

ارائه‌ی روشی جهت شناسایی تغییرات شهری با استفاده از شاخص‌های تغییرات طیفی - مکانی و داده‌های سنجش از دوری

عاطفه وارثی^۱، علی محمدزاده^{۲*}، میلاد جانعلی‌پور^۳

^۱ دانشجوی کارشناسی ارشد سنجش از دور - دانشکده مهندسی نقشه‌برداری - دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی
varesi@email.kntu.ac.ir

^۲ دانشیار دانشکده مهندسی نقشه‌برداری - دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی
almoh2@gmail.com

^۳ دانشجوی دکتری سنجش از دور - دانشکده مهندسی نقشه‌برداری - دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی
m_janalipour89@yahoo.com

(تاریخ دریافت دی ۱۳۹۵، تاریخ تصویب اسفند ۱۳۹۵)

چکیده

رشد شهری و پایش آن یکی از مهم‌ترین موارد مدنظر شهرها و شهرداری‌ها است. سنجش از دور و فناوری‌های مرتبط با آن یکی از ابزارهای نوین است که اخیراً به منظور پایش رشد شهری استفاده شده است. هدف از این مطالعه شناسایی تغییرات شهر شیراز در بازه‌ی زمانی سال‌های ۱۹۹۰، ۲۰۰۰ و ۲۰۱۱ با استفاده از تصاویر لندست ۵ از طریق روش مقایسه پس از طبقه‌بندی با در نظر گرفتن شاخص‌های تغییرات طیفی- مکانی می‌باشد. در روش پیشنهادی ابتدا تصاویر چندزمانه سنجش از دور پیش‌پردازش شدند و سپس شاخص‌های تغییرات طیفی- مکانی با تجزیه‌ی موجک سه بعدی محاسبه استخراج شدند. در مرحله بعد، شاخص‌های استخراج شده و ویژگی‌های طیفی وارد روش خوشه‌بندی Fuzzy- C Means شدند تا چهار کلاس منطقه مورد مطالعه یعنی شهری، زمین بایر، راه و پوشش گیاهی استخراج گردند. در این مطالعه، از خروجی خوشه‌بندی فازی به منظور استخراج داده‌های تعلیمی استفاده شد. با استفاده از داده‌های تعلیمی استخراج شده و روش طبقه‌بندی بیشینه شباهت کلاس‌های کاربری منطقه مورد مطالعه با دقت بالاتری نسبت به روش خوشه‌بندی فازی استخراج گردید. پس از طبقه‌بندی بیشینه شباهت تصاویر، رشد شهری به روش مقایسه پس از طبقه‌بندی شناسایی شد و نقشه‌ی تغییرات منطقه‌ی شهری بدست آمد. مقایسه نتایج با داده‌ی مرجع زمینی که شامل نقشه‌های شهر شیراز در سال‌های ۱۹۹۰، ۲۰۰۰ و ۲۰۱۱ می‌شود، نشان می‌دهد که دقت تولید کننده و کاربر نقشه‌ی تغییرات حاصله با در نظر گرفتن شاخص‌های تغییرات طیفی- مکانی و انتخاب داده‌های آموزشی به صورت اتوماتیک برای بازه‌ی زمانی اول، ۸٪ و برای بازه‌ی زمانی دوم، ۱۰٪ افزایش یافته است. برای ارزیابی عملکرد طبقه‌بندی بیشینه شباهت در مقایسه پس از طبقه‌بندی از روش ماشین بردار پشتیبان استفاده شد. دقت تولید کننده و کاربر نقشه‌ی رشد شهری این روش با در نظر گرفتن شاخص‌های تغییرات برای بازه‌ی زمانی اول به ترتیب ۷۶/۵ و ۶۵ درصد و برای بازه‌ی زمانی دوم، ۷۷/۸۴ و ۷۸/۲۳ درصد حاصل شد. در صورتی که با طبقه‌بندی بیشینه شباهت برای بازه‌ی زمانی اول ۸۴/۶۳ و ۷۸/۳ درصد و برای بازه‌ی زمانی دوم ۸۵/۸۹ و ۸۸/۴۲ درصد محاسبه گردید. بنابراین نقشه‌ی تغییرات حاصله با طبقه‌بندی بیشینه شباهت و شاخص‌های تغییرات طیفی- مکانی از صحت بالاتری برخوردار است.

واژگان کلیدی: سنجش از دور، شاخص‌های تغییرات طیفی- مکانی، رشد شهری، مقایسه پس از طبقه‌بندی، لندست ۵

۱- مقدمه

امروزه به‌روزرسانی اطلاعات در مناطق شهری اهمیت بالایی دارد، زیرا این اطلاعات، اساس بسیاری از کاربردها را فراهم می‌کنند که شامل مطالعات تغییرات پوشش کاربری و مطالعات محیطی است. داده‌های ماهواره‌ای سنجنش از دور فرصتی برای بدست آوردن اطلاعات از مناطق شهری در دقت‌های مختلف فراهم می‌کنند و به‌طور گسترده برای کاربرد شناسایی تغییرات^۱ استفاده می‌شوند. شناسایی تغییرات به مجموعه‌ای از فعالیت‌ها برای تعریف تفاوت در وضعیت یک شیء یا پدیده که با مشاهده‌ی آن در طول زمان‌های مختلف صورت می‌گیرد، گفته می‌شود [۳]. موضوع شناسایی تغییرات، مفاهیمی برای مطالعه و فهمیدن الگوها و پردازش اکوسیستم‌ها در گستره‌ی مقیاس‌های زمانی و مکانی فراهم می‌نماید [۴]. روش‌های متعددی برای شناسایی تغییرات با به‌کارگیری داده‌های سنجنش از دوری توسعه داده شده‌اند و روش‌های جدیدی در حال ظهور هستند. به هر حال شناسایی صحیح کاربری زمین از داده‌های سنجنش از دور اغلب به علت این‌که چشم‌اندازهای شهری ترکیبات پیچیده از سطوح مختلف است، دشوار است.

روش‌های پیکسل‌مبنای شناسایی تغییرات شامل روش‌های جبری^۲، انتقالی^۳، روش‌های مبتنی بر طبقه‌بندی، مقایسه مستقیم چند زمانه^۴، فازی و روش‌های ترکیبی^۵ می‌شوند. روش‌های جبری شامل روش‌های تفاوت تصویری، رگرسیون^۶ تصویری، نسبت‌های^۷ تصویری، آنالیز بردار تصویر^۸ و کم کردن زمینه هستند که همه‌ی این الگوریتم‌ها یک مشخصه دارند و آن نیز انتخاب نمودن آستانه برای تعریف تغییرات ناحیه‌ها است. این روش‌ها به نسبت ساده، مستقیم و به سادگی قابل اجرا و قابل تفسیر هستند، اما این روش‌ها نمی‌توانند ماتریس کاملی از اطلاعات تغییرات را فراهم کنند یکی از معایب روش‌های انتقالی سختی در تعریف آستانه برای نواحی تغییرات است. دو موضوع در این

روش‌ها از معیارهای مهم است. یکی از این معیارها انتخاب باندهای تصویری مناسب و دیگری انتخاب آستانه مناسب برای تعریف نواحی تغییرات است.

از میان روش‌های مبتنی بر طبقه‌بندی، مقایسه پس از طبقه‌بندی روشی پرکاربرد است. در این روش‌ها کیفیت و کمیت نمونه‌های تعلیمی برای تولید نتایج خوب شناسایی تغییرات حیاتی است [۵]. امتیاز بالای این روش‌ها در ایجاد ماتریس اطلاعات تغییرات و کاهش دادن اثرهای خارجی، شامل تفاوت‌های محیطی و جوی بین تصاویر چندگانه است. از جمله ابزارهای نوین جهت شناسایی تغییرات استفاده از روش‌های طبقه‌بندی مبتنی بر منطق فازی می‌باشد. با استفاده از تئوری فازی صریح به تشخیص تغییرات از طریق داده‌های سنجنش از دور پرداخته می‌شود [۶]. استفاده از دانش فرد خبره از مزایای روش‌های فازی است ولی در این روش تنها در تعیین تعداد خوشه‌ها از دانش فرد خبره استفاده گردید. Lunetta و همکاران در سال ۲۰۰۶ برای شناسایی تغییرات پوشش زمین از مقایسه‌ی مستقیم تصاویر چند زمانه^۹ استفاده نمودند. از معایب آن می‌توان به دشواری در بر چسب‌گذاری کلاس‌های تغییر و عدم فراهم کردن ماتریس کامل تغییرات اشاره کرد [۱]. اسلامی و همکاران در سال ۱۳۹۴ تغییرات نسبی دریاچه‌ی ارومیه را با استفاده از طبقه‌بندی فازی برآورد نمودند [۲]. جانعلی پور و طالعی در سال ۲۰۱۷ با استفاده از روش تصمیم‌گیری چند معیاره^{۱۰} فازی ویژگی‌های مختلف را برای بهبود دقت طبقه‌بندی استفاده نمودند [۲۱].

Pilon و همکارانش در سال ۱۹۸۸ به بررسی شناسایی تغییرات کاربری پوشش زمین با روش ترکیب ماسک باینری^{۱۱} و مقایسه پس از طبقه‌بندی پرداختند [۲۶]. از آنجایی‌که نمونه‌های آموزشی این روش باید مبتنی بر ترکیب طیفی- زمانی چند زمانه باشند، به این معنا که برای هر پیکسل یک برچسب کلاس تغییرات (به عنوان مثال: کلاس تغییرات زمین بایر به منطقه‌ی شهری) اختصاص یافته باشد، تخصیص هر یک از کلاس‌های تغییرات دشوار است [۱]. Yuan و همکاران در سال ۲۰۰۵ برای شناسایی تغییرات از مقایسه پس از طبقه‌بندی استفاده کردند. روش طبقه‌بندی مورد استفاده روش

^۹ Multi- date direct comparison

^{۱۰} Multi criteria decision making

^{۱۱} Binary mask

^۱ Change detection

^۲ Algebra techniques

^۳ Transformation

^۴ Multi temporal

^۵ Hybrid

^۶ Regression

^۷ Ratio

^۸ Change vector analysis

[۲۲]. مشکل این روش زمان بالای اجرای محاسبات و افزایش پیچیدگی تابع FCM می‌باشد.

تصاویر چند طیفی پتانسیل جداسازی انواع پوشش‌های زمین با استفاده از اطلاعات طیفی را دارند. به هر حال با افزایش توان تفکیک مکانی تصاویر سنجش از دوری در نظر گرفتن تنها اطلاعات طیفی برای طبقه‌بندی کافی نیست [۱۴]. در نتیجه روش‌های استخراج ویژگی مکانی مختلف برای فراهم‌سازی اطلاعات جداسازی کلاس‌ها در طبقه‌بندی استفاده می‌شوند [۲۷ و ۲۸]. روش‌های استخراج ویژگی مکانی ۲ بعدی بیان شده بر اساس یک باند طیفی یا تعدادی مولفه‌های اصلی باندهای چند طیفی برای نمایش اطلاعات طیفی- مکانی تصاویر کافی نیست [۱۵]. استخراج ویژگی ۳ بعدی توانایی استخراج اطلاعات تصویر در جهات طیفی و مکانی را به طور هم‌زمان دارد. Bau و همکاران یک سری ویژگی‌های طیفی- مکانی بر مبنای فیلترهای گابور^۷ سه بعدی را پیشنهاد دادند، تا جهت، مقیاس و خصوصیات وابسته به طول موج تصویر جمع‌آوری کند [۱۶]. Qian و همکاران از استخراج بافت سه بعدی با تبدیل موجک و رگرسیون لجستیک^۸ برای طبقه‌بندی تصاویر استفاده کردند [۱۷]. در این مطالعه استخراج ویژگی موجک سه بعدی برای تصاویر چند طیفی^۹ استفاده شده است. برای دستیابی به شاخص تغییرات طیفی- مکانی به صورت هم‌زمان انرژی زیر باندها^{۱۰} یا مولفه‌های موجک محاسبه شده و از آن‌ها در طبقه‌بندی تصاویر سه زمانه استفاده گردید. از میان روش‌های شناسایی تغییرات مبتنی بر طبقه‌بندی روش مقایسه پس از طبقه‌بندی روشی پرکاربرد است. این روش از اثرات اتمسفر، سنجنده و محیط زیستی می‌کاهد. هم‌چنین اثر اخذ تصاویر از سنجنده‌های متفاوت را کاهش می‌دهد [۱۳].

با توجه به تحقیقات ارائه شده در این بخش [۲۰]، دقت روش‌های طبقه‌بندی نظارت نشده کمتر از روش‌های نظارت شده است. از طرف دیگر، روش‌های نظارت شده نیاز به داده‌های تعلیمی دارند که فرآیند اخذ این داده‌ها زمانبر است. لذا، به عنوان هدف اول، در این تحقیق یک روش نظارت شده که توانایی اخذ داده آموزشی از یک راه خودکار

بیشینه شباهت بود [۲۴]. در سال ۲۰۱۱، Raja و همکاران به شناسایی رشد شهری با مقایسه پس از طبقه‌بندی موجک مبنا پرداختند. برای به کارگیری موجک از تبدیل موجک دو بعدی و برای طبقه‌بندی تصاویر از روش خوشه‌بندی Fuzzy- Cmeans استفاده نمودند [۲۳]. Hakan و Doygun با روش مقایسه پس از طبقه‌بندی به شناسایی تغییرات در ترکیه پرداختند. به دلیل تغییرات طیفی موجود در زمین‌های محصولات، ابتدا طبقه‌بندی نظارت‌نشده ISODATA^۱ برای کاهش تغییرات طیفی و شناسایی انواع محصولات انجام شد. سپس با روش بیشینه شباهت نقشه‌ی پوشش زمین در هر زمان تولید و با مقایسه پس از طبقه‌بندی به شناسایی تغییرات پرداخته شد [۲۰]. Ghosh و همکاران در سال ۲۰۱۱ شناسایی تغییرات مقایسه پس از طبقه‌بندی نظارت‌نشده با استفاده از ترکیب خوشه‌بندی فازی و گوستافسون - کسل^۲ انجام دادند [۶]. از معایب این روش می‌توان به نیاز به الگوریتم‌های بهینه‌سازی برای بهبود نتایج ترکیب و پیچیدگی این الگوریتم اشاره کرد. در رویکردی دیگر Gamal و Taha در سال ۲۰۱۴ با به کارگیری مقایسه پس از طبقه‌بندی فازی، رشد شهری را شناسایی نمودند. برای بهبود نتایج از تبدیل‌های IHS^۳، PCA^۴ و ویژگی بافت در طبقه‌بندی استفاده کردند. در این روش تعیین پارامترهای فازی یک چالش اساسی بوده و انتخاب حد آستانه‌ی روش PCA برای تشخیص تغییر و عدم تغییر از معایب این روش شناخته شد [۲۵]. Ye و همکاران در سال ۲۰۱۶ روشی مناسب برای شناسایی تغییرات هدف بر مبنای توصیفگر فضای بردار پشتیبان^۵ ارائه دادند. در این روش طبقه‌بندی تک کلاسه‌ی تولید شده از نقشه‌های بردار تغییرات را با یکدیگر ترکیب کردند. برای شناسایی تغییرات نیز از روش مقایسه پس از طبقه‌بندی استفاده نمودند. از چالش‌های این روش تعیین پارامترهای حد آستانه‌گذاری و انتخاب تابع کرنل می‌باشد [۱۹]. Hao و همکاران در سال ۲۰۱۷ روشی نوین برای بهبود خوشه‌بندی FCM در شناسایی تغییرات با در نظر گرفتن پارامترهای محلی و جهانی^۶ در تابع FCM ارائه دادند

^۱ Iterative Self Organizing Data Analysis

^۲ Gustafson- Kessel

^۳ Intensity- Hue- Saturation

^۴ Principle Component Analysis

^۵ Support Vector Domain Description

^۶ Local and global

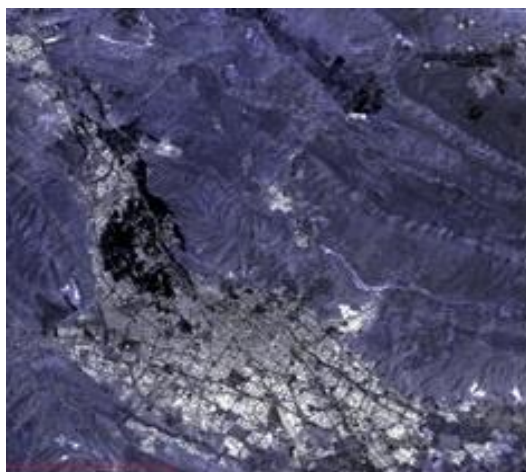
^۷ Gabor

^۸ Logistic Regression

^۹ Multi temporal

^{۱۰} Sub band

منطقه‌ی مورد مطالعه در طول جغرافیایی ۵۲ درجه و ۳۵ دقیقه و ۱ ثانیه شرقی و در عرض جغرافیایی ۲۹ درجه و ۳۵ دقیقه و ۳۰ ثانیه شمالی می‌باشد. برای انجام این مطالعه از باندهای ۱، ۲، ۳، ۴، ۵ و ۷ تصاویر لندست استفاده شد. ابعاد تصاویر سه زمانه‌ی مورد استفاده ۱۱۲۰×۱۳۲۴ در واحد پیکسل است. شکل ۱ منطقه‌ی مطالعاتی را در سال ۲۰۱۱ نشان داده است.



شکل ۱- نمایی از تصویر لندست ۵ شهر شیراز در سال ۲۰۱۱

۲-۲- روش تحقیق

در این مطالعه، ابتدا تصاویر چندزمانه موجود پیش-پردازش می‌شوند. سپس از تصاویر پیش پردازش شده شاخص‌های طیفی و مکانی استخراج می‌شوند. شاخص‌های طیفی و مکانی استخراج شده وارد روش خوشه‌بندی FCM خواهند شد تا کلاس‌های پوششی اولیه منطقه استخراج گردند و همچنین از درجات تعلق هرکلاس نمونه‌های تعلیمی به منظور استفاده در مراحل بعد تهیه شوند. در مرحله بعد، با استفاده از نمونه‌های تعلیمی و شاخص‌های طیفی- مکانی و باندهای طیفی از روش طبقه‌بندی بیشینه شباهت^۱ برای بدست آوردن کلاس‌های پوششی منطقه با دقت بالاتر استفاده خواهد شد. در انتها با مقایسه‌ی کلاس‌ها پیکسل به پیکسل به شناسایی تغییرات منطقه‌ی شهری در بازه‌های زمانی ذکر شده سال پرداخته می‌شود و نقشه‌ی تغییرات منطقه‌ی شهری تولید می‌شود. سپس با استفاده از نقشه‌ی پوششی مرجع به ارزیابی روش پیشنهادی پرداخته خواهد شد. در انتها به منظور ارزیابی عملکرد روش

دارد و دارای دقت مناسب است ارائه می‌کنیم تا در روش شناسایی تغییرات به صورت مقایسه پس از طبقه‌بندی استفاده شود. در عمده روش‌های دیگر استخراج بافت نظیر گابور، روش‌ها فقط و فقط حیطه مکان را پوشش می‌دهند و در صورت تمایل می‌توان روش را بر روی چندین باند به صورت مجزا اجرا نمود که مشکلات خاص خود را دارد. ویژگی‌های بافتی، باید روی تک تک باندها استخراج شوند. بنابراین نمی‌توان طیف را در نظر گرفت و بعد سومی وجود ندارد. روش استخراج بافت از طریق شاخص‌های طیفی- مکانی می‌تواند پیکسل‌های همسایه و همچنین مقادیر این پیکسل‌ها را در باندهای طیفی مختلف اختیار کند. از این رو به این شاخص‌ها، شاخص‌های طیفی و مکانی اطلاق می‌شود یعنی هم حیطه مکان و هم حیطه طیف را پوشش می‌دهند. مزیت شاخص‌های تغییرات طیفی- مکانی در توصیف هم‌زمان فضای طیفی و مکانی است.

تاکنون در تحقیقات انجام شده در حیطه شناسایی تغییرات از شاخص‌های ۳-بعدی برای استخراج بافت استفاده نشده است. از این رو، به عنوان هدف دوم در این تحقیق از روش استخراج بافت مبتنی بر شاخص‌های تغییرات طیفی- مکانی استخراج شده از تجزیه موجک ۳-بعدی استفاده خواهد شد.

۲- مواد و روش تحقیق

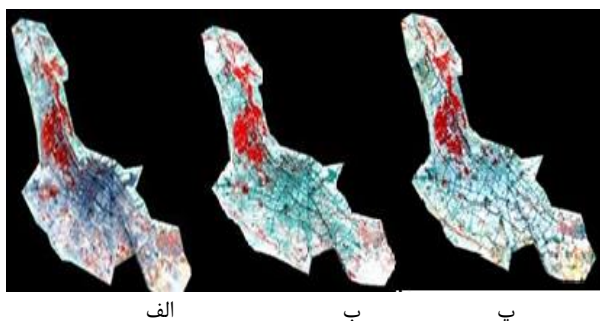
۲-۱- منطقه مورد مطالعه و داده‌های مورد استفاده

منطقه‌ی انتخاب شده در این مطالعه به منظور شناسایی تغییرات شهر شیراز است. شهر شیراز یکی از بزرگترین شهرهای ایران است که به علت مهاجرپذیر بودن تغییرات شهری آن زیاد بوده است. به همین دلیل در این تحقیق از این شهر استفاده شده است. برای شناسایی تغییرات شهر شیراز از تصاویر اخذ شده‌ی لندست ۵ در سال‌های ۱۹۹۰، ۲۰۰۰ و ۲۰۱۱ استفاده شده است. داده‌ی موردنیاز دیگر در این مطالعه نقشه‌ی کاربری مرجع شهر شیراز بود. بدین منظور به دلیل عدم موجود بودن نقشه‌ی مربوط به سال‌های ۱۹۹۰، ۲۰۰۰ و ۲۰۱۱ در سازمان نقشه‌برداری یا ارگان‌های مربوطه، در این تحقیق با استفاده از تصاویر IRS، IKONOS و Google earth، نقشه‌ی کاربری مرجع تهیه شده است.

^۱ Maximum likelihood classification

زیرا هیستوگرام تصویر با کنتراست^۲ کمتر به هیستوگرام تصویر با کنتراست بیشتر تبدیل می‌شود که باعث بهبود کنتراست و در نتیجه ممکن است باعث بهبود نتایج طبقه‌بندی شود. در روش تطبیق هیستوگرام، اثر آلبیدو^۳، توپوگرافی و تابش خورشیدی حذف نمی‌شود. بدین منظور از ابزار کالیبراسیون Log Residual در نرم‌افزار ENVI استفاده شد.

در این روش، باقی‌مانده‌های لگاریتمی داده به عنوان طیف ورودی تعریف می‌شوند. این ورودی بر میانگین هندسی و میانگین مکانی طیف تقسیم می‌گردد. میانگین هندسی به این علت استفاده می‌شود که در عبوردهی^۴ و دیگر تأثیرات ضرب‌پذیر^۵ می‌باشند. این میانگین با استفاده از لگاریتم مقادیر داده محاسبه می‌گردد. میانگین طیفی، میانگین تمامی باندها برای هر پیکسل است و تأثیرات توپوگرافی را حذف می‌نماید. میانگین مکانی، میانگین تمامی پیکسل‌های هر باند است که برای حذف اثر تابش خورشیدی، عبوردهی استفاده می‌شود.



شکل ۳) تصاویر پیش‌پردازش‌شده‌ی شهر شیراز. الف) سال ۱۹۹۰ (ب) سال ۲۰۰۰ (پ) سال ۲۰۱۱

۲-۲-۲-۲- تابع موجک سه بعدی گسسته^۶

تبدیل موجک یک سیگنال یا تصویر را به یک مجموعه توابعی که خصوصیات محلی در فضای فرکانس و زمان دارند، تجزیه می‌کند. تبدیل موجک به عنوان تابع اصلی در نمایش و آنالیز هدف استفاده می‌شود. تبدیل موجک با معادله‌ی (۱) بیان می‌شود [۷].

$$f(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} * \left(\int x(t) \varphi^* (t - b/a) dt \right) \quad (1)$$

^۲ Contrast

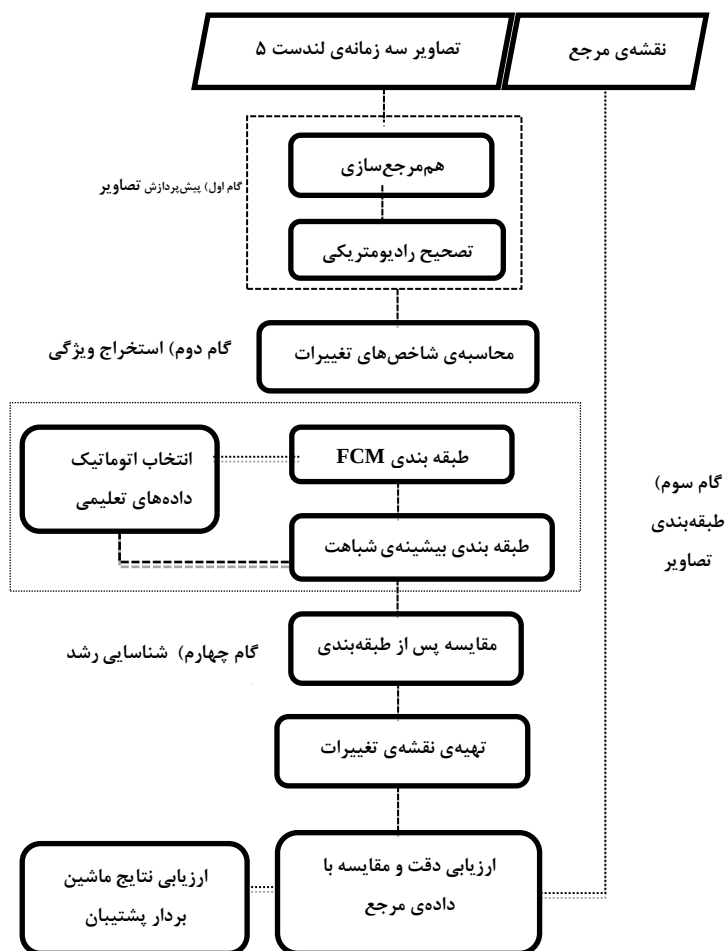
^۳ albedo

^۴ Transmittance

^۵ Multiplicative

^۶ Discrete Wavelet Transform

طبقه‌بندی، از طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان برای مقایسه با طبقه‌بندی بیشینه شباهت استفاده خواهد شد. شکل ۲ به صورت جزئی مراحل کار را نشان می‌دهد.



شکل ۲- فلوچارت تحقیق

۲-۲-۲-۱- پیش‌پردازش

پیش‌پردازش یکی از مهمترین مراحل در شناسایی تغییرات از تصاویر ماهواره‌ای است. این مرحله شامل تصحیحات هندسی و رادیومتریکی می‌باشد. برای انجام تصحیح هندسی، رادیومتریکی و کالیبراسیون تصاویر لندست از نرم‌افزار ENVI استفاده شد. در کالیبراسیون درجات خاکستری تمامی باندهای تصویر لندست ۵ به بازتابندگی در دهانه‌ی سنجنده تبدیل می‌شود.

تصحیح رادیومتریکی با روش تطابق هیستوگرام^۱ دو تصویر چند زمانه انجام شد. این موضوع اهمیت زیادی دارد

^۱ Histogram matching

پارامتر مقیاس a به صورت $\frac{1}{\text{فرکانس}}$ تعریف می‌شود. b پارامتر انتقال تابع موجک می‌باشد. بنابراین با اطلاعات زمانی تابع موجک مطابقت می‌کند. تابع موجک گسسته که بر مبنای کدگذاری زیر باندهاست، برای محاسبات سریع تابع موجک به کار می‌رود. این تابع به آسانی اجرا و زمان محاسبات را کاهش می‌دهد. در تابع موجک گسسته مقیاس زمان سیگنال با استفاده از تکنیک‌های فیلترینگ تعیین می‌شود. بعد از اعمال فیلترها دو سیگنال تجزیه شده باند L - (یا باند تقریب) و باند H - (یا باند جزئیات) تعیین می‌شوند. L و H با سیگنال‌های فیلتر شده‌ی پایین‌گذر و بالاگذر مطابقت می‌کنند [۷]. نتایج تابع موجک گسسته‌ی دو بعدی با اولین فیلترینگ سیگنال در جهت سطر و فیلترینگ نتایج در جهت ستون بدست می‌آیند. در هر مرحله، ۴ زیر باند LL, HL, LH, HH با ترکیب فیلترینگ بالاگذر و پایین‌گذر حاصل می‌شوند. تابع موجک گسسته‌ی دو بعدی به عنوان یکی از تکنیک‌های مفید برای آنالیز تصاویر چند طیفی شناخته شده است. این رویکرد یک مجموعه ابزار انعطاف‌پذیر و قدرتمند برای رفع مشکلاتی مانند حذف نویز، فشرده‌سازی تصویر یا سیگنال، شناسایی تارگت و بهبود تصویر فراهم می‌کند. تابع موجک گسسته‌ی سه بعدی بسط تئوری موجک از سیگنال یک بعدی به سه بعدی است [۹]. تابع موجک گسسته‌ی سه بعدی داده را در جهت سطر، ستون و عمق تجزیه می‌کند. تابع موجک گسسته‌ی سه بعدی توسط تانسور^۱ ساخته می‌شود.

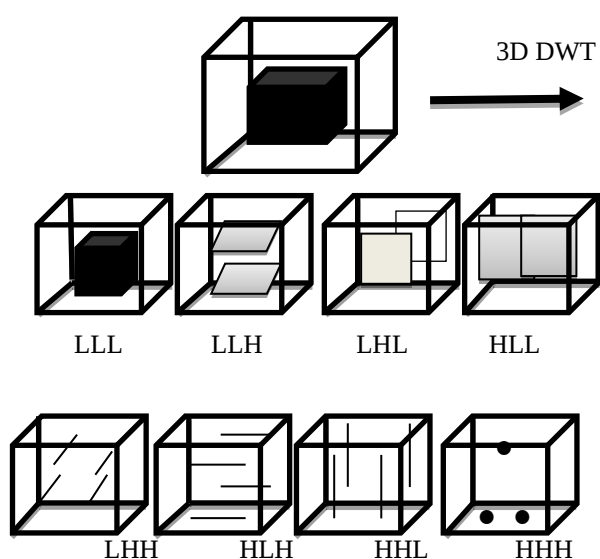
$$\begin{aligned} v^3 &= (L^x \oplus H^x) \otimes (L^y \oplus H^y) \otimes (L^z \oplus H^z) \\ &= L^x \otimes L^y \otimes L^z \oplus L^x \otimes L^y \otimes H^z \\ &\quad \oplus L^x \otimes H^y \otimes L^z \oplus L^x \otimes H^y \otimes H^z \\ &\quad \oplus H^x \otimes H^y \otimes L^z \oplus H^x \otimes H^y \otimes H^z \end{aligned}$$

علامت $\otimes$ به جمع مستقیم فضایی دلالت دارد. H^{λ} و L^{λ} فیلترهای بالاگذر و پایین‌گذر در طول محورهای $\lambda = \{x, y, z\}$ را نشان می‌دهد [۱۰]. بعد از اجرای تابع موجک گسسته‌ی سه بعدی در یک مرحله، ۸ زیر باند تولید می‌شود. زیر باندهای تولید شده $LLL, LLH, LHL, LHH, HLL, HLH, HHL, HHH$ می‌باشند.

برای فهم بهتر تابع موجک ۳-بعدی، یک مدل ساده که شامل مکعب کوچک دارای مقادیر عددی متفاوت از همسایگی است، تشکیل می‌شود. این مدل یک مکعب ایزوتروپیک است که در تمام جهات تغییرات یکسانی دارد. این مکعب کوچک مانند یک پنجره در طول تصویر حرکت کرده و تجزیه‌ی موجک در این پنجره برای محاسبه‌ی مولفه‌های آن صورت می‌پذیرد [۱۰].

شکل ۶ تجزیه‌ی موجک سه بعدی را نشان می‌دهد. در نتایج تجزیه باند LLL مولفه‌ی تقریب مدل است. هر صفحه‌ی حاشیه‌ای در یک جهت نشان‌دهنده‌ی زیرباندهایی است که پس از اعمال فیلتر بالاگذر در آن جهت بدست آمدند. از زیر باندهای LHH, HLH و HHL خطوط مرزی مدل شناسایی می‌شوند. زیر باند HHH نقاط زاویه‌دار را مشخص می‌نماید [۷].

همان طور که از شکل ۴ مشخص است روش استخراج بافت از طریق شاخص‌های تغییرات طیفی- مکانی می‌تواند پیکسل‌های همسایه و همچنین مقادیر این پیکسل‌ها را در باندهای طیفی مختلف اختیار کند. از این رو به این شاخص‌ها، شاخص‌های تغییرات طیفی و مکانی اطلاق می‌شود یعنی هم حیطه مکان و هم حیطه طیف را پوشش می‌دهند. درحالی‌که در عمده روش‌های دیگر استخراج بافت نظیر گابور، روش‌ها فقط و فقط حیطه مکان را پوشش می‌دهند و در صورت تمایل می‌توان روش را بر روی چندین باند به صورت مجزا اجرا نمود که مشکلات خاص خود را دارد.



شکل ۴- مدل ساده‌ی مکعب تجزیه و نتایج تجزیه‌ی موجک سه بعدی [۷]

^۱ Tensor product

۲-۲-۳- شاخص‌های تغییرات طیفی- مکانی

در این مطالعه بر اساس پارامتر انرژی تابع موجک گسسته‌ی ۳-بعدی شاخص‌های تغییرات طیفی- مکانی معرفی شده است. پارامتر انرژی سیگنال از جمع مربعات مولفه‌های موجک حاصل می‌شود. به عبارت دیگر پس از فرآیند تجزیه‌ی موجک با زیر باندهای بدست آمده، محاسبه می‌شود. پارامتر انرژی توسط معادله‌ی (۳) بدست می‌آید.

$$\varepsilon_f = \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^n f_{i,j,k}^2 \quad (3)$$

ε_f پارامتر انرژی تصویر f است. i, j و k مختصات محورهای x, y و z می‌باشد. f مقدار پیکسل (i, j, k) است. x, y مختصات مکانی تصویر و z محور طیف تصویر را نشان می‌دهد.

زیرباندهای بدست آمده از تجزیه‌ی موجک ۳-بعدی را می‌توان به سه گروه زیر تقسیم کرد:

(۱) مولفه‌ی تقریب: LLL

(۲) تغییرات طیفی: LLH, LHH, HLH

(۳) تغییرات مکانی: LHL, HLL, HHL

از آنجایی که فیلتر بالاگذر در فضای طیفی استفاده شده، مولفه‌هایی که به H ختم شده دلالت بر تغییرات طیفی دارند. مولفه‌هایی که به L ختم می‌شوند، تغییرات مکانی را نشان می‌دهند. زیرا جزئیات با فرکانس بالا را در فضای مکان و اطلاعات با فرکانس پایین را در فضای طیفی توصیف می‌نمایند. برای پیکسل i در مکعب محلی تصویر w شاخص‌های تغییرات طیفی- مکانی به صورت معادله‌ی (۴) تعریف می‌شوند [۱۱].

$$\begin{cases} VI_{spe}(i) = \left(\frac{1}{N_w}\right) \sum_w \left\{ \frac{E_{i,w}^{LLH}(i) + E_{i,w}^{LHH}(i) + E_{i,w}^{HLH}(i)}{E_{i,w}^{LLL}(i)} \right\} \\ VI_{spa}(i) = \left(\frac{1}{N_w}\right) \sum_w \left\{ \frac{E_{i,w}^{HLL}(i) + E_{i,w}^{HLL}(i) + E_{i,w}^{HHL}(i)}{E_{i,w}^{LLL}(i)} \right\} \end{cases} \quad (4)$$

همان‌طور که در معادلات (۴) مشاهده می‌شود، انرژی مولفه‌ی تقریب برای نرمالیزاسیون شاخص‌های تغییرات طیفی- مکانی به کار رفته است. علت آن در برداشتن بخش بزرگی از انرژی تجزیه‌ی موجک در مولفه‌ی تقریب است. برای کاهش زمان محاسبات شاخص‌های تغییرات با پنجره‌های بدون هم‌پوشانی مکانی و طیفی محاسبه می‌شوند. برخلاف ویژگی‌های مکانی یا بافتی دیگر که تنها

بر فضای مکانی دلالت دارند، شاخص‌های تغییرات به طور هم‌زمان فضای طیفی و مکانی را توصیف می‌نماید.

۲-۲-۴- خوشه‌بندی FCM

یکی از مهم‌ترین و پرکاربردترین الگوریتم خوشه‌بندی، خوشه‌بندی FCM می‌باشد. در این الگوریتم نمونه‌ها به c خوشه تقسیم می‌شوند و تعداد c از قبل توسط دانش فرد خبره تعیین می‌گردد. تابع هدف J در این الگوریتم به صورت زیر است:

$$J = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ik}^m d_{ik}^2 = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ik}^m \|x_k - v_i\|^2 \quad (5)$$

در رابطه فوق m یک عدد حقیقی بزرگتر از ۱ است که در اکثر موارد عدد ۲ برای این پارامتر انتخاب می‌شود. x_k نمونه‌ی k ام، v_i نماینده یا مرکز خوشه‌ی i ام و n تعداد نمونه‌هاست. u_{ik} میزان تعلق نمونه‌ی i ام در خوشه‌ی k ام را نشان می‌دهد. در رابطه‌ی (۶) میزان تشابه نمونه با مرکز خوشه بدست می‌آید. از روی u_{ik} می‌توان یک ماتریس U تعریف کرد که مولفه‌های آن مقادیری بین ۰ و ۱ اختیار می‌کنند. اگر تمامی مولفه‌های ماتریس U مقادیر ۰ یا ۱ داشته باشند، الگوریتم FCM کلاسیک خواهد بود. در این ماتریس مجموع مولفه‌های هر یک از ستون‌ها باید ۱ باشد.

$$\sum_{i=1}^c u_{ik} = 1 \quad \forall k = 1, \dots, n \quad (6)$$

معنای این شرط این است که مجموع تعلق هر نمونه به c خوشه باید برابر ۱ باشد. با مینیمم کردن تابع هدف مرکز خوشه و درجه عضویت از روابط زیر تعیین می‌گردند [۱۲]:

$$u_{ik} = 1 / \left(\sum_{j=1}^c \left(\frac{d_{ik}}{d_{jk}} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right) \quad (7)$$

$$v_i = \left(\sum_{k=1}^n u_{ik}^m x_k \right) / \left(\sum_{k=1}^n u_{ik}^m \right) \quad (8)$$

در مقالات پرشمار و زیادی از روش‌های خوشه‌بندی برای طبقه‌بندی و تعیین کلاس پوششی مناطق استفاده شده است [۲۹-۳۵]. در این روش‌ها ابتدا تصویر مورد نظر خوشه‌بندی شده و سپس یک عامل خبره کلاس مرتبط با هر خوشه را مشخص می‌کند. بدیهی است که در روش‌های

خوشه‌بندی در هربار اجرا ممکن است عدد مرتبط با خوشه تغییر کند اما تعیین کلاس خوشه توسط عامل خبره مسئله‌ای رفع شده است. بنابراین می‌توان از خوشه‌بندی کلاس‌ها را مشخص نمود.

۲-۵- طبقه‌بندی پیشینه شباهت

طبقه‌بندی پیشینه شباهت یکی از روش‌های پارامتریک جهت طبقه‌بندی پیکسل‌ها یا نمونه‌ها است. در این روش توزیع آماری تمامی نمونه‌ها نرمال فرض می‌شود. در این روش احتمال تعلق هر پیکسل به هر کلاس با استفاده از تابع رابطه ۱۰ محاسبه می‌شود. سپس هر پیکسل به کلاسی اختصاص داده می‌شود که بیشترین احتمال تعلق به آن کلاس را داشته باشد [۱۸].

$$g(x) = \ln(p_i) + \frac{1}{2} * \ln(|\sum_i|) + \frac{1}{2} * \sum_i^{-1} (x - m_i)^t (x - m_i) \quad (9)$$

به منظور بدست آوردن احتمال هر پیکسل با استفاده از رابطه ذکر شده، نیاز به داده‌های تعلیمی برای بدست آوردن میانگین و انحراف معیار هر کلاس است. از این رو عمده تحقیقات گذشته از روش اخذ دستی داده‌های تعلیمی بهره برده‌اند که این روش زمانبر و وابسته به سلیقه کاربر است. به همین دلیل در این تحقیق از یک روش خودکار به منظور استخراج داده‌های تعلیمی استفاده می‌شود. در این روش فرض بر این است که درجات تعلق بدست آمده از خوشه‌بندی FCM می‌توانند به عنوان داده‌های تعلیمی مورد استفاده قرار گیرند. پیکسل‌های در موقعیت (i, j) که درجه عضویت آن‌ها از شرط رابطه‌ی ۱۰ تبعیت کنند، به عنوان داده‌های تعلیمی انتخاب می‌شوند.

$$U_{i,j} \geq \varepsilon \quad i, j = 1, \dots, n \quad (10)$$

در رابطه‌ی ۱۰، $U_{i,j}$ ، درجه عضویت پیکسل در موقعیت (i, j) و ε ، حد آستانه‌ی درجه عضویت پیکسل‌ها تصویر می‌باشد.

۲-۶- شناسایی تغییرات با استفاده از روش مقایسه پس از طبقه‌بندی

روش مقایسه پس از طبقه‌بندی یکی از روش‌های پر کاربرد در شناسایی تغییرات است. در این روش دقت

شناسایی تغییرات بستگی به دقت طبقه‌بندی دارد. پس از طبقه‌بندی تصاویر برای تهیه‌ی نقشه‌ی تغییرات منطقه‌ی شهری از روش مقایسه پس از طبقه‌بندی استفاده شد. بدین‌منظور پیکسل‌های کلاس منطقه‌ی شهری در تصاویر طبقه‌بندی شده‌ی سه زمانه با یکدیگر مقایسه شده و نقشه‌ی تغییرات منطقه‌ی شهری به صورت باینری حاصل می‌شود.

۳- نتایج و بحث

۳-۱- نتایج پیش‌پردازش

به منظور پیاده‌سازی پیش‌پردازش‌ها، تصحیحات رادیومتریکی و اتمسفری مطابق آنچه در روش تحقیق بیان شد، بر روی تصاویر اعمال شدند. یکی از مهم‌ترین پیش‌پردازش‌های مورد نیاز، هم‌مرجع‌سازی تصاویر بود. به منظور هم‌مرجع‌سازی تصاویر سه زمان، نقاط کنترل میان تصاویر ۱۹۹۰ تا ۲۰۰۰ و ۲۰۰۰ تا ۲۰۱۱ توسط عامل خبره اخذ شدند. سپس با استفاده از نقاط کنترل و چند جمله‌ای‌های^۱ درجه اول، تصاویر هم‌مرجع شدند. بر اساس نقاط کنترل، ارزیابی دقت هم‌مرجع‌سازی برای تصاویر زیر یک پیکسل بوده که برای شناسایی تغییرات مناسب است.

۳-۲- محاسبه‌ی شاخص‌های تغییرات طیفی- مکانی

پس از پیش‌پردازش تصاویر، شاخص‌های تغییرات طیفی- مکانی با استفاده از تجزیه موجک ۳-بعدی محاسبه می‌شوند. این شاخص‌ها به طور هم‌زمان فضای طیفی و مکانی را توصیف می‌نمایند.

در تصاویر سنجش از دوری، تغییرات مکانی عوارض طبیعی نظیر آب، جنگل، چمن و زمین بایر کم‌تر از تغییرات طیفی آن‌هاست. در حالی‌که نواحی شهری، که شامل ساختمان‌ها، راه‌ها است، تغییرات مکانی بیش‌تری نسبت به تغییرات طیفی دارند. به همین دلیل در شکل ۵ که شاخص‌های تغییرات طیفی- مکانی تصویر سال ۲۰۱۱ را نشان می‌دهد، مناطق شهری روشن‌تر از دیگر نواحی هستند. ویژگی‌های شامل محیط شهری در جهات سطر و ستون متغیر هستند. جنگل و چمن در مقایسه با سایر کلاس‌ها

^۱ Polynomial

تاثیر مستقیم بر روی نتایج خواهند داشت. به همین دلیل دقت طبقه‌بندی کلاس‌های پوششی توسط این روش مهم است. از این رو با استفاده از نمونه‌های مرجع، دقت روش FCM در طبقه‌بندی کلاس‌های مختلف در سال‌های ۱۹۹۰، ۲۰۰۰ و ۲۰۱۱ محاسبه شد. جدول ۱، ۲ و ۳ به ترتیب ماتریس خطای حاصل از روش FCM در سه زمان ۱۹۹۰، ۲۰۰۰ و ۲۰۱۱ را نشان می‌دهند. طبق این جدول‌ها دقت کلی روش FCM در سه زمان قابل قبول و مناسب ارزیابی می‌شود.

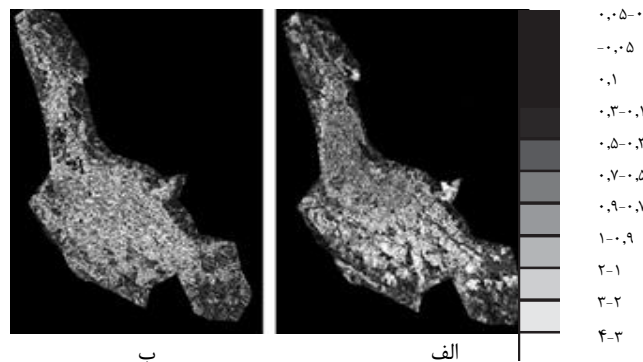
جدول ۱- ماتریس خطای روش FCM در طبقه‌بندی تصویر سال ۱۹۹۰

صحت کاربر (%)	راه	منطقه شهری	پوشش گیاهی	زمین بایر	داده‌ی مرجع زمینی تصویر طبقه‌بندی شده
۷۰	۱۸/۲	۲۸	۲/۳۷	۹۳	زمین بایر
۹۹	۲	۰/۵	۹۴	۰/۹۸	پوشش گیاهی
۷۸	۸/۷	۷۰	۰/۲۸	۵/۵۹	منطقه شهری
۷۲	۷۱/۱	۱/۵	۳/۳۵	۰/۴۳	راه
صحت کلی: ۷۹/۰۲۵٪ ضریب کاپا: ۰/۶۹					

جدول ۲- ماتریس خطای روش FCM در طبقه‌بندی تصویر سال ۲۰۰۰

صحت کاربر (%)	منطقه شهری	پوشش گیاهی	زمین بایر	داده‌ی مرجع زمینی تصویر طبقه‌بندی شده
۹۰	۱۴/۶	۵/۶	۱/۷	زمین بایر
۹۶/۵	۰	۰/۵	۹۸	پوشش گیاهی
۷۸	۱۵/۴	۷۴/۵	۰/۳	منطقه‌ی شهری
۷۹	۷۰	۱۹/۴	۰	راه
صحت کلی : ۸۰/۶۷۵٪ ضریب کاپا : ۰/۷				

دارای انرژی بالاتری در باند LLH هستند. پارامتر انرژی زمین بایر در باندهای LHL, HLL, LHH و HLH با کلاس منطقه‌ی شهری مشابه بوده، اما پارامتر انرژی HHL آن از کلاس منطقه‌ی شهری کم‌تر است. شکل ۵، شاخص-های تغییرات طیفی- مکانی را در سال ۲۰۱۱ نشان می‌دهد.



شکل ۵- شاخص‌های تغییرات طیفی- مکانی تصویر سال ۲۰۱۱ (الف) شاخص تغییرات مکانی (ب) شاخص تغییرات طیفی

۳-۳- پیاده سازی خوشه‌بندی FCM

برای پیاده‌سازی خوشه‌بندی FCM باید پارامترهای تعداد خوشه‌ها و مقدار q تنظیم شوند. در این تحقیق مقدار q با سعی و خطا بدست آمد. مقدار q مناسب در این تحقیق ۱/۱ برای هر سه تصویر بود. یک عامل خبره با استفاده از تصویر و نتایج به راحتی می‌تواند کلاس هر خوشه را معین سازد. در تصویر منطقه‌ی شهر شیراز، ۴ کلاس کلی زمین بایر، پوشش گیاهی، منطقه‌ی شهری و راه وجود دارد. برای اخذ نتیجه‌ی بهتر در طبقه‌بندی به دلیل تنوع طیفی بالا در کلاس‌های پوششی موجود در منطقه‌ی مطالعاتی در ابتدا ۷ خوشه برای خوشه‌بندی در نظر گرفته شد. سپس خوشه‌های که مربوط به یک کلاس بودند با یکدیگر ادغام شدند. پس از انجام خوشه‌بندی، نمونه‌های تعلیمی از نتایج خوشه‌بندی استخراج شدند. برای این منظور طبق رابطه‌ی (۱۰) از مقدار $\varepsilon = 0.9$ برای انتخاب داده‌های تعلیمی استفاده شد. علت انتخاب این حد آستانه این است که از پیکسل‌های با درجه عضویت بالای یک کلاس برای انتخاب داده‌های تعلیمی استفاده شود تا نتایج قابل قبول و محکم باشند.

با توجه به این‌که هدف استفاده از نمونه‌های بدست آمده از روش FCM برای طبقه‌بندی بیشینه شباهت است، این نکته حائز اهمیت است که بدانیم دقت نتایج FCM

جدول ۳- ماتریس خطای روش FCM در طبقه‌بندی تصویر سال ۲۰۱۱

صحت کاربر (%)	راه	منطقه شهری	پوشش گیاهی	زمین بایر	داده‌ی مرجع زمینی تصویر طبقه‌بندی شده
۷۰	۱۶/۲	۱۰	۱/۰۵	۹۰	زمین بایر
۹۹	۱	۵/۱	۹۸/۹	۰/۹۸	پوشش گیاهی
۸۰	۴/۸	۷۸/۱	۰/۰۵	۸/۵۹	منطقه شهری
۸۰	۷۸	۶/۸	۰	۰/۴۳	راه
صحت کلی: ۸۱٪					ضریب کاپا: ۰/۷۱

همان‌طور که ذکر شد، دقت بالاتر در شناسایی کلاس‌ها توسط روش FCM، باعث بهتر شدن نتایج و نمونه‌های تعلیمی خواهد شد. از این‌رو در این قسمت روش FCM برای ترکیبی از باندهای طیفی و شاخص‌های تغییرات طیفی- مکانی پیاده‌سازی شد، تا هم کارایی این شاخص‌ها مورد ارزیابی قرار گیرد و هم در صورت بهبود دقت از نمونه‌های تعلیمی این قسمت در ارائه‌ی روش پیشنهادی استفاده شود. جدول ۴، ۵ و ۶ به ترتیب ماتریس‌های ابهام^۱ روش FCM پیاده شده برای باندهای طیفی به اضافه شاخص‌های تغییرات طیفی- مکانی را در سال‌های ۱۹۹۰، ۲۰۰۰ و ۲۰۱۱ را نشان می‌دهند. طبق صحت کلی بدست آمده در این جدول‌ها و صحت‌های بدست آمده از جدول ۱، ۲ و ۳، شاخص‌های تغییرات طیفی- مکانی توانسته‌اند باعث بهبود حداقل ۲٪ و حداکثر ۷٪ در صحت کلی شوند. لذا نتیجه می‌شود که شاخص‌های تغییرات طیفی- مکانی به منظور شناسایی بهتر کلاس‌ها کارآمد هستند.

جداول ۴، ۵ و ۶ معیارهای ارزیابی حاصله از تصاویر طبقه‌بندی شده‌ی FCM شهر شیراز با در نظر گرفتن شاخص‌های تغییرات طیفی- مکانی نشان می‌دهند.

جدول ۴- ماتریس‌های ابهام بدست آمده از پیاده‌سازی روش FCM برای باندهای طیفی به اضافه شاخص‌های تغییرات طیفی- مکانی در سال ۱۹۹۰

صحت کاربر (%)	راه	منطقه شهری	پوشش گیاهی	زمین بایر	داده‌ی مرجع زمینی تصویر طبقه‌بندی شده
۷۳	۱۴/۲	۲۰	۳/۷۲	۹۴	زمین بایر
۹۹	۲	۰/۵	۹۴	۰/۱	پوشش گیاهی
۸۰	۹/۸	۷۵	۰/۲۸	۵/۸	منطقه شهری
۸۰	۷۴	۴/۵	۲	۰/۱	راه
صحت کلی: ۸۱/۶٪					ضریب کاپا: ۰/۷

جدول ۵- ماتریس‌های ابهام بدست آمده از پیاده‌سازی روش FCM برای باندهای طیفی به اضافه شاخص‌های تغییرات طیفی- مکانی در سال ۲۰۰۰

صحت کاربر (%)	راه	منطقه شهری	پوشش گیاهی	زمین بایر	داده‌ی مرجع زمینی تصویر طبقه‌بندی شده
۹۸/۶	۱۲/۱	۱۴/۸	۰	۹۴/۶	زمین بایر
۹۶/۵	۰	۰/۱۵	۱۰۰	۰	پوشش گیاهی
۸۰	۱۵/۹	۸۵	۰	۵/۴	منطقه شهری
۷۹	۷۲	۰/۰۵	۰	۰	راه
صحت کلی: ۸۶/۵٪					ضریب کاپا: ۰/۷۸

جدول ۶- ماتریس‌های ابهام بدست آمده از پیاده‌سازی روش FCM برای باندهای طیفی به اضافه شاخص‌های تغییرات طیفی- مکانی در سال ۲۰۱۱

صحت کاربر (%)	راه	منطقه شهری	پوشش گیاهی	زمین بایر	داده‌ی مرجع زمینی تصویر طبقه‌بندی شده
۹۰	۱۵/۲	۱۰	۰	۹۲	زمین بایر
۹۹	۰	۰	۱۰۰	۱	پوشش گیاهی
۸۱	۵/۸	۸۹/۹	۰	۶/۴	منطقه شهری
۸۰	۷۹	۰/۱	۰	۰/۶	راه
صحت کلی: ۸۷٪					ضریب کاپا: ۰/۷۹

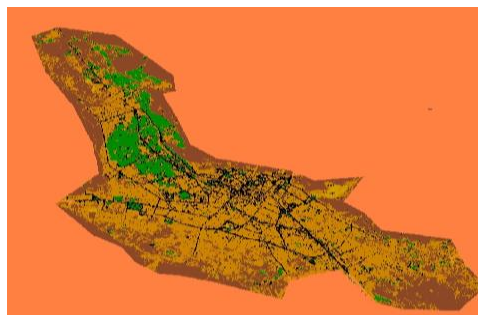
^۱ Confusion Matrix

۳-۴- طبقه‌بندی بیشینه شباهت

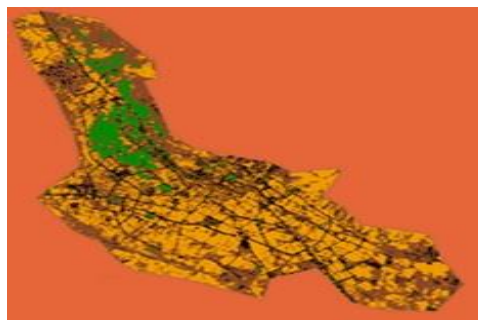
با استفاده از داده‌های تعلیمی اخذ شده از روش FCM، تصاویر سه زمان با روش طبقه‌بندی بیشینه شباهت تنها با ویژگی‌های طیفی (باندهای طیفی)، طبقه‌بندی شدند. شکل ۶، تصاویر طبقه‌بندی شده‌ی سه زمان توسط روش بیشینه شباهت را مشاهده می‌کنید. طبق این تصاویر، کلاس پوششی مناطق شهری، کاملاً مشخص است که رشد شهری بسیار زیادی در بازه‌ی سال‌های ۱۹۹۰ تا ۲۰۱۱ رخ داده است.



الف



ب



پ

شکل ۶- تصاویر طبقه‌بندی شده‌ی بیشینه شباهت شهر شیراز به ۴ کلاس زمین بایر، پوشش گیاهی، منطقه‌ی شهری و راه (الف) تصویر سال ۱۹۹۰ (ب) تصویر سال ۲۰۰۰ (پ) تصویر سال ۲۰۱۱



جدول ۷، ۸ و ۹ معیارهای ارزیابی طبقه‌بندی بیشینه شباهت را برای تصاویر سه زمانه‌ی شهر شیراز بدون در نظر گرفتن شاخص‌های تغییرات طیفی - مکانی نشان می‌دهد.

جدول ۷- ماتریس خطای روش بیشینه شباهت در طبقه‌بندی تصویر

سال ۱۹۹۰

صحت کاربر (%)	راه	منطقه‌ی شهری	پوشش گیاهی	زمین بایر	داده‌ی مرجع زمینی تصویر طبقه‌بندی شده
۸۹	۱۴/۱	۲۱/۶	۳/۹۲	۹۵/۵	زمین بایر
۱۰۰	۰/۰۵	۰/۹۵	۹۳/۶	۰/۱	پوشش گیاهی
۸۰	۳/۵	۷۶/۴	۰/۴۸	۴/۳	منطقه‌ی شهری
۸۷	۷۹/۳	۴/۱	۲	۰/۱	راه
صحت کلی: ۸۱/۳۷٪ ضریب کاپا: ۰/۷۳					

جدول ۸- ماتریس خطای روش بیشینه شباهت در طبقه‌بندی تصویر

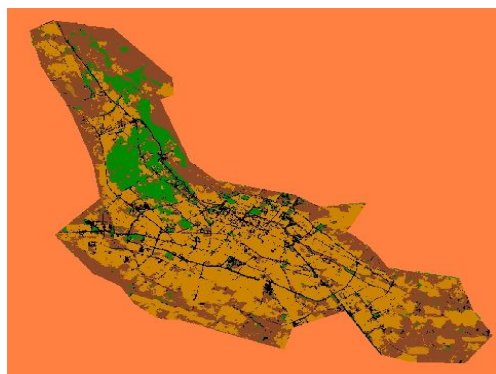
سال ۲۰۰۰

صحت کاربر (%)	راه	منطقه‌ی شهری	پوشش گیاهی	زمین بایر	داده‌ی مرجع زمینی تصویر طبقه‌بندی شده
۹۲	۸/۱	۳	۰	۹۴/۰۵	زمین بایر
۹۶/۵	۰	۷	۱۰۰	۰/۹۵	پوشش گیاهی
۸۹	۱۵/۹	۸۰	۰	۵	منطقه‌ی شهری
۸۰	۷۶	۱۰	۰	۰	راه
صحت کلی: ۸۳٪ ضریب کاپا: ۰/۷۷					

جدول ۹- ماتریس خطای روش بیشینه شباهت در طبقه‌بندی تصویر

سال ۲۰۱۱

صحت کاربر (%)	راه	منطقه‌ی شهری	پوشش گیاهی	زمین بایر	داده‌ی مرجع زمینی تصویر طبقه‌بندی شده
۹۸	۱۲/۱	۹/۸	۰	۹۲	زمین بایر
۱۰۰	۰	۰	۱۰۰	۰	پوشش گیاهی
۹۰	۷/۳	۸۹/۵	۰	۷/۴	منطقه‌ی شهری
۸۱	۸۰/۶	۰/۷	۰	۰/۶	راه
صحت کلی: ۸۳/۷٪ ضریب کاپا: ۰/۷۸۵					



پ

شکل ۷- تصاویر طبقه‌بندی به روش بیشینه شباهت با در نظر گرفتن شاخص-های طیفی- مکانی. الف) سال ۱۹۹۰ ب) سال ۲۰۰۰ پ) سال ۲۰۱۱



همان‌طور که در جداول ۷، ۸ و ۹ ملاحظه می‌شود قدرت تفکیک کلاس‌ها با انتخاب اتوماتیک داده‌های آموزشی و طبقه‌بندی بیشینه شباهت نسبت به روش FCM بهبود و پیکسل‌هایی که به اشتباه طبقه‌بندی شده، کاهش یافته است. برای مثال تعدادی از پیکسل‌های کلاس زمین بایر تصویر سال ۱۹۹۰ در طبقه‌بندی بی‌نظارت FCM به اشتباه در کلاس پوشش گیاهی طبقه‌بندی می‌شدند. این امر باعث شد در تصویر طبقه‌بندی شده‌ی FCM سال ۱۹۹۰، کلاس پوشش گیاهی بیش از واقعیت موجود نشان داده شود. علاوه بر این خطای مشارکت و نادیده گرفتن کلاس راه بیش از دیگر کلاس‌ها محاسبه شده، بنابراین دقت این کلاس در میان ۴ کلاس موجود، کم‌تر است.

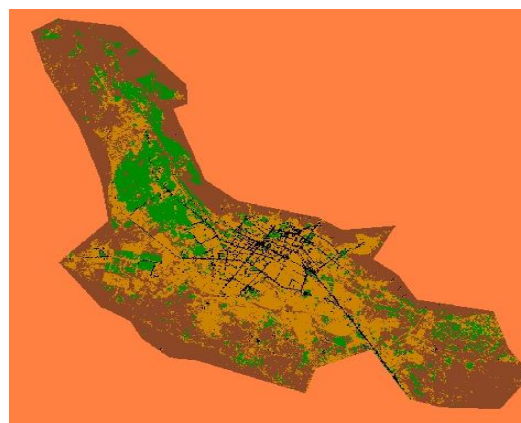
به منظور ارزیابی مجدد کارایی شاخص‌های تغییرات طیفی- مکانی در بهبود دقت طبقه‌بندی، در این مرحله، روش طبقه‌بندی بیشینه شباهت برای تلفیق باندهای طیفی و شاخص‌های تغییرات طیفی- مکانی پیاده‌سازی شد. شکل ۷ نتایج حاصل از این پیاده‌سازی را برای تصاویر سه زمان نمایش می‌دهد. همچنین ماتریس‌های خطای حاصل از این روش طبقه‌بندی در سال‌های ۱۹۹۰، ۲۰۰۰ و ۲۰۱۱ در جدول‌های ۱۰، ۱۱ و ۱۲ نمایش داده شده است.

جدول ۱۰- ماتریس‌های ابهام بدست آمده از پیاده‌سازی روش بیشینه شباهت برای باندهای طیفی به اضافه شاخص‌های تغییرات طیفی- مکانی در سال ۱۹۹۰

داده‌ی مرجع زمینی تصویر طبقه‌بندی شده	زمین بایر	پوشش گیاهی	منطقه‌ی شهری	راه	صحت کاربر (%)
زمین بایر	۹۶/۸	۴/۵۷	۱۶	۱۳	۸۹
پوشش گیاهی	۰	۹۳/۶	۰/۱	۰	۱۰۰
منطقه‌ی شهری	۳/۲	۰/۴۸	۷۸/۹	۷	۹۷
راه	۰/۱	۱,۳۵	۵	۸۰	۸۸
صحت کلی : ۸۷/۳۶٪ ضریب کاپا : ۰/۸۴					

جدول ۱۱- ماتریس‌های ابهام بدست آمده از پیاده‌سازی روش بیشینه شباهت برای باندهای طیفی به اضافه شاخص‌های تغییرات طیفی- مکانی در سال ۲۰۰۰

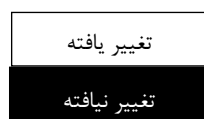
داده‌ی مرجع زمینی تصویر طبقه‌بندی شده	زمین بایر	پوشش گیاهی	منطقه‌ی شهری	راه	صحت کاربر (%)
زمین بایر	۹۶	۰	۱۱	۱۱/۴	۹۲
پوشش گیاهی	۰/۹۵	۱۰۰	۰	۰	۱۰۰
منطقه‌ی شهری	۳/۰۵	۰	۸۸/۳	۱۱	۸۹
راه	۰	۰	۰/۷	۷۷/۶	۸۰
صحت کلی : ۸۹/۵٪ ضریب کاپا : ۰/۸۵					



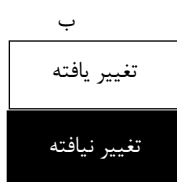
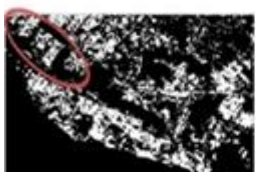
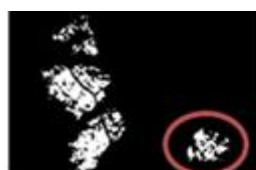
الف



ب



شکل ۸- نقشه‌ی تغییرات شهری ناحیه‌ی انتخابی اول بدون در نظر گرفتن شاخص‌های طیفی- مکانی بین سال ۱۹۹۰ و ۲۰۰۰. الف) نقشه‌ی تغییرات حاصله از روش مقایسه پس از طبقه‌بندی ب) نقشه‌ی تغییرات مرجع



شکل ۹- نقشه‌ی تغییرات شهری بدون در نظر گرفتن شاخص‌های طیفی- مکانی بین سال ۲۰۰۰ و ۲۰۱۱. الف) نقشه‌ی تغییرات مرجع ب) نقشه‌ی تغییرات شهری حاصله از روش مقایسه پس از طبقه‌بندی

جدول ۱۲- ماتریس‌های ابهام بدست آمده از پیاده‌سازی روش بیشینه شباهت برای باندهای طیفی به اضافه شاخص‌های تغییرات طیفی- مکانی در سال ۲۰۱۱

داده‌ی مرجع زمینی تصویر طبقه‌بندی شده	زمین بایر	پوشش گیاهی	منطقه‌ی شهری	راه	صحت کاربر (%)
زمین بایر	۹۶/۳	۰	۹/۴	۱۳/۳	۹۸/۲
پوشش گیاهی	۰	۱۰۰	۰	۰	۱۰۰
منطقه‌ی شهری	۳/۴	۰	۸۹/۹	۵/۷	۹۰
راه	۰/۳	۰	۰/۷	۸۱	۸۵
ضریب کاپا: ۰/۸۵۶					صحت کلی: ۸۹/۷٪

با مقایسه جدول‌های ۱۰، ۱۱ و ۱۲ با جدول‌های ۷، ۸ و ۹ کاملاً قابل استنتاج است که شاخص‌های تغییرات طیفی- مکانی فضای مناسبی برای تفکیک بهتر کلاس‌های پوششی ایجاد می‌نمایند. به عنوان مثال اگر بخواهیم با استفاده از معیار صحت کلی این موضوع را ثابت کنیم، شاخص‌های تغییرات طیفی- مکانی باعث افزایش حداقل ۶٪ و حداکثر ۹٪ صحت کلی شده‌اند.

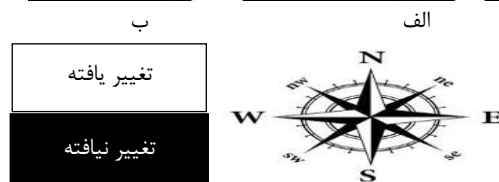
۳-۵- نقشه‌های تغییرات حاصله

پس از بدست آوردن نتایج طبقه‌بندی کننده‌ها، نتایج روش بیشینه شباهت پیاده شده بر روی ترکیب باندهای طیفی و شاخص‌های تغییرات طیفی- مکانی بیشترین دقت طبقه‌بندی حاصل شد. از این‌رو مناطق تغییر یافته‌ی شهر شیراز با استفاده از این روش بدست آمدند. در شکل‌های ۸ و ۹ مشاهده می‌شود، تعدادی از پیکسل‌های تغییر یافته نسبت به نقشه‌ی تغییرات مرجع شناسایی نشده‌اند. همان‌طور که در شکل‌های ۱۰ و ۱۱ مشاهده می‌شود، با به کارگیری شاخص‌های تغییرات طیفی- مکانی در طبقه‌بندی و انتخاب اتوماتیک داده‌های تعلیمی در طبقه‌بندی بیشینه شباهت پیکسل‌های تغییر یافته بهتر شناسایی شده و نقشه‌ی تغییرات حاصله به نقشه‌ی مرجع نزدیک‌تر است.

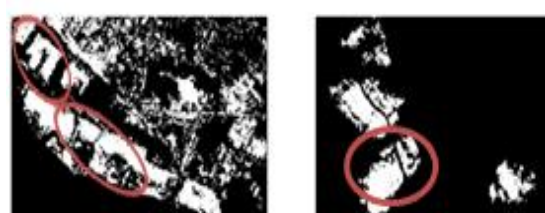
نهایی (نقشه‌ی تغییرات) از دو منظر حائز اهمیت است. از یک‌رو چون نقشه‌ی تغییرات از دو نقشه‌ی پوششی همراه با مقداری خطا حاصل می‌شوند، لذا باید دقت محصول نهایی دقیقاً مورد ارزیابی قرار گیرد. از یک سمت دیگر، می‌توان دقت روش‌های طبقه‌بندی استفاده شده را با استفاده از دقت محصول نهایی آن‌ها مقایسه نمود، که می‌تواند نتایج بدست آمده در مراحل قبل را تایید نماید.

از این‌رو یک‌سری نمونه‌های ارزیابی از مناطق تغییر یافته و نیافته برای ارزیابی روش‌ها انتخاب شدند. با استفاده از داده‌های ارزیابی انتخابی، ماتریس ابهام برای این نمونه‌ها ایجاد شد. سپس با استفاده از ماتریس‌های ایجاد شده آماره‌هایی نظیر صحت کاربر، صحت تولید کننده، ضریب کاپا و صحت کلی بدست آمده و در جدول ۱۳ نمایش داده شده‌اند. همان‌طور که در این جدول مشاهده می‌شود، در بازه‌های زمانی ۲۰۰۰-۱۹۹۰ و ۲۰۱۱-۲۰۰۰، استفاده از شاخص‌های تغییرات طیفی- مکانی باعث افزایش دقت شناسایی تغییرات و عدم تغییرات شده است. این موضوع دقیقاً نتایج بدست آمده از روش‌های طبقه‌بندی را تایید می‌نمایند.

به منظور بررسی کارایی روش طبقه‌بندی بیشینه شباهت، از روش توانمند ماشین بردار پشتیبان استفاده می‌شود. نقشه‌ی تغییرات بدست آمده توسط روش ماشین بردار پشتیبان در شکل ۱۲ نمایش داده شده است. در مقایسه با شکل ۱۰ و ۱۱ که نتایج روش بیشینه شباهت را نشان می‌دهد، روش ماشین بردار پشتیبان کارایی به مراتب پایین‌تری از نظر چشمی داشته است. به منظور دقیق‌تر شدن تغییرها، از آماره‌های کمی برای مقایسه‌ی نتایج این دو طبقه‌بندی استفاده می‌شود. جدول ۱۳ دقت روش بیشینه شباهت را به همراه دقت روش ماشین بردار پشتیبان نمایش می‌دهد. بر اساس این جدول صحت کلی روش بیشینه شباهت با در نظر گرفتن شاخص‌های تغییرات طیفی- مکانی، در بهترین حالت برابر با ۹۰ بوده، در حالی که این آماره برای روش ماشین بردار پشتیبان در بهترین حالت ۸۱/۸٪ بوده است. بنابراین از نظر کمی نیز بیشینه شباهت بهتر از روش ماشین بردار پشتیبان عمل کرده است. حال سوال اساسی که باید به آن پاسخ داده شود این است که چرا روش بیشینه شباهت بهتر از روش ماشین بردار پشتیبان عمل کرده است؟ پاسخ این سوال در نحوه‌ی نمونه‌گیری در این روش نهفته است. با یک مثال این موضوع شفاف‌سازی می‌شود. فرض شود که ۲ کلاس با ۲ ویژگی و تعدادی نمونه (پیکسل) مطابق شکل ۱۳ داریم. بنابر



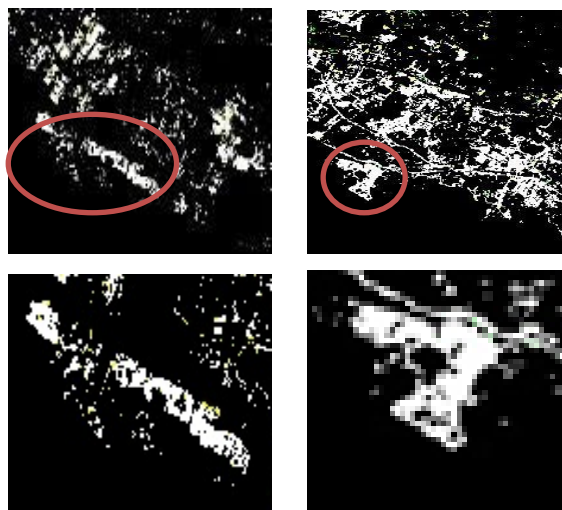
شکل ۱۰- نقشه‌ی تغییرات شهری ناحیه‌ی انتخابی اول بین سال ۱۹۹۰ و ۲۰۰۰ با در نظر گرفتن شاخص‌های تغییرات طیفی- مکانی. الف) نقشه‌ی تغییرات شهری حاصله از روش مقایسه پس از طبقه‌بندی ب) نقشه‌ی تغییرات شهری مرجع



شکل ۱۱- نقشه‌ی تغییرات شهری بین سال ۲۰۰۰ و ۲۰۱۱ با در نظر گرفتن شاخص‌های تغییرات طیفی- مکانی

تاکنون به بررسی دقت روش‌های خوشه‌بندی FCM و طبقه‌بندی بیشینه شباهت با و بدون ویژگی‌های طیفی- مکانی پرداخته و مشاهده شد که روش بیشینه شباهت با ویژگی‌های طیفی- مکانی دارای دقت مناسبی برای طبقه‌بندی هستند.

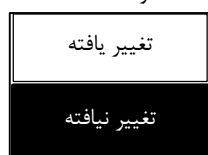
حال برای شناسایی تغییرات از تصاویر طبقه‌بندی شده‌ی دو زمانه استفاده می‌شود. بررسی دقت محصول



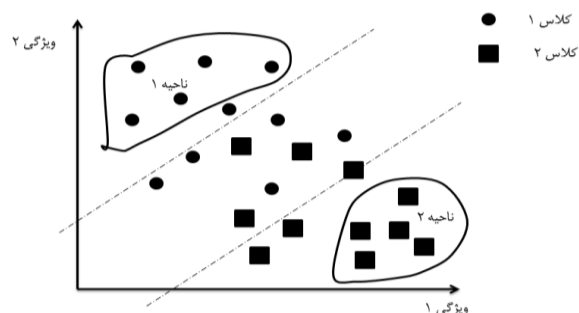
ب

الف

شکل ۱۳- نقشه‌ی تغییرات شهری به روش ماشین بردار پشتیبان.
۱۹۹۰ و ۲۰۰۰ (ب) سال ۲۰۱۱ و ۲۰۱۱



مفهوم روش پیشنهادی، نمونه‌های تعلیمی از ناحیه‌ی ۱۱ و ۲ انتخاب شده که این نمونه‌ها برای روش‌های طبقه‌بندی مبتنی بر توزیع مرکز کلاس‌ها نظیر روش بیشینه شباهت با دقت مناسبی پارامترهای مورد نظر را برآورد می‌نماید.



شکل ۱۲- نمونه‌های تعلیمی اخذ شده توسط روش پیشنهادی در قالب ناحیه‌ی ۱ و ناحیه‌ی ۲

در حالی که در روش طبقه‌بندی کننده‌ی ماشین بردار پشتیبان نیاز به نمونه‌هایی در مرز میان کلاس‌هاست. پرواضح است که نمونه‌های اخذ شده در روش پیشنهادی نمی‌توانند نمونه‌های مدنظر ماشین بردار پشتیبان را ارضا نمایند. لذا دقت روش بیشینه شباهت به این علت از روش ماشین بردار پشتیبان بهتر بوده است.

جدول ۱۳- معیارهای ارزیابی دقت نقشه‌ی تغییرات منطقه‌ی شهری با روش مقایسه پس از طبقه‌بندی

نقشه‌ی تغییرات	صحت کاربر کلاس شهری تغییر یافته	صحت کاربر کلاس شهری تغییر نیافته	صحت تولید کننده کلاس شهری تغییر یافته	صحت تولید کننده کلاس شهری تغییر نیافته	ضریب کاپا	صحت کلی
نقشه‌ی تغییرات ۱۹۹۰ و ۲۰۰۰ با طبقه‌بندی بیشینه شباهت بدون شاخص‌های تغییرات طیفی- مکانی	۶۷/۶۴	۷۷/۸۹	۷۶/۷۴	۸۵	۰/۶۸	۸۴/۳۵
نقشه‌ی تغییرات ۲۰۰۰ و ۲۰۱۱ با طبقه‌بندی بیشینه شباهت بدون شاخص‌های تغییرات طیفی- مکانی	۸۰	۸۰/۸	۷۳/۳۴	۸۶	۰/۷۳	۸۶/۸۶۷۹
نقشه‌ی تغییرات ۱۹۹۰ و ۲۰۰۰ با طبقه‌بندی بیشینه شباهت و شاخص‌های تغییرات طیفی- مکانی	۷۸/۳	۸۶/۹۵	۸۴/۶۳	۸۷	۰/۷۵	۸۷/۶۹
نقشه‌ی تغییرات ۲۰۰۰ و ۲۰۱۱ با طبقه‌بندی بیشینه شباهت و شاخص‌های تغییرات طیفی- مکانی	۸۸/۴۲	۹۰/۶۴	۸۵/۸۹	۸۸	۰/۸۱	۹۰
نقشه‌ی تغییرات ۱۹۹۰ و ۲۰۰۰ با طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان بدون شاخص‌های تغییرات	۶۰/۲	۷۱/۸	۷۲/۵۸	۷۸/۲	۰/۶	۷۷
نقشه‌ی تغییرات ۲۰۰۰ و ۲۰۱۱ با طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان بدون شاخص‌های تغییرات	۷۲/۱۴	۷۵	۷۱/۴۱	۷۹/۳۸	۰/۶۸	۷۹/۶۶
نقشه‌ی تغییرات ۱۹۹۰ و ۲۰۰۰ با طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان و شاخص‌های تغییرات طیفی- مکانی	۶۵	۷۵/۳۲	۷۶/۵	۸۰	۰/۶۳	۷۹/۲
نقشه‌ی تغییرات ۲۰۰۰ و ۲۰۱۱ با طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان و شاخص‌های تغییرات طیفی- مکانی	۷۸/۲۳	۷۹/۵۲	۷۷/۸۴	۸۲/۱	۰/۷	۸۱/۸

۴- نتیجه‌گیری و پیشنهادات

در این تحقیق با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای سه‌زمانه‌ی لندست ۵ به بررسی شناسایی تغییرات در منطقه‌ی شهری شیراز پرداخته شد. بدین منظور از روش مقایسه پس از طبقه‌بندی استفاده شد. در این تحقیق برآورد کردن ۲ هدف اصلی دنبال شد. در هدف اول، کارایی شاخص‌های تغییرات طیفی- مکانی را در شناسایی تغییرات و طبقه‌بندی بررسی شدند. با توجه به نتایج بدست آمده در ۳ زمان حاصل طبقه‌بندی و نتایج شناسایی تغییرات در ۲ بازه‌ی زمانی، در تمامی موارد با افزودن شاخص‌های تغییرات طیفی- مکانی، دقت نتایج به صورت چشم‌گیری افزایش یافت. این موضوع نشان می‌دهد که شاخص‌های تغییرات طیفی- مکانی کارایی بالایی در طبقه‌بندی و شناسایی تغییرات دارند.

در هدف دوم یک روش نظارت‌شده‌ی طبقه‌بندی با یک راه‌حل خودکار به منظور اخذ نمونه‌های تعلیمی ارائه داده شد، تا در نهایت بتوان از نقشه‌های بدست آمده از روش

طبقه‌بندی، شناسایی تغییرات را انجام داد. بدین منظور از روش خوشه‌بندی FCM، داده‌های تعلیمی استخراج شده و وارد طبقه‌بندی بیشینه شباهت شدند. نتایج نشان دادند که دقت روش بیشینه شباهت در تمامی موارد با داده‌های تعلیمی بدست آمده از FCM، عملکرد بهتری نسبت به روش خوشه‌بندی FCM دارد. این موضوع باعث بهبود دقت شناسایی تغییرات شد. علاوه بر این نتایج روش ماشین بردار پشتیبان به منظور مقایسه با روش بیشینه شباهت استخراج شدند. با توجه به مقایسه‌ی چشمی و عددی (آماري)، دقت روش بیشینه شباهت به علت ساختار اخذ داده‌های تعلیمی بهتر از روش بیشینه شباهت بود.

پیشنهاد می‌شود در تحقیقات آتی شاخص‌های تغییرات در تصاویر فراطیفی مورد استفاده قرار گرفته و نتایج آن بررسی گردد. خطاهای احتمالی تاثیر گذار بر خوشه بندی FCM ممکن است باعث ایجاد خطا در داده های تعلیمی شوند لذا استفاده از روش های خوشه بندی قوی تر در تحقیقات آتی پیشنهاد می شود.

مراجع

- [1] R. S., Lunetta, J. F., Knight, J. Ediriwickrema, J. G., Lyon, L. D., Worthy, "Land- cover change detection using multi- temporal MODIS NDVI data. Remote Sensing of Environment," 105, pp.142- 154, 2006.
- [2] M., Eslami, A., Mohammadzadeh, M., Janalipour, Estimates of the Relative Changes of the Urmia Lake Using Fuzzy Classifier. Journal of Geomatics Science and Technology, 5(2), pp.119-130. 2015.
- [3] A. Singh, "Review article digital change detection techniques using remotely-sensed data," International journal of remote sensing, vol. 10, pp. 989-1003, 1989.
- [4] 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.
- [5] D., Lu, P., Mausel, E., Brondizio, E., Moran, " Change detection techniques," International journal of remote sensing, 25(12), pp. 2365-2401. 2004.
- [6] A. Ghosh, N. S. Mishra, and S. Ghosh, "Fuzzy clustering algorithms for unsupervised change detection in remote sensing images," Information Sciences, vol. 181, pp. 699-715, 2011.
- [7] H. Yoo, K. Lee, and B. Kwon, "Quantitative indices based on 3D discrete wavelet transform for urban complexity estimation using remotely sensed imagery, " International Journal of Remote Sensing, vol. 30, pp. 6219-6239, 2009.
- [8] S.G. Mallat, "A theory of multi -resolution signal decomposition: The wavelet representation, " IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, pp. 674-693, 1989.
- [9] V. (Ed.). Muraki, "Volume data and wavelet transforms, " IEEE Computer Graphics and Applications, pp. 50- 56, 2003.
- [10] Z. Chen and R. Ning, "Breast volume denoising and noise characterization by 3D wavelet transform," Computerized Medical Imaging and Graphics, vol. 28, pp. 235-246, 2004.
- [11] X. Huang, Q. Lu, and L. Zhang, "A multi-index learning approach for classification of high-resolution remotely sensed images over urban areas," ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, vol. 90, pp. 36-48, 2014.
- [12] C.-C. Hung, S. Kulkarni, and B.-C. Kuo, "A new weighted fuzzy C-means clustering algorithm for remotely sensed image classification," IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, vol. 5, pp. 543-553, 2011.

- [13] 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.
- [14] A.Plaza, "Recent advances in techniques for hyperspectral image processing, " *Remote Sens Environ*. Vol. 113. pp. 110-122, 2009.
- [15] X. Guo , X. Huang, and L. Zhang, "Three-Dimensional wavelet texture feature extraction and classification for multi/ hyperspectral imagery, " *IEEE Geoscience and remote sensing letters*. Vol. 11. pp. 2183- 2187, 2014.
- [16] T.C. Bau, S. Sarkar, and G. Healy, "Hyperspectral region classification using a three- dimensional gabor filterbank,"*IEEE Trans.Geosci.Remote Sens*. Vol. 48. pp. 3457-3464, 2010.
- [17] Y.Qian, m.Ye, and J. Zhou, "Hyperspectral image classification based on structured sparse logistic regression and three –dimensional wavelet texture features, " *IEEE Trans.Geosci.Remote Sens*. Vol. 51. pp. 2276- 2291, 2013.
- [18] J.A. Richards, X. Jia, "Remote Sensing Digital Image Analysis, ". Springer-Verlag, Berlin, pp. 240, 1999.
- [19] S., Ye, D., Chen, J., Yu, "A targeted change detection procedure by combining change vector analysis and post classification approach," *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, pp. 115- 124, 2016.
- [20] H., Alphan, H., Doygun, " Post- classification comparison of land cover using multitemporal Landsat and ASTER imagery: the case of Kahramanmaras, Turkey," *Environ Monit Assess*, pp. 327- 336, 2009.
- [21] M., Janalipour, M., Taleai, " Building change detection after earthquake using multi criteria decision analysis based on extracted information from high spatial resolution satellite image," *International journal of remote sensing*, vol. 38, pp. 82-99, 2017.
- [22] M., Hao, H., Zhang, Z., Li, B., Chen, " Unsupervised change detection using a novel fuzzy c- means clustering simultaneously incorporating local and global information," *Multimedia Tools and Applications*, pp. 1-18, 2017.
- [23] R. A., Alagu Raja, V., Anand, A., Senthil Kumar, S., Maithani, V. Abhai Kumar, " Wavelet Based Post Classification Change Detection Technique For Urban Growth Monitoring," *Journal of the Indian Society of Remote Sensing* 41.1, pp. 35- 43, 2013.
- [24] F., Yuan, K. E., Sawaya, B. C., Loeffelholz, 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* 98, pp. 317- 328, 2005.
- [25] L., Gamal, E. L., Taha, "Assessment of urbanization encroachment over Al-Monib island using fuzzy post classification comparison and urbanization metrics," *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Sciences*, pp. 135- 147, 2014.
- [26] P. G., Pilon, P. J., Howarth, R. A., Bullock, P. O., Adeniyi, " An Enhanced Classification Approach to Change Detection in Semi- arid Environments," *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, V. 54, pp. 1709-1716, 1988.
- [27] Janalipour, M. and Mohammadzadeh, A., 2016. Building damage detection using object-based image analysis and ANFIS from high-resolution image (Case study: BAM earthquake, Iran). *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 9(5), pp.1937-1945.
- [28] JANALIPOUR, M., MOHAMMADZADEH, A., VALADAN, Z.M.J. and AMIRKHANI, S., 2015. BUILDINGS'DAMAGE DETERMINATION AFTER THE EARTHQUAKE BY USING ANFIS MODEL AND REMOTE SENSING IMAGERY.
- [29] Silva Filho, T.M., Pimentel, B.A., . Souza, R.M and Oliveira ,A.L., 2015. Hybrid methods for fuzzy clustering based on fuzzy c-means and improved particle swarm optimization. *Expert Systems with Applications*, 42(17), pp.6315-6328.
- [30] Nguyen,D.D., Ngo,L.T., Pham,L.T. and Pedrycz,W. , 2015. Towards hybrid clustering approach to data classification: Multiple kernels based interval-valued Fuzzy C-Means algorithms. *Fuzzy Sets and Systems*, 279, pp.17-39.
- [31] Xing, H.J. and Ha, M.H., 2014. Further improvements in feature-weighted fuzzy c-means. *Information Sciences*, 267, pp.1-15.
- [32] Ghaffarian, S. and . Ghaffarian, S.2014. Automatic histogram-based fuzzy C-means clustering for remote sensing imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 97, pp.46-57.
- [33] Hung,C.C., Kulkarni,S. and Kuo,B.C., 2011. A new weighted fuzzy c-means clustering algorithm for remotely sensed image classification. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 5(3), pp.543-553.

- [34] Yu,J., P., Guo, Chen,P., Zhang,Z. and Ruan,W.2008. Remote sensing image classification based on improved fuzzy c-means. *Geo-spatial Information Science*, 11(2), pp.90-94.
- [35] Huang, Q., Wu, G., Chen, J. and Chu,H. 2012, June. Automated remote sensing image classification method based on FCM and SVM. In *Remote Sensing, Environment and Transportation Engineering (RSETE)*, 2012 2nd International Conference on (pp. 1-4). IEEE.