

آشکارسازی تغییرات تصاویر ماهواره‌ای چند زمانه با استفاده از ترکیب روش‌های ماسک باینری و مقایسه پس از طبقه‌بندی

فاطمه سعیدزاده*^۱، محمودرضا صاحبی^۲، حمید عبادی^۳، وحید صادقی^۴

^۱ دانشجوی کارشناسی ارشد فتوگرامتری-دانشکده مهندسی نقشه‌برداری-دانشگاه صنعتی خواجه‌نصیرالدین طوسی
fsaedzadeh@yahoo.com

^۲ استادیار گروه فتوگرامتری و سنجش‌ازدور-دانشکده مهندسی نقشه‌برداری-دانشگاه صنعتی خواجه‌نصیرالدین طوسی
sahebi@kntu.ac.ir

^۳ دانشیار گروه فتوگرامتری و سنجش‌ازدور-دانشکده مهندسی نقشه‌برداری-دانشگاه صنعتی خواجه‌نصیرالدین طوسی
ebadi@kntu.ac.ir

^۴ دانشجوی دکتری فتوگرامتری-دانشکده مهندسی نقشه‌برداری-دانشگاه صنعتی خواجه‌نصیرالدین طوسی
vahid.sadeghi.1985@gmail.com

(تاریخ دریافت اردیبهشت ۱۳۹۴، تاریخ تصویب آذر ۱۳۹۴)

چکیده

تولید نقشه و اطلاعات قابل‌استفاده در یک سامانه اطلاعات مکانی هزینه و زمان قابل‌توجهی را به خود اختصاص می‌دهند که در نهایت این اطلاعات مبنای تصمیم‌گیری‌ها و فعالیت‌های بعدی به‌خصوص در مناطق شهری قرار می‌گیرند. بهنگام رسانی داده‌ها متضمن پیشرفت یک سامانه اطلاعات مکانی و استفاده درست از آن خواهد بود. فرآیند شناسایی تغییرات، زمینه را برای بهنگام رسانی اطلاعات فراهم می‌آورد و یکی از موضوعات کاربردی و چالش‌برانگیز در بسیاری از شاخه‌ها از جمله: برنامه‌ریزی شهری، محیط‌زیست و سایر علوم مربوط به زمین است. تکنیک‌های متداولی که برای آشکارسازی تغییرات بکار گرفته می‌شوند، معمولاً مبتنی بر پیکسل هستند. در این تحقیق از دو روش ماسک باینری و مقایسه پس از طبقه‌بندی به‌صورت ترکیبی بهره گرفته شد و سپس نتایج حاصل با روش مقایسه پس از طبقه‌بندی مقایسه شد. ماسک باینری توسط تلفیق روش حد آستانه گذاری فازی و حد آستانه گذاری اتوماتیک otsu ایجاد شد. سپس مقایسه توسط طبقه‌بندی کننده‌های بیشترین شباهت، کوتاه‌ترین فاصله، ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی مصنوعی صورت گرفت. برای این منظور در این تحقیق از تصاویر ماهواره‌ای با توان تفکیک بالای ماهواره‌های GeoEye و QuickBird مربوط به سال‌های ۱۳۸۵ و ۱۳۸۹ جهت شناسایی تغییرات در منطقه مطالعاتی شهرک آزادشهر واقع در ناحیه هشت از منطقه ۲۲ استان تهران، استفاده شده است. نتایج به‌دست‌آمده نشان می‌دهد که روش پیشنهادی از نظر مقایسه کمی و کیفی در نشان دادن تغییرات در مقابل روش مقایسه پس از طبقه‌بندی از دقت بالاتری برخوردار بوده است و دقت کلی و ضریب کاپا با استفاده از روش شبکه عصبی برای نقشه تغییرات به‌دست‌آمده از این روش معادل ۷۲/۳۲ و ۶۸/۳۸ بوده است. این در حالی است که دقت روش مقایسه پس از طبقه‌بندی برای روش شبکه عصبی معادل ۶۵/۶۱ و ضریب کاپا برابر ۴۸/۹۶ به‌دست‌آمده است.

واژگان کلیدی: آشکارسازی تغییرات پیکسل پایه، حد آستانه گذاری اتوماتیک outso، ماسک باینری

* نویسنده رابط

۱- مقدمه

اشتیاق برای به‌روزرسانی اطلاعات سطح زمین در حال افزایش است. این اطلاعات، اساس تعداد زیادی از کاربردها را فراهم می‌کند که شامل مانیتورینگ^۱ منابع محلی، منطقه‌ای و جهانی، مانیتورینگ تغییرات پوشش کاربری و پوشش اراضی و مطالعات محیطی است. داده‌های ماهواره‌های سنجش‌ازدوری فرصتی برای به دست آوردن اطلاعاتی درباره زمین در دقت‌های متفاوت فراهم می‌کنند و به‌طور گسترده برای مطالعات آشکارسازی تغییرات استفاده می‌شوند.

Singh آشکارسازی تغییرات را به این صورت تعریف کرد: فرآیندی برای مشخص کردن اختلافات در یک شیء یا یک پدیده به‌وسیله مشاهده آن در زمان‌های مختلف [۱]. تکنیک‌های متعددی برای آشکارسازی تغییرات با به‌کارگیری داده‌های سنجش‌ازدوری توسعه داده‌شده‌اند و تکنیک‌های جدیدی در حال ظهور هستند. چارچوب آشکارسازی تغییرات از مجموعه داده‌های چند زمانه استفاده می‌کند تا به‌صورت کیفی اثرات زمانی پدیده را آنالیز کند و به‌صورت کمی تغییرات را مشخص کند. داده‌های سنجش‌ازدوری به‌عنوان یک منبع اصلی برای مطالعات آشکارسازی تغییرات می‌باشند، چراکه تناوب زمانی بالا، فرمت دیجیتال مناسب برای انجام دادن محاسبات، ایجاد یک دید اجمالی و انتخاب گسترده از دقت‌های طیفی و مکانی باعث این امر شده است [۲،۳،۴]. اهداف اصلی آشکارسازی تغییرات در تصاویر سنجش‌ازدوری شامل: مشخص کردن موقعیت هندسی، نوع تغییرات، کیفیت تغییرات و ارزیابی صحت نتایج آشکارسازی تغییرات است. آشکارسازی تغییرات با استفاده از داده‌های سنجش‌ازدوری تحت تأثیر المان‌های متنوعی از جمله: مکانی، طیفی، موضوعی و شرایط زمانی، دقت رادیومتریکی، شرایط اتمسفری و شرایط رطوبت خاک [۵] است، به همین دلیل انتخاب مناسب‌ترین الگوریتم برای آشکارسازی تغییرات در عمل کار راحت و آسانی نیست [۷]. صرف‌نظر از روش مورد استفاده برای آشکارسازی تغییرات، یکسری پیش‌پردازش‌هایی لازم است تا روی تصاویر چند زمانه صورت گیرد تا این تصاویر برای آنالیزهای اصلی آماده شوند. دلیل این امر، تأثیرگذاری برخی پارامترها روی انرژی ثبت‌شده در سنجنده‌ها است. هنگامی که سنجنده‌ها مشغول ثبت امواج بازتابی می‌باشند اصولاً سه دسته خطا

^۱ monitoring

می‌تواند رخ دهد که نوع اول مربوط به خطای سنجنده‌ها، نوع دوم خطاهای هندسی مربوط به کرویت زمین، چرخش زمین، ارتفاع، موقعیت و وضعیت ماهواره در فضا و غیره می‌باشند و نوع سوم خطاهای مربوط به عوامل جوی موثر در میزان انعکاس رسیده به سنجنده‌ها می‌باشند [۶]. لذا جهت استفاده از اطلاعات رقومی ثبت‌شده توسط سنجنده‌ها توجه به نکات زیر و انجام تصحیحات ضروری می‌باشند: اصلاح خطاهای دستگاهی، تصحیح هندسی^۲، تصحیح رادیومتریکی^۳ (اتمسفری)، حذف ابر، تصحیح توپوگرافی [۴۸].

انتخاب یک روش مناسب به منظور شناسایی تغییرات امری مهم است. دلیل این اهمیت در ابتدا تأثیر مستقیم روش مورد استفاده روی نوع طبقه‌بندی و سپس، روی اطلاعات تغییر "از-به" که می‌توانند از تصویر استخراج شوند، می‌باشد. روش‌های شناسایی تغییراتی که معمولاً مورد استفاده قرار می‌گیرند شامل موارد زیر می‌باشند [۸]: ۱- تکنیک‌های جبری^۴ (مانند اختلاف تصاویر^۵، تناسب تصاویر^۶ و رگرسیون^۷، اختلاف شاخص گیاهی^۸)، ۲- تبدیلات^۹ (آنالیز مؤلفه‌های اصلی^{۱۰}، آشکارسازی تغییرات چند متغیره^{۱۱}، تبدیل کای-اسکوئر^{۱۲}، تبدیل کاوت-توماس^{۱۳})، ۳- طبقه‌بندی (خوشه‌بندی چند زمانه^{۱۴}، مقایسه پس از طبقه‌بندی^{۱۵}، الگوریتم حداکثر انتظار^{۱۶}، شبکه عصبی^{۱۷})، ۴- روش‌های هیبرید^{۱۸}، ۵- آنالیز بردار تغییر طیفی^{۱۹}

یکی از مراحل که در یک پروژه آشکارسازی تغییرات مورد استفاده قرار می‌گیرد فرآیند طبقه‌بندی داده‌های سنجش‌ازدوری می‌باشد. طبقه‌بندی را می‌توان یک فرآیند تصمیم‌گیری دانست که در آن داده‌های تصویری به کلاس‌های مشخص تخصیص می‌یابند. طبقه‌بندی یکی از پرکاربردترین تکنیک‌های استخراج اطلاعات است، به همین دلیل، روش‌های

^۲ Geometric Correction

^۳ Radiometric Correction

^۴ algebra techniques

^۵ image differencing

^۶ image rationing

^۷ regression

^۸ vegetation index differencing

^۹ transformation

^{۱۰} principal component analysis (PCA)

^{۱۱} multivariate alteration detection

^{۱۲} Chi-square transformation

^{۱۳} tasselled cap transformation(KT)

^{۱۴} multi-temporal clustering

^{۱۵} post classification comparison

^{۱۶} expectation maximization algorithm

^{۱۷} neural networks

^{۱۸} hybrid methods

^{۱۹} change vector analysis (CVA)

و تغییر نکرده^۲) ب) جزئیات تغییرات "از- به" (به عنوان مثال: مقایسه پس از طبقه بندی) [۱۵]. به دست آوردن جزئیات اطلاعات تغییرات "از- به" که در بسیاری از مطالعات آنالیز تغییرات مورد نیاز است، در حالی که در بسیاری از مطالعات فقط تهیه نقشه تغییرات باینری کافی است [۱۶].

آشکارسازی تغییرات هیبرید، به استفاده از دو یا چند روش برای آشکارسازی تغییرات و یا به کار بردن روند پیکسل مبنا با ترکیب روش های شیء مبنا اطلاق می شود [۳۸]. آشکارسازی تغییرات هیبرید به دو دسته کلی تقسیم می شود. دسته اول روش های هیبرید مبتنی بر الگوریتم (استفاده از روش های مختلف آشکارسازی در فازهای مختلف رسیدن به نقشه تغییرات) و دسته دوم مبتنی بر نتیجه (استفاده از روش های مختلف آشکارسازی تغییرات و آنالیز نتایج روش های ترکیبی آنها) [۳۸]. روش های آشکارسازی تغییرات هیبرید می توانند مزایای الگوریتم های آشکارسازی تغییرات مبتنی بر حد آستانه گذاری و همچنین طبقه بندی را به صورت یکجا داشته باشند [۷]. در این قسمت نمونه های مختلفی از کاربرد روش آشکارسازی تغییرات هیبرید در تحقیقات گذشته ذکر شده است. Walter و همکارانش در سال ۲۰۰۴، سیستم اطلاعات مکانی و آنالیز تصاویر شیء گرا را برای آشکارسازی تغییرات شیء گرا یکپارچه کرده اند، و از طبقه بندی کننده بیشترین شباهت استفاده کرده اند [۳۹]. Al-Khudhairy و همکارانش در سال ۲۰۰۵، روش های پیکسل پایه آنالیز مؤلفه های اصلی و اختلاف تصاویر را بر روی تصاویر با قدرت تفکیک مکانی بالای ایکونوس اعمال کرده است. سپس تصاویر تغییرات با استفاده از آنالیز تصاویر شیء گرا، آنالیز می شوند، زیرا باعث بهبود آشکارسازی تغییرات پیکسل پایه می شود [۴۰]. آنها پیشنهاد کرده اند که نتایج آنالیز تغییرات سنتی می تواند به صورت مؤثر به وسیله مکمل کردن آنها با مقایسه پس از طبقه بندی شیء گرا تفسیر گردد. Niemeyer و همکارانش در سال ۲۰۰۶، ترکیبی از روش های پیکسل پایه و شیء گرا را استفاده کرده است، در ابتدا به وسیله اشاره کردن دقیق به پیکسل های تغییر یافته با استفاده از آشکارسازی تغییرات آماری و استخراج شیء، و سپس تغییرات را که مبتنی بر یک مدل معنایی ویژگی های شیء هستند، طبقه بندی می کند [۴۱].

زیادی بر مبنای طبقه بندی در شناسایی تغییرات توسعه داده شده اند که از جمله آنها می توان به روش های مقایسه پس از طبقه بندی و ترکیبی با ماسک باینری اشاره کرد. در ادامه هر یک از این روش ها به اختصار بیان می شوند. روش مقایسه پس از طبقه بندی یکی از متداول ترین روش های شناسایی تغییرات است که اطلاعات مربوط به ماهیت تغییرات را ارائه می دهد [۹،۱۰]. در این روش تصاویر به صورت جداگانه طبقه بندی می شوند و سپس پیکسل به پیکسل با یکدیگر مقایسه می شوند. وابسته بودن دقت نهایی شناسایی تغییرات به دقت طبقه بندی هر یک از تصاویر و نیاز به مجموعه ای از نمونه های تعلیمی برای هر یک از تصاویر از جمله محدودیت های این روش است. در مقابل کاهش اثرات اتمسفری، محیطی و سنجنده، به همراه کمینه کردن اثرات استفاده از تصاویر سنجنده های مختلف و همچنین دقت بالای این روش در شناسایی تغییرات از جمله مزایای این روش است [۱۱]. Miller و همکارانش در سال ۲۰۰۵ جهت شناسایی تغییرات کاربری اراضی مناطق شهری از این روش استفاده کرده اند [۱۲].

روش ترکیبی شناسایی تغییرات با استفاده از ماسک باینری ترکیبی از دسته روش های مبتنی بر مقایسه مستقیم و مبتنی بر طبقه بندی است. در این روش ابتدا ماسک باینری با استفاده از یکی از روش های مقایسه مستقیم تولید می شود و سپس با قرار دادن این ماسک باینری بر روی تصویر تاریخ دوم مناطق تغییر نیافته حذف شده و فقط مناطق تغییر یافته در این تصویر طبقه بندی می شوند. در مرحله بعد تنها مناطق ماسک شده در هر یک از تصاویر طبقه بندی شده تاریخ های مختلف با استفاده از روش مقایسه پس از طبقه بندی با یکدیگر مقایسه شده و مناطق تغییر یافته و ماهیت تغییرات در بازه زمانی مورد نظر تعیین می شود.

هدف از این مقاله بکارگیری همزمان روش های مستقیم و پس از طبقه بندی در شناسایی تغییرات است. به این منظور به بررسی تلفیق روش های ماسک باینری و مقایسه پس از طبقه بندی می پردازیم.

۲- مروری بر تحقیقات انجام شده

اطلاعات تغییرات از تصاویر سنجش از دوری در دو سطح به دست می آید که می تواند به این صورت دسته بندی شود: الف) کشف ساده تغییرات باینری (به عنوان مثال تغییر کرده^۱

^۲ no- change

^۱ change

McDermid و همکارانش در سال ۲۰۰۸ تکنیک‌های پیکسل پایه و شیء پایه را برای کاهش نویز در آشکارسازی تغییرات باهم ترکیب می‌کند، و همین‌طور تغییرات کوچک و بدلی به وسیله شرح ناسازگاری^۱ اشیاء معرفی می‌شوند [۴۲]. Niemeyer و همکارانش در سال ۲۰۰۸ یک روش نظارت‌نشده به اشیاء استخراج‌شده از تصاویر QuickBird برای آشکارسازی تغییرات اعمال کرده است. آن‌ها تبدیل چند متغیره آشکارسازی تغییرات^۲ را اعمال کردند، و اشیاء تغییر یافته به وسیله استفاده از تخمین بیشترین شباهت فازی، زیر خوشه‌بندی شده‌اند [۴۳].

Hofman و همکاران در سال ۲۰۰۸ یک شاخص تغییر متفاوت مبتنی بر مقایسه داده ورودی سنجش‌ازدوری دو زمانه را، پیاده‌سازی کرده است، و در ترکیب با یک ماتریس احتمال - انتقال برای آشکارسازی و دوباره کلاسه‌بندی پتانسیل تغییرات در اشیاء سیستم اطلاعات مکانی استفاده کرده است [۴۴]. Gamanya و همکاران در سال ۲۰۰۹ روش قطعه‌بندی ادغام نواحی را روی تصاویر لندست TM و ETM اعمال کرده است، و یک مدل منطقی فازی برای طبقه‌بندی قبل از مقایسه آن‌ها برای محاسبه تغییرات به کار برده است [۴۵]. Yu و همکاران در سال ۲۰۱۰ یک طبقه‌بندی شیء‌گرا با استفاده از روش ماشین بردار پشتیبان را انجام داده، و اشیاء را با داده‌های برداری کاربری زمین مقایسه کرده است [۴۶].

مقایسه مبتنی بر طبقه‌بندی جزئیات تغییرات برای اندازه‌گیری (مقایسه پس از طبقه‌بندی و طبقه‌بندی مستقیم چند زمانه یا ترکیب تصاویر) یک روش خیلی رایج است که در مطالعات آشکارسازی تغییرات اقتباس شده است و می‌تواند شامل پیکسل و شیء شود. گذشته از این ماشین-یادگیری (مانند شبکه‌های مصنوعی عصبی^۳، ماشین بردار پشتیبان، درخت تصمیم‌گیری^۴) و متدهای مبتنی بر سیستم اطلاعات مکانی برای مطالعات تغییرات نیز استفاده می‌شوند.

تابع تصمیم‌گیری^۵ یک المان کلیدی برای تشخیص تغییرات از غیر تغییرات در الگوریتم شناسایی تغییرات است. یک روش رایج، کاربرد یک مقدار حد آستانه گذاری برای

فرق گذاشتن بین دو کلاس تغییر کرده و تغییر نکرده است که در بسیاری از الگوریتم‌های آشکارسازی تغییرات استفاده می‌شود. این تکنیک، اگرچه از فرو و فرا آشکارسازی^۶ رنج می‌برد، در عین حال انتخاب یک حد آستانه گذاری مناسب سخت است [۱۷، ۷، ۱۸، ۱۹] حد آستانه گذاری خیلی پایین مناطق تغییرات را بیرون خواهد گذاشت و حد آستانه گذاری خیلی بالا شامل مناطق تغییرات خواهد شد. انتخاب یک حد آستانه گذاری مناسب به‌طور کلی مشخص نیست خصوصاً برای الگوریتم‌های نظارت‌نشده که هیچ داده‌ی زمینی برای در اختیار گذاشتن اطلاعات قبلی موجود نیست. تکنیک‌های ترکیب الگوریتم می‌تواند برای انتخاب تابع تصمیم‌گیری حد آستانه گذاری مناسب استفاده شود که در بهبود کلی عملکرد تصمیم‌گیری به وسیله ترکیب نظرهای فردی برای به دست آوردن یک اجماع تصمیم‌گیری دخیل می‌شود. این تکنیک برای بهتر کردن نتایج طبقه‌بندی در اکثر اوقات استفاده می‌شود [۲۰] و می‌تواند به نتایج آشکارسازی تغییرات، هنگامی که دو کلاس تغییر کرده و تغییر نکرده، به‌عنوان یک طبقه‌بندی باینری رفتار می‌کنند، اعمال شود. Melgani و همکارانش الگوریتم‌های حد آستانه گذاری متفاوتی را برای دستیابی به آشکارسازی تغییرات نظارت‌نشده محکم^۷ ترکیب کرده‌اند [۲۱].

آقای Pu و همکارانش متوجه این امر شدند که صحت آشکارسازی تغییرات به وسیله جایگذاری حد آستانه گذاری‌های متفاوت برای تغییرات مثبت و منفی بهبود می‌یابد [۲۲]. حد آستانه گذاری بهینه با استفاده از یک متد آزمون و خطای دستی یا در طی خودکار سازی و آزمون آن شناسایی می‌شوند [۱۵، ۷، ۲۳]. محدودیت‌های اولین روش شامل این موارد می‌شود: پرزحمت و زمان‌بر بودن، فقط از یک تصویر در آنالیز استفاده می‌کند، تعداد حد آستانه گذاری‌های گسسته کمتری را برای تست کردن استفاده می‌کند (۱۰-۵) [۱۶]. همبستگی مکانی بین پیکسل‌های همسایه را در نظر نمی‌گیرد [۲۴]. الگوریتم‌های انتخاب حد آستانه گذاری اتوماتیک متنوعی طرح‌ریزی شده است [۲۵] و بحث کرده‌اند که عملکرد این الگوریتم‌ها وابسته به صحنه^۸ هستند. یک مدل کالیبراسیون که محدودیت‌های روش سنتی را از بین می‌برد در مقاله [۱۵] یافت شد، به‌جای یک تعداد کمی از حد آستانه گذاری‌های

^۱ inconsistent

^۲ multivariate alteration detection (MAD)

^۳ artificial neural networks

^۴ decision tree

^۵ decision function

^۶ mis-or-over-detection

^۷ robust

^۸ scene-dependent

هم‌پوشانی دقیق را اجازه نخواهد داد. تعداد باندها و میزان اطلاعات طیفی در تصاویر مختلف، متفاوت خواهد بود [۳۵]. کار با سنسورهای مختلف ایده آل نیست، اما گاهی اوقات اجتناب‌ناپذیر است [۳۵]. این امر سؤالات زیادی را درباره انتخاب الگوریتم‌های طبقه‌بندی برای سنسورهای مختلف و چگونگی در نظر گرفتن فاکتورهایی مانند قدرت تفکیک مکانی به وجود می‌آورد. Fong و همکاران بیان کرده‌اند که تغییر در قدرت تفکیک‌ها احتیاج به انتخاب تکنیک‌های مناسبی برای مینیمم کردن هر خطایی که به‌وسیله قدرت تفکیک‌های مکانی مختلف سبب می‌شود، به وجود می‌آورد [۳۴] و همچنین پیشنهاد کرده است که در مقایسه مستقیم پیکسل‌ها مثل تفاوت و یا نسبت تصاویر مناسب نخواهد بود.

بر اساس مطالعاتی که در زمینه شناسایی تغییرات مبتنی بر طبقه‌بندی صورت گرفته است، نقشه تغییرات حاصل از این روش‌ها به‌صورت نقشه ماهیت تغییرات است که اشاره به تغییرات "از" کلاس "به" کلاس دیگر^۳ دارد. این روش‌ها دارای ماهیتی نظارت‌شده می‌باشند و در تشخیص تغییرات به نمونه‌های تعلیمی نیاز دارند. مطالعاتی که در سال‌های اخیر بر اساس روش‌های مبتنی بر طبقه‌بندی صورت گرفته است، عمدتاً بر مبنای روش مقایسه پس از طبقه‌بندی بوده است. در این روش به دلیل طبقه‌بندی جداگانه تصاویر، نرمالیزاسیون نسبی تأثیر زیادی در فرایند شناسایی تغییرات ندارد. روش‌های مبتنی بر ترکیب ماسک باینری به‌دقت تولید نقشه باینری تغییرات بسیار وابسته است و اگر این مرحله با دقت بالایی صورت گیرد، روش معتبری در جهت شناسایی تغییرات است. این روش به دلیل استفاده از ماسک تولیدشده توسط روش‌های مقایسه مستقیم شناسایی تغییرات برای جداسازی مناطق تغییریافته، به‌شدت به نرمالیزاسیون نسبی وابسته است. Pilon و همکارانش در سال ۲۰۰۱ به بررسی شناسایی تغییرات کاربری اراضی پرداختند. لشگری در سال ۱۳۸۵ و ارگانی در سال ۱۳۸۵ با استفاده از آنالیز طیفی و مقایسه پس از طبقه‌بندی به شناسایی تغییرات استان البرز پرداخت. رفیعی در سال ۱۳۸۷ در جهت شناسایی تغییرات کاربری اراضی شهر شیراز از این روش استفاده کرد.

از آنجایی‌که نمونه‌های تعلیمی این روش باید مبتنی بر ترکیب طیفی-زمانی چند زمانه باشند، به این معنا که

گسسته، یک‌رشته پیوسته‌ای از حد آستانه گذاری‌ها به‌صورت خودگردان (مستقل) تست شدند. روش‌های دیگری برای بهبود انتخاب حد آستانه گذاری شامل: مجموعه فازی و توابع عضویت فازی [۲۶]، آنالیز قانون بیز [۲۷] و استفاده از محاسبات حد آستانه گذاری اتوماتیک برای اشیاء موجود است [۲۸]. روش‌های آشکارسازی تغییرات برای طبقه‌بندی از الگوریتم‌های نظارت‌شده و نظارت‌نشده استفاده می‌کنند. صحت آشکارسازی تغییرات پس از طبقه‌بندی^۱ یک تابعی از صحت طبقه‌بندی روی تصاویر تکی است. خطاها در هر طبقه‌بندی منتشر خواهند شد و صحت کلی آنالیز تغییرات را کاهش می‌دهند. روش نظارت‌شده از مجموعه داده‌های آموزشی استفاده می‌کند. کیفیت، صحت و کامل بودن داده‌های آموزشی، برای تهیه طبقه‌بندی با صحت بالا و همچنین آشکارسازی بهتر مشکل است [۲۹،۳۰] اگرچه، انتخاب مجموعه نمونه داده‌های آموزشی باکیفیت بالا برای طبقه‌بندی تصاویر بسیار سخت و زمان‌براست، مخصوصاً برای طبقه‌بندی داده‌های تصویر قبلی. برای طبقه‌بندی نظارت‌نشده، اطلاعات قبلی تحقیقات منطقه مطالعاتی موردنیاز نیست [۳۱،۳۲] طبقه‌بندی نظارت‌نشده مبتنی بر متدهای آشکارسازی تغییرات، با مشکلات زیادی در شناسایی و برچسب‌گذاری خط سیرهای تغییریافته مواجه می‌شود [۷]. یکی دیگر از مسائل بزرگ در رابطه با متدهای طبقه‌بندی نظارت‌نشده، مانند خوشه‌بندی، انتخاب تعداد گروه‌ها یا خوشه‌ها است. انتخاب یک تعداد نامناسب از تعداد خوشه‌ها (تعداد کم یا خیلی زیاد) خروجی را تحت تأثیر قرار می‌دهد و نتایج متفاوتی حاصل می‌شود [۳۳]. هنگامی‌که داده‌های سنجش‌زدوری از سنسورهای مختلفی به دست می‌آیند، تعدادی مشکلات اضافی حاصل می‌شوند. اندازه پیکسل‌های متفاوت طبقه‌بندی را تحت تأثیر قرار می‌دهد، مانند این‌که پوشش زمین از منظرهای متفاوت با جزئیات متفاوت دیده شود که این امر بستگی به‌اندازه پیکسل دارد. طبقه‌بندی تصاویر با قدرت تفکیک مکانی درشت‌تر^۲ تعدادی از المان‌ها را از دست خواهد داد و کار تناظر یابی آن المان با یک داده سنجش‌زدوری با قدرت تفکیک مکانی خوب را با مشکل مواجه خواهد کرد [۳۴]. اگرچه، خطاهای موجود در هم مرجع کردن و مقیاس‌های متفاوت به دلیل تصحیحات هندسی متفاوت یک

^۱ post-classification
^۲ coarse

^۳ From to

۳- مواد و روش تحقیق

منطقه مورد مطالعه در این تحقیق، شهرک آزادشهر واقع در ناحیه هشت از منطقه ۲۲ استان تهران است. در سال‌های اخیر این منطقه دچار تغییرات کاربری اراضی بسیاری شده است. در این تحقیق از تصاویر ماهواره‌ای توان تفکیک بالای ماهواره‌های GeoEye و QuickBird جهت شناسایی تغییرات شهرک آزادشهر واقع در ناحیه هشت از منطقه ۲۲ استان تهران، استفاده شده است. منطقه مورد مطالعه بین طول‌های جغرافیایی ۵۱ درجه و ۱۱ دقیقه و ۲۷ ثانیه شمالی و ۵۱ درجه و ۱۱ دقیقه و ۲۶ ثانیه شمالی و عرض‌های جغرافیایی ۳۵ درجه و ۴۴ دقیقه و ۳ ثانیه شرقی و ۳۵ درجه و ۴۳ دقیقه و ۴۵ ثانیه شرقی قرار دارد. تصاویر ماهواره‌ای QuickBird متعلق به سال ۱۳۸۵ و GeoEye متعلق به سال ۱۳۸۹ است. به دلیل عدم دسترسی به باند مادون قرمز نزدیک در تصاویر ماهواره‌ای مورد استفاده، از سه باند قرمز، آبی و سبز در محدوده طول موج مرئی، جهت شناسایی تغییرات با استفاده از روش پیشنهادی استفاده شد. ابعاد تصاویر مورد استفاده ۶۰۰×۶۰۰ و واحد پیکسل است. جزئیات این تصاویر در جدول ۱ ارائه شده است. در شکل ۱ تصاویر مورد استفاده از منطقه مورد مطالعه در این تحقیق نشان داده شده است.



شکل ۱- تصاویر مورد استفاده. الف) تصویر ماهواره‌ای QuickBird متعلق به منطقه مورد مطالعه در سال ۱۳۸۵. ب) تصویر ماهواره‌ای GeoEye متعلق به منطقه مورد مطالعه در سال ۱۳۸۹

جدول ۱- مشخصات تصاویر مورد استفاده

GeoEye	QuickBird	سکو
	۴۵۰ کیلومتر	ارتفاع پرواز
Red,Green,Blue	Red,Green,Blue	سنجنده
۱۳۸۹-۰۵-۲۵	۱۳۸۵-۰۷-۱۳	تاریخ اخذ تصویر
۲ متر	۲/۴ متر	قدرت تفکیک
۶۰۰×۶۰۰ پیکسل	۶۰۰×۶۰۰ پیکسل	مکانی ابعاد

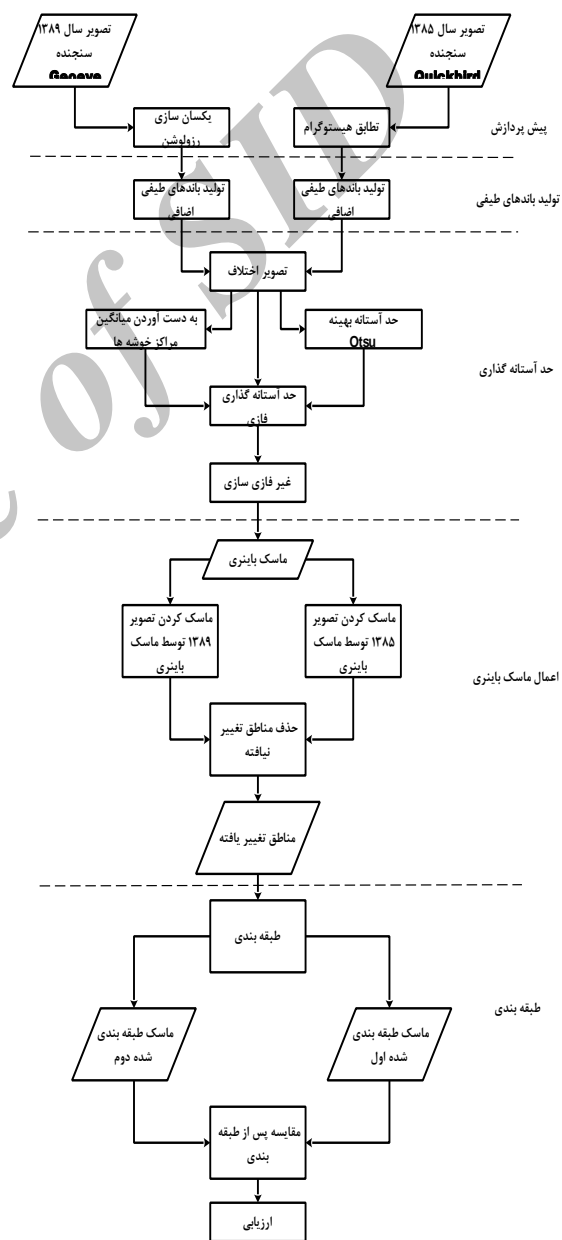
برای هر پیکسل یک برجسب کلاس تغییرات (به عنوان مثال: کلاس تغییرات زمین بایر به شهری) اختصاص یافته باشد، تخصیص هر یک از نمونه‌های تعلیمی به هر یک از کلاس‌های تغییرات دشوار است. این مشکل زمانی که از شبکه عصبی مصنوعی استفاده شود پررنگ‌تر می‌شود. در ادامه به بررسی برخی از روش‌ها با استفاده از مقایسه پس از طبقه‌بندی پرداخته می‌شود.

روش‌های نظارت نشده مبتنی بر متدهای آشکارسازی تغییرات، با مشکلات زیادی در شناسایی و برجسب‌گذاری خط سیرهای تغییر یافته مواجه می‌شود [۷]. یکی دیگر از مسائل بزرگ در رابطه با متدهای طبقه‌بندی نظارت نشده، مانند: خوشه‌بندی، انتخاب تعداد گروه‌ها یا خوشه‌ها است. انتخاب یک تعداد نامناسب از تعداد خوشه‌ها (تعداد کم یا خیلی زیاد) خروجی را تحت تأثیر قرار می‌دهد و نتایج متفاوتی حاصل می‌شود [۳۱]. هنگامی که داده‌های سنجنش‌زدوری از سنسورهای مختلفی به دست می‌آیند، تعدادی مشکلات اضافی حاصل می‌شوند. اندازه پیکسل‌های متفاوت طبقه‌بندی را تحت تأثیر قرار می‌دهد مانند این که پوشش زمین از منظرهای متفاوت با جزئیات متفاوت دیده شود که این امر بستگی به اندازه پیکسل دارد. طبقه‌بندی تصاویر با قدرت تفکیک مکانی درشت‌تر تعدادی از المان‌ها را از دست خواهد داد و کار تناظر یابی آن المان با یک داده سنجنش‌زدوری با قدرت تفکیک مکانی خوب را با مشکل مواجه خواهد کرد. اگرچه، خطاهای موجود در هم مرجع کردن و مقیاس‌های متفاوت به دلیل تصحیحات هندسی متفاوت یک هم‌پوشانی دقیق را اجازه نخواهد داد. تعداد باندها و میزان اطلاعات طیفی در تصاویر مختلف، متفاوت خواهد بود [۳۴]. کار با سنسورهای مختلف ایده آل نیست، اما گاهی اوقات اجتناب‌ناپذیر است [۳۵]. این امر سوالات زیادی را درباره انتخاب الگوریتم‌های طبقه‌بندی برای سنسورهای مختلف و چگونگی در نظر گرفتن فاکتورهایی مانند قدرت تفکیک مکانی به وجود می‌آورد. Fong و همکاران بیان کرده‌اند که تغییر در قدرت تفکیک‌ها احتیاج به انتخاب تکنیک‌های مناسبی برای مینیمم کردن هر خطایی که به وسیله قدرت تفکیک‌های مکانی مختلف سبب می‌شود، به وجود می‌آورد؛ و همچنین پیشنهاد کرده است که در مقایسه مستقیم پیکسل‌ها مثل تفاوت و یا نسبت تصاویر مناسب نخواهد بود [۳۴].

۳-۱- پیش پردازش

در انجام اکثر روش‌های آشکارسازی تغییرات، ملزم به انجام پیش‌پردازش‌های لازم هستیم. پیش‌پردازش تصاویر ماهواره‌ای چند زمانه از منطقه مورد نظر شامل سه بخش نمونه‌برداری، تصحیحات هندسی و تصحیحات رادیومتریک است. به همین منظور اعمالی روی این تصاویر صورت گرفت که در ادامه توضیحاتی مختصر داده می‌شود. تصاویر ذکر شده از قبل هم مرجع بودند. این عمل با استفاده از نقشه‌های توپوگرافی و انطباق تصاویر با نقشه‌ها انجام شده است. به همین دلیل از مرحله تصحیح هندسی در این تحقیق صرف نظر شد. چون دو تصویر استفاده شده در این تحقیق از دو منبع سنجش‌ازدوری متفاوت اخذ شده بودند و دارای رزولوشن مکانی مختلف از هم‌دیگر می‌باشند، به همین دلیل قبل از ورود به فرآیند آشکارسازی تغییرات باید از لحاظ اندازه پیکسلی با یکدیگر یکسان شوند، چراکه روش مورد استفاده در این تحقیق پیکسل میناست و در ضمن پس از به دست آمدن نقشه‌های پوشش اراضی، این دو تصویر پیکسل به پیکسل با هم مقایسه می‌شوند، به همین دلیل یکسان بودن اندازه پیکسل‌های دو تصویر امری ضروری است. برای این منظور ابتدا اندازه پیکسل‌های تصویر ماهواره‌ای سنجنده‌ی GeoEye متعلق به نزدیک‌ترین همسایه از نظر قدرت تفکیک مکانی با تصویر ماهواره‌ای سنجنده‌ی QuickBird متعلق به سال ۱۳۸۵ یکسان شد. یکی از مواردی که باید در بخش ورودی الگوریتم نام برده آورده شود اندازه پیکسل خروجی (که در این تحقیق برابر اندازه پیکسل‌های سنجنده QuickBird قرار داده شد)، و مورد دوم، مقدار پس‌زمینه بود که حاصل این فرآیند دو تصویر با رزولوشن مکانی یکسان بوده است. پس از یکسان‌سازی اندازه پیکسل‌های دو تصویر به علت تغییر اندازه پیکسل‌های تصویر سال ۱۳۸۹، باید تصویر سال ۸۹ نسبت به تصویر سال ۸۵ رجیستر شود. علت این امر جابه‌جایی مراکز پیکسل‌های تصویر نامبرده در فرآیند یکسان‌سازی تصویر بوده است. به همین منظور با استفاده از نرم‌افزار 4.8 Envi و با استفاده از ابزار image to image Co registering این فرآیند از طریق تولید نقاط گرهی روی دو تصویر و نیز عملیات مرتبط سازی با استفاده از نرم‌افزار نامبرده صورت گرفت. در مرحله آخر پیش‌پردازش، تصحیح رادیومتریک صورت می‌گیرد. به منظور تصحیحات رادیومتریک، از روش‌های نرم‌الیزاسیون

در این تحقیق از روش ترکیب ماسک باینری و مقایسه پس از طبقه‌بندی استفاده شده است. برای این منظور پس از انجام پیش‌پردازش‌های لازم روی تصاویر و تولید تصویر اختلاف، ماسک باینری با استفاده از روش پیشنهادی در مقاله تولید می‌شود و پس از ماسک کردن مناطق تغییر نیافته به طبقه‌بندی این تصاویر پرداخته شد. در انتها این تصاویر پیکسل به پیکسل با هم مقایسه می‌شود و نقشه ماهیت تغییرات تولید می‌گردد. جزئیات روش مورداستفاده در شکل ۲ نشان داده شده است.



شکل ۲- روند نمای تحقیق

PD321 = Blue-Green
 PD311 = Blue -Red
 PD323 = Blue+ Green
 PD324 = Blue + Red
 PD322 = (Blue-Green)/ Blue+ Green
 PD312= (Blue -Red)/(Blue + Red)

۳-۳- حد آستانه گذاری

یکی از روش‌هایی که معمولاً برای آنالیز تصویر اختلاف مورد استفاده قرار می‌گیرد، تکنیک حد آستانه‌گذاری است. برخلاف ساده بودن تکنیک فوق، تعیین حد آستانه بهینه با دشواری‌هایی همراه است. تعیین حد آستانه بهینه معمولاً به روش سعی و خطا صورت گرفته و مبتنی بر تجربیات فرد خبره مفسر تصاویر است [۴۹،۵۰]. در برخی از این روش‌ها با این فرض که هیستوگرام تصویر اختلاف به صورت گوسی شکل است و انحراف معیار این توزیع σ است، پیکسل‌هایی را که مقدار آن‌ها در قدر مطلق تصویر اختلاف، در بازه $[0, k\sigma]$ باشد [۴۹،۵۰]. به عنوان پیکسل‌های تغییر نیافته معرفی می‌کند. در صورتی که هیستوگرام تصویر اختلاف، همواره به صورت گوسی شکل نیست. ضعف بعدی در روش آن‌ها، نحوه انتخاب ضریب k (یک عدد حقیقی مثبت است) است؛ زیرا کمترین اشتباه در تعیین k باعث تخریب نتایج آشکارسازی تغییرات می‌شود [۴۹،۵۰]. اصولاً این ضریب به صورت تجربی (سعی و خطا) تعیین می‌شود. روش‌هایی برای تعیین این حد آستانه به صورت بهینه توسعه داده شده است که مستقل از کاربر و به صورت اتوماتیک عمل می‌کنند [۴۹،۵۰]. با توجه به توضیحات داده شده در این مرحله جهت به دست آوردن تصویر اختلاف از روش قدر مطلق تفاضل جبری (ADA) تصویر سال ۸۹ از سال ۸۵ استفاده شد. این تصویر اختلاف به عنوان ورودی روش حد آستانه گذاری $Otsu$ جهت تعیین حد آستانه گذاری بهینه است.

روش $Otsu$ یکی از پرکاربردترین روش‌های حد آستانه‌گذاری است که تفکیک پذیری بین پیکسل‌های تغییر نیافته (کلاس C_0) و پیکسل‌های تغییر یافته (کلاس C_1) را با توجه به واریانس کلاس‌های مربوطه بیشینه می‌کند [۴۹،۵۰]. به طوری که حد آستانه بهینه زمانی انتخاب خواهد شد که مجموع واریانس داخل کلاس‌ها کمینه شود که در واقع متناظر هست با اینکه واریانس بین کلاس‌ها بیشینه گردد [۳۶] [۴۹،۵۰] در ادامه نحوه تعیین حد آستانه بهینه در این روش بیان می‌گردد.

نسبی استفاده شد. یکی از این روش‌های متداول نرمالیزاسیون نسبی، الگوریتم تطابق هیستوگرام دو تصویر چند زمانه مورد نظر است. در این روش هیستوگرام تصویر هدف (تصویر سال ۱۳۸۵) با استفاده از هیستوگرام تصویر مرجع (تصویر سال ۱۳۸۹) طوری تغییر داده می‌شود تا ویژگی‌های رادیومتریکی دو تصویر مذکور مشابه یکدیگر شده و اختلاف بین مقادیر درجات خاکستری در این دو تصویر کاهش یابد. این روش تمامی پیکسل‌های هر باند را مورد استفاده قرار می‌دهد [۴۷]. این فرآیند دارای دو مرحله کلی است، تعدیل هیستوگرام به منظور دستیابی به هیستوگرام میانی و سپس تغییر هیستوگرام به جهت رسیدن به هیستوگرام مرجع [۴۷]. این روش نرمالیزاسیون معمولاً در نرم افزارهای پردازش تصاویر سنجش‌ازدوری مورد استفاده قرار می‌گیرد [۴۷]. حاصل این فرآیند در شکل ۳ آورده شده است.



شکل ۳- نتایج تطابق هیستوگرام. الف) تصویر سال ۸۹، ب) تصویر سال ۸۵ پس از تطابق هیستوگرام

۳-۲- تولید باندهای طیفی

پس از انجام پیش‌پردازش‌های لازم به جهت افزایش فضای ویژگی‌های ورودی و استخراج هر چه بهتر اطلاعات در مرحله تولید ماسک، طبقه‌بندی و نیز تهیه نقشه تغییرات، به تولید باندهای طیفی با استفاده از نسبت‌های سه باند قرمز، سبز و آبی با استفاده از دو تصویر پرداختیم. هدف اصلی از انجام این نسبت گیری، افزایش میزان اختلاف بازتاب پوشش‌های مختلف زمینی (مثل سقف ساختمان‌ها) در باندهای یاد شده با توجه به کیفیت تصاویر مذکور و نیز کمک به طبقه‌بندی بهتر عوارض در کلاس‌های مرتبط است [۴۷]. به این منظور از هر تصویر ۶ باند طیفی با توجه به فرمول‌های زیر تولید شد [۴۷].

۱ Equilize

برای تعیین حد آستانه بهینه نیاز هست تا تمامی پارامترهای فوق برای هر نماینده t ($1 \leq t \leq L$)، تعیین شوند.

۴-۳- حد آستانه گذاری فازی

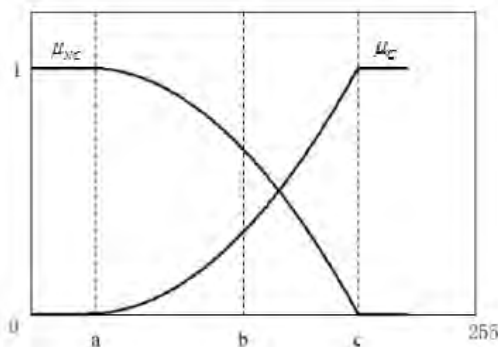
منطق فازی به طور گسترده در بسیاری از زمینه‌های تحقیقاتی بکار رفته است. در این مقاله از یک روش استنتاج فازی صریح برای آشکارسازی تغییرات استفاده شد. تعیین مناسب توابع عضویت از مهم‌ترین مراحل استنتاج فازی است با توجه به خصوصیات ویژه تصویر اختلاف، توابع گوسین کارایی مناسبی نداشته و لذا از سایر تابع ریاضی به فرم‌های S شکل و Z شکل استفاده شد [۳۷]. روابط ریاضی و نحوه تعیین بهینه پارامترهای این توابع در ادامه تشریح می‌شود: در این روش همان‌گونه که در قسمت قبل ذکر شد از توابع عضویت S و Z شکل استفاده می‌کنیم که به شکل زیر می‌باشند:

$$\mu_C(i) = S(i; a, b, c) = \begin{cases} 0, & i \leq a \\ \frac{(i-a)^2}{(c-a)*(b-a)}, & a < i \leq b \\ 1 - \frac{(i-c)^2}{(c-a)*(c-b)}, & b < i \leq c \\ 1, & i > c \end{cases} \quad (9)$$

$$\mu_{NC}(i) = Z(i; a, b, c) = 1 - S(i; a, b, c) \quad (10)$$

گراف توابع عضویت $\mu_C(i)$ و $\mu_{NC}(i)$ در شکل (۴)، ارائه شده است.

نقطه **b** نقطه ابهام است که در آن میزان درجه عضویت به هر دو کلاس برابر ۰.۵ است:



شکل ۴- توابع ریاضی S شکل و Z شکل به عنوان توابع عضویت $\mu_C(i)$ (مجموعه تغییر یافته) و $\mu_{NC}(i)$ (مجموعه تغییر نیافته) [۴۸]

یک تصویر را می‌توان به عنوان یک تابع شدت در نظر گرفت که شامل N پیکسل با درجات خاکستری ۱ تا L است. در صورتی که تعداد پیکسل‌هایی با درجه خاکستری i با f_i نشان دهیم، احتمال درجه خاکستری i در تصویر اختلاف حاصل از تصاویر مرجع و هدف به صورت رابطه (۲) است [۴۹،۵۰].

$$p_i = \frac{f_i}{N} \quad (2)$$

هدف این الگوریتم پیدا کردن حد آستانه بهینه است [۴۹،۵۰]. در صورتی که این حد آستانه را با t نشان دهیم، کلاس C_0 شامل جمع احتمالات درجات خاکستری $[1, \dots, t]$ و کلاس C_1 شامل جمع احتمالات درجات خاکستری $[t+1, \dots, L]$ است. در این صورت توزیع احتمال درجات خاکستری دو کلاس فوق به صورت زیر است [۴۹،۵۰].

$$C_1 = \frac{P_1}{w_1(t)}, \frac{P_2}{w_1(t)}, \dots, \frac{P_t}{w_1(t)} \quad (3)$$

$$C_2 = \frac{P_{t+1}}{w_2(t)}, \frac{P_{t+2}}{w_2(t)}, \dots, \frac{P_L}{w_2(t)} \quad (4)$$

در صورتی که $w_2(t) = \sum_{i=t+1}^L p_i$ و $w_1(t) = \sum_{i=1}^t p_i$

باشد، میانگین دو کلاس C_1 و C_0 به صورت زیر برآورد می‌شوند [۴۹،۵۰]:

$$\mu_1(t) = \sum_{i=1}^t i \frac{P_i}{w_1(t)} \quad (5)$$

$$\mu_2(t) = \sum_{i=t+1}^L i \frac{P_i}{w_2(t)} \quad (6)$$

روش حد آستانه گذاری Otsu واریانس بین کلاسی در تصویر حد آستانه گذاری شده را به صورت زیر معرفی می‌کند [۴۹]:

$$\sigma_B^2(t) = w_1(t)(\mu_1(t) - \mu_T)^2 + w_2(t)(\mu_2(t) - \mu_T)^2 \quad (7)$$

الگوریتم Otsu دنبال حد آستانه بهینه X می‌گردد که واریانس بین کلاسی σ_{BC}^2 را بیشینه نماید:

$$X = \text{Arg MAX} \{ \sigma_{BC}^2(t) \} \quad \text{و} \quad 1 \leq t \leq L \quad (8)$$



الف



ب



ج

شکل ۵- ماسک باینری تولیدشده، الف) روش تلفیقی (ب) روش فازی با استفاده از تابع عضویت گوسین، ج) روش Otsu (سیاه، مناطق تغییر یافته و سفید، مناطق تغییر نیافته)

جدول ۲- معیارهای ارزیابی دقت تهیه ماسک باینری

ضرب کاپا	دقت کلی	کلاس "تغییر یافته" دقت کاربر	کلاس "تغییر یافته" دقت تولیدکننده	کلاس "تغییر یافته" دقت کاربر	کلاس "تغییر یافته" دقت تولیدکننده	روش
60.61	71.47	56.35	67.06	78.50	78.93	تلفیق (روش پیشنهادی)
52.05	59.16	59.68	48.04	58.21	6867	فازی
56.63	66.53	71.31	54.43	70.48	72.75	اتسو

همان‌گونه که از نتایج فوق مشخص است، ماسک تولیدشده به روش تلفیقی پیشنهادشده در مقاله از لحاظ دقت کلی و ضریب کاپا بالاتر از دو ماسک دیگر به دست آمده است. این در حالی است که هر سه ماسک

پس از به دست آوردن تصویر اختلاف با استفاده از روش قدر مطلق تفاضل جبری و نیز نرمال سازی این تصویر اختلاف، خروجی این مرحله به عنوان ورودی الگوریتم حد آستانه گذاری اتوماتیک Otsu استفاده می‌شود. پس از تولید حد آستانه، باینری سازی تصویر اختلاف با استفاده از رابطه $(otsu\ threshold)/max(Image\ difference)$ به کلاس‌های اولیه تغییر اعدم تغییر، نوبت به دست آوردن میانگین کلاس‌های اولیه تغییر یافته و تغییر نیافته می‌رسد. در واقع این میانگین‌ها به همراه حد آستانه بهینه به دست آمده در مرحله قبل و درجات خاکستری تصویر اختلاف، چهار پارامتر ورودی به تابع عضویت فازی که در بالا ذکر شد، هستند. پس از اعمال تابع عضویت فازی، خروجی این روند، با توجه به رابطه (۹) تصویری با درجات خاکستری فازی (تصویر نرم) خواهد بود که برای استفاده از این تصویر به عنوان یک ماسک باینری باید مرحله غیر فازی سازی را به منظور تولید یک تصویر سخت طی کند. مرحله غیر فازی سازی با استفاده از روش max-min انجام گرفت. به همین منظور بعد از خروجی گرفتن از تابع عضویت فازی از طریق الگوریتم Otsu حد آستانه بهینه جهت باینری سازی مجدد این تصویر به دست آمده نهایی کسب می‌شود که پس از آن تصویر نهایی ماسک تولیدشده به دست می‌آید که در ادامه ارائه شده است.

۴- بحث و نتایج

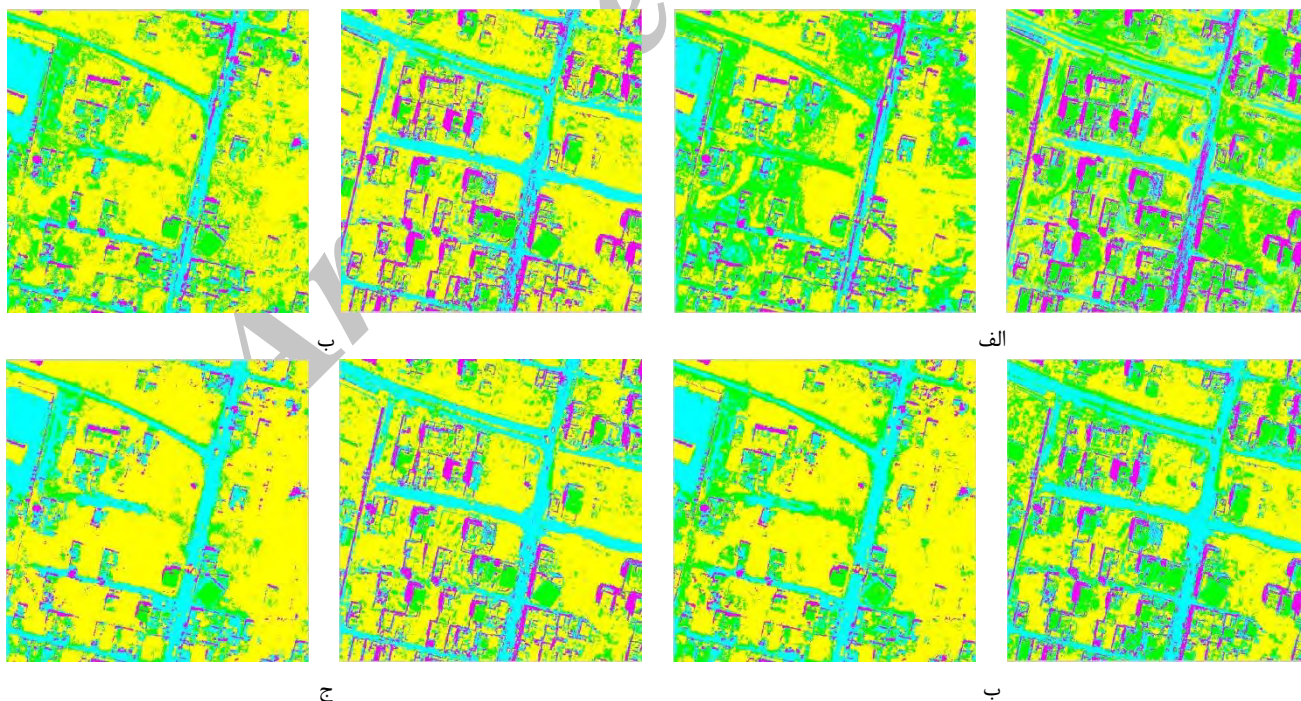
با توجه به توضیحات فوق پس از تعیین حد آستانه بهینه و به دست آوردن مراکز خوشه‌های تغییر یافته و تغییر نیافته، با استفاده از تابع عضویت فازی ذکر شده در بالا و پس از غیر فازی ساختن خروجی این روند از طریق روش ماکزیمم-مینیمم، تصویر باینری مناطق تغییر یافته و تغییر نیافته به دست آمد. برای مقایسه کیفیت کمی و کیفی ماسک باینری تولیدشده، این ماسک با دو ماسک تولیدشده از طریق استفاده از دو روش حد آستانه گذاری اتوماتیک Otsu و نیز با استفاده از تابع عضویت فازی گوسین مقایسه شده است. در شکل ۵ این تصویر ماسک باینری نشان داده شده است.

شده است. دلیل این امر این است که تغییرات زیادی در تصاویر ماهواره‌ای چند زمانه صورت نگرفته است و بنابراین با توجه به ذات روش تطابق هیستوگرام که از اطلاعات تمام تصویر در جهت نرمالیزاسیون نسبی استفاده می‌کند این روش باعث به وجود آمدن تأثیر مثبت جهت تولید ماسک باینری شده است.

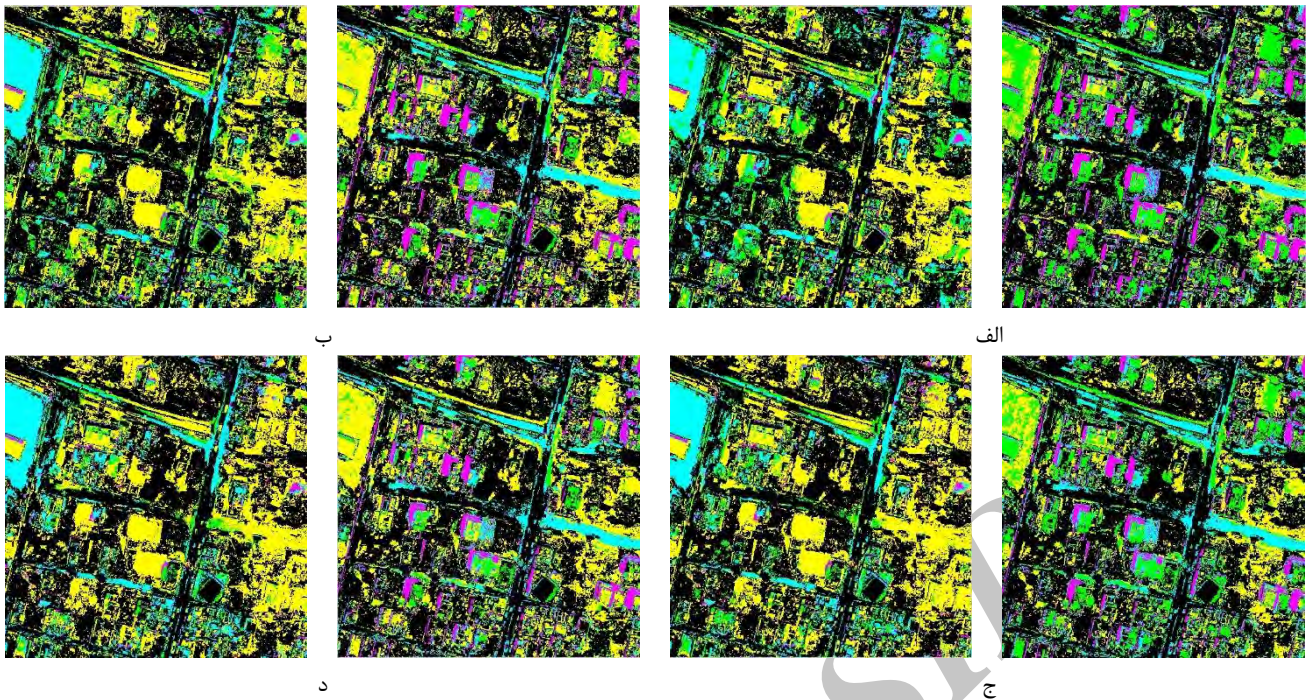
در ادامه تنها مناطق تغییر یافته در این تصاویر طبقه بندی می‌شوند. برای این منظور از روش‌های طبقه بندی نظارت شده ماشین بردار پشتیبان، بیشترین شباهت، کمترین فاصله و شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد. بدین منظور از سطح دو تصویر به انتخاب داده‌های آموزشی و آزمایشی پرداخته شد. با توجه به بررسی دو تصویر از لحاظ کلاس‌های موجود، در سطح دو تصویر ۵ کلاس ساختمان، خاک، راه، درخت و سایه شناسایی شد و در ادامه داده‌های آموزشی و آزمایشی انتخاب گردید. در ادامه توسط روش‌های طبقه بندی یاد شده در بخش قبل تصاویر به کلاس‌های شناسایی شده طبقه بندی شده و نقشه کاربری اراضی مربوط به هر سال با ۵ کلاس کاربری به دست آمد. در زیر نتایج حاصل از طبقه بندی ارائه شده است.

تولید شده به علت ذات پیکسلی دارای نویزهایی چه در مناطق تغییر یافته و چه در منطقه تغییر نیافته می‌باشند. ماسک تولید شده به روش صرفاً فازی از لحاظ نشان دادن مناطق تغییر نیافته دارای دقت بالایی است ولی این ماسک بسیاری از مناطق تغییر یافته را در کلاس تغییر نیافته طبقه بندی کرده است. این توضیحات تا حدودی برای ماسک تولید شده به روش Otsu صادق است. چراکه این ماسک نیز تا حدودی توانسته مناطق تغییر یافته را نشان دهد.

در ادامه با توجه به توضیحات فوق ماسک باینری تولید شد و با قرار دادن این ماسک باینری بر روی دو تصویر مناطق تغییر یافته شناسایی شد و این مناطق با ماسک شد و از روند آشکارسازی تغییرات کنار گذاشته شد. با انجام این تحقیق به این نکته می‌توان پی برد که انجام تصحیح نرمالیزاسیون نسبی برای تصویر سال ۱۳۸۵ که از طریق الگوریتم تطابق هیستوگرام انجام شد باعث به وجود آمدن درجات خاکستری تا حد زیادی نزدیک به تصویر مرجع شد. که این مورد باعث به دست آمدن ماسک باینری با دقت بالاتری نسبت به روش‌های دیگر



شکل ۶- نقشه پوشش اراضی تولید شده، سمت راست سال ۱۳۸۹، سمت چپ سال ۱۳۸۵. (الف). نقشه موضوعی حاصل از طبقه بندی کمترین فاصله، (ب) بیشترین شباهت. (ج) شبکه عصبی، (د) ماشین بردار پشتیبان



شکل ۷- نقشه پوشش اراضی تولیدشده با استفاده از ماسک باینری، سمت راست سال ۱۳۸۹، سمت چپ سال ۱۳۸۵. (الف). نقشه موضوعی حاصل از طبقه‌بندی کمترین فاصله، ۲ (ب) بیشترین شباهت. (ج) شبکه عصبی، (د) ماشین بردار پشتیبان

طبقه‌بندی در دو تصویر مرجع با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی بالاتر است. علت این امر را می‌توان قدرت این الگوریتم در شناسایی کلاس‌هایی که از لحاظ طیفی به یکدیگر بسیار شبیه‌اند دانست. در ضمن ANN از بردارهای وزن هر کلاس به‌عنوان نماینده آن کلاس استفاده می‌کند. طبق دید بصری و بررسی‌های انجام‌گرفته روی تصاویر، در تصویر سال ۸۵ تعدادی پیکسل با ارزش پیکسلی صفر برای کلاس سایه و ۲۵۵ برای کلاس خاک وجود دارد. این امر را می‌توان از مشکلات تصویر نام‌برده دانست که باعث اختلال در روند طبقه‌بندی خواهد شد. البته این امر تا حدودی در مرحله پیش‌پردازش هموار شده است ولی در نهایت تأثیر قابل توجهی روی دقت نهایی همه روش‌های طبقه‌بندی و نویزی کردن این خروجی‌ها گذاشته است.

نتایج طبقه‌بندی‌ها هر یک از تصاویر ماهواره‌ای مورد استفاده در این تحقیق نشان می‌دهد که هر یک از روش‌های طبقه‌بندی دارای عملکرد متفاوتی در تهیه نقشه کاربری اراضی سال ۱۳۸۵ با استفاده از صرفاً اطلاعات طیفی دارند، اما میان عملکرد این روش‌ها در تهیه نقشه کاربری اراضی سال ۱۳۸۹ اختلاف اندکی وجود دارد. دلیل این امر را می‌توان در کیفیت رادیومتریکی بهتر تصویر سال ۱۳۸۹ نسبت به تصویر سال ۱۳۸۵ دانست. در تصویر سال ۱۳۸۵، مقدار درجه خاکستری درخت و سایه در بیشتر مناطق تقریباً به‌طور کامل شبیه به یکدیگر است و از روی شباهت این دو کلاس نمی‌توان نتیجه‌گیری خاصی انجام داد، اما شباهت طیفی بالایی بین کلاس ساختمان و خاک لخت در این تصویر وجود دارد طبق جدول (۳) که روش شبکه عصبی مصنوعی نقش مؤثرتری را داشته است. همان‌طور که از تفسیر بصری نتایج بالا آشکار است تمامی تصاویر فوق در مناطق تغییر یافته دارای نویزها و تک پیکسل‌هایی می‌باشند. از لحاظ مقایسه کمی، دقت

جدول ۳- معیارهای ارزیابی دقت تهیه نقشه کاربری اراضی برای هر یک از تصاویر ماهواره‌ای با استفاده از روش‌های طبقه‌بندی

روش	سال اخذ تصویر	دقت تولیدکننده کلاس "ساختمان"	دقت کاربر کلاس "ساختمان"	دقت تولیدکننده کلاس "درخت"	دقت کاربر کلاس "درخت"	دقت تولیدکننده کلاس "راه"	دقت کاربر کلاس "راه"	دقت تولیدکننده کلاس "خاک"	دقت کاربر کلاس "خاک"	دقت تولیدکننده کلاس "سایه"	دقت کاربر کلاس "سایه"	دقت کلی	ضریب کاپا
MD	1385	18.14	8.31	16.66	6.25	20.34	20.46	34.64	64.86	87.25	64.73	32.63	23.53
	1389	79.86	33.51	36.59	20.27	47.21	82.26	50.43	86.76	62.06	71.07	60.01	47.49
NN	1385	54.88	75.31	14.23	74.66	98.84	68.97	94.34	92.60	95.10	62.38	84.38	71.82
	1389	70.03	64.04	24.39	85.37	98.93	83.78	89.07	92.49	82.05	77.58	84.08	76.85
ML	1385	53.81	56.94	6.67	4.15	47.67	65.86	88.10	89.70	95.10	64.24	75.55	56.83
	1389	45.99	68.23	39.72	41.91	92.35	90.62	93.90	86.56	76.36	74.07	81.88	73.04
SVM	1385	45.12	95.48	6.67	29.63	98.84	63.91	99.15	92.05	87.75	63.48	85.42	72.95
	1389	33.47	70.20	37.11	54.06	98.28	85.96	96.57	84.41	72.46	78.25	82.03	72.74

علت پوشیده بودن سقف تعدادی از منازل با پوشش ایزوگام نیز صدق می‌کند. لازم به ذکر است که عواملی از قبیل اختلاف زاویه تابش خورشید، وجود سایه در حاشیه کنار دیواره‌های ساختمان، پخش مصالح ساختمانی روی مناطقی از تصویر، مشکلات موجود در مقدار پیکسل‌های کلاس سایه و کلاس خاک و سقف برخی از ساختمان‌ها باعث به وجود آمدن نویز پیکسلی در نتایج طبقه‌بندی شده است. در مرحله بعد تنها مناطق ماسک شده در هر یک از تصاویر طبقه‌بندی شده تاریخ‌های مختلف با استفاده از روش مقایسه پس از طبقه‌بندی با یکدیگر مقایسه شده و مناطق تغییر یافته و ماهیت تغییرات در بازه زمانی مورد نظر تعیین شد. نتایج حاصل در شکل ۸ ارائه شده است.

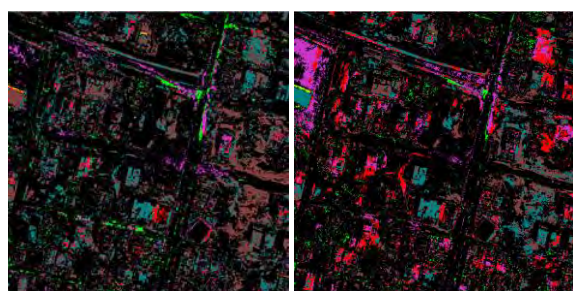
همان‌طور که از تصاویر بالا و جدول پارامترهای ارزیابی طبقه‌بندی واضح است کلاس‌های ساختمان و خاک بالاترین دقت در همه روش‌ها تفکیک شده‌اند ولی در مورد کلاس راه و ساختمان تا حدودی طبقه‌بندی اشتباه رخ داده است. علت این امر را می‌توان به شباهت طیف بازتابی برخی از سقف‌ها به علت پوشش آسفالت با راه‌ها و نیز تفاوت‌های طیفی در بین پیکسل‌های مربوط به یک کلاس از لحاظ ماهیت دانست. نکته دیگری که باعث اختلال در طبقه‌بندی کلاس ساختمان می‌شود تفاوت پوشش سقف برخی ساختمان‌ها از لحاظ جنس است (بعضی از ساختمان‌ها سفالی و تعدادی دارای سقف با پوشش آسفالت و تعدادی ایزوگام هستند). این نکته در مورد کلاس ساختمان و خاک نیز به

جدول ۴- معیارهای ارزیابی دقت تهیه نقشه ماهیت تغییرات در مناطق تغییر یافته ماسک شده

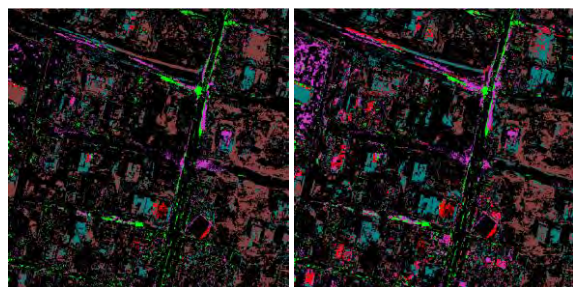
روش	دقت تولیدکننده کلاس "ساختمان تغییر یافته"	دقت کاربر کلاس "ساختمان تغییر یافته"	دقت تولیدکننده کلاس "درخت تغییر یافته"	دقت کاربر کلاس "درخت تغییر یافته"	دقت تولیدکننده کلاس "راه تغییر یافته"	دقت کاربر کلاس "راه تغییر یافته"	دقت تولیدکننده کلاس "خاک تغییر یافته"	دقت کاربر کلاس "خاک تغییر یافته"	دقت تولیدکننده کلاس "سایه تغییر یافته"	دقت کاربر کلاس "سایه تغییر یافته"	دقت کلی	ضریب کاپا	
MD	6.73	8.12	28.72	29.72	42.23	84.38	28.99	70.28	41.21	40.56	37.09	52.93	46.51
ML	46.79	60.19	26.18	70.45	61.61	94.05	67.35	64.09	44.61	76.48	61.00	59.93	69.62
NN	47.42	65.38	13.51	93.02	87.41	92.41	65.49	89.25	65.55	63.83	49.71	49.60	73.32
SVM	48.31	86.03	21.45	96.21	87.26	92.21	82.88	61.09	37.19	77.66	64.99	57.01	70.84

جدول ۵- معیارهای ارزیابی دقت تهیه نقشه ماهیت تغییرات در منطقه موردنظر (بدون ماسک)

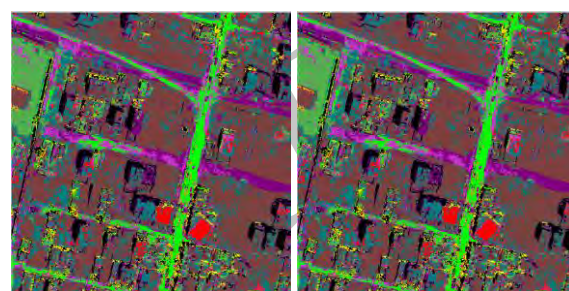
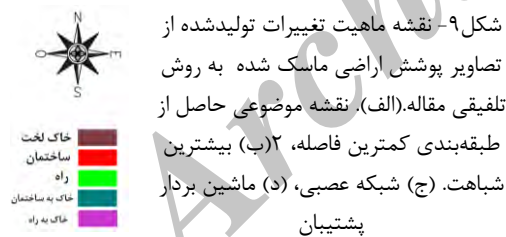
روش	دقت تولیدکننده کلاس "ساختمان تغییر یافته"	دقت کاربر کلاس "ساختمان تغییر یافته"	دقت تولیدکننده کلاس "درخت تغییر یافته"	دقت کاربر کلاس "درخت تغییر یافته"	دقت تولیدکننده کلاس "راه تغییر یافته"	دقت کاربر کلاس "راه تغییر یافته"	دقت تولیدکننده کلاس "خاک تغییر یافته"	دقت کاربر کلاس "خاک تغییر یافته"	دقت تولیدکننده کلاس "ساختمان"	دقت کاربر کلاس "خاک"	دقت تولیدکننده کلاس "خاک به راه"	دقت کاربر کلاس "خاک به راه"	دقت کلی	ضریب کاپا
MD	0.87	2.11	23.08	8.96	6.67	3.81	14.53	14.23	34.89	53.46	29.40	53.72	41.05	34.65
ML	90.85	81.21	3.85	11.11	33.33	12	60.61	16.69	40.83	90.85	53.25	50.16	62.90	48.40
NN	83.33	89.89	6.42	8.24	77.04	19.55	16.36	16.88	53.14	88.66	48.83	39.73	65.61	48.96
SVM	94.34	98.63	15.38	66.67	71.85	17.45	100	17.39	36.29	99.69	51.95	41.68	58.85	46.03



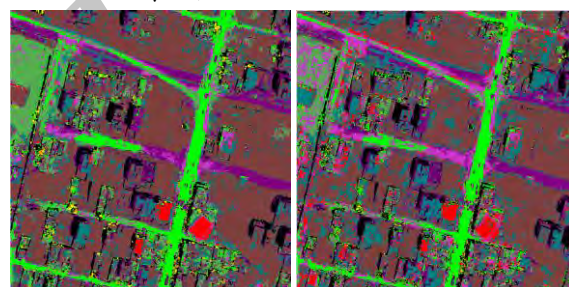
الف ب



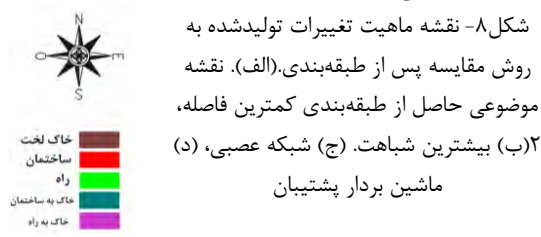
د ج



الف ب



د ج



شناسایی کاربری اراضی وجود ندارد و این مناطق از نقشه ماهیت ماسک شده اند. از لحاظ بررسی های انجام شده در این منطقه، کلاس های تغییرات "خاک لخت به ساختمان" و خاک لخت به راه"، "خاک تغییر نکرده"، "ساختمان تغییر نکرده"، "راه تغییر نکرده" و درخت تغییر نکرده بیشترین سهم تغییرات در این منطقه را دارند. به همین دلیل با بررسی کلاس های موجود در نقشه های ماهیت تولید شده به روش مقایسه پس از طبقه بندی، این نکته مشاهده می شود که تعداد زیادی از رنگهای موجود در این نقشه ها حاوی اطلاعات مناطق تغییر یافته با مفهوم فیزیکی در منطقه مورد

طبق نتایج نشان داده شده در بالا و بررسی بصری نقشه های ماهیت تولید شده با استفاده از روش مقایسه مستقیم (شکل ۸)، هر ۴ تصویر دارای کلاس های تغییراتی می باشند که از لحاظ صحت سنجی با واقعیت، وجود خارجی ندارند. علت این امر را می توان در ماهیت روش مقایسه پس از طبقه بندی دانست که بسیار وابسته به دقت تهیه نقشه کاربری اراضی هر یک از سال های ۱۳۸۵ و ۱۳۸۹ می باشد. لازم بذکر است که بدلیل وجود کلاس سایه در هر یک از نقشه های موضوعی سال ۱۳۸۵ و ۱۳۸۹ در نقشه ماهیت تغییرات فرض شده است که هیچ اطلاعاتی از این مناطق در

در شناسایی تغییرات از جمله روش‌های نظارت‌نشده در شناسایی تغییرات است و نتیجه آن نقشه تغییرات است که شامل دو منطقه تغییر یافته و تغییر نیافته است. به‌طور کلی فرآیند کار در این روش به این صورت است که در مرحله اول تصویر اختلاف با استفاده از تصاویر زمان اول و دوم تولید می‌شود و در مرحله دوم نقشه باینری تغییرات با استفاده از روش‌های خوشه‌بندی یا حد آستانه‌گذاری مشخص می‌شود که ما در این تحقیق از تلفیق دو روش حد آستانه گذاری اتوماتیک Otsu و حد آستانه گذاری فازی استفاده کردیم. روش مقایسه پس از طبقه‌بندی از جمله روش‌های متداول و نظارت‌شده در شناسایی تغییرات است و نتیجه آن نقشه ماهیت تغییرات است که اطلاعات مربوط به تغییر کاربری اراضی را شامل می‌شود. به‌طور کلی فرآیند کار در این روش به این صورت است که در مرحله اول هر یک از تصاویر چند زمانه به‌طور جداگانه طبقه‌بندی می‌شوند تا نقشه کاربری اراضی هر یک از تصاویر به دست آیند سپس در مرحله بعد با مقایسه هر یک از نقشه‌های کاربری اراضی، نقشه ماهیت تغییرات به دست می‌آید.

همان‌طور که در بخش‌های قبلی توضیح داده شد ما در این تحقیق از ترکیب دو روش ماسک باینری و مقایسه پس از طبقه‌بندی استفاده کردیم. در این روند نتایج قابل استخراج است که ذکر آن‌ها در ادامه آورده شده است: پیش‌پردازش در فرآیند شناسایی تغییرات علاوه بر تصحیح هندسی، شامل تصحیحات رادیومتریک، از جمله نرمالیزاسیون و تطابق طیفی هیستوگرام است. بطوریکه در شناسایی تغییرات با استفاده از روش مقایسه مستقیم معمولاً مناطق تغییر یافته بر اساس آنالیز تغییرات طیفی عوارض انجام می‌شوند، بنابراین تصحیح رادیومتریک در این روش‌ها امری ضروری خواهد بود.

در تصویر سال ۱۳۸۹، شباهت طیفی بین کلاس‌های راه، درخت و سایه وجود دارد که روش طبقه‌بندی بیشترین شباهت دارای دقت بهتری در تفکیک‌پذیری بین این کلاس‌ها بوده است. همچنین شباهت طیفی بالای سقف ساختمان‌هایی که با ایزوگام پوشیده شده‌اند، با آسفالت راه‌ها و همچنین وجود ساختمان‌های با سقف‌هایی با رنگ‌های متفاوت باعث کاهش دقت طبقه‌بندی روش‌های مختلف برای هر یک از تصاویر سال ۱۳۸۵ و ۱۳۸۹ شده است. برخلاف روش‌های طبقه‌بندی ML که از میانگین نمونه‌های آموزشی هر کلاس و ANN که از بردارهای وزن هر کلاس

نظر نیستند (مثل "سایه به خاک" و ...). این موضوع در نقشه‌های تولید شده به روش پیشنهادی (شکل ۹) در مقاله تا حد زیادی رفع شده است و در واقع رنگ‌های موجود نشان دهنده کلاس‌های تغییراتی می‌باشد که به یقین در منطقه رخ داده است و وجود فیزیکی خارجی دارد. طبق نقشه‌های موضوعی تولید شده در بالا تغییرات مناطق ماسک شده از لحاظ ماهیت در هر یک از روش‌ها با یکدیگر مقایسه شده است. از لحاظ بصری نقشه ماهیت تولید شده با روش شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان در رده اول دارای بیشترین تغییرات می‌باشند. از لحاظ بررسی پارامترهای ارزیابی نقشه‌های ماهیت تولید شده در هر دو حالت، روش شبکه عصبی از نظر دقت کلی و ضریب کاپا دارای بیشترین مقدار است. البته این نتیجه به احتمال فراوان کلیت ندارد و به نوع داده و روند هر نوع فرآیندی وابسته می‌باشد. همچنین در روش شبکه عصبی نقشه تغییرات تولید شده حاوی پیکسل‌های تغییر یافته بیشتری است. همچنین ناحیه‌ای که تغییر رخ داده شده است دارای نویز پیکسلی کمتری نسبت به دیگر تصاویر است. طبق مقایسه پیکسل به پیکسل پس از طبقه‌بندی عمده تغییرات رخ داده در منطقه در سطح خاک لخت به ساختمان و خاک لخت به راه آسفالت و خاک لخت به نواحی دارای سایه است. با بررسی بصری تصاویر بالا با دو تصویر چند زمانه مورد نظر، متوجه این موضوع می‌شویم که روش پیشنهادی تلفیقی ماسک باینری و مقایسه پس از طبقه‌بندی، از لحاظ دقت کلی و ضریب کاپا به نسبت روش مقایسه مستقیم دارای مقادیر بالاتری می‌باشد. از لحاظ تفسیر بصری نیز این مطلب کاملاً مشهود است. حال آنکه تغییراتی در سطح چند پیکسل نیز وجود دارد که با بررسی محتوای تصاویر اخذ شده دریافتیم که این تغییرات در سطح تبدیل خاک لخت به مصالح و راه به اتومبیل‌های موجود در جاده و یا اشیای دیگری که از لحاظ طیف برگشتی مشابهت زیادی با کلاس‌های دیگر دارند، بوده است.

۵- نتیجه‌گیری و پیشنهادات

در این تحقیق با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای چند زمانه به بررسی آشکارسازی تغییرات در یک منطقه شهری پرداخته شد. بدین منظور ترکیب روش مقایسه مستقیم و پس از طبقه‌بندی در شناسایی تغییرات مناطق شهری در منطقه مورد مطالعه، توسعه داده شد. روش مقایسه مستقیم

استفاده از الگوریتم شبکه عصبی مصنوعی به منظور طبقه‌بندی تصاویر ماسک شده علاوه بر حصول نتایج بهتر از نظر دقت کلی و ضریب کاپا، منجر به کاهش زمان فرآیند طبقه‌بندی و همچنین دقت بیشتر از لحاظ بصری می‌شود. بنابراین نقشه‌های کاربری اراضی با ویژگی‌های باکیفیت بالا و حجم محاسباتی کمتر تولید می‌شوند.

به‌عنوان نماینده آن کلاس استفاده می‌کند، روش SVM از نزدیک‌ترین نمونه‌های آموزشی به فرا صفحه جداکننده (نمونه‌های آموزشی مرزی) جهت تعیین فرا صفحه استفاده می‌کند، بنابراین تابع تصمیم‌گیری در SVM با دقت بالاتری در تعیین نوع کلاس‌ها عمل می‌کند. نتایج تهیه نقشه کاربری اراضی هر یک از تصاویر ماسک شده سال‌های ۱۳۸۵ و ۱۳۸۹ نشان می‌دهد که

مراجع

- [1] Singh, A., 1989. Review Article Digital change detection techniques using remotely sensed data. *International Journal of Remote Sensing* 10, 989–1003.
- [2] Chen, G., Hay, G.J., Carvalho, L.M.T., Wulder, M.A., 2012a. Object-based change detection. *International Journal of Remote Sensing* 33, 4434–4457.
- [3] Coops, N.C., Wulder, M.A., White, J.C., 2006. Identifying and Describing Forest Disturbance and Spatial Pattern. *Understanding Forest Disturbance and Spatial Pattern*. CRC Press, pp. 31–61.
- [4] Lunetta, R.S., Johnson, D.M., Lyon, J.G., Crotwell, J., 2004. Impacts of imagery temporal frequency on land-cover change detection monitoring. *Remote Sensing of Environment* 89, 444–454.
- [5] Jensen, J.R., 2005. *Introductory Digital Image Processing: A Remote Sensing Perspective*. Prentice Hall, Toronto.
- [6] Yang, X. and Lo, C.P., 2000. Relative Radiometric Normalization, *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 66(8), 967-980.
- [7] Lu, D., Mausel, P., Brondizio, E., Moran, E., 2004. Change detection techniques. *International Journal of Remote Sensing* 25, 2365–2401.
- [8] Jensen, J.R., 1983. *Urban/Suburban Land Use Analysis, Manual of Remote Sensing*. American Society of Photogrammetry, Falls Church, Virginia, pp. 1571–1666.
- [9] Bouziani, M., Goita, K., He, D.-C., 2010. Automatic change detection of buildings in urban environment from very high spatial resolution images using existing geodatabase and prior knowledge. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 65, 143–153.
- [10] Jensen, J.R., 1983. *Urban/Suburban Land Use Analysis, Manual of Remote Sensing*. American Society of Photogrammetry, Falls Church, Virginia, pp. 1571–1666.
- [11] Hussain, M., Chen, D., Cheng, A., Wei, H., & Stanley, D. (2013). Change detection from remotely sensed images: From pixel-based to object-based approaches. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 80, 91-106
- [12] Miller, O., Pikaz, A., Averbuch, A., 2005. Objects based change detection in a pair of gray-level images. *Pattern Recognition* 38, 1976–1992.
- [13] Mas, J.F., 1999. Monitoring land-cover changes: a comparison of change detection techniques. *International Journal of Remote Sensing* 20, 139–152.
- [14] Araya, Y.H., Hergarten, C., 2008. A comparison of pixel and object-based land cover classification: a case study of the Asmara region, Eritrea. In: *WIT Transactions on the Built Environment, Geo-Environment and Landscape Evolution III* 100.
- [15] Im, J., Rhee, J., Jensen, J.R., Hodgson, M.E., 2007. An automated binary change detection model using a calibration approach. *Remote Sensing of Environment* -89,106-105.
- [16] Im, J., Jensen, J.R., Hodgson, M.E., 2008a. Optimizing the binary discriminant function in change detection applications. *Remote Sensing of Environment* 112,2776-2761.
- [17] Jensen, J.R., 2005. *Introductory Digital Image Processing: A Remote Sensing Perspective*. Prentice Hall, Toronto.
- [18] Xian, G., Homer, C., Fry, J., 2009. Updating the 2001 National Land Cover Database land cover classification to 2006 by using Landsat imagery change detection methods. *Remote Sensing of Environment* 113, 1133–1147.

- [19] Zuur, A.F., Ieno, E.N., Smith, G.M., 2007. *Principal Component Analysis and Redundancy Analysis. Analysing Ecological Data*. Springer, New York, pp. 193–224.
- [20] Kittler, J., Hatef, M., Duin, R.P.W., Matas, J., 1998. On combining classifiers. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 20, 226–239
- [21] Melgani, F., Bazi, Y., 2006. Markovian fusion approach to robust unsupervised change detection in remotely sensed imagery. *Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE* 3, 457–461.
- [22] Pu, R., Gong, P., Tian, Y., Miao, X., Carruthers, R.I., Anderson, G.L., 2008. Using classification and NDVI differencing methods for monitoring sparse vegetation coverage: a case study of saltcedar in Nevada, USA. *International Journal of Remote Sensing* 29, 3987–4011.
- [23] Rosin, P.L., 2002. Thresholding for change detection. *Computer Vision and Image Understanding* 86, 79–95.
- [24] Ghosh, A., Mishra, N.S., Ghosh, S., 2011. Fuzzy clustering algorithms for unsupervised change detection in remote sensing images. *Information Sciences* 181, 699–715.
- [25] Rosin, P.L., Ioannidis, E., 2003. Evaluation of global image thresholding for change detection. *Pattern Recognition Letters* 24, 2345–2356.
- [26] Metternicht, G., 1999. Change detection assessment using fuzzy sets and remotely sensed data: an application of topographic map revision. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 54, 221–233.
- [27] Bruzzone, L., Prieto, D.F., 2000. Automatic analysis of the difference image for unsupervised change detection. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 38, 1171–1182.
- [28] Bouziani, M., Goita, K., He, D.-C., 2010. Automatic change detection of buildings in urban environment from very high spatial resolution images using existing geodatabase and prior knowledge. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 65, 143–153.
- [29] Erbek, F.S., Özkan, C., Taberner, M., 2004. Comparison of maximum likelihood classification method with supervised artificial neural network algorithms for land use activities. *International Journal of Remote Sensing* 25, 1733–1748.
- [30] Nackaerts, K., Vaesen, K., Muys, B., Coppin, P., 2005. Comparative performance of a modified change vector analysis in forest change detection. *International Journal of Remote Sensing* 26, 839–852.
- [31] Bazi, Y., Melgani, F., Al-Sharari, H.D., 2010. Unsupervised change detection in multispectral remotely sensed imagery with level set methods. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 48.
- [32] Melgani, F., Moser, G., Serpico, S.B., 2002. Unsupervised change-detection methods for remote-sensing images. *Optical Engineering* 41, 3288–3297.
- [33] Richards, J.A., Jia, X., 2006. *Image Classification Methodologies Remote Sensing Digital Image Analysis*. Springer, Berlin Heidelberg, pp. 295–332.
- [34] Fung, T., 1992. Land use and land cover change detection with Landsat MSS and SPOT HRV data in Hong Kong. *Geocarto International* 7, 33–40.
- [35] Serra, P., Pons, X., Sauri, D., 2003. Post-classification change detection with data from different sensors: some accuracy considerations. *International Journal of Remote Sensing* 24, 3311–3340.
- [36] Otsu, N. (1975). "A threshold selection method from gray-level histograms." *Automatica* 11(285-296): 23-27.
- [37] Patra warnajyoti, Susmita Ghosh, Ashish Ghosh, "Histogram thresholding for unsupervised change detection of remote sensing images", *International Journal of Remote Sensing*, 2011.
- [38] Jianyaa, G., Haiganga, S., Guoruia, M., Qimingb, Z., 2008. A Review of Multi-Temporal Remote Sensing Data Change Detection Algorithms, *ISPRS Congress, Beijing, China*, pp. 757–762.
- [39] Walter, V., 2004. Object-based classification of remote sensing data for change detection. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 58, 225–238.
- [40] Al-Khudhairy, D.H.A., Caravaggi, I., Giad, S., 2005. Structural damage assessments from Ikonos data using change detection, object-oriented segmentation, and classification techniques. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* 71, 825–837.
- [41] Niemeyer, I., Nussbaum, S., 2006. In: Avenhaus, R., Kyriakopoulos, N., Richard, M., Stein, G. (Eds.), *Change Detection: The Potential for Nuclear Safeguards Verifying Treaty Compliance*. Springer Berlin Heidelberg, pp. 335-348
- [42] McDermid, G.J., Linke, J., Pape, A.D., Laskin, D.N., McLane, A.J., Franklin, S.E., 2008. Object-based approaches to change analysis and thematic map update: challenges and limitations. *Canadian Journal of Remote Sensing* 34, 462–466.

- [43] Niemeyer, I., Marpu, P.R., Marpu, P.R., 2008. Change detection using object features. In: Blaschke, T., Lang, S., Hay, G.J. (Eds.), *Object-Based Image Analysis: Spatial Concepts for Knowledge-Driven Remote Sensing Applications*. Springer Verlag, Berlin Heidelberg, pp. 185–201.
- [44] Hofmann, P., Strobl, J., Blaschke, T., Kux, H., 2008. Detecting informal settlements from Quick Bird data in Rio de Janeiro using an object based approach.
- [45] Gamanya, R., De Maeyer, P., De Dapper, M., 2009. Object-oriented change detection for the city of Harare, Zimbabwe. *Expert Systems with Applications* 36, 571– 588
- [46] Yu, C., Shen, S., Huang, J., Yi, Y., 2010. An object-based change detection approach using high-resolution remote sensing image and GIS data. In: 2010 International Conference on Image Analysis and Signal Processing (IASP), pp. 569-565.
- [47] Richards, J.A. and Jia, X. 2005. *Remote sensing digital image analysis*. Springer Press. 454p.
- [48] Yinggan Tang, Qiuyan Di, Xinping Guan, Fucui Liu, *NeuroQuantology* ,Threshold Selection Based on Fuzzy Tsallis Entropy and Particle Swarm Optimization , December 2008 , Vol 6 , Issue 4, Page 412-419.
- [49] Sadeghi, Ebadi, studying the method of change detection in the satellite images, Research project, Iranian Space Agency, 2013.
- [50] Sadeghi et al, Automatic change detection in satellite multi temporal images by threshold optimization algorithm based on particle mass, *Iranian Journal of Remote Sensing & GIS*, Num 1, 2014

Archive of SID