شهر اوکلند در کالیفرنیا، آمریکا اعمال شد. علت انتخاب این منطقه به عنوان منطقه مورد مطالعه، گسترش شهری در حومه شهر و وجود پوشش‌های زمینی متنوع بود. نمایش ترکیب رنگی واقعی از تصاویر گوگل ارث مربوط به سال‌های ۲۰۱۰ و ۲۰۱۷ در منطقه‌ی اوکلند در کالیفرنیا، آمریکا به ترتیب در شکل ۳ الف و ۳ ب نشان داده شده است.



شکل ۳- نمایش ترکیب رنگی واقعی از تصویر Google Earth مربوط به سال ۲۰۱۰ (الف) و سال ۲۰۱۷ (ب) در منطقه اوکلند، آمریکا

نمایش ترکیب رنگی تجزیه هدف پاولی از تصاویر UAVSAR مربوط به سال‌های ۲۰۱۰ و ۲۰۱۷ در منطقه‌ی اوکلند در کالیفرنیا، آمریکا به ترتیب در شکل ۴ الف و ۴ ب نشان داده شده است.

جهت ارزیابی دقت الگوریتم‌های طبقه‌بندی و روش‌های آشکارسازی تغییرات و همچنین روش پیشنهادی، نمونه‌های آزمایشی مربوط به کلاس‌های طبقه‌بندی نوری و بطور جداگانه پلاریمتری و همچنین سه کلاس تغییر یافته+، تغییر یافته- و بدون تغییر بصورت بصری از تصاویر قبل و بعد انتخاب شد. در جداول (۲) و (۳) به ترتیب تعداد پیکسل‌های نمونه‌های آموزشی و آزمایشی مربوط به طبقه‌بندی تصاویر نوری و پلاریمتری نشان داده شده است.

جدول ۲- تعداد پیکسل‌های نمونه آموزشی و آزمایشی مربوط به طبقه‌بندی تصاویر نوری قبل و بعد از تغییرات

ROI Name	۲۰۱۰		۲۰۱۷	
	Train Pixels	Test Pixels	Train Pixels	Test Pixels
Building	۸۲۶۱	۱۲۲۶	۸۱۵۰	۱۰۶۷
Forest	۲۳۴۲۱	۱۹۶۶	۱۵۹۷۵	۱۲۰۵
Road	۷۶۶۵	۹۹۳	۶۶۴۸	۷۰۹
Grass	۲۴۹۹	۹۳۶	۷۵۴۱	۶۶۶
Land	۸۳۹۹	۱۴۵۴	۱۴۳۶	۲۹۶

جدول ۳- تعداد پیکسل‌های نمونه آموزشی و آزمایشی مربوط به طبقه‌بندی تصاویر پلاریمتری قبل و بعد از تغییرات

ROI Name	۲۰۱۰		۲۰۱۷	
	Train Pixels (in UAVSAR res.)	Test Pixels	Train Pixels (in UAVSAR res.)	Test Pixels
Building	۱۳۰۸	۲۳۱۱۴	۲۶۶۴	۲۲۸۷۹
Forest	۱۵۲۰	۲۵۶۸۶	۱۱۷۶	۲۵۶۳۹
land/road/grass	۱۶۴۸	۲۶۷۹۹	۱۰۲۸	۲۷۸۸۱

در جدول (۴) تعداد پیکسل‌ها و تعداد مناطق موردعلاقه‌ی نمونه‌های آزمایشی مربوط به آشکارسازی تغییرات نشان داده شده است.

جدول ۴- تعداد پیکسل‌های نمونه آموزشی مربوط به مناطق تغییرات

ROI Name	Pixels	Polygons
Change (+)	۵۵۷۰	۱۲
No Change	۱۴۶۲۳	۵۴
Change (-)	۴۹۳۹	۹

معیارهای مورد استفاده برای نمایش دقت الگوریتم‌ها و روش‌ها، دو معیار ضریب کاپا و دقت کلی می‌باشد.

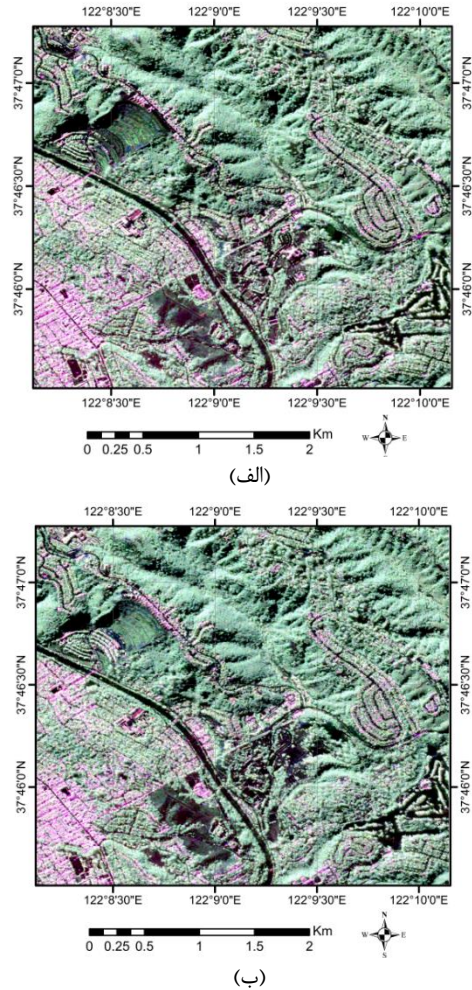
کلاس تغییر یافته+ نشان دهنده مناطق شهری است که در سال ۲۰۱۰ نبوده و در سال ۲۰۱۷ ساخته شده بودند و کلاس تغییر یافته- مربوط به مناطق شهری است که در سال ۲۰۱۰ بوده و در سال ۲۰۱۷ وجود نداشته است.

## ۲-۴- ارزیابی نتایج

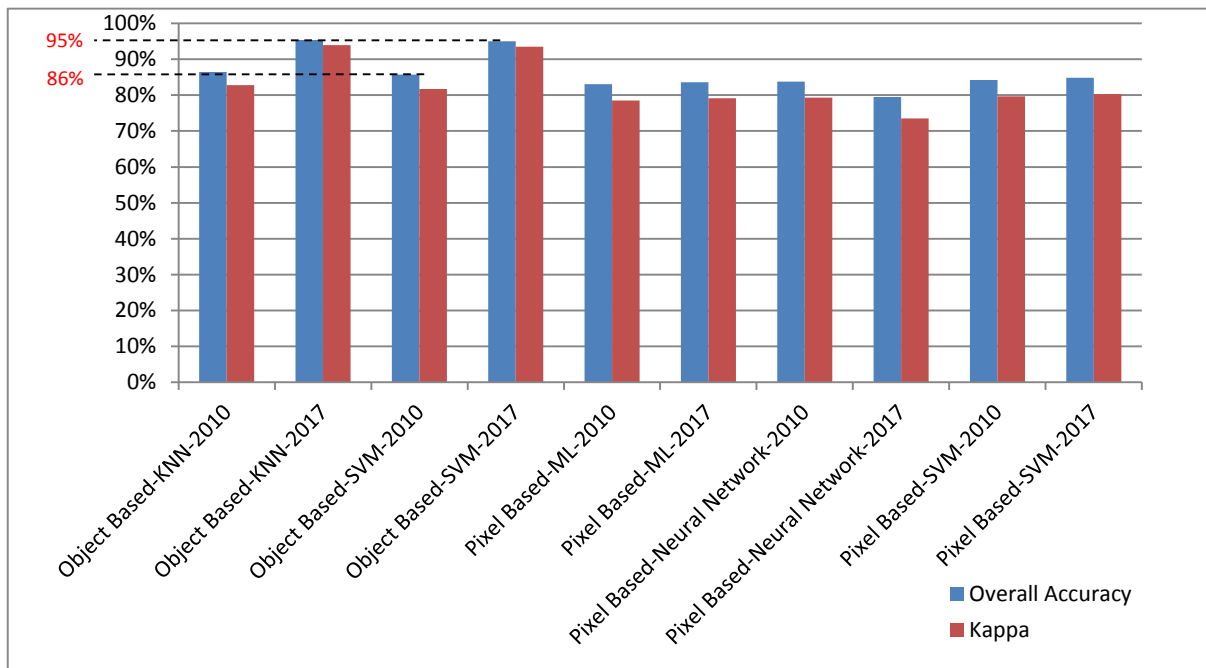
### ۱-۲-۴- ارزیابی دقت الگوریتم‌های طبقه‌بندی

در این مقاله، به منظور ارزیابی دقت روش‌های مورد استفاده برای طبقه‌بندی تصاویر قبل و بعد تغییرات از دو معیار ضریب کاپا و دقت کلی و همچنین ماتریس ابهام ( confusion matrix) استفاده شده است. با توجه به اینکه هر روش روی دو تصویر قبل و بعد تغییرات اعمال شده است، دقت‌های بدست آمده به یکدیگر نزدیک هستند و نتایج طبقه‌بندی یکدیگر را تایید می‌کنند. نتایج ارزیابی دقت روش‌های مورد استفاده بر روی دو تصویر نوری سال‌های ۲۰۱۰ و ۲۰۱۷ در نمودار میله‌ای شکل ۵ نمایش داده شده است.

همانطور که در نمودار زیر نمایان است روش شی مینا با دقت بیشتری تصاویر را طبقه‌بندی کرده است و در جداسازی بهتر کلاس‌ها موفق بوده است. با دقت در ماتریس ابهام روش‌های بکاررفته، کلاس ساختمان نیز در روش‌های شی مینا بهتر استخراج شده است. ماتریس ابهام مربوط به طبقه‌بندی تصویر سال ۲۰۱۷ به روش شی مینا با الگوریتم نزدیکترین همسایه در جدول (۵) نمایش داده شده است. با توجه به قدرت تفکیک بالای تصاویر گوگل ارث عملکرد بهتر روش شی مینا در تحقیقات پیشین نیز بیان شده بود.



شکل ۴- نمایش ترکیب رنگی تجزیه هدف پاولی از تصویر UAVSAR مربوط به سال ۲۰۱۰ (الف) و سال ۲۰۱۷ (ب) در منطقه اوکلند، آمریکا



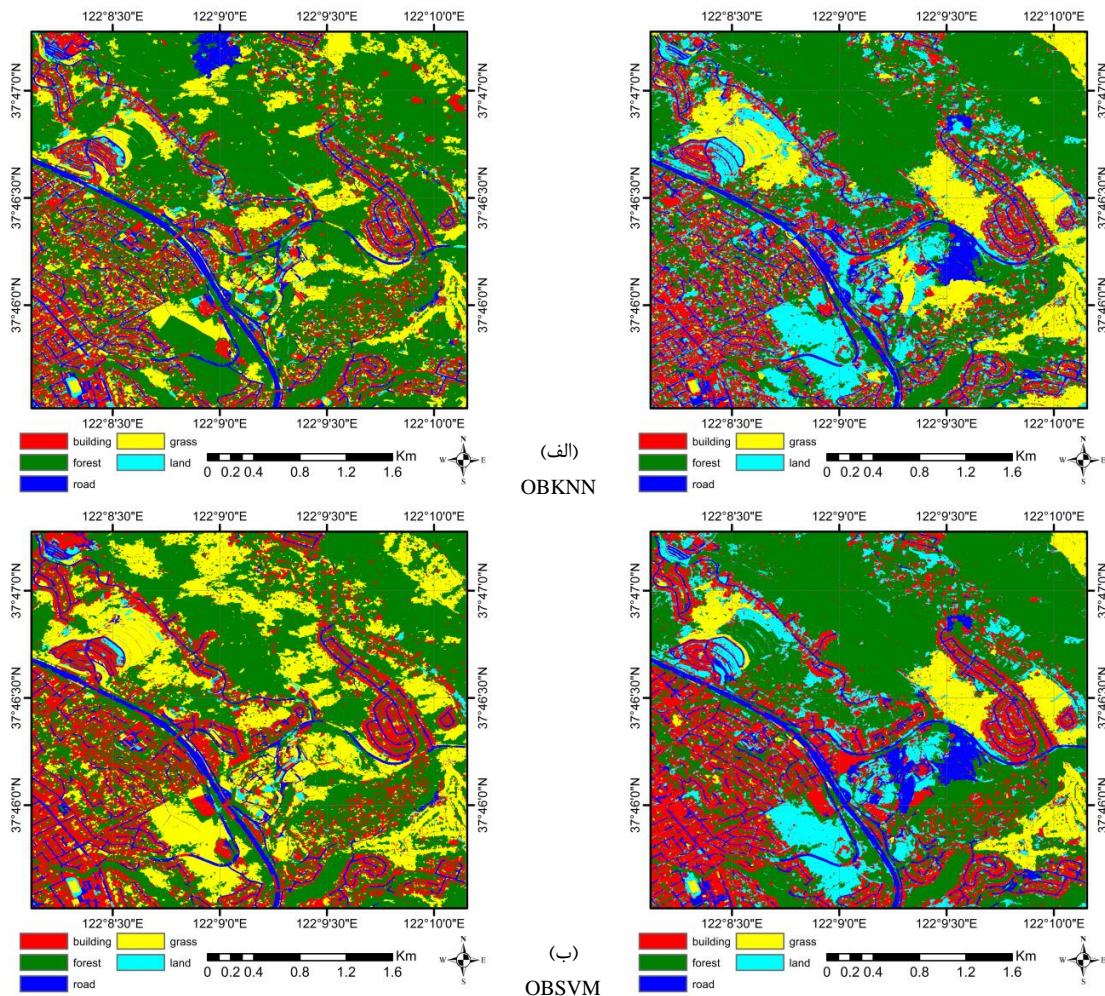
شکل ۵- آنالیز دقت الگوریتم‌های طبقه‌بندی روی تصاویر نوری قبل و بعد تغییرات

با توجه به اینکه دو تصویر قبل و بعد در دو ماه متفاوت اخذ شده‌اند، قسمت هایی از مناطق با پوشش زمین بایر در سال ۲۰۱۰ به پوشش چمنزار تغییر یافته است. به دلیل اینکه هدف در این تحقیق آشکارسازی تغییرات شهری می‌باشد تغییر ماه اخذ تصویر و وجود این نوع تغییرات تأثیری در هدف اصلی تحقیق ندارند و در واقع تنها تغییرات شهری آشکار می‌شوند. در طبقه‌بندی تصاویر نوری با توجه به کم بودن تعداد باندها، تمایز کلاس‌های ساختمان و جاده و زمین بایر و همچنین تمایز کلاس‌های درختزار و چمنزار به دلیل شباهت طیفی این کلاس‌ها به یکدیگر مشکل می‌باشد. با اینکه روش شی مینا به خوبی کلاس ساختمان را استخراج کرده اما این روش گاهی قطعه‌هایی از تصویر را اشتباه طبقه‌بندی کرده است. روش پیکسل مینا با اینکه نتوانسته کلاس‌های جاده و ساختمان را به خوبی متمایز سازد ولی با در نظر گرفتن دو کلاس جاده و ساختمان به عنوان منطقه شهری، اشتباه چشم گیری در طبقه‌بندی ندارد.

جدول ۵ - ماتریس ابهام روش شی مینا با الگوریتم نزدیکترین همسایه تصویر ۲۰۱۷

کلاس	ساختمان	درختزار	جاده	چمنزار	زمین
ساختمان	۹۶,۲۵	۰	۵,۹۲	۰	۳,۳۸
درختزار	۰	۱۰۰	۰	۱۳,۶۶	۰
جاده	۰	۰	۹۴,۰۸	۰	۰
چمنزار	۰	۰	۰	۸۶,۳۴	۰
زمین	۳,۷۵	۰	۰	۰	۹۶,۶۲

در شکل ۶ نتایج با بالاترین دقت مربوط به طبقه‌بندی تصاویر نوری قبل و بعد تغییرات با روش‌های طبقه‌بندی شی مینا و پیکسل مینای بکاررفته، مشاهده می‌شود. الگوریتم‌های شی مینا به خوبی کلاس ساختمان را استخراج کرده‌اند در حالیکه الگوریتم‌های پیکسل مینا به خوبی نتوانسته‌اند کلاس ساختمان و جاده را از هم جدا کند، به همین علت برای کشف تغییرات منطقه شهری بروش پس طبقه‌بندی در روش شی مینا کلاس ساختمان و در روش پیکسل مینا دو کلاس ساختمان و جاده به عنوان منطقه شهری در نظر گرفته می‌شوند.

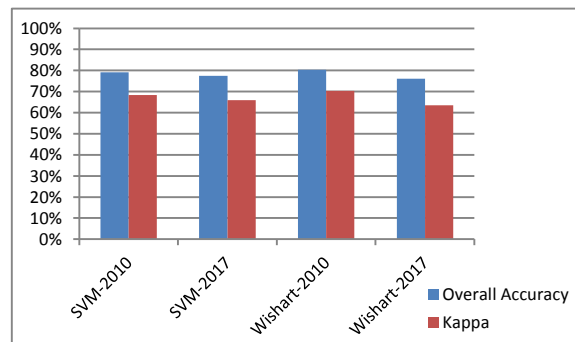


شکل ۶ - نقشه طبقه‌بندی شده تصاویر نوری حاصل از روش شی مینا الگوریتم (الف) نزدیکترین همسایه و (ب) ماشین بردار پشتیبان مربوط به سال ۲۰۱۰ (سمت راست) و سال ۲۰۱۷ (سمت چپ)

نتایج مربوط به طبقه‌بندی تصاویر پلاریمتری قبل و بعد تغییرات با استفاده از الگوریتم‌های ویشارت و ماشین بردار پشتیبان در شکل ۸ مشاهده می‌شود. به علت سیستم تصویربرداری و نحوه ثبت عوارض در پلاریمتری سه نوع بازپراکنش وجود دارد تکی، دوسطحی و حجمی که هر کدام نماینده یک کلاس هستند. هر دو الگوریتم مورد استفاده به خوبی توان تفکیک این کلاس‌ها را از یکدیگر دارد و ماتریس همدوسی به خوبی این امکان را فراهم می‌کند. با توجه به توان تفکیک مکانی پایین‌تر از تصاویر نوری دقت طبقه‌بندی کمتری انتظار می‌رفت و دقت‌های بدست آمده قابل قبول هستند.

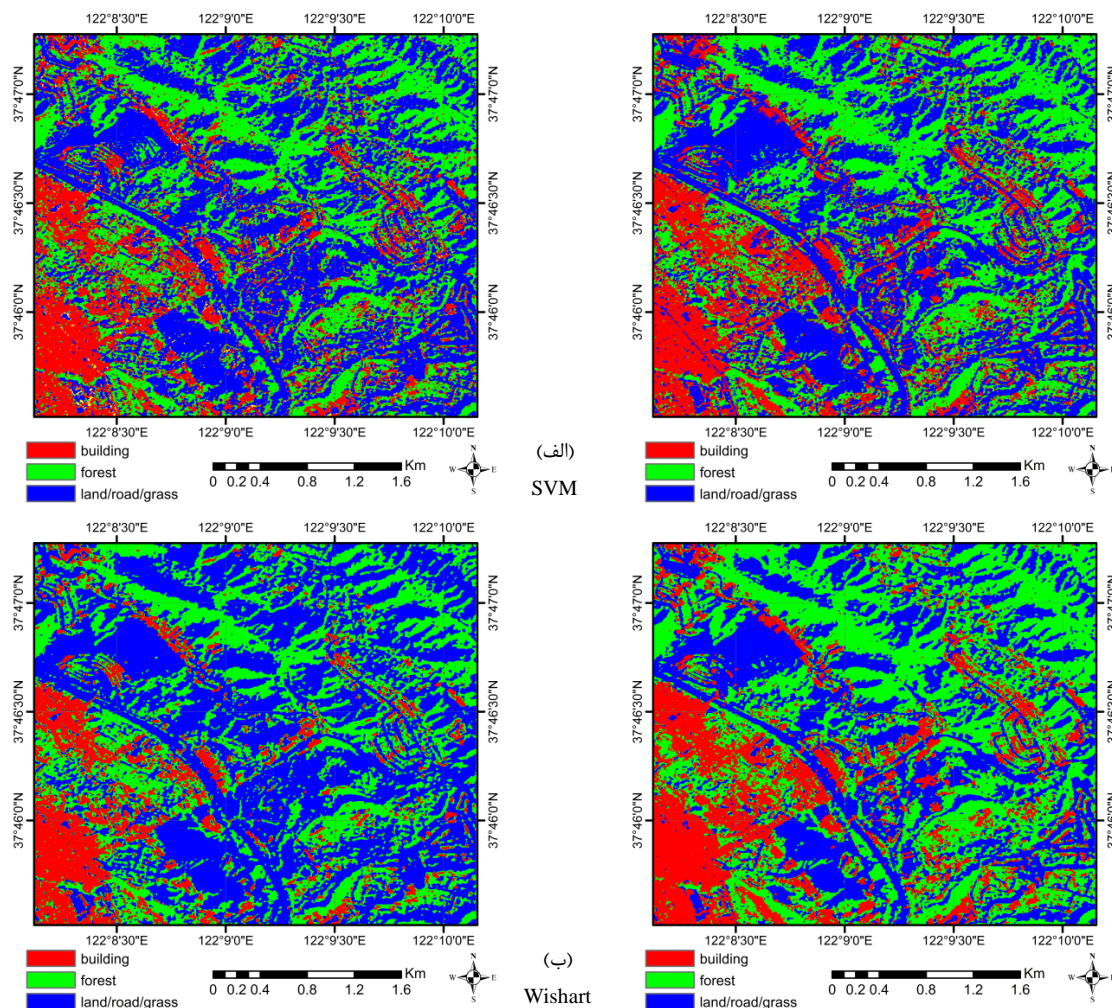
در بعضی قسمت‌ها در تصاویر طبقه‌بندی شده مشاهده می‌شود که نواحی شهری در کلاس درختزار طبقه‌بندی شده‌اند که این به علت بروز پراکنش حجمی در بعضی از قسمت‌های شهری و وجود درخت در نواحی شهری می‌باشد.

نمودار میله‌ای شکل ۷ مربوط به ارزیابی دقت روش‌های طبقه‌بندی تصاویر پلاریمتری قبل و بعد تغییرات می‌باشد. دقت الگوریتم‌های طبقه‌بندی تصاویر پلاریمتری با استفاده از دو معیار ضریب کاپا و دقت کلی و همچنین ماتریس ابهام ارزیابی شده است. نتایج حاصل از ارزیابی روش‌های ویشارت و ماشین بردار پشتیبان تایید کننده یکدیگر می‌باشند.



شکل ۷- آنالیز دقت الگوریتم‌های طبقه‌بندی روی تصاویر پلاریمتری

قبل و بعد تغییرات

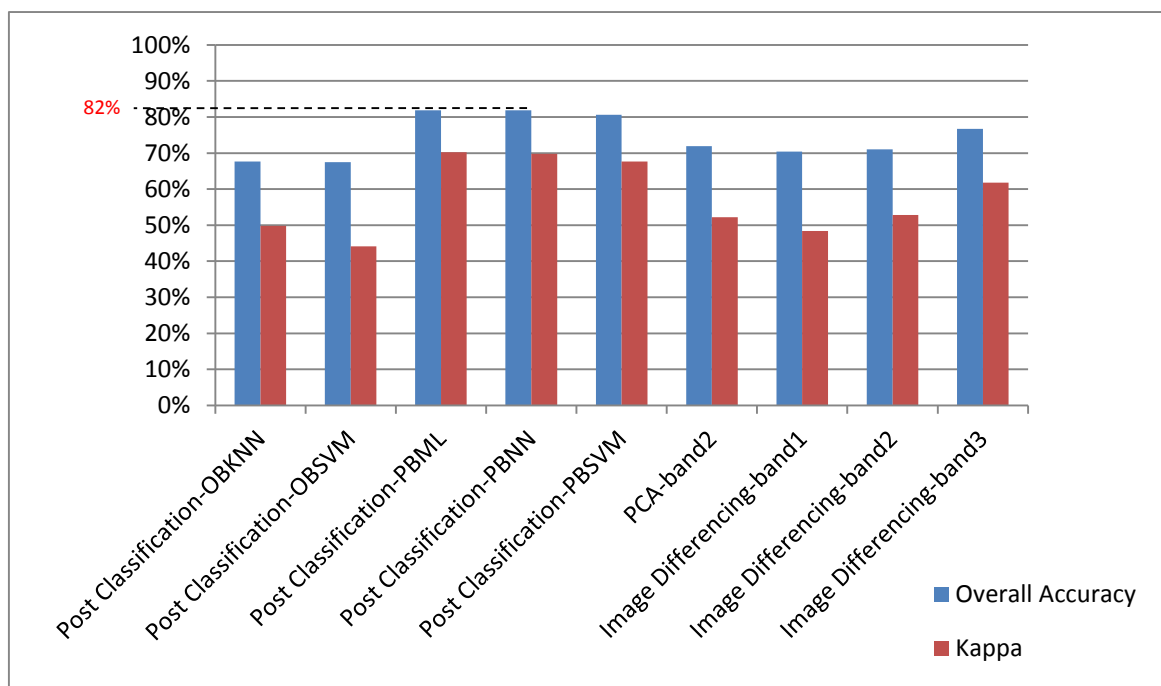


شکل ۸- نقشه طبقه‌بندی شده تصاویر پلاریمتری حاصل از روش‌های (الف) ماشین بردار پشتیبان و (ب) ویشارت مربوط به سال ۲۰۱۰ (سمت راست) و سال ۲۰۱۷ (سمت چپ)

#### ۴-۲-۲- ارزیابی دقت نقشه‌های تغییرات

پیکسل مبنا بهتر بدست آمده به این علت است که دو کلاس ساختمان و جاده، به عنوان منطقه شهری انتخاب شد در حالی که در شی مبنا تنها کلاس ساختمان به عنوان منطقه شهری انتخاب شد. انتخاب منطقه شهری در دو روش شی مبنا و پیکسل مبنا به علت نحوه استخراج کلاس‌ها در این دو روش می‌باشد، در واقع چون در روش پیکسل مبنا دو کلاس ساختمان و جاده زیاد باهم تداخل داشتند و تعداد زیادی از ساختمان‌ها به عنوان جاده طبقه‌بندی شده بودند باید از هردو کلاس به عنوان منطقه شهری استفاده می‌شد.

نقشه‌های تغییرات بدست آمده از روش‌های مبتنی بر تفاضل تصاویر، آنالیز مولفه‌های اصلی و مقایسه پس طبقه‌بندی با استفاده از دو معیار ضریب کاپا و دقت کلی و همچنین ماتریس ابهام ارزیابی شده است. طبق نتایج قابل مشاهده در نمودار میله‌ای شکل ۹ آشکارسازی تغییرات شهری با استفاده از روش مقایسه پس طبقه‌بندی با الگوریتم‌های پیکسل مبنا دقت بهتری را نشان می‌دهد. دقت طبقه‌بندی شی مبنا بهتر از پیکسل مبنا بدست آمد و اینکه نتایج آشکارسازی تغییرات در



شکل ۹- آنالیز دقت روش‌های آشکارسازی تغییرات مورد استفاده برای تصاویر نوری

شکل ۹ قابل مشاهده است. عبارات اختصاری بکار برده شده در شکل ۹ در پی‌نوشت آمده است.<sup>۱</sup>

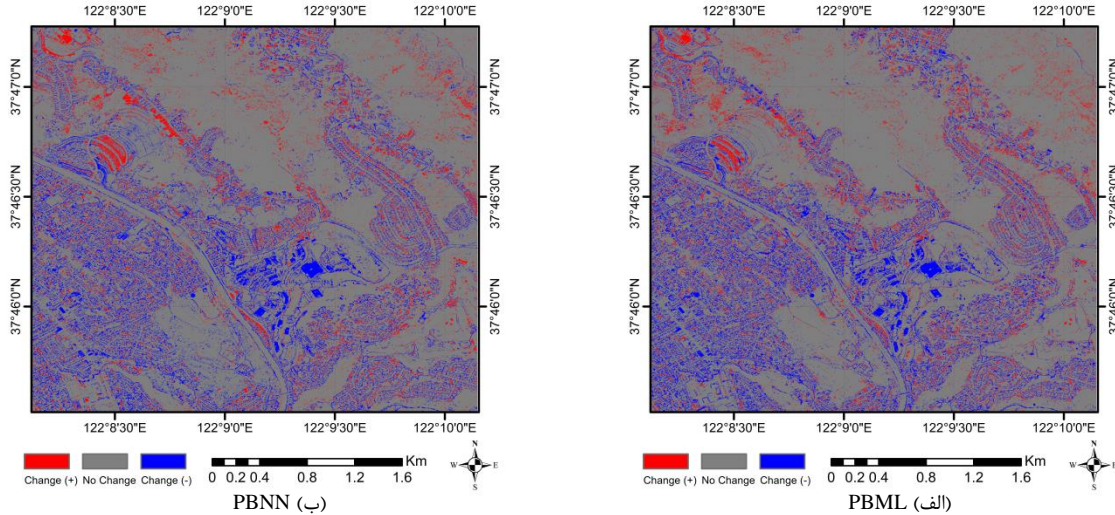
نقشه‌های تغییرات حاصل از دو روش مبتنی بر تفاضل تصاویر و آنالیز مولفه‌های اصلی، همه تغییرات بین دو سال ۲۰۱۰ و ۲۰۱۷ را که با استفاده از تصاویر RGB نوری قابل کشف بودند، استخراج کرده‌اند. بطور مثال سمت راست تصویر یک قسمت جنگل‌زدایی اتفاق افتاده است که در این نقشه‌های تغییرات قابل مشاهده هستند. عیب اصلی این دو روش نسبت به روش مقایسه پس طبقه‌بندی در قسمت‌هایی که تغییرات

در شکل ۱۰ نقشه‌های تغییرات حاصل از تصاویر نوری بین دو سال ۲۰۱۰ و ۲۰۱۷ با بالاترین دقت نمایش داده شده است. نقشه‌های تغییرات حاصل از روش مقایسه پس طبقه‌بندی دارای نویز بیشتری نسبت به دو روش دیگر می‌باشد که این نویزها بعد از تلفیق و رسیدن به بهترین جواب حذف می‌شوند. در دو نقشه تغییرات پس طبقه‌بندی حاصل از روش شی مبنا قطعه‌هایی هستند که به علت اشتباه در طبقه‌بندی این قطعه‌ها به اشتباه به عنوان تغییرات آشکار شده است. این در حالیست که در نقشه‌های تغییرات حاصل از روش‌های پیکسل مبنا دارای اینچنین خطایی نیستند و این دقت بهتر در نتایج ارزیابی دقت در نمودار

<sup>۱</sup> OBKNN : Object-Based K Nearest Neighbor  
 OBSVM : Object-Based Support Vector Machine  
 PBML : Pixel-Based Maximum Likelihood  
 PBNN : Pixel-Based Neural Network  
 PBSVM : Pixel-Based Support Vector Machine

کشف این دسته از تغییرات نیستند. مزیت این دو روش در نویزی نبودن نقشه‌های تغییرات حاصل شده و همچنین نداشتن قسمت‌های اشتباه که در نقشه‌های تغییرات پس طبقه‌بندی حاصل از روش شی مینا وجود داشت، می‌باشد.

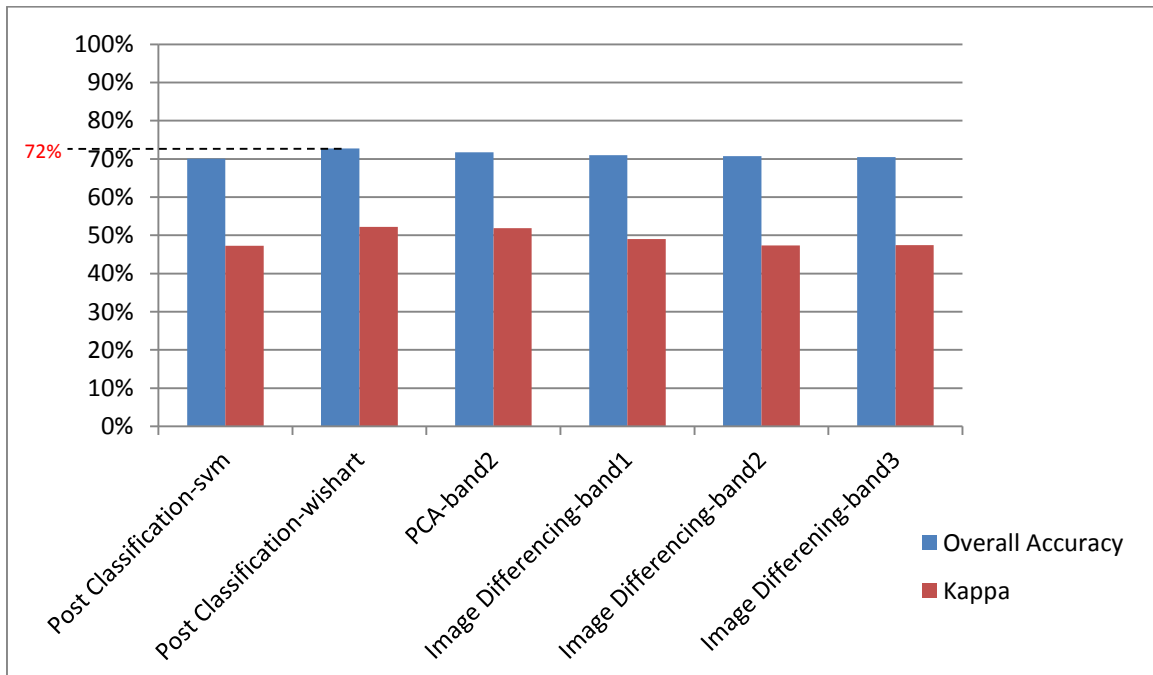
صورت گرفته ولی تغییرات طیفی کمی اتفاق افتاده است آشکار می‌شود. در واقع چون یکی از تغییرات مهم در منطقه شهری، تغییر از زمین بایر به ساختمان می‌باشد و مقدار طیفی این دو عارضه بسیار بهم شبیه هستند، این دو روش قادر به



شکل ۱۰ - نقشه تغییرات تصاویر نوری حاصل از روش‌های مقایسه پس طبقه‌بندی با روش طبقه‌بندی (الف) پیکسل مینا - حداکثر احتمال و (ب) پیکسل مینا - شبکه عصبی

تمایز عوارض نسبت به نوری می‌باشد. این محدودیت و مزیت در پلاریمتری موجب شده محدوده‌ی دقت در پلاریمتری و نوری نزدیک به یکدیگر باشد ولی باز به علت اختلاف رزولوشن این دو داده بیشترین دقت مربوط به تصاویر نوری و روش پس طبقه‌بندی حاصل از الگوریتم‌های پیکسل مینا می‌باشد.

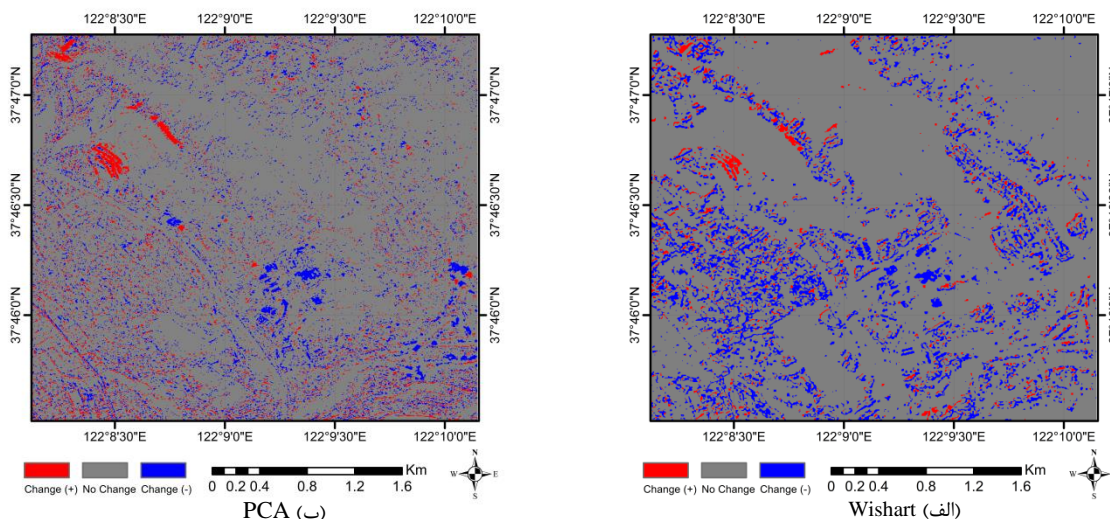
در شکل ۱۱ نمودار میله‌ای مربوط به ارزیابی دقت نقشه‌های تغییرات مربوط به تصاویر پلاریمتری مشاهده می‌شود. طبق نتایج، نقشه تغییرات پس طبقه‌بندی حاصل از روش ویشارت بیشترین دقت را دارد درحالی‌که دقت‌های بدست آمده به یکدیگر نزدیکند. محدودیت تصاویر پلاریمتری، رزولوشن کمتر نسبت به نوری و مزیت این تصاویر تعداد باندها و پلاریزیشن‌های آن و قدرت کشف و



شکل ۱۱ - آنالیز دقت روش‌های آشکارسازی تغییرات مورد استفاده برای تصاویر پلاریمتری

تنها تغییرات مربوط به منطقه شهری آشکار شده است در حالیکه دو روش دیگر همه تغییرات را که شامل جنگل زدایی نیز می‌شود، آشکار می‌کند. مزیت دو روش مبتنی بر آنالیز مولفه‌های اصلی و تفاضل تصاویر در این است که نویز روش مقایسه پس طبقه‌بندی را ندارند.

نتایج مربوط به نقشه‌های تغییرات حاصل از تصاویر پلاریمتری بین دو سال ۲۰۱۰ و ۲۰۱۷ با بالاترین دقت در شکل ۱۲ نمایش داده شده است. در این نتایج نیز می‌توان نویزی بودن نتایج حاصل از روش مقایسه پس طبقه‌بندی را نسبت به دو روش مبتنی بر آنالیز مولفه‌های اصلی و تفاضل تصاویر مشاهده کرد. در نقشه‌های تغییرات پس طبقه‌بندی



شکل ۱۲ - نقشه تغییرات تصاویر پلاریمتری حاصل از روش‌های مقایسه پس طبقه‌بندی (الف) ویشارت و (ب) روش مبتنی بر آنالیز مولفه‌های اصلی

نقشه‌های تغییرات حاصل از تصاویر پلاریمتری و یا نوری بدست می‌دهد. این نشان می‌دهد نتایج حاصل از تلفیق دو دسته داده نوری و پلاریمتری، دقت بهتری نسبت به نتایج حاصل از تلفیق تنها یکی از داده‌های نوری و یا پلاریمتری بدست می‌دهد. جهت دستیابی به بهترین ترکیب برای تلفیق نقشه‌های تغییرات از دو معیار ضریب کاپا و دقت کلی جهت انتخاب بهترین نقشه‌های تغییرات بدست آمده استفاده می‌شود. ۷ نقشه تغییرات که برای بهترین ترکیب انتخاب شده است شامل نقشه تغییرات روش پس طبقه‌بندی حاصل از الگوریتم پیکسل منبنا- حداکثر احتمال، پیکسل منبنا- شبکه عصبی، شی منبنا- ماشین بردار پشتیبان و روش مبتنی بر تفاضل باند ۳ از نوری و روش پس طبقه‌بندی حاصل از الگوریتم ویشارت و روش مبتنی بر تفاضل باند ۱ و همچنین روش مبتنی بر آنالیز مولفه‌های اصلی از پلاریمتری می‌باشد. تلفیق این ۷ نقشه تغییرات بهترین دقت را نتیجه داد و برای بهبود حالت نویزی حاصل از روش مقایسه پس طبقه‌بندی، قطعه‌های کمتر از ۳۰۰ پیکسل حذف می‌شود. این بهبود را می‌توان در افزایش دقت نقشه تغییر بدست آمده مشاهده کرد.

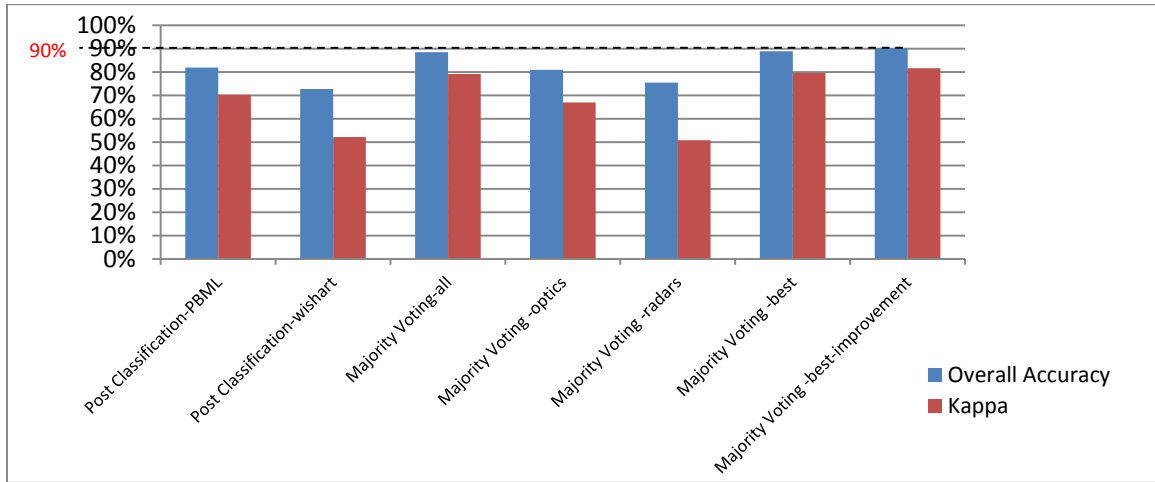
#### ۴-۲-۳- ارزیابی دقت تلفیق نقشه‌های تغییرات

جهت تلفیق نقشه‌های تغییرات از روش رای‌گیری اکثریت استفاده شده که با ترکیب‌های مختلفی از نقشه‌های تغییرات بدست آمده تلفیق در سطح تصمیم‌گیری انجام شده است. دقت نتایج تلفیق نقشه‌های تغییرات با استفاده از دو معیار ضریب کاپا و دقت کلی و همچنین ماتریس ابهام ارزیابی شده و در نمودار میله‌ای شکل ۱۳ نمایش داده شده است.

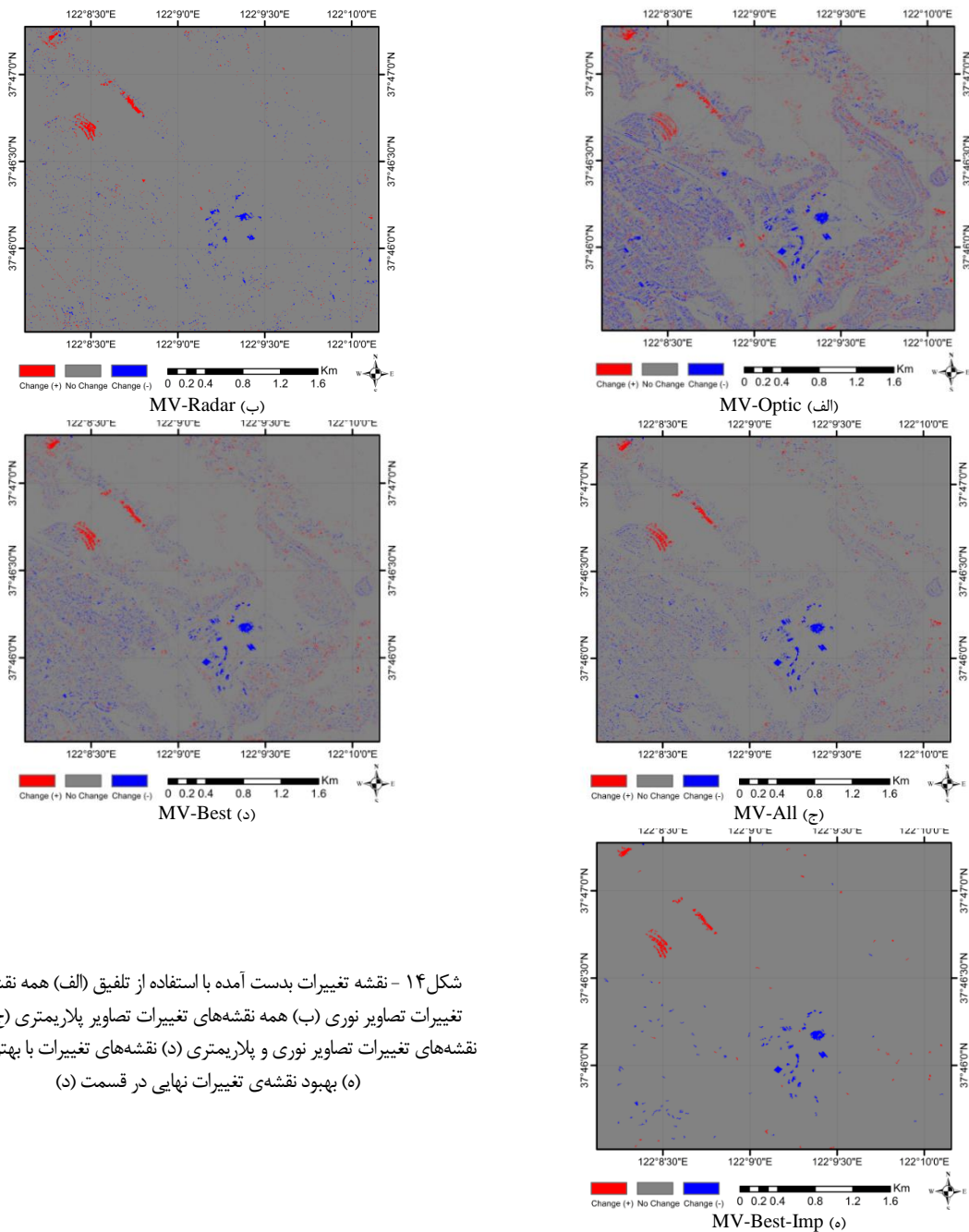
ارزیابی دقت نتایج نشان می‌دهد با تلفیق نقشه‌های تغییرات حاصل از تصاویر پلاریمتری به روش رای‌گیری اکثریت، دقتی بهتر از تک تک روش‌های آشکارسازی تغییرات حاصل می‌شود. در تلفیق تصاویر نوری نیز، دقتی به خوبی بهترین نتایج به تنهایی حاصل می‌شود. در واقع تلفیق تصاویر تنها یک منبع و دستیابی به نتایج بهتر، نشان می‌دهد تلفیق الگوریتم‌های متنوع باعث پوشاندن نقص‌ها و استفاده از مزایای روش‌های مختلف می‌باشد.

تلفیق همه نقشه‌های تغییرات حاصل از تصاویر پلاریمتری و نوری نتایج بهتری نسبت به تلفیق تنها





شکل ۱۳- آنالیز دقت تلفیق نقشه‌های تغییرات با ترکیب‌های مختلف



مزایای روش‌های مختلف می‌باشد. نتایج حاصل از تلفیق دو دسته داده نوری و پلاریمتری، دقت بهتری نسبت به نتایج حاصل از تلفیق تنها یکی از داده‌های نوری و یا پلاریمتری بدست می‌دهد. می‌توان گفت با تلفیق داده‌های نوری و پلاریمتری در سطح تصمیم می‌توان به دقت بهتری دست یافت به این علت که این دو نوع داده به سبب تفاوت‌هایی که با یکدیگر دارند می‌توانند تغییرات را به صورت متفاوت آشکار کنند و در نتیجه نقص‌های یکدیگر را پوشش می‌دهند. تصاویر پلاریمتری تغییرات ناشی از تغییر ارتفاع را بهتر آشکار می‌کند و تصاویر نوری تغییرات حاصل از تغییر طیفی را بهتر آشکار می‌کند.

با آنالیز ارزیابی دقت روش‌های طبقه‌بندی در می‌یابیم به علت رزولوشن بالای تصاویر نوری روش شی منبا نتایج بهتری نسبت به روش پیکسل منبا بدست می‌دهد و در طبقه‌بندی تصاویر پلاریمتری هر دو روش ویشارت و ماشین بردار پشتیبان نتایج خوبی بدست می‌دهند و یکدیگر را تایید می‌کنند.

به عنوان پیشنهاد می‌توان گفت استفاده از بیش از یک تصویر تلفیق شده (نوری-پلاریمتری) و همچنین استفاده از سری زمانی تصاویر تلفیق شده، میزان دقت پایش تغییرات پوشش/کاربری زمین را بهبود خواهد داد.

نقشه‌های تغییر نهایی حاصل از تلفیق ترکیب‌های مختلف نقشه‌های تغییرات بدست آمده در شکل ۱۴ قابل مشاهده‌اند. همانطور که مشاهده می‌شود در نقشه تلفیق حاصل از تصاویر نوری نويز حاصل از روش پس طبقه‌بندی مشاهده می‌شود چون ۵ نقشه تغییرات حاصل از روش پس طبقه‌بندی و ۴ نقشه تغییرات حاصل از روش دیگر هستند در حالیکه در نقشه‌های تغییرات حاصل از پلاریمتری ۲ نقشه حاصل از روش پس طبقه‌بندی و ۴ نقشه حاصل از دو روش دیگر هستند و این باعث شده حالت نويزی بودن تلفیق نقشه‌های تغییر پلاریمتری بسیار کمتر باشد. دو نقشه تغییرات (ج) و (د) به مقدار کمی نويزی هستند که نقشه نهایی حاصل از نقشه‌های تغییرات با بهترین دقت را بهبود داده و در نقشه تغییرات (ه) نقشه تغییرات نهایی بدون نويز را می‌توان مشاهده کرد.

## ۵- نتیجه گیری

در این مقاله هدف آشکارسازی تغییرات در منطقه شهری و بهبود نتایج با استفاده از تلفیق بروش رای‌گیری اکثریت در سطح تصمیم می‌باشد. تلفیق تصاویر تنها یک منبع و دستیابی به نتایج بهتر، نشان می‌دهد تلفیق الگوریتم‌های متنوع باعث پوشاندن نقص‌ها و استفاده از

## مراجع

- [1] ziae, h., et al., Investigating the trend of land cover changes in Isfahan during the last four decades using remote sensing. *olum fonoon of Agriculture and Natural Resources*, 2009. 47(13).
- [2] Foley, J.A., et al., Global consequences of land use. *science*, 2005. 309(5734): p. 570-574.
- [3] Turner, B., E.F. Lambin, and A. Reenberg, Land change science special feature: The emergence of land change science for global environmental change and sustainability (Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America (2007) 104, 52,(20666-20671) DOI: 10.1073/pnas.0704119104). *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2008. 105(7): p. 2751.
- [4] Stefanski, J., et al., Mapping land management regimes in western Ukraine using optical and SAR data. *Remote Sensing*, 2014. 6(6): p. 5279-5305.
- [5] Garzelli, A., Wavelet-based fusion of optical and SAR image data over urban area. Conference: ISPRS Photogrammetric Computer Vision Symposium, 2012.
- [6] Ulaby, F.T., R .K. Moore, and A. K. Fung, *Microwave remote sensing: active and passive From Theory to Applications*. Artech House Inc. Vol III. 1986.
- [7] Al-Sharif, A.A., et al. Revisiting methods and potentials of sar change detection. in *Proceedings of the World Congress on Engineering*. 2013.
- [8] Grey, W., A. Luckman, and D. Holland, Mapping urban change in the UK using satellite radar interferometry. *Remote Sensing of Environment*, 2003. 87(1): p. 16-22.
- [9] Lucas, R.M., et al., The potential of L-band SAR for quantifying mangrove characteristics and change: case studies from the tropics. *Aquatic conservation: marine and freshwater ecosystems*, 2007. 17(3): p. 245-264.

- [10] Shen, S. Summary of types of data fusion methods utilized in workshop papers. in Multisource Data Integration in Remote Sensing, Proceedings of Workshop. 1990.
- [11] Pohl, C. and J.L. Van Genderen, Review article multisensor image fusion in remote sensing: concepts, methods and applications. International journal of remote sensing, 1998. 19(5): p. 823-854.
- [12] Amarsaikhan, D., M. Ganzorig, and B. Enkhtuvshin, Application of spectral and scattering knowledge for interpretation of active and passive sensor data. Institute of Informatics and RS, Mongolian Academy of Sciences, Ulaanbaatar, Mongolia, 2000.
- [13] Amarsaikhan, D., et al., An integrated approach of optical and SAR images for forest change study. Asian Journal of Geoinformatics, 2004. 4(3): p. 27-34.
- [14] Amarsaikhan, D. and T. Douglas\*, Data fusion and multisource image classification. International Journal of Remote Sensing, 2004. 25(17): p. 3529-3539.
- [15] Amarsaikhan, D., et al., The integrated use of optical and InSAR data for urban land-cover mapping. International Journal of Remote Sensing, 2007. 28(6): p. 1161-1171.
- [16] shahhoseini, safari, and homayoni, Provide an Automatic Change Detection of Kernel-based in Urban Areas Using Landsat Layered satllite Images, Case Study: Karaj City. Journal of olum fonoon Surveying, 2016. 5(3): p. 15-34.
- [17] Dewan, A.M. and Y. Yamaguchi, Land use and land cover change in Greater Dhaka, Bangladesh: Using remote sensing to promote sustainable urbanization. Applied Geography, 2009. 29(3): p. 390-401.
- [18] Ji, C., et al., Monitoring urban expansion with remote sensing in China. International Journal of Remote Sensing, 2001. 22(8): p. 1441-1455.
- [19] Sanli, F.B., Y. Kurucu, and M.T. Esetlili, Determining land use changes by radar-optic fused images and monitoring its environmental impacts in Edremit region of western Turkey. Environmental monitoring and assessment : (ع-۱) ۱۵۱ . ۲۰۰۹ , p. 45-58.
- [20] Taubenböck, H., et al., Analysis of urban sprawl at mega city Cairo, Egypt using multisensoral remote sensing data, landscape metrics and gradient analysis. 2009.
- [21] Longbotham, N., et al., Multi-modal change detection, application to the detection of flooded areas: Outcome of the 2009–2010 data fusion contest. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2012. 5(1): p. 331-342.
- [22] heidarian, et al., Combination of Remote Sensing Techniques and Model with Urban Development Modeling Approach (Case Study: Tehran Metropolis). Geographical studies of arid regions, 2014. 17: p. 100-87.
- [23] Mishra, B. and J. Susaki, Optical and SAR data integration for automatic change pattern detection. ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2014. 2(7): p. 39.
- [24] Hu, Q., et al., Exploring the use of Google Earth imagery and object-based methods in land use/cover mapping. Remote Sensing, 2013. 5(11): p. 6026-6042.
- [25] Bigdeli, B., F. Samadzadegan, and P. Reinartz, A multiple SVM system for classification of hyperspectral remote sensing data. Journal of the Indian Society of Remote Sensing, 2013. 41(4): p. 763-776.
- [26] Weston, J. and C. Watkins. Support vector machines for multi-class pattern recognition. in ESANN. 1999.
- [27] Schölkopf, B. and A.J. Smola, Learning with kernels: support vector machines, regularization, optimization, and beyond. 2002: MIT press.
- [28] Lee, J.-S., et al., Unsupervised terrain classification preserving polarimetric scattering characteristics. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2004. 42(4): p. 722-731.
- [29] Fukuda, S. and H. Hirose. Support vector machine classification of land cover: Application to polarimetric SAR data .in Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2001. IGARSS'01. IEEE 2001 International. 2001. IEEE.
- [30] FUKUDA, S. and H. HIROSAWA, Polarimetric SAR image classification using support vector machines. IEICE Transactions on Electronics, 2001. 84(12): p. 193. ۱۹۴۵-۹
- [31] Lee, J.-S., M.R. Grunes, and R. Kwok, Classification of multi-look polarimetric SAR imagery based on complex Wishart distribution. International Journal of Remote Sensing, 1994. 15(11): p. 2299-2311.
- [32] Lee, J.-S., et al., Intensity and phase statistics of multilook polarimetric and interferometric SAR imagery. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1994. 32(5): p. 1017-1028.
- [33] Singh, A., Review article digital change detection techniques using remotely-sensed data. International journal of remote sensing, 1989. 10(6): p. 989-1003.

- [34] Noori, S., Determination of the best vegetation indexes for assessing Mazandaran rangeland. 2004, master thesis, Tarbiat Modarres University.
- [35] Fung, T. and E. LeDrew, for Change Detection Using Various Accuracy. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1988. 54(10): p. 1449-1454.
- [36] Du, P., et al., Information fusion techniques for change detection from multi-temporal remote sensing images. *Information Fusion*, 2013. 14(1): p. 19-27.