

آشکارسازی ویژگی‌های مبنای تغییرات مناطق شهری با استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی ازدحام ذرات و ژنتیک

مهدی مرادی^{۱*}، محمودرضا صاحبی^۲

^۱ دانشجوی کارشناسی ارشد فتوگرامتری - دانشکده مهندسی نقشه‌برداری - دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی
mm136988@yahoo.com

^۲ دانشیار دانشکده مهندسی نقشه‌برداری - دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی
sahebi@kntu.ac.ir

(تاریخ دریافت مهر ۱۳۹۵، تاریخ تصویب خرداد ۱۳۹۶)

چکیده

امروزه داده‌های مکانی و شهرها تحت تأثیر عوامل طبیعی یا مصنوعی به سرعت دچار تغییرات می‌شوند. این تغییرات سبب از دست رفتن اعتمادپذیری اطلاعات جهت برنامه‌ریزی‌های شهری، مدیریت صحیح منابع و ناکارآمدی سیستم‌های اطلاعات مکانی می‌شود. از این رو آشکارسازی هر چه دقیق‌تر تغییرات یکی از دغدغه‌های متخصصین و پژوهشگران سنجش‌ازدور و فتوگرامتری می‌باشد. علی‌رغم وجود اطلاعات طیفی غنی و مفید در تصاویر ماهواره‌ای با حد تفکیک بالا، گاه‌آ استفاده‌ی صرف از این اطلاعات بدلیل افزایش تنوع داخلی مناطق همگن متعلق به یک کلاس، پاسخگوی دستیابی به دقت‌های مورد نیاز نخواهد بود و در عمل نیاز به این است که روش‌های پیشرفته جهت آنالیز این داده‌ها بکار گرفته شود که یکی از این آنالیزها استفاده از ویژگی‌ها و اطلاعات مکانی موجود در تصویر می‌باشد. تنوع و گوناگونی ویژگی‌های استخراجی، استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی به منظور دستیابی به ویژگی‌های بهینه را ایجاب می‌کند. جهت دستیابی به ویژگی‌های بهینه و یافتن پارامترهای بهینه‌ی ماشین بردار پشتیبان بصورت همزمان، از الگوریتم‌های بهینه‌سازی ازدحام ذرات باینری و ژنتیک باینری استفاده شده است. همچنین با توجه به ضعف عمده‌ی روش پس از طبقه‌بندی در آشکارسازی تغییرات درون کلاسی و برخورداری تصاویر مورد استفاده از شرایط بد رادیومتریکی که کار قطعه‌بندی را با دشواری مواجه می‌سازد، از طبقه‌بندی دوکلاسه تفاضل ویژگی‌های استخراجی، جهت آشکارسازی تغییرات استفاده شده است. در این مقاله علاوه بر ویژگی‌های طیفی، از ویژگی‌های بافتی استخراجی از حوزه‌ی مکان و فرکانس جهت تولید نقشه باینری تغییرات تصاویر با حد تفکیک بالای شهرک آزادشهر تهران بهره گرفته شده است. دقت کلی ۹۳/۴۵ و ضریب کاپای ۰/۸۷ در مقابل دقت کلی ۹۱/۰۳ و ضریب کاپای ۰/۸۲ حاکی از برتری الگوریتم ازدحام ذرات نسبت به الگوریتم ژنتیک در انتخاب ویژگی و یافتن پارامترهای بهینه‌ی ماشین بردار پشتیبان بصورت همزمان جهت دستیابی به نقشه باینری تغییرات دارد. محاسبه‌ی سهم هر یک از ۱۰ نوع ویژگی مورد استفاده، توسط سه معیار معرفی‌شده در این مقاله (تأثیرگذاری، تأثیرگذاری جزئی و تأثیرگذاری کلی)، نشان‌دهنده‌ی کارایی استفاده از سایر فضاها، رنگی، ویژگی‌های استخراجی از تبدیل ویولت و ویژگی‌های استخراجی از حوزه مکان (ماتریس رخداد توأم) بوده و همچنین منعکس‌کننده‌ی ضعف استفاده‌ی صرف از اطلاعات طیفی جهت آشکارسازی تغییرات در تصاویر با حد تفکیک بالا می‌باشد. مقایسه روش پیشنهادی با سایر تحقیقات نشان از کارایی روش پیشنهادی دارد.

واژگان کلیدی: آشکارسازی تغییرات، ویژگی‌های بافتی، بهینه‌سازی ازدحام ذرات، بهینه‌سازی ژنتیک، معیار تأثیرگذاری

* نویسنده رابط

۱- مقدمه

پوشش سطح زمین به خصوص در مناطق شهری، پدیده ساکن و ثابتی نبوده و متأثر از علل و عوامل متعدد طبیعی و انسانی، در معرض تغییر و دگرگونی دائمی قرار دارد. علی‌الخصوص رشد و پیشرفت صنعت و فناوری، سرعت این تغییرات را بسیار افزایش داده که سبب از دست رفتن اعتمادپذیری اطلاعات می‌شود. لذا پایش این تغییرات و کسب اطلاعات بروز و سیستماتیک از کاربری زمین و بافت تغییرات آن، جهت برنامه‌ریزی‌های شهری، مدیریت صحیح منابع، ارزیابی میزان تخریب و همچنین به‌روزرسانی سیستم‌های اطلاعات مکانی امری ضروری است [۷، ۱]. داده‌های سنجنش‌ازدور بخاطر فرکانس زمانی بالا، فرمت دیجیتالی مناسب جهت انجام محاسبات، محدوده‌ی دید مناسب و گستره‌ی وسیع قدرت تفکیک طیفی و مکانی به منبع اصلی مطالعات آشکارسازی تغییرات (مخصوصاً در مناطق شهری) تبدیل شده‌اند [۲، ۳، ۴]. از این رو آشکارسازی تغییرات یکی از مهمترین کاربردهای تصاویر ماهواره‌ای و داده‌های سنجنش‌ازدور است [۵].

آشکارسازی تغییرات با استفاده از داده‌های سنجنش‌ازدور، از یک سو تحت تاثیر عوامل متعددی مانند قدرت تفکیک رادیومتریکی و طیفی، فیلد طیفی و موضوعی و مسئله‌ی اختلاط قرار دارد و از سوی دیگر انتخاب داده‌ها و میزان دسترسی به آنها، متنوع و به هدف مطالعه وابسته است. لذا روش‌های مختلفی جهت آشکارسازی تغییرات گسترش یافته‌اند [۶].

در سال‌های اخیر شناسایی تغییرات با استفاده از تصاویر با حد تفکیک بالا به سبب امکان شناسایی تغییرات و اطلاعات جزئی‌تر در این نوع از داده‌های ماهواره‌ای برای مناطق پیچیده‌ی شهری مورد علاقه‌ی محققان قرار گرفته است. اگرچه تصاویر با حد تفکیک بالا مسئله پیکسل‌های مختلط^۱ را حل می‌کنند ولی با افزایش دقت مکانی و معلوم‌بودن جزئیات بیشتر فضای زمین در تصویر، تنوع داخلی در مناطق همگن متعلق به یک کلاس بالا رفته [۱۵] و استفاده از روش‌های معمولی که صرفاً مبتنی بر اطلاعات طیفی می‌باشند، بدلیل واریانس برون کلاسی زیاد و درون کلاسی کم، منجر به حصول نتایج غیردقیق

می‌شود [۸]. برای برون‌رفت از این مشکل، از تلفیق اطلاعات طیفی و سایر اطلاعات مکانی مانند ماتریس رخداد توأم^۲ [۹]، تبدیل ویولت [۱۰]، زنجیره‌ی مارکوف [۱۱] و پروفیل‌های مورفولوژیکی^۳ [۱۳، ۱۲] بهره گرفته می‌شود. این موضوع در تصاویر بزرگ‌مقیاس و مناطق غیریکنواخت از اهمیت بیشتری برخوردار است [۱۴]. در این راستا مطالعه روی ویژگی‌های مختلف و چگونگی دستیابی به ترکیب بهینه این ویژگی‌ها و اطلاعات مکانی تصویر امری ضروری به نظر می‌رسد. الگوریتم‌های فراابتکاری به سبب جستجوی سراسری همراه با جستجوی محلی، دارای عملکردی مناسب در اکثر زمینه‌ها می‌باشند که دو نوع گسسته (ژنتیک) و پیوسته (ازدحام ذرات) آن‌ها در این پژوهش مورد استفاده قرار گرفته است.

هدف اصلی این مقاله دستیابی به نقشه باینری تغییرات می‌باشد که در آن توانایی الگوریتم‌های ازدحام ذرات و الگوریتم ژنتیک در انتخاب ویژگی و یافتن پارامترهای بهینه‌ی ماشین بردار پشتیبان بصورت همزمان، ارزیابی شده است. همچنین توسط سه معیار معرفی‌شده در این مقاله، تاثیرگذاری ویژگی‌های مورد استفاده بررسی شده است. نتایج از یک‌سو نشانگر برتری عملکرد الگوریتم ازدحام ذرات می‌باشد و از سوی دیگر کارایی استفاده از ویژگی‌های استخراجی از حوزه مکان و فرکانس را به اثبات می‌رساند.

۲- مهمترین تکنیک‌های آشکارسازی تغییرات در مناطق شهری

در سال‌های اخیر تکنیک‌های مختلفی برای آشکارسازی تغییرات و مخصوصاً در کار روی تصاویر با حد تفکیک بالا گسترش یافته است که انتخاب روش و الگوریتم مناسب برای شناسایی تغییرات کار آسانی نمی‌باشد. همچنین هر محقق از دیدگاه خود به دسته‌بندی این روش‌ها پرداخته است. در [۶] این روش‌ها به سه سطح پیکسل، ویژگی و شی دسته‌بندی می‌شوند. این در حالیست که در [۱۷] این روش‌ها را در ۷ دسته‌ی ۱- مقایسه مستقیم، ۲- طبقه‌بندی، ۳- شی‌گرا، ۴- مبتنی بر مدل، ۵- مبتنی بر پردازش‌های سری زمانی، ۶-

^۲ Gray-Level Co-occurrence Matrix (GLCM)

^۳ Morphological profiles

^۱ Mixed pixel

بصری، و ۷- روش‌های ترکیبی دسته‌بندی شده‌اند. در [۱۸] نیز شناسایی تغییرات به تکنیک‌های پیکسل‌مبنا و شی‌مبنا و روش‌های داده‌کاوی مکانی تقسیم‌بندی کرده‌اند. همچنین چهار دسته‌ی عمده‌ی جبری، انتقالی، طبقه‌بندی و سایر روش‌ها تقسیم‌بندی در [۱۹] بیان شده‌اند. در [۲۰] دسته‌بندی مشابهی بصورت دو دسته‌ی عمده‌ی پیکسل‌مبنا و شی‌مبنا آمده است. با وجود تمام تلاش‌های محققان در گسترش روش‌های گوناگون آشکارسازی تغییرات، کلیه تکنیک‌ها و روش‌ها دارای مزایا و محدودیت‌هایی هستند. بطور کلی روش‌ها و تکنیک‌های آشکارسازی تغییرات مناطق شهری را می‌توان در ۴ دسته عمده دوقطبی مقایسه مستقیم-پس از طبقه‌بندی، دوقطبی پیکسل‌مبنا-شی‌مبنا، دوقطبی نظارت‌شده-نظارت‌نشده و روش‌های مبتنی بر آنالیز بافت دانست.

یکی از دوقطبی‌های موجود در دسته‌بندی‌ها، مقایسه مستقیم چند زمانه^۱ در مقابل مقایسه پس از طبقه‌بندی^۲ است. در مقایسه پس از طبقه‌بندی ابتدا طبقات و کلاس‌های موجود در تصاویر عمده‌تاً با یک طبقه‌بندی و خوشه‌بندی مشخص می‌شوند و سپس آشکارسازی تغییرات از طریق مقایسه‌ی کلاس پیکسل‌های متناظر در دو تصویر صورت می‌پذیرد [۲۱]. مزایای عمده روش مقایسه پس از طبقه‌بندی این است که تصاویر دو زمان، جداگانه طبقه‌بندی می‌شوند، در نتیجه کمترین مشکل تصحیح رادیومتریکی بین دو زمان را دارا خواهند بود. همچنین در این روش نقشه‌ی ماهیت تغییرات بدست می‌آید. نکته قابل توجه آن است که روش طبقه‌بندی مورد استفاده برای هر یک از تصاویر و حتی منبع هر تصویر می‌تواند متفاوت باشد [۲۲]. این روش یکی از متداول‌ترین و مرسوم‌ترین روش‌های مورد استفاده در تحقیقات می‌باشد. در [۲۳] با استفاده از خوشه‌بندی ISODATA و طبقه‌بندی بیشترین شباهت، آشکارسازی تغییرات یکی از شهرهای ساحلی کشور مصر، با استراتژی پس از طبقه‌بندی صورت گرفته است. در [۲۴] با بهره‌گیری از آنتروپی شانون^۳ و طبقه‌بندی بیشترین شباهت، تغییرات شهر قم برای یک بازه‌ی زمانی بین سال‌های ۱۹۸۷ تا ۱۹۹۹ تعیین و با استفاده از زنجیره مارکوف، این تغییرات تا سال ۲۰۱۳

پیش‌بینی شده است. همچنین در [۲۵] با استفاده از مقایسه پس از طبقه‌بندی، تغییرات شهر گرگان در یک بازه‌ی ۱۹ ساله مورد محاسبه قرار گرفته است. در [۲۶] نیز با بهره‌گیری از طبقه‌بندی‌کننده‌ی ماشین بردار پشتیبان و مقایسه پس از طبقه‌بندی به آشکارسازی تغییرات شهر Wuhan در کشور چین پرداخته شده است. در سال‌های اخیر نوع جدیدی از مقایسه‌ی پس از طبقه‌بندی جهت آشکارسازی تغییرات توسط محققین بکار گرفته شده است. این تحقیقات بصورت شاخص‌مبنا و بر این اساس که مناطق شهری از المان‌های اصلی مانند آب، خاک، پوشش گیاهی و ساختمان تشکیل شده است، عمل می‌کنند. در [۲۷] از دو شاخص پوشش گیاهی تعدیل‌شده برای خاک^۴ و NDBI^۵، در [۲۸] از شاخص اصلاح‌یافته‌ی مورفولوژیکی ساختمان^۶، در [۲۹] از شاخص‌های NDBI، اصلاح‌یافته‌ی NDWI^۷ و شاخص اصلاح‌یافته‌ی پوشش گیاهی تعدیل‌شده برای خاک (MSAVI)، در [۳۰] از شاخص‌های MBI، شاخص پوشش گیاهی بهبودیافته^۸ و NDWI و همچنین در [۳۱] با استفاده از شاخص MBI در کنار شرط طیفی و پس‌پردازش هندسی به آشکارسازی تغییرات مناطق شهری پرداخته شده است. روش پس از طبقه‌بندی کاملاً به دقت طبقه‌بندی وابسته است و وجود خطا در طبقه‌بندی سبب وجود خطا در آشکارسازی تغییرات می‌گردد [۳۲]. به عنوان مثال اگر دقت تولیدکننده‌ی طبقه‌بندی‌های تصاویر ۹۰ درصد باشد، دقت آشکارسازی تغییرات ۸۱ درصد می‌شود [۳۳]. همچنین تعیین پارامترهای شاخص‌های ذکر شده و مشخص کردن حد‌آستانه‌های مورد نیاز در این روش‌ها جهت تولید نقشه‌ی کاربری اراضی گاه‌ها کار ساده‌ای نمی‌باشد. در کنار این محدودیت‌ها، محدودیت دیگری نیز در این روش وجود دارد که در تحقیقات قبلی به آن توجه خاصی نشده است. روش مقایسه پس از طبقه‌بندی صرفاً تغییرات بین کلاسی رخ داده را به خوبی شناسایی می‌کند و در شناسایی تغییرات درون‌کلاسی حتی در صورت نداشتن ایراد اول (عدم وجود خطا در طبقه‌بندی تصاویر) دارای ضعف عمده می‌باشد. این ضعف عمده در مناطق

^۴ Soil Adjusted Vegetation Index(SAVI)

^۵ Normalized Difference Built up Index(NDBI)

^۶ Morphological Building Index(MBI)

^۷ Normalized Difference Water index(NDWI)

^۸ Enhanced Vegetation Vndex(EVI)

^۱ Multi-date direct comparison - Pre-classification

^۲ Post-classification comparison

^۳ Shannon's Entropy

پیچیده‌ی شهری و مخصوصاً در مناطق موسوم به بافت فرسوده که ساختمان‌های با قدمت بالا تبدیل به ساختمان‌های نوساخت می‌شوند حائز اهمیت است.

دوقطبی دیگر موجود در دسته‌بندی روش‌های آشکارسازی تغییرات مناطق شهری که بر اساس واحدهای آنالیز تصویری می‌باشد، دوقطبی پیکسل-مبنا-شی-مبنا^۱ است. آنالیز شی-مبنا شامل دو بخش قطعه‌بندی^۲ و انجام طبقه‌بندی با استفاده از ویژگی‌های مناسب مکانی و هندسی می‌باشد [۳۴]. اخیراً در پژوهش‌های انجام شده توسط محققان آنالیز شی-مبنا نسبت به آنالیز پیکسل-مبنا با اقبال بیشتری مواجه شده است. در [۹] با مقایسه‌ی دو روش مذکور این نتیجه بیان می‌شود که آنالیز شی-مبنا جهت تولید نقشه تغییرات، نتایج بهتری را نسبت به آنالیز پیکسل-مبنا ارائه می‌دهد. اما توجه به یک نکته حائز اهمیت است. مهمترین بخش آنالیز شی-مبنا، قطعه‌بندی می‌باشد که در صورت وجود شرایط بد رادیومتریکی و طیفی عملاً نمی‌توان یک قطعه‌بندی مناسب و بالطبع یک طبقه‌بندی و آشکارسازی تغییرات مناسبی را انتظار داشت [۳۶، ۳۵]. همچنین یکی از ایرادات وارده به آنالیز پیکسل-مبنا تولید نویزهای فلفل-نمکی^۳ است [۳۷] که می‌توان آن را با پس‌پردازش‌هایی حذف نمود. در [۳۸] جهت آشکارسازی تغییرات ۶ منطقه شهری مورد مطالعه از استان Jiangsu کشور چین بدون استفاده از قطعه‌بندی و با انجام آنالیز بصورت پیکسل-مبنا، پیکسل‌های تغییر یافته در فاز اول کار، تشخیص داده شده و در فاز دوم، با استفاده از عملگرهای مورفولوژیکی به استخراج اشیای تصویری و حذف نویزها پرداخته شده است. از این رو واحد پیکسل همچنان به عنوان واحدی مناسب در بسیاری از زمینه‌ها کاربرد دارد [۳۹].

دوقطبی دیگر موجود در روش‌های آشکارسازی تغییرات مناطق شهری عبارت است از دوقطبی نظارت‌شده-نظارت‌نشده^۴. استفاده از روش‌های نظارت‌نشده روی تصاویر با حد تفکیک زیرمتر سبب افت شدید دقت می‌شود [۱۸]. از این رو در آشکارسازی مناطق پیچیده‌ی شهری، علی‌الخصوص در استفاده از تصاویر با حد تفکیک بالای زیرمتر، استفاده از روش‌های نظارت‌شده در اولویت قرار می‌گیرد.

روش‌های مبتنی بر آنالیز بافت در پردازش تصاویر با حد تفکیک بالا جهت حصول دقت‌های بالاتر، از تلفیق اطلاعات طیفی و مکانی بهره می‌گیرند. یکی از این اطلاعات مکانی، لبه می‌باشد که در [۴۰] بعد از استخراج لبه‌های قوی از دو تصویر، یک شبکه مربعی در طول لبه‌ها در نظر گرفته شده و با آنالیز حد‌آستانه‌گذاری احتمالاتی^۵، توزیع توان طیفی^۶ و شمارش اختلاف پیکسل‌های لبه‌ی موجود در یک شبکه‌ی شبکه‌ی متناظر آن در تصویر دوم، شناسایی تغییرات شهر Kolkata در کشور هند، صورت می‌پذیرد. اگرچه تعیین ابعاد شبکه مربعی یکی از چالش‌های کار است. در [۴۱] با استفاده از لبه‌یابی‌های کنی، سوبل، روبرت و لبه‌یابی‌هایی مبتنی بر مفهوم ساده‌ای از سلولار اتوماتا به نام‌های لبه‌یابی مور^۷ و ونیومن^۸ با عملگرهای AND و OR به آشکارسازی تغییرات منطقه شمال و غرب تهران در بازه زمانی ۱۹۹۸ تا ۲۰۱۰ پرداخته شده است. نتیجه کار دلالت بر سودمندی لبه‌یابی‌های کنی، مور و ونیومن با استفاده از عملگر AND در شناسایی تغییرات مناطق پیرامونی شهر می‌کند. در [۴۲] با استفاده از ویژگی‌های مکانی و طیفی بهینه انتخابی توسط الگوریتم ژنتیک و بهره‌گیری از طبقه‌بندی‌کننده بیزین به آشکارسازی تغییرات شهر جدید سهند بصورت پس از طبقه‌بندی پرداخته شده است. نتایج حاکی از کارایی تلفیق ویژگی‌های مکانی و طیفی دارد. در [۴۳] بهره‌گیری از روشنایی و اشباع در آشکارسازی تغییرات شهر Kingston واقع در کانادا، مؤثر واقع شده است. همچنین در [۴۴] از دو رویکرد مبتنی بر مقایسه پس از طبقه‌بندی جهت بررسی تغییرات منطقه اول مطالعاتی در شهر آنکارا و منطقه دوم مطالعاتی در Kumluca watershed واقع در استان Bartın ترکیه استفاده کردند. در رویکرد اول، برای زمان اول از تلفیق اطلاعات تصویر پانکروماتیک و بافت استخراج‌شده از ماتریس رخداد توأم و برای زمان دوم از تصویر چندطیفی استفاده کردند. در رویکرد دوم برای زمان اول و دوم از تلفیق اطلاعات پانکروماتیک و بافت تولید شده توسط ماتریس رخداد توأم استفاده گردید. در نهایت جهت آشکارسازی تغییرات برای هر دو رویکرد از روش مقایسه پس از طبقه‌بندی مبتنی بر طبقه‌بندی بیشترین شباهت استفاده گردید. رویکرد اول

^۵ Probabilistic thresholding

^۶ Power spectral density

^۷ Moore

^۸ Vonneumann

^۱ Pixel base-object base

^۲ Segmentation

^۳ Salt-and-pepper

^۴ Supervised-unsupervised

۳- مواد و روش‌ها

۳-۱- منطقه مورد مطالعه و داده‌ها

به منظور ارزیابی تکنیک پیشنهادی، از تصاویر ماهواره‌ای با حد تفکیک بالای QuickBird، اخذشده در سال ۱۳۸۵ با دقت ۰/۶ متر و GeoEye، اخذشده در سال ۱۳۸۹ با دقت ۰/۵ متر برای آشکارسازی تغییرات شهرک آزادشهر تهران استفاده شده است (شکل ۱).

شایان ذکر است که تنها سه باند قرمز، آبی و سبز تصاویر این منطقه در دسترس بوده که پیاده‌سازی روی همین سه باند صورت پذیرفته است. از این رو در صورت وجود باند NIR، روش پیشنهادی عملکرد بهتری خواهد داشت.



ب



الف

شکل ۱- منطقه مورد مطالعه، الف) تصویر سال ۱۳۸۹، ب) تصویر سال ۱۳۸۵



الف



ب

شکل ۲- نمونه‌ای از وقوع تغییرات درون‌کلاسی، الف) تصویر سال

۱۳۸۹ ب) تصویر سال ۱۳۸۵

دارای نتایج بهتری نسبت به رویکرد دوم تشخیص داده شده است. در [۴۵] از اطلاعات بافت در آنالیز بردار تغییرات استفاده شده است. آشکارسازی تغییرات بر مبنای گسترش مفهوم بردار آنالیز تغییرات شامل سه مرحله‌ی اصلی می‌باشد :

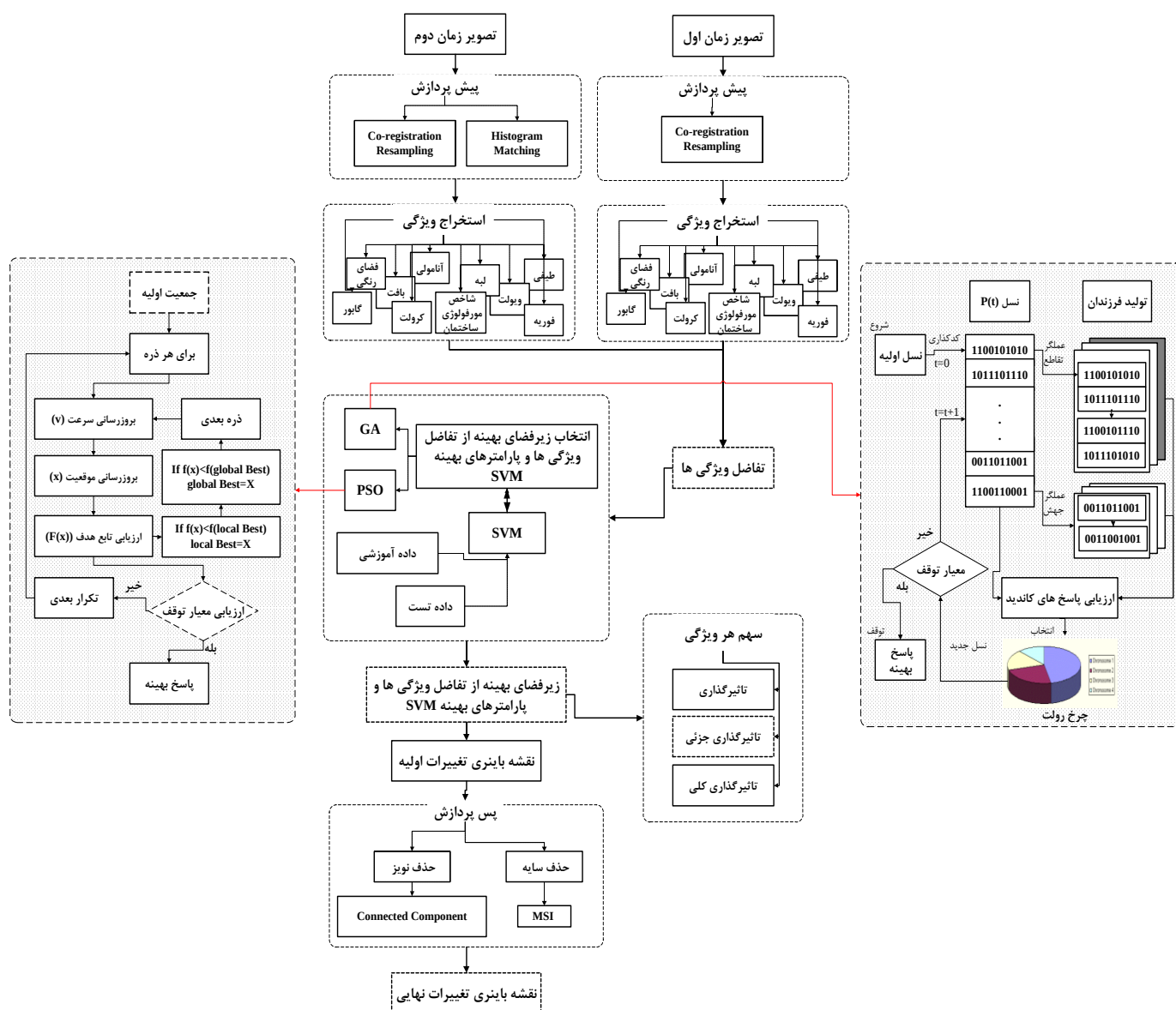
- ۱- تولید جداگانه آنالیز بردار تغییرات برای صرفاً اطلاعات طیفی و توصیفگرهای بافتی مرتبه دوم حاصل از ماتریس رخداد توأم
- ۲- تجمیع این دو بردار به عنوان تصویر اختلاف
- ۳- تشخیص پیکسل‌های تغییر یافته بر اساس طبقه‌بندی‌کننده ماشین بردار پشتیبان. نتایج این تحقیق نشان می‌دهد زمانی که از این روش به منظور تولید آنالیز بردار تغییرات استفاده می‌شود نسبت به حالت مرسوم این روش، خطای افتادگی و افزونگی و نویز نمک و فلفلی در نقشه تغییرات کاهش می‌یابد.

۳-۲- روش‌شناسی

با توجه به شرایط بد رادیومتریکی دو تصویر که شرایط را برای یک قطعه‌بندی مناسب دچار مشکل می‌کند، از روش پیکسل‌مبنا و همچنین با توجه به وقوع تغییرات درون‌کلاسی در منطقه مورد مطالعه و وجود خطا در طبقه‌بندی دو تصویر، از روش تفاضل ویژگی‌ها جهت آشکارسازی تغییرات استفاده شده است (شکل ۲).

جهت تولید نقشه باینری تغییرات، بعد از اعمال پیش‌پردازش‌های لازم، استخراج ویژگی‌ها (۱۸۶ ویژگی استخراجی) و بدست آوردن تفاضل آنها، فرایند انتخاب ویژگی‌های تفاضلی بهینه به همراه یافتن پارامترهای بهینه‌ی طبقه‌بندی‌کننده‌ی ماشین بردار پشتیبان جهت انجام یک طبقه‌بندی دوکلاسه صورت می‌پذیرد. برای دستیابی به این هدف از الگوریتم‌های بهینه‌سازی ازدحام ذرات که دارای ماهیتی پیوسته و الگوریتم ژنتیک که دارای ماهیتی گسسته است، استفاده شده و سپس به

مقایسه‌ی این دو الگوریتم با یکدیگر پرداخته می‌شود. برای رسیدن به نقشه باینری نهایی از پس‌پردازش‌های حذف سایه و آنالیز اتصال اجزا [۴۶] استفاده شده است. همچنین میزان تأثیرگذاری هر ویژگی در دقت نهایی توسط معیارهای تأثیرگذاری، تأثیرگذاری جزئی و تأثیرگذاری کلی که در بخش ۴ معرفی می‌شوند، محاسبه شده است. در شکل (۳)، فلوچارت روش پیشنهادی آمده است که در بخش‌های بعدی شرح مختصری از هر مرحله آورده شده است.



شکل ۳- فلوچارت روند کلی روش پیشنهادی

۳-۲-۱- پیش‌پردازش

اولین گام و یکی از مهمترین مراحل پردازش تصاویر هوایی و ماهواره‌ای پیش‌پردازش می‌باشد. در اینجا با

استفاده از ۱۱ نقطه و دقت ۰/۵ پیکسل، هم‌مرجع‌سازی بین دو تصویر انجام شده است. همچنین تطابق هیستوگرام دو تصویر نیز از دیگر پیش‌پردازش‌های اعمالی است.

۳-۲-۲- استخراج ویژگی

در این مطالعه از ۱۰ نوع ویژگی استفاده شده که در آن سعی شده که ویژگی‌ها هم از فضای مکان و هم از فضای فرکانس استخراج شوند. این ویژگی‌ها عبارتند از:

- ۱- طیف، ۲- آنامولی^۱، ۳- لبه، ۴- شاخص مورفولوژی ساختمان، ۵- فضاهای رنگی دیگر، ۶- ویژگی استخراجی از حوزه مکان، ۷- ویژگی استخراجی از تبدیل ویولت، ۸- ویژگی استخراجی از فیلتر گابور، ۹- ویژگی استخراجی از تبدیل فوریه و ۱۰- ویژگی استخراجی از تبدیل کرولت^۲.

۳-۲-۲-۱ ویژگی‌های طیفی

ویژگی‌های مورد استفاده در این گروه شامل قدرمطلق تفاضل باندهای قرمز، آبی و سبز می‌باشد.

۳-۲-۲-۲ آنامولی

تشخیص آنامولی یکی از پردازش‌های مهم بخصوص در حیطه‌ی داده‌های ابرطیفی می‌باشد. از زمینه‌های کاربرد آن می‌توان به تشخیص هدف و شناسایی تغییرات اشاره کرد. هدف اصلی در این کار تعیین پیکسل‌هایی می‌باشد که با سایر پیکسل‌های همسایه دارای تفاوتی معنی‌دار باشند. یکی از الگوریتم‌های تشخیص آنامولی الگوریتم RX می‌باشد که دارای دو نوع محلی^۳ و سراسری^۴ می‌باشد [۴۷]. در اینجا از نوع سراسری و نوع محلی با سه اندازه پنجره 15×15 ، 61×61 و 121×121 استفاده شده است.

۳-۲-۲-۳ لبه

از دیگر ویژگی‌های مورد استفاده، لبه‌یابی‌های مور^۵ و نیومن^۶، کنی^۷، پرویت^۸، سوبل^۹ و روبرت^{۱۰} می‌باشد.

۳-۲-۲-۴ شاخص مورفولوژی ساختمان

این شاخص به عنوان یکی از ویژگی‌ها در این تحقیق در نظر گرفته شده است. این شاخص از تبدیل top-hat و

المان‌های ساختاری^{۱۱} با طول‌های مختلف در جهات گوناگون استفاده می‌کند [۲۸].

۳-۲-۲-۵ فضاهای رنگی دیگر

در اینجا از تبدیل فضای RGB به سه فضای رنگی YIQ، HSV و YCBr [۴۸] استفاده شده است.

۳-۲-۲-۶ ویژگی استخراجی از حوزه مکان

آرایش ساختاری اشیاء و رابطه آنها با همسایه‌ها، توسط آنالیز بافت فراهم می‌آید. ماتریس رخداد توأم به‌عنوان یک آماره درجه دو، یکی از الگوریتم‌های اندازه‌گیری بافت است که در [۴۹] روابط کامل آنها بیان شده است. در این مطالعه نیز از آنالیز بافت بر اساس این مقاله بهره گرفته شده است.

۳-۲-۲-۷ ویژگی استخراجی از تبدیل ویولت

با اعمال تبدیل ویولت به تصویر، چهار زیرتصویر^{۱۲} حاصل می‌شود. زیرتصویر تقریب^{۱۳}، حامل فرکانس‌های پایین تصویر است و سه زیرتصویر دیگر که بیانگر جزئیات افقی، عمودی و مایل است، حامل فرکانس‌های بالای تصویر می‌باشند. در [۵۰] جهت بهبود دقت طبقه‌بندی چهار ویژگی انرژی لگاریتم، شاخص شانون، ممان دوم زاویه‌ای و آنتروپی (روابط ۴-۱) از زیرتصویر تقریب استخراج می‌شود. در اینجا با استفاده از موجک مادر هار^{۱۴} و انجام تجزیه در سطوح ۲، ۵ و علاوه بر استخراج این چهار ویژگی از زیرتصویرهای تقریب، تصاویر حاوی فرکانس‌های بالای تصویر نیز مستقلاً به عنوان ویژگی در نظر گرفته می‌شوند.

$$LOG = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k \log(P(i, j)^2) \quad (1)$$

$$SHAN = -\sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k P(i, j) \times \log(P(i, j)) \quad (2)$$

$$ASM = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k P(i, j)^2 \quad (3)$$

$$ENT = -\sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k Q(i, j) \times \log|Q(i, j)|, Q(i, j) = \frac{|P(i, j)|^2}{\sqrt{\sum_{i,j} |P(i, j)|^2}} \quad (4)$$

^{۱۱} Structure elements

^{۱۲} Sub-image

^{۱۳} Approximation

^{۱۴} Haar

^۱ RX Anomaly

^۲ Curvelet

^۳ Local Anomaly Detection

^۴ Global Anomaly Detection

^۵ Moore

^۶ Von Neumann

^۷ Canny

^۸ Prewitt

^۹ Sobel

^{۱۰} Robert

۳-۲-۲-۸- ویژگی استخراجی از فیلتر گابور

فیلتر گابور یک تابع خطی با دو عنصر اصلی فرکانس (f) و جهت (θ) است که از حاصل ضرب یک تابع گاوسی در یک تابع هارمونیک بدست می‌آید (رابطه ۵). این فیلتر دارای دو قسمت حقیقی و موهومی است که قسمت حقیقی آن ($\cos()$) مانند فیلتر پایین‌گذر عمل می‌کند و قسمت موهومی آن ($\sin()$) همانند یک فیلتر بالاگذر است [۵۱].

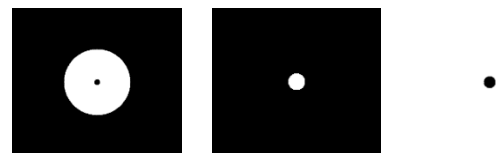
$$G_{x,y,\theta,f,\sigma_x,\sigma_y} = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2}\right)\right) \times (\cos(2\pi fx') + j \sin(2\pi fx')) \quad (5)$$

$$x' = x \cos(\theta) + y \sin(\theta), y' = y \cos(\theta) - x \sin(\theta)$$

در این پژوهش قسمت حقیقی این فیلتر با $f=0.5, 0.8$ و $\theta=0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ روی تصاویر اعمال شده و ویژگی‌های تصاویر حاصله با استفاده از روابط (۱-۴) به عنوان ویژگی‌های استخراجی از فیلتر گابور در نظر گرفته می‌شوند.

۳-۲-۲-۹- ویژگی استخراجی از تبدیل فوریه

تبدیل فوریه ابزاری قدرتمند در حوزه پردازش تصویر است. این فیلتر امکان تجزیه و پردازش فرکانس‌های خاص تصویر را می‌دهد. برای استخراج ویژگی از فضای فوریه، بعد از اعمال تبدیل فوریه به تصویر و رفتن به فضای فرکانس، با در نظر گرفتن ماسک‌های از پیش طراحی شده، فرکانس‌های خاصی از تصویر نگه داشته و در نهایت یک تبدیل معکوس فوریه برای بازگشت به فضای مکان اعمال می‌شود [۵۲]. در اینجا از ماسک‌های نشان داده شده در زیر با ابعاد مختلف استفاده شده است (شکل ۴).



شکل ۴- ماسک‌های مورد استفاده در تبدیل فوریه

۳-۲-۲-۱۰- ویژگی استخراجی از تبدیل کروئت

تبدیل کروئت یک عضو جدید خانواده تبدیل چند مقیاسی است که در چند سال گذشته برای بهبود ضعف‌های نماینده‌های سنتی تبدیل چندمقیاسی مانند موجک توسعه یافته است. اعمال شدن این تبدیل در جهات

و مقیاس‌های گوناگون از نقاط قوت این تبدیل می‌باشد [۵۳]. بعد از رفتن به فضای فرکانس توسط تبدیل کروئت، ضرایب مورد نیاز برای حفظ اطلاعات در مقیاس‌ها و جهات مورد نظر اعمال می‌شود و در نهایت با اعمال تبدیل معکوس، به فضای مکان باز می‌گردیم. در نهایت با استفاده از روابط (۱-۴) ویژگی‌های نهایی بدست می‌آیند.

۳-۲-۳- انتخاب زیر فضای بهینه

بعد از استخراج ویژگی از دو تصویر و تفاضل این ویژگی‌ها، بدنبال ترکیب بهینه‌ی این تفاضل‌ها جهت حصول نقشه باینری تغییرات می‌باشیم. جهت این کار از الگوریتم‌های قدرتمند بهینه‌سازی ازدحام ذرات^۱ و الگوریتم ژنتیک^۲ بهره گرفته شده است.

۳-۲-۳-۱- الگوریتم ازدحام ذرات

در این الگوریتم، ذراتی (پاسخ‌های مسئله) وجود دارند که در فضای جستجوی تابعی که قصد بهینه‌سازی آن را داریم، پخش شده‌اند. هر ذره مقدار تابع هدف را در موقعیتی از فضا که در آن قرار گرفته است، محاسبه می‌کند. سپس با استفاده از ترکیب اطلاعات محل فعلی‌اش و بهترین محلی که قبلاً در آن بوده^۳ و همچنین اطلاعات یک یا چند ذره از بهترین ذرات موجود در جمع^۴، جهتی را برای حرکت انتخاب می‌کند. همه‌ی ذرات جهتی را برای حرکت انتخاب می‌کنند و پس از انجام حرکت، یک مرحله از الگوریتم به پایان می‌رسد. این مراحل چندین بار تکرار می‌شود تا جواب مورد نظر بدست آید. با توجه به این موارد، در هر مرحله سرعت جدیدی برای ذرات محاسبه می‌شود. این الگوریتم دارای دو اپراتور اصلی به‌روزرسانی سرعت (رابطه ۶) و به‌روزرسانی موقعیت (رابطه ۷) بوده و دارای ماهیت پیوسته است ولی با استفاده از روابط (۸ و ۹) می‌توان از این الگوریتم در مسائل باینری نیز استفاده کرد [۵۴].

$$v_i^k(t+1) = v_i^k(t) + c_1 r_1(t)(x_i^{pbest}(t) - x_i^k(t)) + c_2 r_2(t)(x_i^{gbest}(t) - x_i^k(t)) \quad (6)$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \quad (7)$$

^۱ Particle Swarm Optimization(PSO)

^۲ Genetic algorithm

^۳ Pbest

^۴ Global best

عملگرهای تقاطع تک نقطه‌ای با وزن ۰/۱، دونقطه‌ای با وزن ۰/۲ و ترکیب یکنواخت با وزن ۰/۷ استفاده شده است. از جمله پارامترهای این الگوریتم درصد تقاطع (Pc)، درصد جهش (Pm) و نرخ جهش (Mu) می‌باشد [۵۵].

۳-۳-۲-۳- تابع هدف و نحوه‌ی کدگذاری

پیچیدگی رادیومتریکی بالای منطقه‌ی مطالعاتی استفاده از روش نظارت شده برای انجام یک طبقه‌بندی دوکلاسه در این مرحله را ایجاب می‌کند. طبقه‌بندی‌کننده‌ی ماشین بردار پشتیبان یک روش طبقه‌بندی نظارت شده است که از طریق یافتن یک ابرصفحه‌ی بیشینه‌کننده‌ی حاشیه‌ی بین کلاس‌ها، تفکیک بین کلاس‌ها را انجام می‌دهد. این طبقه‌بندی‌کننده هم از نظر دقت و هم از نظر سرعت اجرا عملکردی مطلوب دارد. در این طبقه‌بندی‌کننده با استفاده از کرنل‌هایی، داده‌ها از فضای ورودی به فضایی با ابعاد بالاتر تصویر می‌شوند، به گونه‌ای که امکان جداسازی خطی داده‌ها در آن فضا وجود داشته باشد. کرنل RBF به علت قابلیت بالا در این کار و همچنین برخورداری از پارامترهای مهم کمتر (۲، C)، نسبت به دیگر کرنل‌ها با اقبال بیشتری مواجه شده است [۵۶]. تابع هدف یا تابع هزینه‌ی (Cost) مورد استفاده (رابطه ۱۰)، به افزایش دقت کلی طبقه‌بندی‌کننده‌ی ماشین بردار پشتیبان در کنار کاهش ابعاد زیرفضای انتخابی می‌پردازد. معیار توقف نیز تعداد تکرارهای (It) معین است. برای حفظ شرایط یکسان مقایسه، جمعیت‌های اولیه (Npop) برای هر دو الگوریتم یکسان در نظر گرفته شده است. همچنین با ملاک قرار دادن تعداد تکرارهای یکسان به عنوان معیار توقف، توجه به تعداد فراخوانی تابع هدف (NFE)^۵ در مقایسه‌ی بین الگوریتم‌ها امری ضروری است.

$$Cost = (0.85 \times (1 - ACC)) + (0.15 \times (nf / N)) \quad (10)$$

ACC: دقت کلی طبقه‌بندی‌کننده

nf: ابعاد زیرفضای انتخابی

N: ابعاد فضای ورودی (۱۸۶)

همچنین در کنار افزایش دقت بوسیله‌ی حضور یا عدم حضور ویژگی‌ها (U) و کاهش زیرفضای انتخابی، بدنبال بهینه‌کردن دو پارامتر (C, γ) طبقه‌بندی‌کننده‌ی ماشین بردار پشتیبان نیز می‌باشیم. لذا ذرات الگوریتم ازدحام

$$S(v_i^k) = 1 / (1 + e^{-v_i^k}) \quad (8)$$

$$x_i(t) = \begin{cases} 1 & \text{if } rand < S(v_i^k) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

در فرمول‌های بالا، C_1 و C_2 (پارامترهای این الگوریتم) اعداد ثابت و مثبتی هستند که مجموع آنها معمولاً ۴ می‌باشد و r_1 و r_2 بردارهای تصادفی دارای توزیع نرمال در محدوده‌ی [۰,۱] هستند. Rand نیز یک بردار تصادفی است که المان‌های آن در محدوده‌ی [۰,۱] قرار دارند.

۳-۳-۲-۲- الگوریتم ژنتیک

این الگوریتم با ماهیتی گسسته یکی از مهمترین الگوریتم‌های بهینه‌سازی است که جان هالند در دهه‌های ۱۹۶۰ و ۱۹۷۰ آن را مطرح کرد. در این الگوریتم، مجهولات بصورت یک کروموزوم متشکل از ژن‌هایی مدل می‌شود که مقادیر ژن‌ها همان مقدار پارامترهای مجهول می‌باشد. به مجموعه‌ای از این کروموزوم‌ها، نسل یا جمعیت گفته می‌شود. در این الگوریتم نسل بعدی بر اساس نسل فعلی، فرزندان و جهش تولید می‌شود. مراحل الگوریتم ژنتیک به شرح زیر می‌باشد [۵۵]:

- ۱- ایجاد جمعیت اولیه بصورت تصادفی و محاسبه میزان شایستگی یا هزینه آنها
- ۲- انتخاب والدین^۱ و تولید فرزندان^۲ توسط عملگر تقاطع (همبری)^۳
- ۳- انتخاب والدین و اعمال جهش توسط عملگر جهش^۴
- ۴- ترکیب نسل فعلی، فرزندان و جهش‌یافتگان و تولید نسل جدید با روش‌های انتخاب
- ۵- چک کردن شرایط خاتمه (اتمام کار یا بازگشت به مرحله‌ی ۲)

عملگرهای جهش و تقاطع و همچنین روش‌های انتخاب در این الگوریتم متنوع و گوناگون می‌باشند. در بین روش‌های انتخاب، روش‌های چرخ رولت و تورنمنت از روش‌های کارا در اکثر موارد می‌باشند که در اینجا از روش چرخ رولت جهت انتخاب استفاده شده است. همچنین از

^۱ Parent

^۲ Offspring

^۳ Crossover

^۴ Mutation

^۵ Number of Function Evaluation(NFE)

جدول ۱- اطلاعات داده آموزشی و تست

	Change	No_Change
داده آموزشی	138 pixels	148 pixels
داده تست	145 pixels	145 pixels

جهت ارزیابی از روابط (۱۶-۱۲) بهره گرفته شده است که در آن دقت کلی (ACC) و ضریب کاپا (k)، معیارهایی کلی هستند. حال آنکه معیار حساسیت (Recall یا Sensitivity)، دقت (Precision) و معیار نمره‌دهی F (F_measure یا F_score) بطور مجزا عملکرد طبقه‌بندی‌کننده را برای کلاس‌های مختلف نشان می‌دهند. هرچه میزان حساسیت بالاتر باشد بیانگر این است که قابلیت شناسایی درست کلاس مربوطه بیشتر است. در مقابل هرچه میزان دقت بیشتر باشد، بیانگر این است که الگوریتم اشتباه‌های کمتری در شناسایی کلاس مربوطه دارد [۵۸].

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (12)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (13)$$

$$F - score = 2 \cdot \frac{Precision \cdot Recall}{Precision + Recall} \quad (14)$$

$$ACC = \frac{TP + TN}{CP + CN} \quad (15)$$

$$CN = FP + TN, CP = TP + FN$$

$$\hat{k} = \frac{(TP + TN)(CP + CN) - (CP \times RP + CN \times RN)}{(CP + CN)^2 - (CP \times RP + CN \times RN)} \quad (16)$$

$$RP = TP + FP, RN = FN + TN$$

TP^۳ نشان‌دهنده پیکسل‌هایی است که به عنوان تغییر یافته طبقه‌بندی شده‌است و در داده‌های تست نیز تغییر یافته هستند، FP^۴ پیکسل‌هایی است که با هیچکدام از پیکسل‌های تغییر یافته در داده‌های تست مرتبط نیست، FN^۵ پیکسل‌هایی است که در داده‌های تست به عنوان تغییر یافته مشخص شده اما به وسیله روش پیشنهادی به عنوان تغییر یافته شناسایی نشده است و TN^۶ بیانگر

^۳ True Positives

^۴ False Positives

^۵ False Negatives

^۶ True Negatives

ذرات و کروموزوم‌های الگوریتم ژنتیک بصورت زیر کدگذاری می‌شوند (شکل ۵) که در فراخوانی تابع هدف از تغییر مبنای دودویی به دهدهی برای پارامترهای ماشین بردار پشتیبان استفاده می‌شود.



شکل ۵- نحوه کدگذاری ذرات و کروموزوم‌ها

۳-۲-۴- پس پردازش

یکی از عوامل مشکل‌ساز در تحلیل‌های سنجش از راه دوری وجود نویز می‌باشد که در این مقاله از الگوریتم اتصال اجزا به عنوان پس‌پردازش جهت غلبه بر این مشکل استفاده می‌شود. همچنین اگرچه الگوریتم اصلی معرفی‌شده جهت آشکارسازی تغییرات تا حدود خوبی تأثیر سایه‌های دو تصویر را از بین می‌برد ولی به جهت از بین بردن تأثیرات باقیمانده و همچنین بالابردن عمومیت‌پذیری روش، سایه‌های هر دو تصویر با استفاده از الگوریتم MSI^۱ استخراج شده، از آنها اجتماع گرفته و در نهایت از نقشه باینری تغییرات اولیه تفاضل می‌شود. این الگوریتم با استفاده از تبدیل Black top-hat (B-TH) به محاسبه‌ی پروفیل مورفولوژیکی تفاضلی^۲ در جهات و مقیاس‌های مختلف و در نهایت استخراج سایه می‌پردازد (رابطه ۱۱) [۵۷]. لازم به ذکر است که ابتدا سایه‌ها حذف می‌شوند و سپس الگوریتم اتصال اجزا اجرا می‌شود.

$$MSI = \frac{\sum_{d,s} DMP_{B-TH}(d,s)}{D \times S} \quad (11)$$

(d,s): (مقیاس, جهت)

(D,S): (تعداد کل مقیاس‌ها, تعداد کل جهت‌ها)

۴- پیاده‌سازی و ارزیابی نتایج

۴-۱- ارائه نتایج و بحث

در پیاده‌سازی روش پیشنهادی از نرم‌افزارهای ENVI4.8 و MATLAB R2015.b کدنویسی استفاده شده است. داده‌های آموزشی و تست با توزیع نسبتاً یکنواخت از کل تصویر تولید شده که اطلاعات مرتبط با آن در جدول ۱ آمده است.

^۱ Morphological Shadow Index (MSI)

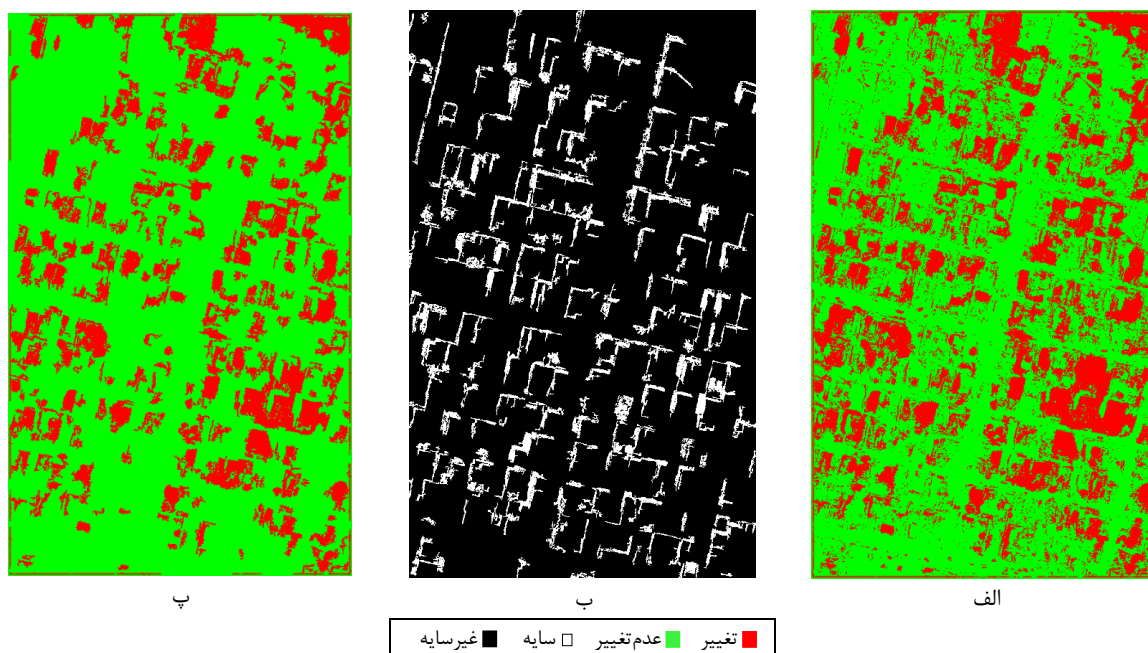
^۲ Differential Morphological Profiles (DMP)

پیکسل‌هایی است که در داده تست و طبقه‌بندی، تغییر نیافته هستند.

پس از ۲۷ بار اجرای الگوریتم ازدحام ذرات و ۳۹ بار اجرای الگوریتم ژنتیک با پارامترهای مختلف، نتایج ۶ اجرا در جداول (۴-۲) و همچنین بهترین نتیجه‌ی حاصله در شکل (۶) آمده است.

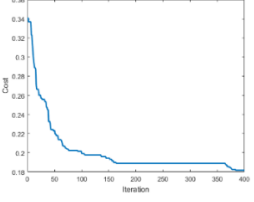
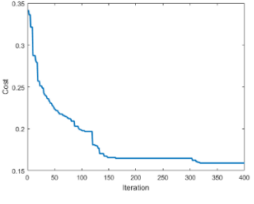
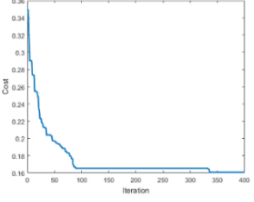
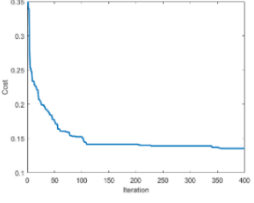
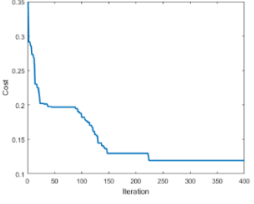
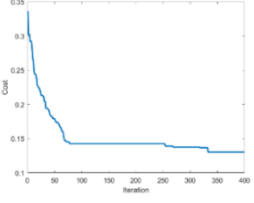
تصویر الف در شکل ۶، نقشه باینری اولیه‌ی حاصله از بهترین اجرای الگوریتم ازدحام ذرات می‌باشد که نویزی بوده و تا حدودی تحت تاثیر سایه‌های موجود در تصاویر می‌باشد. از این رو با استفاده از شاخص مورفولوژی سایه (MSI)، سایه‌های دو تصویر بدست آمده و با استفاده از یک عملگر OR، تصویر ب که اجتماع سایه‌های دو تصویر می‌باشد، حاصل می‌شود. جهت اعمال پس‌پردازش‌های لازم، ابتدا اثر سایه‌های دو تصویر با استفاده از اجتماع سایه‌ها (تصویر ب شکل ۶)، از نقشه باینری اولیه حذف می‌شود. در نهایت با اعمال الگوریتم اتصال اجزا، نقشه

باینری نهایی بدست می‌آید. همانطور که در تصویر پ شکل ۶ قابل مشاهده است، تغییرات درون‌کلاسی مد نظر در شکل ۲ به خوبی آشکارسازی شده که در روش پس از طبقه بندی، اگر طبقه‌بندی در هر دو تصویر بدرستی ساختمان‌های مد نظر را در کلاس ساختمان قرار دهد، با مقایسه دو طبقه‌بندی تصمیم‌گیری مبنی بر عدم وقوع تغییرات می‌شود که نتیجه نادرستی است. از طرف دیگر، اگر طبقه‌بندی در یکی از تصاویر بدرستی کلاس ساختمان تشخیص دهد و در تصویر دیگر کلاسی غیر ساختمان تشخیص دهد، اگر چه تصمیم‌گیری نهایی مبنی بر وقوع تغییرات می‌باشد ولی از یک نتیجه غلط به نتیجه درستی رسیدیم که نشان‌دهنده ضعف روش پس از طبقه‌بندی در آشکارسازی تغییرات درون‌کلاسی می‌باشد. در واقع دقت‌های ارائه شده در پس از طبقه‌بندی صرفاً دقت‌های اسمی می‌باشند.

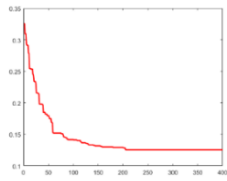
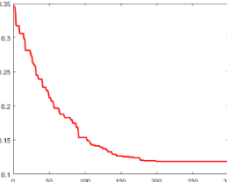
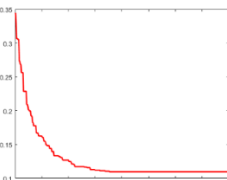
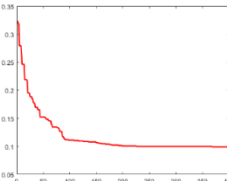
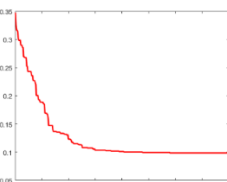
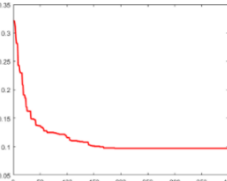


شکل ۶- الف) نقشه باینری تغییرات اولیه‌ی اجرای ۶ ازدحام ذرات، ب) اجتماع سایه‌های دو تصویر، پ) نقشه باینری تغییرات نهایی

جدول ۲- نتایج حاصل از GA-SVM

نمودار همگرایی تکرار-هزینه	k	nf	NFE	OA	p		f-scor	recall		مشخصات
					ch	No.ch		ch	No.ch	
	0.65	40	10400	82.41	76.70	91.22	84.11	93.10	71.72	It = 400 Pc = 0.8 Pm = 0.5 Mu = 0.04 Npop = 20 Copt = 108 $\gamma_{opt} = 6.47$ Time = 100min
	0.68	30	8800	84.14	82.35	86.13	84.56	86.90	81.38	It = 400 Pc = 0.8 Pm = 0.3 Mu = 0.02 Npop = 20 Copt = 76 $\gamma_{opt} = 2.77$ Time = 70min
	0.72	54	8000	86.21	79.66	96.46	87.58	97.24	75.17	It = 400 Pc = 0.8 Pm = 0.2 Mu = 0.02 Npop = 20 Copt = 103 $\gamma_{opt} = 0.94$ Time = 61min
	0.81	70	8000	90.69	87.82	94.03	91.03	94.48	86.90	It = 400 Pc = 0.8 Pm = 0.2 Mu = 0.04 Npop = 20 Copt = 106 $\gamma_{opt} = 0.8$ Time = 55min
	0.81	50	8800	90.69	86.42	96.10	91.21	96.55	84.83	It = 400 Pc = 0.8 Pm = 0.3 Mu = 0.02 Npop = 20 Copt = 115 $\gamma_{opt} = 1.2$ Time = 74min
	0.82	67	10400	91.03	86.06	97.60	91.61	97.93	84.14	It = 400 Pc = 0.8 Pm = 0.5 Mu = 0.04 Npop = 20 Copt = 99 $\gamma_{opt} = 0.88$ Time = 102min

جدول ۳- نتایج حاصل از PSO-SVM

مشخصات	recall		f-scor	p		OA	NFE	nf	k	نمودار همگرایی تکرار-هزینه
	ch	No.ch	ch	ch	No.ch					
It = 400 C1 = 2 C2 = 2 Npop = 20 Copt = 18 $\gamma_{opt} = 0.84$ Time = 50min	96.55	82.07	90.03	84.34	94.97	89.31	8000	43	0.79	
It = 400 C1 = 2.2 C2 = 1.6 Npop = 20 Copt = 118 $\gamma_{opt} = 1.108$ Time = 53min	95.24	86.27	91.69	88.40	94.30	90.97	8000	52	0.82	
It = 400 C1 = 2.2 C2 = 1.8 Npop = 20 Copt = 122 $\gamma_{opt} = 1.120$ Time = 69min	97.93	86.90	92.81	88.20	97.67	92.41	8000	56	0.85	
It = 400 C1 = 2 C2 = 2 Npop = 20 Copt = 119 $\gamma_{opt} = 0.120$ Time = 55min	97.93	86.90	92.81	88.20	97.67	92.41	8000	43	0.85	
It = 400 C1 = 2.2 C2 = 1.8 Npop = 20 Copt = 71 $\gamma_{opt} = 1.7$ Time = 58min	97.93	87.59	93.11	88.75	97.69	92.76	8000	46	0.85	
It = 400 C1 = 1.8 C2 = 2.2 Npop = 20 Copt = 70 $\gamma_{opt} = 0.106$ Time = 65min	96.55	90.34	93.65	90.91	96.32	93.45	8000	51	0.87	

جدول ۴- ویژگی‌های نهایی انتخاب شده

اطلاعات ویژگی‌ها				شماره ویژگی‌های انتخابی	الگوریتم
تعداد انتخاب شده		شماره ویژگی‌ها	نوع ویژگی	1 3 4 10 12 13 15 16 18 19 23 24 26 30 31 32 34 37 48 49 50 52 53 60 61 72 74 75 77 80 81 83 86 87 90 91 92 93 95 96 98 101 102 103 105 106 108 114 119 120 126 127 129 130 132 135 139 142 149 161 162 163 164 165 170 183 184	ژنتیک (اجرای ۶)
ازدحام ذرات	ژنتیک				
1	3	1 - 4	آنامولی		
5	10	5 - 29	کرولت		
5	5	30 - 47	لبه		
1	5	48 - 53	فوریه		
9	9	54 - 85	گابور		
2	2	86 - 89	MBI	1 9 15 18 19 28 37 39 41 42 44 50 55 56 69 70 71 73 76 83 85 86 87 90 91 93 95 98 104 105 106 115 125 127 128 130 133 135 137 140 141 143 147 149 154 164 165 168 170 183 186	ازدحام ذرات (اجرای ۶)
5	7	90 - 98	فضاهای رنگی دیگر		
16	18	99 - 153	بافت		
6	7	154 - 183	ویولت		
1	1	184 - 186	طیفی		
51	67	186			
				24 (ویژگی مشترک)	

آورده شده است، موید این مطلب می‌باشد. با توجه به نمودار الف در شکل ۷ می‌توان دریافت که الگوریتم ژنتیک بعد از تکرار ۳۴۲ به همگرایی مناسب و پایداری رسیده است که در آن نمودارهای بهترین و میانگین به یکدیگر می‌رسند و تا تکرار آخر این وضعیت تغییری نمی‌کند. حال آنکه در الگوریتم ازدحام ذرات روند همگرایی بهتری مشاهده می‌شود. با توجه به نمودار ب در شکل ۷، الگوریتم ازدحام ذرات از تکرار ۲۰۰ به وضعیت همگرایی مناسب و پایداری رسیده است. نکته قابل توجه در الگوریتم ژنتیک گرفتاری تقریبی این الگوریتم در مینیمم محلی بین تکرارهای ۸۶ تا ۲۵۳ می‌باشد که این حالت ناخوشایندی برای یک الگوریتم بهینه‌سازی می‌باشد. یکی دیگر از نکات قابل توجه سخت‌تر بودن تنظیم پارامترهای بیشتر الگوریتم ژنتیک نسبت به پارامترهای کمتر الگوریتم ازدحام ذرات است. از این رو بدلیل سادگی پیاده‌سازی و نتایج مطلوب‌تر، پیشنهاد می‌شود در کارهای مشابه که ترکیبی از حالت باینری (انتخاب ویژگی یا باندهای بهینه) و پیوسته (بهینه‌سازی پارامترهای SVM) است، از الگوریتم ازدحام ذرات باینری به عنوان یک الگوریتم بهینه‌سازی کارا با سرعت همگرایی و سرعت اجرای بهتر و دقت‌های قابل حصول بالاتر مخصوصاً با فراخوانی کمتر تابع هدف استفاده شود.

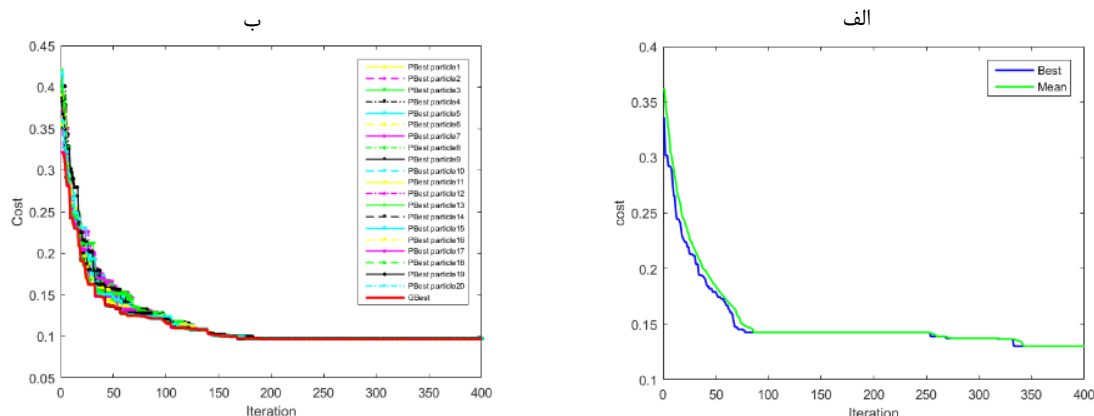
اجرای ششم بهترین اجرای هر الگوریتم از لحاظ دقت کلی به عنوان یک پارامتر ملموس برای مخاطبان می‌باشد. لذا جهت بررسی ویژگی‌های نهایی انتخابی از اجرای ششم هر الگوریتم استفاده شده است. با توجه به جداول (۲)- (۴)، الگوریتم ازدحام ذرات نسبتاً دارای عملکرد مطلوب‌تری نسبت به الگوریتم ژنتیک می‌باشد. دقت کلی ۹۳/۴۵ و ضریب کاپای ۰/۸۷ در مقابل دقت کلی و ضریب کاپای ۹۱/۰۳ و ۰/۸۲ نشان‌دهنده‌ی این عملکرد است. این در حالیست که نه‌تنها در تعداد فراخوانی یکسان بلکه حتی در تعداد بیشتر فراخوانی تابع هدف در الگوریتم ژنتیک، پاسخ‌های بهتری نسبت به الگوریتم ازدحام ذرات بدست نمی‌آید. همچنین با توجه به جدول (۴)، با وجود ۲۴ ویژگی انتخابی مشترک بین دو الگوریتم، الگوریتم ازدحام ذرات تعداد کمتری از ویژگی‌ها را به عنوان ویژگی‌های بهینه انتخاب کرده است. با توجه به نمودار تکرار-هزینه در جداول مذکور، سرعت همگرایی اجرای الگوریتم ازدحام ذرات در مقایسه با الگوریتم ژنتیک روندی بهتر را نشان می‌دهد. شکل ۷ که در آن نمودارهای بهترین پاسخ تا کنون^۱ و میانگین پاسخ‌های هر تکرار^۲ برای الگوریتم ژنتیک و نمودارهای بهترین سراسری^۳ و بهترین محلی برای هر ذره^۴ در الگوریتم ازدحام ذرات

^۱ Best so far

^۲ Mean

^۳ GBest

^۴ PBest



شکل ۷- الف) نمودار معیار بهترین و میانگین الگوریتم ژنتیک، ب) نمودار بهترین سراسری و محلی برای الگوریتم ازدحام ذرات

۳- تفاضل دقت کلی طبقه‌بندی با ویژگی‌های بهینه‌ی انتخابی توسط الگوریتم ازدحام ذرات (۹۳/۴۵) از دقت کلی بدست آمده در مرحله ۲ و محاسبه‌ی میزان تأثیرگذاری هر نوع ویژگی

در واقع با حذف هر نوع ویژگی از مجموعه‌ی ویژگی‌های بهینه‌ی بدست آمده از اجرای ۶ الگوریتم ازدحام ذرات، به محاسبه‌ی میزان تأثیرگذاری هر نوع ویژگی در دقت کلی پرداخته شده است. در مرحله ۲، پارامترهای طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان (C, γ) الزاماً همان پارامترهای بدست آمده از الگوریتم ازدحام ذرات نمی‌باشند و توسط اپراتور تنظیم شده‌اند. بدین صورت که ابتدا یکی از پارامترها را ثابت در نظر گرفته و پارامتر دوم را طوری تنظیم می‌کنیم که به بالاترین دقت کلی دست یابیم. در مرحله دوم پارامتر اول تنظیم شده را ثابت در نظر گرفته و پارامتر دوم را تنظیم می‌کنیم. این روند تا جایی تکرار می‌شود که با تغییر پارامترها تغییری در دقت کلی حاصل نشود. تأثیرگذاری جزئی منعکس‌کننده‌ی تعداد ویژگی‌های انتخابی از یک نوع ویژگی و سهم هر کدام از آنهاست. این در حالیکه تأثیرگذاری کلی بیانگر نسبت تعداد ویژگی‌های انتخابی از یک نوع ویژگی به تعداد کل ویژگی‌های تولیدی از آن نوع ویژگی می‌باشد. شاخص‌های بیان شده صرفاً جهت ارزیابی کمی ویژگی‌ها و تأثیرگذاری آنها می‌باشد و با آنها دست به انتخاب مجددی نمی‌زنیم. نتایج حاصله در جدول (۵) آمده است.

همچنین بر مبنای دقت کلی (OA) و با استفاده از سه شاخص تأثیرگذاری^۱، تأثیرگذاری جزئی^۲ و تأثیرگذاری کلی^۳ به محاسبه‌ی سهم هر ویژگی در دقت کلی آشکارسازی تغییرات پرداخته شده است (روابط ۱۹-۱۷).

$$E_{fi} = OOA - ROOA \quad (17)$$

$$PE_{fi} = E_{fi} / nof_i \quad (18)$$

$$OE_{fi} = \frac{nof_i}{N_i} \times E_{fi} \quad (19)$$

E_{fi} : تأثیرگذاری ویژگی نوع i

OOA : دقت کلی حالت بهینه (طبقه‌بندی با تمامی ۵۱ ویژگی بهینه (۹۳/۴۵))

$ROOA$: دقت کلی حاصل از حذف ویژگی‌های انتخابی از ویژگی نوع i

PE_{fi} : تأثیرگذاری جزئی ویژگی نوع i

nof_i : تعداد ویژگی انتخابی از ویژگی نوع i

OE_{fi} : تأثیرگذاری کلی ویژگی نوع i

N_i : تعداد کل ویژگی‌های تولیدی در ابتدای کار برای ویژگی نوع i

روند کلی محاسبه‌ی تأثیرگذاری ویژگی نوع i در دقت نهایی با استفاده از حالت بهینه (اجرای ۶ الگوریتم ازدحام ذرات) بصورت زیر است:

- ۱- حذف ویژگی‌های انتخابی نوع i از ویژگی‌های بهینه‌ی حاصله توسط الگوریتم ازدحام ذرات
- ۲- انجام یک طبقه‌بندی دوکلاسه‌ی ماشین بردار پشتیبان و محاسبه‌ی دقت کلی

^۱ Effectiveness (E)

^۲ Partial Effectiveness (PE)

^۳ Overall Effectiveness (OE)

جدول ۵- میزان تأثیرگذاری هر ویژگی

ویژگی	تعداد ویژگی‌های تولیدی (N)	تعداد ویژگی انتخابی (nof_i)	(c, γ)	دقت کلی ($ROOA$)	تأثیرگذاری (E_{fi})	تأثیرگذاری جزئی (PE_{fi})	تأثیرگذاری کلی (OE_{fi})
آناملوی	4	1	(90,0.106)	92.07	1.38	1.38	0.34
کرولت	25	5	(70,0.08)	89.31	4.14	0.83	0.83
لبه	18	5	(70,0.08)	86.21	7.24	1.44	2.01
فوریه	6	1	(70,0.08)	91.72	1.73	1.73	0.29
گابور	32	9	(70,0.08)	90.68	2.77	0.31	0.78
MBI	4	2	(90,0.106)	86.90	6.55	3.27	3.27
فضای رنگی دیگر	9	5	(70,0.08)	79.31	14.14	2.83	7.85
طیفی	3	1	(70,10)	92.07	1.38	1.38	0.46
بافت	55	16	(60,0.2)	84.48	8.97	0.56	2.61
ویولت	30	6	(70,0.04)	83.10	10.35	1.72	2.07
	186	51	(70,0.106)	93.45			

با استفاده از تبدیل ویولت گسسته با یکدیگر تلفیق شدند. در نهایت با استفاده از زنجیره مارکوف نقشه باینری تغییرات نهایی حاصل شد. در اینجا به مسئله سایه توجهی نشده است. استراتژی دوم همان استراتژی پس از طبقه‌بندی است که در آن با استفاده از الگوریتم ژنتیک و طبقه‌بندی‌کننده SVM، ویژگی‌های بهینه برای طبقه‌بندی هر تصویر بدست آمده و آشکارسازی تغییرات از مقایسه دو تصویر طبقه‌بندی، حاصل شده است. استراتژی اول دقت کلی ۷۸/۲۳ و ضریب کاپای ۵۵/۹۹ و استراتژی دوم دقت کلی ۸۴/۱۰ و ضریب کاپای ۶۸/۳۰ را در پی داشته است که نشان از برتری روش ارائه شده نسبت به روش پس از طبقه‌بندی می‌باشد.

سعیدزاده و همکاران [۶۰]، با استفاده از تلفیق حدآستانه‌گذاری فازی و اتسو به تولید ماسک باینری تغییرات منطقه مورد مطالعه پرداختند. نتایج کار حاکی از دقت کلی ۷۱/۴۷ و ضریب کاپای ۶۰/۶۱ می‌باشد که نشان‌دهنده ضعف روش‌های حد آستانه‌گذاری در کار روی تصاویر با حد تفکیک مکانی بالا جهت آشکارسازی تغییرات مناطق پیچیده شهری می‌باشد.

۵- نتیجه‌گیری

در این مقاله به آشکارسازی تغییرات تصاویر با حد تفکیک بالای شهرک آزادشهر تهران با استفاده از ویژگی‌های استخراجی از حوزه مکان و فرکانس،

نتایج بدست آمده از جدول (۵) حاکی از تأثیر مثبت سایر فضا‌های رنگی در الگوریتم پیشنهادی می‌باشد. در کنار این ویژگی، ویژگی‌های استخراجی از تبدیل ویولت و بافت استخراجی از حوزه مکان نیز دارای تأثیرگذاری مطلوبی هستند. ویژگی‌های استخراجی به کمک تبدیل جدید کرولت دارای تأثیرگذاری ۴/۱۴ درصدی می‌باشد. این در حالیست که آناملوی، فوریه و فضای طیفی از کمترین تأثیرگذاری برخوردار می‌باشند. تأثیرگذاری ۱/۳۸ درصدی فضای طیفی مؤید این مطلب است که فضای طیفی به تنهایی در آشکارسازی تغییرات تصاویر با حد تفکیک بالا کارایی نداشته و از تلفیق آن با سایر اطلاعات مکانی، نتایج مناسب‌تری حاصل می‌شود. همچنین توجه به تأثیرگذاری ویژگی‌های استخراجی از فضای فرکانس در کنار ویژگی‌های استخراجی از فضای مکان نیز حائز اهمیت است.

۲-۴- مقایسه با سایر تحقیقات

با مقایسه روش پیشنهادی با برخی دیگر از تحقیقات انجام شده بر روی منطقه مورد مطالعه، کارایی روش معرفی شده بیشتر نمایان می‌شود. مقیمی [۵۹]، با استفاده از تلفیق اطلاعات بافتی (ماتریس رخداد توأم و فیلتر گابور) و طیفی به آشکارسازی تغییرات شهرک آزادشهر پرداخته است. در این تحقیق از دو استراتژی استفاده شده است. در استراتژی اول پس از تولید ویژگی‌ها و کاهش ابعاد آنها با استفاده از روش‌های PCA و KPCA، شاخص‌های تولیدی

و همچنین منعکس کننده ی ضعف استفاده ی صرف از اطلاعات طیفی در آشکارسازی تغییرات تصاویر با حد تفکیک بالا می باشد. مقایسه روش پیشنهادی با تحقیقات گذشته نشان از کارایی روش پیشنهادی دارد.

در تحقیق های آتی می توان از ویژگی های استخراجی از ماتریس رخداد توأم برای استخراج ویژگی های فضای فرکانس علی الخصوص تبدیل های ویولت و کرولت استفاده نمود (به جای استفاده از ۴ ویژگی در این پژوهش). همچنین جا دارد سایر شاخص های روش فیلتر مانند شاخص های ویژگی فازی، خطای کمترین مربعات رگرسیون و آنتروپی شانون و دقت طبقه بندی کننده های شبکه عصبی و سایر طبقه بندی کننده ها نیز به عنوان تابع هدف مورد بررسی قرار گیرند.

طبقه بندی کننده ی ماشین بردار پشتیبان، الگوریتم های بهینه سازی ازدحام ذرات و ژنتیک پرداخته شده است. با توجه به ضعف عمده ی روش پس از طبقه بندی در آشکارسازی تغییرات درون کلاسی و شرایط بد رادیومتریکی تصاویر جهت یک قطعه بندی مناسب، روش طبقه بندی دو کلاسه تفاضل ویژگی ها جهت آشکارسازی تغییرات استفاده شده است. دقت کلی ۹۳/۴۵ و ضریب کاپای ۰/۸۷ در مقابل دقت کلی ۹۱/۰۳ و ضریب کاپای ۰/۸۲ حاکی از برتری الگوریتم ازدحام ذرات باینری نسبت به الگوریتم ژنتیک باینری در انتخاب ویژگی و یافتن پارامترهای بهینه ی ماشین بردار پشتیبان بطور همزمان می باشد. محاسبه ی تأثیرگذاری هر یک از ۱۰ نوع ویژگی بکار رفته، نشان دهنده ی تأثیرگذاری بالای استفاده از سایر فضاها ی رنگی و ویژگی های استخراجی از تبدیل ویولت در کنار استفاده از ویژگی های استخراجی از حوزه مکان بوده

مرجع

- [1] P. Du, S. Liu, P. Gamba, K. Tan, and J. Xia, "Fusion of difference images for change detection over urban areas," IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, vol. 5, pp. 1076-1086, 2012.
- [2] X. Chen, J. Chen, Y. Shi, and Y. Yamaguchi, "An automated approach for updating land cover maps based on integrated change detection and classification methods," ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, vol. 71, pp. 86-95, 2012.
- [3] W. Clapham, "Quantitative classification as a tool to show change in an urbanizing watershed," International Journal of Remote Sensing, vol. 26, pp. 4923-4939, 2005.
- [4] R. S. Lunetta, D. M. Johnson, J. G. Lyon, and J. Croswell, "Impacts of imagery temporal frequency on land-cover change detection monitoring," Remote Sensing of Environment, vol. 89, pp. 444-454, 2004.
- [5] A. Singh, "Review article digital change detection techniques using remotely-sensed data," International journal of remote sensing, vol. 10, pp. 989-1003, 1989.
- [6] O. Hall and G. J. Hay, "A multiscale object-specific approach to digital change detection," International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, vol. 4, pp. 311-327, 2003.
- [7] S. Phalke, Change detection of man-made objects using very high resolution images: Library and Archives Canada= Bibliothèque et Archives Canada, 2006.
- [8] X. Huang and L. Zhang, "An SVM ensemble approach combining spectral, structural, and semantic features for the classification of high-resolution remotely sensed imagery," IEEE transactions on geoscience and remote sensing, vol. 51, pp. 257-272, 2013.
- [9] V. Walter, "Object-based classification of remote sensing data for change detection," ISPRS Journal of photogrammetry and remote sensing, vol. 58, pp. 225-238, 2004.
- [10] T. Celik and K.-K. Ma, "Multitemporal image change detection using undecimated discrete wavelet transform and active contours," IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 49, pp. 706-716, 2011.
- [11] T. Celik, "Multiscale change detection in multitemporal satellite images," IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, vol. 6, pp. 820-824, 2009.
- [12] M. Dalla Mura, J. A. Benediktsson, F. Bovolo, and L. Bruzzone, "An unsupervised technique based on morphological filters for change detection in very high resolution images," IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, vol. 5, pp. 433-437, 2008.

- [13] M. Volpi, D. Tuia, F. Bovolo, M. Kanevski, and L. Bruzzone, "Supervised change detection in VHR images using contextual information and support vector machines," *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, vol. 20, pp. 77-85, 2013.
- [14] S. Kabir, D. He, M. Sanusi, and W. W. Hussina, "Texture analysis of IKONOS satellite imagery for urban land use and land cover classification," *The Imaging Science Journal*, 2013.
- [15] C. Huo, B. Fan, C. Pan, and Z. Zhou, "Combining local features and progressive support vector machine for urban change detection of vhr images," *Proc. ISPRS Ann*, pp. 221-226, 2012.
- [16] X.-S. Yang, *Engineering optimization: an introduction with metaheuristic applications*: John Wiley & Sons, 2010.
- [17] H. Sui, Q. Zhou, J. Gong, and G. Ma, "Processing of multi-temporal data and change detection," in *Advances in photogrammetry, remote sensing and spatial information sciences: 2008 ISPRS Congress Book*, 2008, p. 227.
- [18] M. Hussain, D. Chen, A. Cheng, H. Wei, and D. Stanley, "Change detection from remotely sensed images: From pixel-based to object-based approaches," *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 80, pp. 91-106, 2013.
- [19] A. Mehrotra, K. K. Singh, and P. Khandelwal, "An unsupervised change detection technique based on Ant colony Optimization," in *Computing for Sustainable Global Development (INDIACom)*, 2014 International Conference on, 2014, pp. 408-411.
- [20] R. N. Devi and G. W. Jiji, "CHANGE DETECTION TECHNIQUES-A SURVEY."
- [21] F. Yuan, K. E. Sawaya, B. C. Loeffelholz, and M. E. Bauer, "Land cover classification and change analysis of the Twin Cities (Minnesota) Metropolitan Area by multitemporal Landsat remote sensing," *Remote sensing of Environment*, vol. 98, pp. 317-328, 2005.
- [22] P. Van Oort, "Interpreting the change detection error matrix," *Remote Sensing of Environment*, vol. 108, pp. 1-8, 2007.
- [23] M. M. El-Hattab, "Applying post classification change detection technique to monitor an Egyptian coastal zone (Abu Qir Bay)," *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, vol. 19, pp. 23-36, 2016.
- [24] H. M. Mosammam, J. T. Nia, H. Khani, A. Teymouri, and M. Kazemi, "Monitoring land use change and measuring urban sprawl based on its spatial forms: The case of Qom city," *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 2016.
- [25] S. Galdavi, M. Mohammadzadeh, A. Salmanmahiny, and A. N. Nejad, "Urban Change Detection Using Multi-temporal Remotely Sensed Imagery (Case Study: Gorgan Area, Northern Iran)," *Environment and Urbanization Asia*, vol. 4, pp. 339-348, 2013.
- [26] W. Li, M. Lu, and X. Chen, "Automatic change detection of urban land-cover based on SVM classification," in *2015 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, 2015, pp. 1686-1689.
- [27] R. Bouhennache and T. Bouden, "Using landsat images for urban change detection, a case study in Algiers town," in *Computer & Information Technology (GSCIT)*, 2014 Global Summit on, 2014, pp. 1-6.
- [28] K. C. Moe and M. M. Sein, "Urban Build-Up Building Change Detection Using Morphology Based on GIS," in *International Conference on Genetic and Evolutionary Computing*, 2015, pp. 263-272.
- [29] A. Bhatt, S. Ghosh, and A. Kumar, "Spectral Indices Based Change Detection in an Urban Area Using Landsat Data," in *Proceedings of Fifth International Conference on Soft Computing for Problem Solving*, 2016, pp. 425-441.
- [30] D. Wen, X. Huang, L. Zhang, and J. A. Benediktsson, "A Novel Automatic Change Detection Method for Urban High-Resolution Remotely Sensed Imagery Based on Multiindex Scene Representation," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 54, pp. 609-625, 2016.
- [31] X. Huang, L. Zhang, and T. Zhu, "Building change detection from multitemporal high-resolution remotely sensed images based on a morphological building index," *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol. 7, pp. 105-115, 2014.
- [32] R. J. Aspinall and M. Hill, "Land cover change: a method for assessing the reliability of land cover changes measured from remotely-sensed data," in *Geoscience and Remote Sensing, 1997. IGARSS'97. Remote Sensing-A Scientific Vision for Sustainable Development.*, 1997 IEEE International, 1997, pp. 269-271.
- [33] D. Stow, L. Tinney, and J. Estes, "Deriving land use/land cover change statistics from LANDSAT: a study of prime agricultural land," in *Proceedings... International Symposium on Remote Sensing of Environment*, 1980.

- [34] L. Pugliese and S. Scarpetta, "An Object Based Analysis Applied to Very High Resolution Remote Sensing Data for the Change Detection of Soil Sealing at Urban Scale," in *Recent Advances of Neural Network Models and Applications*, ed: Springer, 2014, pp. 155-162.
- [35] K.-S. Fu and J. Mui, "A survey on image segmentation," *Pattern recognition*, vol. 13, pp. 3-16, 1981.
- [36] V. Dey, Y. Zhang, and M. Zhong, A review on image segmentation techniques with remote sensing perspective: na, 2010.
- [37] R. C. Weih Jr and N. D. Riggan Jr, "Object-based classification vs. pixel-based classification: comparative importance of multi-resolution imagery," *Proceedings of GEOBIA 2010: Geographic Object-Based Image Analysis*, vol. 38, p. 6, 2010.
- [38] P. Xiao, X. Zhang, D. Wang, M. Yuan, X. Feng, and M. Kelly, "Change detection of built-up land: A framework of combining pixel-based detection and object-based recognition," *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 119, pp. 402-414, 2016.
- [39] A. P. Tewkesbury, A. J. Comber, N. J. Tate, A. Lamb, and P. F. Fisher, "A critical synthesis of remotely sensed optical image change detection techniques," *Remote Sensing of Environment*, vol. 160, pp. 1-14, 2015.
- [40] A. Paul, V. Chowdary, Y. Srivastava, D. Dutta, and J. Sharma, "Change detection of linear features in temporally spaced remotely sensed images using edge-based grid analysis," *Geocarto International*, pp. 1-15, 2016.
- [41] M. Veisi, "Examining Change detection and urban growth areas using cellular automata and remote sensing data," M.Sc. Thesis, Faculty of Geodesy and Geomatics Engineering, K.N. Toosi University of Technology, 2013.
- [42] V. Sadeghi, H. Enayati, and H. Ebadi, "Improving change detection of urban areas with optimal selection of textural and spectral features using genetic algorithm", *Scientific - Research Quarterly of Geographical Data (SEPEHR) Vo.24, No.96, Winter 2016*.
- [43] S. Ye and D. Chen, "An unsupervised urban change detection procedure by using luminance and saturation for multispectral remotely sensed images," *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, vol. 81, pp. 637-645, 2015.
- [44] A. Erener and H. S. Düzgün, "A methodology for land use change detection of high resolution pan images based on texture analysis," *Italian Journal of Remote Sensing*, vol. 41, pp. 47-59, 2009.
- [45] C. He, A. Wei, P. Shi, Q. Zhang, and Y. Zhao, "Detecting land-use/land-cover change in rural-urban fringe areas using extended change-vector analysis," *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, vol. 13, pp. 572-585, 2011.
- [46] D. Mukherjee, "A Fast Two Pass Multi-Value Segmentation Algorithm based on Connected Component Analysis," *arXiv preprint arXiv:1402.2606*, 2014.
- [47] C.-I. Chang and S.-S. Chiang, "Anomaly detection and classification for hyperspectral imagery," *IEEE transactions on geoscience and remote sensing*, vol. 40, pp. 1314-1325, 2002.
- [48] A. Ford and A. Roberts, "Colour space conversions," *Westminster University, London*, vol. 1998, pp. 1-31, 1998.
- [49] R. M. Haralick and K. Shanmugam, "Textural features for image classification," *IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics*, pp. 610-621, 1973.
- [50] S. W. Myint, N. S.-N. Lam, and J. M. Tyler, "Wavelets for urban spatial feature discrimination," *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, vol. 70, pp. 803-812, 2004.
- [51] R. Rani, R. Dhir, and G. S. Lehal, "Modified Gabor Feature Extraction Method for Word Level Script Identification-Experimentation with Gurumukhi and English Scripts," *International journal of signal processing, image processing and pattern recognition*, vol. 6, pp. 25-38, 2013.
- [52] W. Pratt, "Digital image process," ed: Wiley, New York, 1991.
- [53] E. Candes, L. Demanet, D. Donoho, and L. Ying, "Fast discrete curvelet transforms," *Multiscale Modeling & Simulation*, vol. 5, pp. 861-899, 2006.
- [54] L. Zhen, L. Wang, X. Wang, and Z. Huang, "A novel PSO-inspired probability-based binary optimization algorithm," in *2008 International Symposium on Information Science and Engineering*, 2008, pp. 248-251.
- [55] X. Yu and M. Gen, *Introduction to evolutionary algorithms*: Springer Science & Business Media, 2010.
- [56] S.-W. Lin, K.-C. Ying, S.-C. Chen, and Z.-J. Lee, "Particle swarm optimization for parameter determination and feature selection of support vector machines," *Expert systems with applications*, vol. 35, pp. 1817-1824, 2008.

- [57] X. Huang and L. Zhang, "Morphological building/shadow index for building extraction from high-resolution imagery over urban areas," IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, vol. 5, pp. 161-172, 2012.
- [58] M. Sokolova, N. Japkowicz, and S. Szpakowicz, "Beyond accuracy, F-score and ROC: a family of discriminant measures for performance evaluation," in Australasian Joint Conference on Artificial Intelligence, 2006, pp. 1015-1021.
- [59] A. Moghimi, "Integrating textural and spectral information from satellite images for change detection in urban areas using direct and post classification comparison methods," M.Sc. Thesis, Faculty of Geodesy and Geomatics Engineering, K.N. Toosi University of Technology, 2015.
- [60] F. Saeidzadeh, M. Sahebi, H. Ebadi, V. Sadeghi, "change detection of multi-temporal satellite images by using a combination of binary mask method and post classification," journal of geomatics science and technology , 2016.