

ارزیابی عملکرد آماره‌های بافتی ماتریس رخداد همزمان در شناسایی تغییرات

شهرزاد حسین پور آیواتلو^۱، علی محمدزاده^{۲*}، مهرداد اسلامی^۳

^۱ کارشناس ارشد فتوگرامتری - دانشکده مهندسی ژئودزی و ژئوماتیک - دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی
hoseinpour245@gmail.com

^۲ دانشیار دانشکده مهندسی ژئودزی و ژئوماتیک - دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی
a_mohammadzadeh@kntu.ac.ir

^۳ دانشجوی دکتری فتوگرامتری - دانشکده مهندسی نقشه‌برداری و اطلاعات مکانی - پردیس دانشکده‌های فنی - دانشگاه تهران
meslami2000@gmail.com

(تاریخ دریافت تیر ۱۳۹۵، تاریخ تصویب آذر ۱۳۹۵)

چکیده

علوم ژئوماتیک از اصلی‌ترین منابع تولید اطلاعات مکان مبنا می‌باشند. سنجش‌ازدور و فتوگرامتری در تولید چنین اطلاعاتی نقش اساسی را برعهده دارند. شناسایی تغییرات با توجه به ماهیت تغییر به وجود آمده برای نهادهای مختلف دارای اهمیت بالقوه هستند. تاکنون روش‌های شناسایی تغییرات بسیاری از جمله ماسک باینری، مقایسه مستقیم و غیره مورد استفاده قرار گرفته‌اند. هر یک از این روش‌ها با توجه به هدف مورد نظر از داده‌های متنوعی سود برده‌اند؛ تصاویر اپتیک و مادون قرمز دارای بیشترین استفاده به عنوان داده ورودی در شناسایی تغییرات می‌باشند. جهت بهبود دقت شناسایی تغییرات، فضاهای ویژگی متنوعی از جمله ویژگی‌های بافتی مورد استفاده قرار گرفته‌اند. آماره‌های بافتی مستخرج از ماتریس رخداد همزمان دارای تنوع بالا با تاثیرگذاری متفاوت بر نتایج شناسایی تغییرات می‌باشند. اما استفاده از تمام ویژگی‌های بافتی برای افزایش دقت، در مواقعی به دلیل افزایش اندازه تعداد ویژگی‌ها و وجود نویز مشکلاتی را به همراه دارد. در این مقاله به منظور ارزیابی عملکرد هر یک از این آماره‌های شناخته شده، به بررسی تاثیرگذاری آن‌ها بر دقت‌های شناسایی تغییرات پرداخته شد. ابتدا سه باند در ناحیه‌های طیفی مختلف از تصویر لندست ۸ برای سال‌های ۲۰۱۳ و ۲۰۱۵ به عنوان داده‌های ورودی انتخاب گردید. سپس آماره‌های ماتریس رخداد همزمان روی هر یک از سه باند برای هر کدام از سال‌های مورد اشاره استخراج گردید. در مرحله بعد، تصویر تفاضلی از طریق تفریق باندهای آماره‌های بافتی متناظر برای سال‌های ۲۰۱۳ و ۲۰۱۵ تولید گردید. همچنین تصویر تفاضلی باندهای طیفی نیز تولید شد. سپس، هر یک از تصاویر تفاضلی آماره‌ها (در باندهای مورد نظر به صورت مجزا) با تصویر تفاضلی باندهای طیفی ادغام و وارد طبقه‌بندی کننده بیشترین شباهت شد. نتایج بدست آمده نشان داد کارکرد آماره‌ها به عواملی مانند نوع کلاس‌های مورد نظر و محدوده طیفی (داده مورد استفاده) نیز وابسته است. همچنین نتایج بدست آمده نشان داد، در مجموع آماره‌های "میانگین"، "انترپی" و "همگنی" بیشترین و آماره‌های "واریانس"، "کنتراست" و "همبستگی" کمترین تاثیر را در افزایش دقت شناسایی تغییرات با توجه به تست‌های این پژوهش دارا می‌باشند.

واژگان کلیدی: شناسایی تغییرات، آماره‌های بافتی، ماسک باینری، ماتریس رخداد همزمان، دریاچه ارومیه

* نویسنده رابط

۱- مقدمه

امروزه با گسترش علوم و پیشرفت‌های به وجود آمده در فناوری‌های مختلف تولید اطلاعات گوناگون و دقیق برای سازمان‌های مختلف از جمله شهرداری‌ها، ادارات راه و شهرسازی، وزارت نیرو و نهادهای حفاظت و مدیریت محیط زیست از اهمیت بالایی برخوردار است [۱].

شناسایی و پایش تغییرات به وجود آمده در زمین از نیازهای اساسی و مهم برای مدیریت و تحلیل تغییرات برای نهادهای مختلف می‌باشد. علوم ژئوماتیک از اصلی‌ترین منابع مطالعه تغییرات مکان‌مبنا می‌باشند. با گسترش علم و فناوری سنجش‌ازدور، حجم وسیعی از داده‌ها در دسترس قرار گرفته‌اند، بر مبنای این داده‌ها و نیاز سازمان‌ها، کاربردهای مختلفی برای استفاده از آن‌ها گسترش یافته‌اند که یکی از آن‌ها شناسایی تغییرات است. از منظر علم سنجش از دور، فرایند تشخیص تفاوت‌ها در وضعیت یک شی یا پدیده که از طریق مطالعه از راه دور آن پدیده حاصل می‌شود، شناسایی تغییرات نامیده می‌شود [۲].

روش‌های شناسایی تغییرات دارای فرایندها و دسته‌بندی‌های مختلف از جمله مقایسه مستقیم [۳] و [۴]، بر مبنای تبدیلات [۵] و [۶]، مبتنی بر طبقه‌بندی [۷] و [۸]، روش‌های وابسته به هوش مصنوعی و الگوریتم‌های فرا ابتکاری [۹] و [۱۰] و غیره اشاره کرد.

هر یک از این روش‌ها با توجه به هدف مورد نظر از داده‌های متنوعی سود برده و نتایج متفاوتی را به همراه داشته‌اند [۱۱]. داده‌های طیفی با توجه به گستردگی و ارزان بودن در محدوده اپتیک و مادون قرمز موج الکترومغناطیس دارای بیشترین استفاده به عنوان داده ورودی در شناسایی تغییرات هستند [۱۱] و [۲].

ترکیب و استفاده از ویژگی‌های مکانی مستخرج از باندهای طیفی با خود داده‌های طیفی در افزایش دقت طبقه‌بندی و شناسایی تغییرات تأثیر بسزایی را به همراه داشته است [۱۲]، [۱۳] و [۱۴]. در این میان، داده‌های بافتی مستخرج از ماتریس رخداد همزمان به طور گسترده‌ای به عنوان فضای ویژگی مکانی برای شناسایی تغییرات به کار گرفته شده است [۱۱]. از جمله پر استفاده‌ترین این موارد مربوط به ترکیب داده‌های طیفی و بافتی برای شناسایی تغییرات قبل و بعد از زلزله بوده است [۱۵].

ارنر و همکاران در سال ۲۰۰۹ برای شناسایی تغییرات به صورت مقایسه پس از طبقه‌بندی از ترکیب ویژگی‌های بافتی و طیفی مستخرج از تصویر پانکروماتیک برای سری زمانی قبل و بعد از تغییرات استفاده کردند [۱۶]. در تحقیقاتی دیگر، برای شناسایی تغییرات مناطق شهری و روستایی از تمام ویژگی‌های بافتی مستخرج از ماتریس رخداد همزمان در ادغام با باندهای طیفی بر مبنای آنالیز بردار تغییرات استفاده گردید [۱۷] و [۱۸].

استفاده یکجا از تمام ویژگی‌های بافتی مستخرج از ماتریس رخداد همزمان با تحمیل هزینه محاسباتی و زمانی بالا همراه است. همچنین در برخی از آماره‌های بافتی وابستگی بین کلاسی بر روی نتایج خروجی تأثیر گذار خواهد بود که در صورت شناسایی چنین آماره‌هایی نتایج پردازش‌ها با بهبود روبرو خواهد شد.

در تحقیقات دیگر با اتخاذ سیاست استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌یابی و فراابتکاری سعی شده است تا از تأثیرات هزینه‌های استفاده از تمام فضاهای آماری ماتریس رخداد همزمان کاسته شود [۱۹] و [۲۰]؛ در حالی که از محدودیت‌های الگوریتم‌های فراابتکاری وابستگی پاسخ نهایی الگوریتم به پارامترهای اولیه تعریف شده می‌باشد، در نتیجه قبل از اجرای چنین الگوریتم‌هایی مقادیر بهینه پارامترهای اولیه تعیین می‌گردد که این فرایند مستلزم هزینه محاسباتی و همچنین استفاده از روش‌هایی از جمله سعی و خطا، شبکه عصبی و نیز استفاده از داده‌های نمونه و غیره است [۲۱].

در بیشتر مطالعات انجام گرفته در ترکیب آماره‌های بافتی با سایر منابع داده به خصوص داده‌های طیفی، چندین آماره بافتی مستخرج از ماتریس رخداد همزمان به صورت یکجا مورد استفاده قرار گرفته‌اند. این مهم بدون توجه به این نکته که کدامیک از این آماره‌های بافتی در افزایش دقت نتایج خروجی نقش بیشتری دارد و کدام باعث کاهش دقت نتیجه خروجی می‌گردد، انجام پذیرفته است.

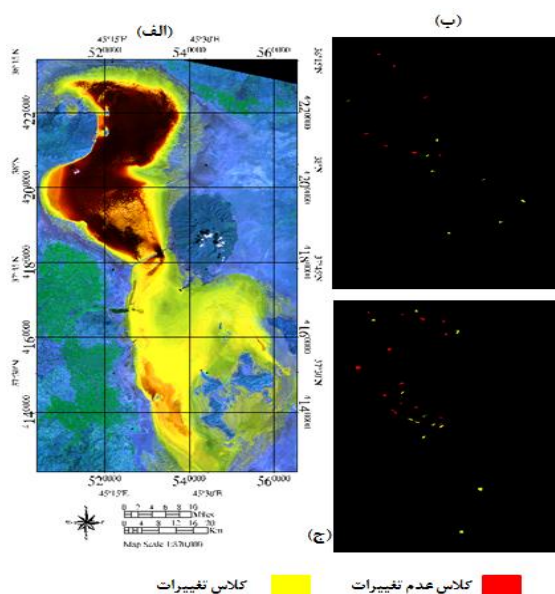
وجود تعداد متعدد باندهای ورودی به سیستم‌های شناسایی تغییرات با کاهش سرعت محاسبات و افزایش هزینه و زمان همراه خواهد بود. همچنین نبود مطالعه جامع بر روی تأثیر هر یک از آماره‌های بافتی در افزایش یا کاهش دقت شناسایی تغییرات، مطالعه چنین مواردی را ضروری می‌نماید.

با توجه به موارد مطرح شده در بالا، در این تحقیق مطالعه‌ای جامع بر تأثیر هر یک از آماره‌های بافتی

(محدوده مادون قرمز میانی) از تصاویر سنجنده OLI ماهواره لندست ۸، برای سال‌های ۲۰۱۳ و ۲۰۱۵ می‌باشد (شکل ۱). رزولوشن مکانی این تصاویر ۳۰ متر و در ماه هشتم سال میلادی اخذ گردیده‌اند. لازم به ذکر است تست انجام گرفته بر روی هر کدام از باندها به صورت مستقل انجام خواهد پذیرفت. به دلیل اینکه رفتار طیفی تغییرات در ناحیه‌های مختلف طیفی متفاوت است، به همین دلیل تحلیل مورد نظر این مقاله بر روی سه باند طیفی داده مورد استفاده به معنی استفاده از سه داده تست مجزا مورد بررسی قرار گرفته است.

منطقه مورد مطالعه محدوده دریاچه ارومیه واقع در شمال غرب ایران است. این منطقه بین عرض ۳۷ تا ۳۸ درجه شمال جغرافیایی و طول ۴۵ تا ۴۶ درجه شرق جغرافیایی واقع در میان دو استان آذربایجان شرقی و آذربایجان غربی می‌باشد.

همچنین به منظور آموزش و ارزیابی نتایج کار از داده‌های آموزشی و تست با پراکندگی مناسب (شکل ۱) در منطقه مطالعاتی به صورت جدول ۱ استفاده گردیده است.



شکل ۱- تصویر رنگی کاذب از باندهای مورد مطالعه برای سال ۲۰۱۵ (الف)، پراکندگی داده آموزشی (ب) و داده تست (ج)

جدول ۱- داده آموزشی و تست

کلاس نوع داده	تغییرات (پیکسل)	عدم تغییرات (پیکسل)
آموزشی	۳۱۴۱	۳۱۸۲
تست	۷۴۵۶	۷۷۵۱

مستخرج از ماتریس رخداد همزمان در افزایش یا کاهش دقت شناسایی تغییرات صورت پذیرفت. برای این منظور از سه باند طیفی (۲، ۵ و ۷) سنجنده OLI ماهواره لندست ۸ برای سال‌های ۲۰۱۳ و ۲۰۱۵ استفاده گردید.

ابتدا پیش‌پردازش به صورت کالیبراسیون تبدیل درجه خاکستری به رادیانس در دهانه سنجنده و همسان‌سازی هیستوگرام انجام پذیرفت، سپس آماره‌های بافتی شامل میانگین، واریانس، همگنی، انترپی، عدم شباهت، کنتراست، گشتاور زاویه‌ای دوم و همبستگی برای هریک از باندهای تصاویر سری زمانی محاسبه گردید. در مرحله بعد از آماره‌های بافتی باندهای نظیر تصاویر تفاضلی تولید گردید. هر یک از تصاویر تفاضلی آماره‌های بافتی برای هر یک از باندهای طیفی با تصویر تفاضلی سه باند اصلی ادغام و وارد طبقه‌بندی کننده بیشترین شباهت گردید.

برای آنالیز بیشتر، کل آماره‌ها بافتی مستخرج از یک باند طیفی را ادغام کرده و سپس نخستین باند حاصل از تبدیل " آنالیز مولفه‌های اصلی" آن را با تصویر تفاضلی باندهای ۲، ۵ و ۷ ادغام شده و وارد طبقه‌بندی کننده بیشترین شباهت گردید، سپس نتایج بدست آمده با نتایج حالت‌های استفاده از خود آماره‌های بافتی مقایسه گردید.

ادامه مقاله در چهار بخش تنظیم گردیده است. در بخش دوم، داده، منطقه مطالعاتی و همچنین داده‌های آموزشی و تست معرفی خواهد شد و نیز مروری بر روش‌های مورد استفاده در این تحقیق انجام خواهد شد. در بخش سوم، فرایند تحقیق بیان خواهد شد. بخش چهارم، پیاده‌سازی، بحث و ارزیابی نتایج خواهد بود. و در آخر بخش نتیجه‌گیری قرار گرفته است.

۲- مواد و روش‌ها

در این بخش منطقه مطالعاتی، داده‌های مورد استفاده و نیز روش‌های استفاده شده معرفی خواهند شد.

۲-۱- داده و منطقه مطالعاتی

در این تحقیق به جای مطالعه کارکرد آماره‌های بافتی مستخرج از تنها یک باند طیفی، کارکرد آنها در روی سه باند و در سه محدوده پر کاربرد از طیف الکترومغناطیس پرداخته شد. داده مورد استفاده در این تحقیق باندهای ۲ (محدوده اپتیک)، ۵ (محدوده مادون قرمز نزدیک) و ۷

۲-۲- پیش‌پردازش

از اصلی‌ترین پردازش‌های مورد نظر در سنجش از دور و به خصوص در بحث شناسایی تغییرات پیش‌پردازش می‌باشد. برای این منظور ابتدا با استفاده از رابطه ۱ دو تصویر بر اساس اطلاعات مندرج در فایل داده‌ها، کالیبره گردید تا رادینس در بالای اتمسفر محاسبه گردد.

$$L_{\lambda} = \frac{L_{\max} - L_{\min}}{Qcal_{\max} - Qcal_{\min}} \times (Qcal - Qcal_{\min}) \times L_{\min} \quad (1)$$

در فرمول بالا Qcal مقدار درجه‌ی خاکستری، L_{λ} رادینس بالای اتمسفر، سایر پارامترها مربوط به حداقل و حداکثر مقادیر درجات خاکستری ممکن در باند تصویری است، که از فایل متادیتای داده‌ها استخراج می‌گردد. سپس دو تصویر سری زمانی با انجام همسان‌سازی هیستوگرام آماده ورود به مرحله بعدی گردید [۲۲]. تصاویر مورد استفاده زمین مرجع هستند و نیازی به انجام تصحیحات هندسی و زمین مرجع سازی نیست.

۲-۳- ماتریس رخداد همزمان

در آنالیزهای آماری بافت، ویژگی‌های بافتی از طریق توزیع‌های آماری ترکیبات مشاهده شده برای درجات خاکستری در یک موقعیت خاص در رابطه با یکدیگر محاسبه می‌شود. آماره‌های بافتی معمولاً به سه نوع آماره‌های بافتی نوع اول، نوع دوم و مراتب بالاتر تقسیم‌بندی می‌شوند [۲۳].

ماتریس رخداد همزمان روشی برای استخراج اطلاعات بافتی از نوع دوم می‌باشد. یک ماتریس رخداد همزمان ماتریسی است که تعداد سطرها و ستون‌های آن مساوی با تعداد سطوح درجات خاکستری موجود در تصویر مورد استفاده می‌باشد. یعنی اگر تعداد درجات خاکستری یک تصویر G تا باشد، آنگاه ابعاد ماتریس رخداد همزمان مورد نظر برابر با یک ماتریس $G \times G$ می‌باشد. عنصر ماتریسی P، $P(i,j | \Delta x, \Delta y)$ نشان دهنده تعداد تکرارهای رابطه بین دو پیکسل که به وسیله فاصله پیکسلی $(\Delta x, \Delta y)$ جدا سازی شده‌اند و بر اساس رابطه همسایگی تعریف شده که یکی از پیکسل‌ها دارای درجه خاکستری i و دیگری دارای درجه خاکستری j می‌باشد، اتفاق می‌افتد [۲۴].

۲-۳-۱- کنتراست

حاکمی از تفاوت‌های محلی درجات خاکستری می‌باشد و به صورت رابطه ۲ تعریف شده و وزن بیشتری به عناصر دور از قطر اصلی می‌دهد. که در آن g تعداد درجات خاکستری تصویر می‌باشد.

$$Contrast = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} (i - j)^2 P(i, j) \quad (2)$$

نحوه محاسبه، تعاریف و فرمول‌های سایر آماره‌های بافتی مطرح شده در این تحقیق در منبع [۲۳] آورده شده است.

۲-۴- طبقه‌بندی کننده بیشترین شباهت

از معروف‌ترین روش‌های طبقه‌بندی کننده‌های نظارت‌شده آماری می‌باشد. در این روش پیکسل به کلاس با بیشترین احتمال تعلق، نسبت داده می‌شود. از مهمترین مزایای آن سرعت بالا، سهولت و همچنین استفاده نمودن این طبقه‌بندی کننده از توزیع نرمال و واریانس نمونه‌ها در محاسبات می‌باشد [۲۵].

فرض کنیم W_i نشان‌دهنده کلاس‌های یک تصویر باشد، بطوریکه $i=1,2,...,m$ و m بیان‌کننده تعداد کل کلاس‌ها باشد. در این صورت پیکسل x به کلاس W_i تعلق می‌گیرد در صورتی که رابطه ۳ محقق گردد.

$$p(w_i / x) > p(w_j / x) \quad (3)$$

که در آن مقدار احتمال تعلق برای کلاس i از تمام کلاس‌های دیگر (یعنی j) بیشتر است. باید اشاره کرد که احتمال تعلق به کلاس W_i به صورت رابطه ۴ تعریف می‌شود [۲۶].

$$p(w_i / x) = \frac{p(x / w_i) p(w_i)}{p(x)} \quad (4)$$

در رابطه ۴ احتمال اولیه وجود کلاس W_i در تصویر با $p(w_i)$ احتمال تعلق x به کلاس W_i و احتمال وجود کلاس w_i در تصویر با $p(x)$ تعریف می‌شود. در نهایت تابع تفکیک‌کننده^۱ از روی پارامترهای آماری برای هر کلاس به صورت رابطه ۵ محاسبه‌شده و پیکسل به کلاس با بیشترین مقدار تابع تفکیک‌کننده تعلق می‌گیرد. در رابطه ۵، λ_i و $\sum_i$ بیان‌کننده میانگین و واریانس است [۲۷].

^۱ Discriminant Function

مقادیر میانگین برای تمام مقادیر ورودی می‌باشد. مقدار m_x برای یک ورودی به صورت رابطه ۷ تعریف می‌شود.

$$m_x = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K x_k \quad (7)$$

ماتریس A در رابطه ۶ از طریق ماتریس کوواریانس C_x تعریف می‌شود. سطرها در ماتریس A از طریق بردارهای ویژه e که از ماتریس C_x و بر مبنای انطباق با مقادیر ویژه تولید شده‌اند، به دست می‌آید. ماتریس C_x از طریق رابطه ۸ محاسبه می‌شود. ابعاد ماتریس C_x با توجه به ابعاد ماتریس ورودی، n در n است.

$$C_x = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K x_k x_k^T - m_x m_x^T \quad (8)$$

۳- فرایند تحقیق

در این مطالعه به منظور تحلیل کارکرد انواع آماره‌های بافتی مستخرج از ماتریس رخداد همزمان به مانند فلوچارت شکل ۲ عمل شده است. ابتدا بر روی دو تصویر ورودی پیش‌پردازش انجام گرفت. سپس ویژگی‌های آماری بافتی مستخرج از ماتریس رخداد همزمان شامل: میانگین، واریانس، همگنی، انتروپی، عدم شباهت، کنتراست، گشتاور زاویه‌ای دوم و همبستگی، هر یک در چهار جهت (صفر، ۴۵، ۹۰ و ۱۳۵ درجه) روی هر یک از سه باند برای هر کدام از سال‌های مورد اشاره استخراج گردید. این مرحله با تنظیمات ابعاد پنجره ۵ پیکسل در ۵ پیکسل (به صورت سعی و خطا محاسبه گردیده است) و با فاصله ۱ پیکسلی با درجات جاکستری نرمال شده در ۶۴ مورد انجام گرفت. در مرحله بعد از چهار جهت مستخرج میانگین‌گیری صورت پذیرفت تا تاثیر ناشی از "جهت" از بین رود [۳۰]. سپس، برای آماره‌های متناظر باندهای نظیر تصویر تفاضلی با تفریق یکی از باندها بر دیگری تولید گردید. سپس در فرایندهای جداگانه برای تصاویر تفاضلی آماره‌های بافتی هر باند تصویر اصلی، تصویر تفاضلی هر یک از آماره‌ها با باندهای تفاضلی حاصل از تفریق باندهای طیفی تصویر اصلی ادغام و وارد طبقه‌بندی کننده بیشترین شباهت گردید. این عمل برای تمام آماره‌ها در تمام باندهای مورد مطالعه تکرار شد. سپس ارزیابی بر روی نتایج تولید شده اعمال گردید.

$$g_i(x) = -\frac{1}{2}(x - \mu_i)^T \cdot \sum_i^{-1} (x - \mu_i) - \frac{1}{2} \ln |\sum_i| + \ln(p(w_i)) \quad (5)$$

به زبان ساده‌تر، طبقه‌بندی‌کننده بیشترین شباهت در کاربردهای سنجش‌ازدوری به محاسبه مقادیر واریانس و میانگین تمام کلاس‌ها از روی مقادیر درجات خاکستری تک تک باندها می‌پردازد. سپس با مقدار دهی رابطه ۵، مقدار تابع تفکیک‌کننده برای تمام کلاس‌ها بر روی پیکسل مورد نظر محاسبه می‌شود. در نهایت پیکسل به کلاسی تعلق می‌گیرد که بیشترین مقدار تابع تفکیک‌کننده در آن کلاس برای پیکسل مورد نظر رخ داده باشد.

۲-۵- تولید تصویر تفاضلی

در میان روش‌های پیکسل‌مبنا جهت بدست آوردن نقشه تغییرات، استفاده از روش تفاضل بین تصاویر همواره به عنوان یکی از روش‌های ساده مورد توجه بوده است. از این رو در این تحقیق به منظور تولید اطلاعات اولیه برای مراحل بعدی از روش تفاضل‌گیری بین تصاویر سری زمانی استفاده شد. که از مزایای روش مذکور طبق تحقیقات مسرور حسین و همکاران (۲۰۱۳)، ساده بودن و سرعت بالای آن می‌باشد [۲]. برای تصویر I_1 (۲۰۱۳) و تصویر I_2 (۲۰۱۵)، با اعمال تفریق $I_\Delta = I_2 - I_1$ باندهای متناظر در دو تصویر از هم کم شده و تصویر تفاضلی تولید می‌شود.

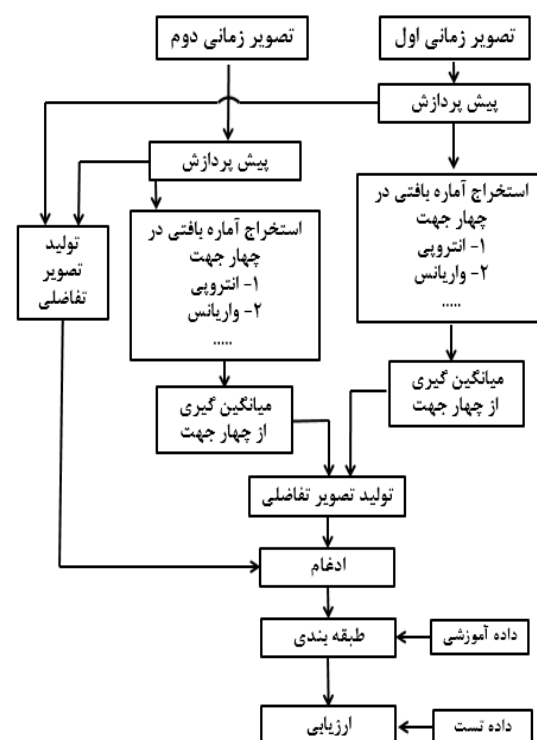
۲-۶- آنالیز مولفه‌های اصلی

به منظور کاهش وابستگی و نویز باندها در تصاویر با تعداد باندهای فراوان از روش‌های کاهش ابعاد فضای ویژگی استفاده می‌شود. از جمله شناخته شده‌ترین روش‌های کاهش ابعاد فضای ویژگی روش آنالیز مولفه‌های اصلی می‌باشد [۲۸]. در پردازش‌ها PCA بدین صورت تعریف می‌شود؛ که انتقال n بردار ورودی با طول یکسان $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ که به صورت یک بردار n بعدی x تعریف شده‌اند، به یک بردار y که به صورت رابطه ۶ تعریف می‌شود [۲۹].

$$y = A \times (x - m_x) \quad (6)$$

این شکل از رابطه از نقطه نظر فهم راحت است، اما باید در نظر گرفت که هر سطر از بردار x شامل K مقدار برای یک ورودی می‌باشد. بردار m_x در رابطه ۶ بردار

برای ارزیابی‌های بیشتر، تصاویر تفاضلی مربوط به کل آماره‌های بافتی مستخرج از هر یک از باندهای تصویر اصلی با هم ادغام و از روش آنالیز مولفه‌های اصلی (PCA) برای کاهش فضای ویژگی استفاده شد. سپس اولین باند خروجی حاصل از آنالیز مولفه‌های اصلی انتخاب شده و برای تولید تصویر تفاضلی غیر طیفی استفاده شده و با باندهای تفاضلی تصویر اصلی ادغام و به طبقه‌بندی کننده بیشترین شباهت وارد گردید و نتایج حاصل با هم مقایسه شد.



شکل ۲- فلوچارت فرایند تحقیق

۴- پیاده‌سازی، بحث و ارزیابی

در این بخش به پیاده‌سازی، بحث و ارزیابی نتایج بدست آمده پرداخته خواهد شد.

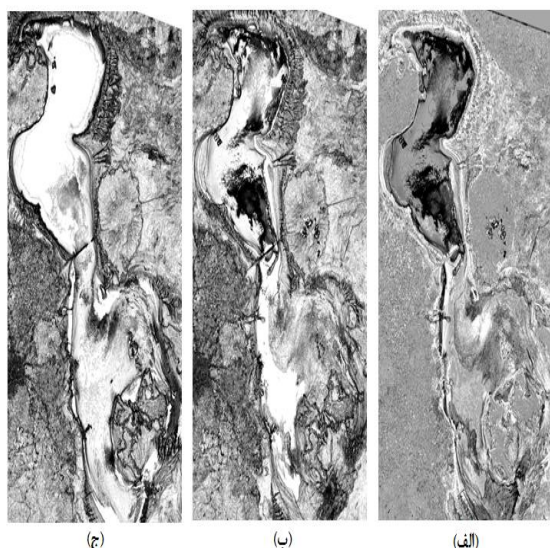
۴-۱- پیاده‌سازی

با توجه به روند مورد نظر تحقیق پس از اعمال مراحل پیش‌پردازش بر روی تصاویر اصلی، آماره‌های بافتی به مانند جدول ۲ استخراج گردید. در واقع برای هر آماره در هر باند ۴ داده (چهار جهت) تولید گردید، در صورتی که برای هر باند ۸ آماره مد نظر باشد، در مرحله تولید ویژگی برای هر باند هر سال، ۳۲ آماره خواهیم داشت. سپس با

انجام عمل میانگین‌گیری از چهار جهت مورد نظر فضای ویژگی آماره‌های بافتی مانند شکل ۳ برای هر باند تولید گردید.

جدول ۲- تعداد و اطلاعات آماره‌های بافتی برای یک سال

باند	باند ۲	باند ۵	باند ۷
آماره	باند ۲	باند ۵	باند ۷
زاویه (درجه)	-۴۵ -۰ ۱۳۵ -۹۰	-۴۵ -۰ ۱۳۵ -۹۰	-۴۵ -۰ ۱۳۵ -۹۰
تعداد باند در جهات	۳۲	۳۲	۳۲
تعداد باند پس از اعمال میانگین	۸	۸	۸
تعداد تصاویر تفاضلی برای دو سال	۸	۸	۸



شکل ۳- آماره بافتی "همگنی" برای ۲۰۱۳ (الف)، برای ۲۰۱۵ (ب) و تصویر تفاضلی آماره "همگنی" حاصل از باند ۲ (ج)

در ادامه برای هر آماره در هر باند، تصویر تفاضلی از تفریق فضای ویژگی نظیر برای سری زمانی سال‌های ۲۰۱۳ و ۲۰۱۵ همانند شکل ۳ تولید گردید.

سپس تصویر تفاضلی باندهای طیفی تولید گردید. هر یک از تصاویر تفاضلی آماره‌های بافتی با تصویر تفاضلی باندهای طیفی ادغام و وارد طبقه‌بندی کننده بیشترین شباهت گردید (شکل ۴ الف)). همچنین همانگونه که در بالا توضیح داده شد، اولین باند خروجی حاصل از آنالیز مولفه‌های اصلی با باندهای تفاضلی تصویر اصلی ادغام و به طبقه‌بندی کننده بیشترین شباهت وارد گردید (شکل ۴ ج)).

آنالیز بهتری از کارکرد آماره‌ها ارائه دهند. در جدول ۳ نتایج حاصل از ادغام هریک از آماره‌های بافتی برای داده‌های باند ۲ شامل دقت کل، ضریب کاپا، دقت کلاس تغییرات و کلاس عدم تغییرات آورده شده است.

نتایج بدست آمده نشان داد، استفاده از آماره‌های بافتی در افزایش دقت شناسایی تغییرات با توجه به نوع آماره دارای نتایج متفاوتی است. نتیجه استفاده از این آماره‌ها در افزایش دقت کل دارای تغییراتی بین صفر تا ۱۵ درصدی و نیز برای ضریب کاپا تغییراتی بین صفر تا ۳۱ درصدی می‌باشد.

جدول ۳- نتایج حاصل از شناسایی تغییرات با استفاده از آماره‌های بافتی باند ۲

باند ۲ آماره	دقت کل	ضریب کاپا	دقت کلاس تغییرات	دقت کلاس عدم تغییرات
میانگین	۹۷/۲۱	۹۴/۴۳	۹۹/۰۳	۹۵/۳۳
واریانس	۸۱/۷۹	۶۳/۳۴	۹۹/۰۳	۶۳/۸۸
همگنی	۸۶/۴۷	۷۲/۸۱	۹۸/۹۴	۷۳/۵۱
انتروپی	۸۹/۸۵	۷۹/۶۴	۹۸/۹۰	۸۰/۴۶
عدم شباهت	۸۳/۴۸	۶۶/۷۶	۹۹/۰۳	۶۷/۳۳
کنتراست	۸۱/۷۹	۶۳/۳۴	۹۹/۰۳	۶۳/۸۸
گشتاور زاویه ۲	۹۰/۴۴	۸۰/۸۲	۹۸/۸۶	۸۱/۶۹
همبستگی	۸۱/۹۷	۶۳/۷۰	۹۸/۹۵	۶۴/۳۲

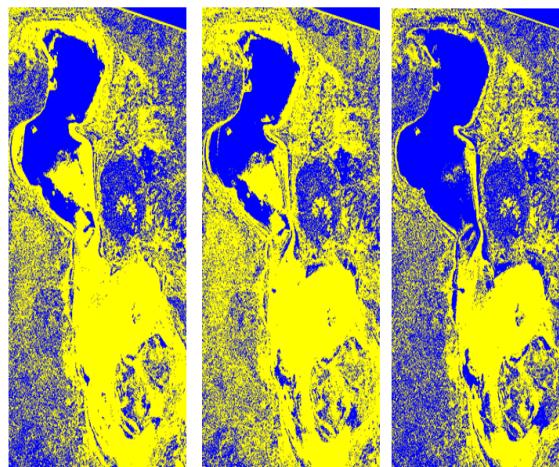
همچنین در جدول ۴ نتایج حاصل از ادغام هر یک از آماره‌های بافتی برای داده‌های به ترتیب باند ۵ آورده شده است.

جدول ۴- نتایج حاصل از شناسایی تغییرات با استفاده از آماره‌های بافتی باند ۵

باند ۵ آماره	دقت کل	ضریب کاپا	دقت کلاس تغییرات	دقت کلاس عدم تغییرات
میانگین	۹۶/۶۳	۹۳/۲۷	۹۳/۳۹	۱۰۰
واریانس	۸۸/۴۰	۷۶/۷۳	۹۵/۸۲	۸۰/۶۹
همگنی	۹۰/۱۸	۸۰/۳۰	۹۷/۴۷	۸۲/۶۰
انتروپی	۸۹/۳۶	۷۸/۶۳	۹۹/۰۱	۷۹/۳۳
عدم شباهت	۸۸/۵۹	۷۷/۱۱	۹۶/۷۹	۸۰/۰۸
کنتراست	۸۶/۸۲	۷۳/۵۱	۹۸/۶۶	۷۴/۵۲
گشتاور زاویه ۲	۸۳/۹۸	۶۷/۷۸	۹۹/۰۳	۶۸/۳۵
همبستگی	۸۴/۲۵	۶۸/۳۱	۹۹/۰۳	۶۸/۸۸

در جدول ۵ نتایج حاصل از ادغام هریک از آماره‌های بافتی برای داده‌های باند ۷ شامل دقت کل، ضریب کاپا، دقت کلاس تغییرات و کلاس عدم تغییرات آورده شده است.

کلاس عدم تغییرات کلاس تغییرات



شکل ۴- تصویر طبقه‌بندی شده برای ادغام آماره بافتی واریانس باند ۲ و تصویر اصلی (الف)، باند ۵ (ب)، نتیجه استفاده از PCA (ج)

۲-۴- بحث و ارزیابی

در این زیر بخش نتایج بدست آمده در ارزیابی جامع کارکرد آماره‌های بافتی مستخرج از ماتریس رخداد همزمان در شناسایی تغییرات آورده شده است.

عوامل متعددی از جمله شرایط ابعاد زمینی هر پیکسل، حدود منطقه تغییرات، نوع و تعداد کلاس‌ها، ابعاد عوارض و نوع داده مورد استفاده علاوه بر عوامل تاثیرگذار در استخراج آماره‌ها مانند ابعاد پنجره، فاصله پیکسل‌ها و جهت مورد بررسی بر نتایج عملکرد آماره‌های بافتی تاثیرگذار خواهد بود. با توجه به یکسان بودن شرایط بررسی برای تمامی آماره‌ها در فرایند بررسی از منطقه مطالعاتی استفاده گردید که تغییرات اتفاق افتاده به صورت شفاف در حالت دو کلاسی (تغییرات و عدم تغییرات) باشد تا فرایند بررسی از نظر تاثیر و پراکندگی کلاس‌ها شرایط مناسب‌تری را داشته باشد.

نتیجه طبقه‌بندی حاصل از استفاده از فقط داده‌های طیفی برای شناسایی تغییرات برای دقت کل و ضریب کاپا به ترتیب ۸۱/۷۹ و ۶۳/۳۴ درصد را نشان می‌دهد. همچنین نتایج به دست آمده برابر ۹۹/۰۳، ۶۳/۸۸ و ۸۱/۴۴ درصد را به ترتیب برای دقت کلاس عدم تغییرات، کلاس تغییرات و دقت میانگین کلاسی نشان می‌دهد. از آنجایی که آماره‌های بافتی در عمل تغییرات درجات خاکستری در مکان را نشان می‌دهند، داده‌های تست به گونه‌ای انتخاب شده است که بیشترین پراکندگی را در مرزهای بین تغییرات و عدم تغییرات داشته باشند تا

جدول ۵- نتایج حاصل از شناسایی تغییرات با استفاده از آماره‌های بافتی باند ۷

آماره	باند ۷	دقت کل	ضریب کاپا	دقت کلاس تغییرات	دقت کلاس عدم تغییرات
میانگین	۹۳/۹۱	۸۷/۸۰	۹۸/۰۵	۸۹/۶۱	
واریانس	۹۳/۹۰	۸۷/۷۸	۹۸/۰۵	۸۹/۵۹	
همگنی	۹۵/۰۴	۹۰/۰۸	۹۷/۸۶	۹۲/۱۳	
انتروپی	۹۵/۰۱	۹۰/۰۲	۹۷/۶۴	۹۲/۲۹	
عدم شباهت	۹۵/۰۴	۹۰/۰۸	۹۷/۸۶	۹۲/۱۳	
کنتراست	۹۵/۰۲	۹۰/۰۳	۹۷/۸۶	۹۷/۸۶	
گشتاور زاویه ۲	۹۵/۰۸	۹۰/۱۶	۹۷/۸۸	۹۲/۱۸	
همبستگی	۹۳/۹۲	۸۷/۸۳	۹۷/۷۴	۸۹/۹۵	

تاثیر مربوط به استفاده از آماره "همبستگی" و "کنتراست" است. در محدوده مادون قرمز میانی بیشترین تاثیر مربوط به آماره "کنتراست" اتفاق افتاده است و کمترین تاثیر مربوط به آماره‌های "میانگین"، "واریانس" و "کنتراست" می‌باشد. در محدوده طیفی اپتیک و مادون قرمز نزدیک بیشترین تاثیر در افزایش دقت کلاس تغییرات برای تمام آماره‌های بافتی به صورت تقریباً یکسان اتفاق افتاده است. این نتیجه برای محدوده مادون قرمز میانی نیز صادق است. نتایج بدست آمده به مانند بالا تاثیر محدوده طیفی (داده مورد استفاده) و نوع کلاس‌ها بر اثرگذاری آماره‌ها را نشان می‌دهد.

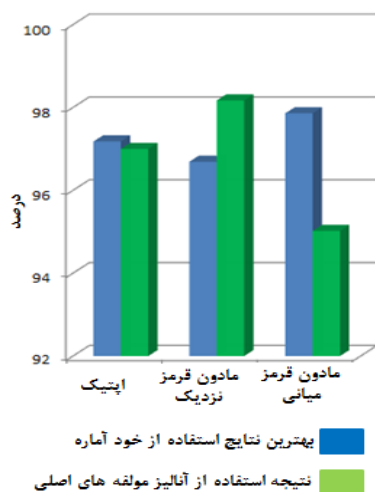
برای ارزیابی بیشتر "دقت میانگین کلاسی" برای تمام باندها و آماره‌ها به صورت شکل ۵ مقایسه گردید. نتایج بدست آمده نشان می‌دهد، در محدوده اپتیک و مادون قرمز نزدیک دقت آماره "انتروپی"، "همگنی" و "میانگین" برای دقت میانگین کلاسی بیشتر از مواردی است که از دیگر آماره‌های بافتی استفاده شده است. کمترین دقت میانگین کلاسی برای حالتی است که از آماره‌های "همبستگی" و "گشتاور زاویه‌ای دوم" استفاده شده است. همچنین در ناحیه مادون قرمز میانی نیز آماره کنتراست بیشترین تاثیر را در افزایش دقت میانگین کلاسی دارد. در این محدوده طیفی کمترین اثر برای استفاده از آماره‌های میانگین، همبستگی و واریانس می‌باشد. از مقایسه نتایج بدست آمده می‌توان نتیجه گرفت در محدوده اپتیک و مادون قرمز نزدیک بیشترین تاثیر بر روی افزایش دقت‌های شناسایی تغییرات برای آماره "میانگین"، "انتروپی" و "همگنی" است. این در حالی است که در ناحیه مادون قرمز میانی بیشترین تاثیر برای آماره‌های "گشتاور زاویه‌ای دوم" و "کنتراست" است. بار دیگر اهمیت داده مورد استفاده و نوع کلاس را در رفتار آماره‌ها نشان می‌دهد.

با توجه به شکل ۵ اکثر آماره‌های بافتی مستخرج از ماتریس رخداد همزمان در ناحیه مادون قرمز میانی دارای تاثیر زیادی در افزایش دقت میانگین کلاسی می‌باشند. این مهم با افزایشی بین ۱۳ تا ۱۷ درصدی در دقت در مقایسه با حالت فقط داده‌های طیفی را نشان می‌دهد. این در حالی است که نرخ این تغییرات برای آماره‌های مختلف در محدوده اپتیک و مادون قرمز نزدیک عددی بین ۲ تا ۱۶ درصدی را دارد.

در محدوده طیفی اپتیک و مادون قرمز نزدیک آماره بافتی "میانگین"، "انتروپی" و "همگنی" دارای بیشترین تاثیر در افزایش دقت نتایج طبقه‌بندی برای دقت کل و ضریب کاپا است. این در حالی است که، در محدوده مادون قرمز میانی تقریباً تمام آماره‌ها عملکرد یکسانی در افزایش دقت کل و ضریب کاپا دارند. کمترین تاثیر استفاده از آماره‌های بافتی در محدوده طیفی اپتیک و مادون قرمز نزدیک در ارزیابی دقت کل و ضریب کاپا برای آماره‌های "واریانس"، "عدم شباهت" اتفاق افتاده است. این مهم برای محدوده مادون قرمز میانی برای آماره‌های "میانگین"، "واریانس" و "همبستگی" اتفاق افتاده است. نتایج بدست آمده نشان می‌دهد استفاده از نوع آماره بافتی به منظور افزایش دقت کل و ضریب کاپا به محدوده طیفی (داده مورد استفاده) که آماره‌های بافتی از آن استخراج می‌شوند وابسته است. زیرا به عنوان مثال در محدوده اپتیک آماره "میانگین"، اما در محدوده مادون قرمز میانی آماره "گشتاور زاویه‌ای دوم" دارای بیشترین تاثیر هستند. این مهم به احتمال فراوان ناشی از رفتار طیفی متفاوت کلاس‌های انتخابی (کلاس‌های مورد مطالعه) در محدوده‌های طیفی اخذ شده و در نتیجه تفاوت رفتار آماره‌ها در آن محدوده باشد، زیرا ممکن است در محدوده طیفی رفتار دو کلاس مشابه هم بوده در نتیجه استفاده از نوع آماره تفاوتی را ایجاد نکند. این مورد اتفاقی است که در محدوده طیفی مادون قرمز میانی رخ داده است.

برای افزایش دقت کلاس عدم تغییرات نیز آماره‌های "میانگین" و "انتروپی" در محدوده طیفی اپتیک و مادون قرمز نزدیک بیشترین تاثیر را دارند. همچنین کمترین

میانگین کلاسی مربوط به استفاده از آنالیز مولفه‌های اصلی در مقایسه با بهترین دقت میانگین کلاسی آماره‌های هر باند در شکل ۶ آورده شده است.

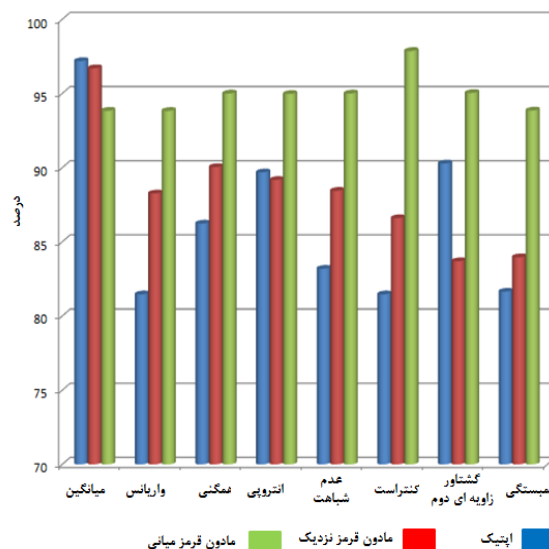


شکل ۶- مقایسه کارکرد استفاده از باند خروجی آنالیز مولفه‌های اصلی و خود آماره‌ها برای تاثیر بر دقت میانگین کلاسی

در محدوده اپتیک و مادون قرمز نزدیک طیف الکترومغناطیس استفاده از آنالیز مولفه‌های اصلی دقتی تقریباً برابر یا بیشتر از بهترین نتایج استفاده از خود آماره-ها دارد. این در حالی است که در محدوده مادون قرمز میانی نتیجه عکس را نشان می‌دهد و با کاهشی معادل با ۲ درصدی نسبت به بهترین نتیجه استفاده از خود آماره-های بافتی همراه است. نتایج بدست آمده از آنالیزهای انجام گرفته دلیلی محکم بر ادعای تاثیر محدوده طیفی (نوع داده مورد استفاده) بر عملکرد آماره‌ها و نیز نوع کلاس انتخابی، در نتیجه عملکرد آماره‌های مختلف بافتی باشد. تمامی عملیات‌ها و پردازش‌های این مقاله در محیط نرم‌افزاری ENVI و MATLAB انجام گرفته است.

۵- نتیجه‌گیری

شناسایی تغییرات از مهمترین اطلاعات مکانی مورد نیاز برای سازمانهای مدیریتی، خدماتی و بهره‌برداری بوده است. در سال‌های اخیر در علوم مرتبط با فتوگرامتری و سنجش از دور روش‌های بسیاری برای استخراج و شناسایی تغییرات معرفی گردیده‌اند. این روش‌ها از فضاهای ویژگی طیفی و مکانی متفاوتی برای بهبود اهداف مورد نظر خود بهره برده‌اند. آماره‌های بافتی مستخرج از ماتریس رخداد همزمان در دهه‌های اخیر از جمله پرکاربردترین این ویژگی‌های مکانی



شکل ۵- تصویر طبقه‌بندی شده برای ادغام آماره بافتی واریانس باند ۲ و تصویر اصلی (راست)، باند ۵ (وسط)، نتیجه استفاده از PCA (چپ)

همانگونه که در بالا آماده است، برای ارزیابی‌های بیشتر تصاویر تفاضلی مربوط به آماره‌های بافتی هر یک از باندهای تصویر اصلی با هم ادغام و از روش آنالیز مولفه‌های اصلی (PCA) برای کاهش فضای ویژگی استفاده شد. سپس اولین باند خروجی حاصل از آنالیز مولفه‌های اصلی با باندهای تفاضلی تصویر اصلی ادغام و به طبقه‌بندی کننده بیشترین شباهت وارد گردید. در جدول ۶ نتایج برای اعمال آنالیز مولفه‌های اصلی بر روی ۳ باند مورد مطالعه آورده شده است.

جدول ۶- نتایج استفاده از آنالیز مولفه‌های اصلی برای شناسایی تغییرات

دقت‌ها آماره	دقت کل	ضریب کاپا	دقت کلاس تغییرات	دقت کلاس عدم تغییرات
آماره‌های باند ۲	۹۶/۹۷	۹۳/۹۴	۹۸/۹۴	۹۴/۹۳
آماره‌های باند ۵	۹۸/۱۵	۹۶/۳۰	۹۷/۰۳	۹۹/۳۲
آماره‌های باند ۷	۹۵/۰۷	۹۰/۱۴	۹۷/۸۶	۹۲/۱۸

نتایج بدست آمده نشان می‌دهد استفاده از خروجی روش آنالیز مولفه‌های اصلی برای افزایش دقت شناسایی تغییرات دارای نتایج مطلوب‌تر در مقایسه با استفاده از خود آماره‌های بافتی می‌باشد. اما استفاده از این متد به جای استفاده مستقیم از آماره‌های بافتی با افزایش هزینه‌های محاسباتی و زمان همراه خواهد بود. همچنین دقت

بوده است. گستردگی و تنوع بالای این داده‌های بافتی و هزینه‌های بالای محاسباتی و زمانی استخراج و به کارگیری این آماره‌ها نیاز به بررسی کارکرد هر یک از آن‌ها را در شناسایی تغییرات برای استفاده بهینه از آنها را ایجاد می‌کند. در این تحقیق به منظور شناسایی و ارزیابی جامع عملکرد هر یک از ویژگی‌های آماری بافتی مستخرج از ماتریس رخداد همزمان شناخته شده (میانگین، واریانس، همگنی، انترویی، عدم شباهت، کنتراست، گشتاور زاویه‌ای دوم و همبستگی) به بررسی ابعاد مختلف تاثیرگذاری آنان بر دقت‌های شناسایی تغییرات پرداخته شد. برای این منظور از باندهای ۲، ۵ و ۷ ماهواره لندست به عنوان داده مطالعاتی استفاده گردید. ابتدا آماره‌های بافتی برای هر یک از سال‌ها و باندها استخراج و پس از تولید تصاویر تفاضلی به صورت یک به یک با تصاویر تفاضلی داده‌های طیفی اصلی ادغام و وارد طبقه‌بندی کننده بیشترین شباهت گردید. نتایج بدست آمده نشان داد، استفاده از انواع آماره‌های بافتی، در محدوده‌های مختلف طیف الکترومغناطیس تاثیر متفاوتی را به همراه خواهند داشت. در محدوده اپتیک و مادون قرمز نزدیک، آماره‌های "میانگین"، "انترویی" و "همگنی" در افزایش دقت کل و ضریب کاپا بیشترین تاثیر را دارد. این در حالی است که در محدوده مادون قرمز نزدیک "گشتاور زاویه‌ای دوم" دارای بیشترین تاثیر است. کمترین تاثیر استفاده از آماره‌های بافتی در محدوده طیفی اپتیک و مادون قرمز نزدیک در ارزیابی

دقت کل و ضریب کاپا برای آماره‌های "واریانس"، "عدم شباهت" اتفاق افتاده است. این مهم برای محدوده مادون قرمز میانی برای آماره‌های میانگین، "واریانس" و "همبستگی" است. همچنین در مورد "دقت میانگین کلاسی" در محدوده اپتیک و مادون قرمز نزدیک دقت آماره‌های "میانگین"، "انترویی" و "همگنی" دارای تاثیر بیشتری نسبت به مواردی است که از دیگر آماره‌های بافتی استفاده شده است. کمترین "دقت میانگین کلاسی" برای حالتی است که از آماره‌های "همبستگی" و "گشتاور زاویه‌ای دوم" استفاده شده است. همچنین در ناحیه مادون قرمز میانی نیز آماره "کنتراست" بیشترین تاثیر را در افزایش "دقت میانگین کلاسی" دارد. از جمله مهمترین نتایج بدست آمده این مهم را نشان داد که کارکرد آماره‌ها به عواملی مانند نوع کلاس‌های در نظر گرفته شده و محدوده طیفی (داده مورد استفاده) نیز وابسته است. همچنین نتایج بدست آمده نشان می‌دهد استفاده از خروجی روش آنالیز مولفه‌های اصلی برای افزایش دقت شناسایی تغییرات دارای نتایج مطلوبتری در مقایسه با استفاده از خود آماره‌های بافتی می‌باشد. پیشنهاد می‌شود در کارهای آتی تاثیر دیگر آماره‌های بافتی به خصوص آماره‌های نوع اول نیز بررسی گردد. همچنین تاثیر نوع کلاس‌های انتخابی در عملکرد آماره‌های بافتی نیز بررسی گردند.

مراجع

- [1] M. Eslami and A. Mohammadzadeh, "Developing a Spectral-Based Strategy for Urban Object Detection From Airborne Hyperspectral TIR and Visible Data," IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, vol. 9, pp. 1808-1816, 2016.
- [2] 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.
- [3] N. Quarmby and J. Cushnie, "Monitoring urban land cover changes at the urban fringe from SPOT HRV imagery in south-east England," International Journal of Remote Sensing, vol. 10, pp. 953-963, 1989.
- [4] F. Bovolo, G. Camps-Valls, and L. Bruzzone, "An unsupervised support vector method for change detection," in Remote Sensing, 2007, pp. 674809-674809-10.
- [5] D. Lu, P. Mausel, E. Brondizio, and E. Moran, "Change detection techniques," International journal of remote sensing, vol. 25, pp. 2365-2401, 2004.
- [6] A. A. Nielsen, "The regularized iteratively reweighted MAD method for change detection in multi-and hyperspectral data," Image Processing, IEEE Transactions on, vol. 16, pp. 463-478, 2007.
- [7] A. Miller, E. Bryant, and R. Birnie, "An analysis of land cover changes in the Northern Forest of New England using multitemporal Landsat MSS data," International Journal of Remote Sensing, vol. 19, pp. 245-265, 1998.
- [8] N. S. Mishra, S. Ghosh, and A. Ghosh, "Fuzzy clustering algorithms incorporating local information for change detection in remotely sensed images," Applied Soft Computing, vol. 12, pp. 2683-2692, 2012.

- [9] B. C. Pijanowski, S. Pithadia, B. A. Shellito, and K. Alexandridis, "Calibrating a neural network-based urban change model for two metropolitan areas of the Upper Midwest of the United States," *International Journal of Geographical Information Science*, vol. 19, pp. 197-215, 2005.
- [10] C. Huang, K. Song, S. Kim, J. R. Townshend, P. Davis, J. G. Masek, et al., "Use of a dark object concept and support vector machines to automate forest cover change analysis," *Remote Sensing of Environment*, vol. 112, pp. 970-985, 2008.
- [11] E. Mehrdad, M. Ali, and J. Milad, "Estimates of the relative changes of the Urmia Lake using fuzzy classifier," *Journal of Geomatics Science and Technology*, vol. 5, pp. 119-130, 2015.
- [12] R. Wiemker, A. Speck, D. Kulbach, H. Spitzer, and J. Bienlein, "Unsupervised robust change detection on multispectral imagery using spectral and spatial features," in *Proceedings of the Third International Airborne Remote Sensing Conference and Exhibition*, 1997, pp. 640-647.
- [13] P. Coppin, I. Jonckheere, K. Nackaerts, B. Muys, and E. Lambin, "Review Article Digital change detection methods in ecosystem monitoring: a review," *International journal of remote sensing*, vol. 25, pp. 1565-1596, 2004.
- [14] A. Singh, "Review article digital change detection techniques using remotely-sensed data," *International journal of remote sensing*, vol. 10, pp. 989-1003, 1989.
- [15] D. Tomowski, M. Ehlers, and S. Klonus, "Colour and texture based change detection for urban disaster analysis," in *Urban Remote Sensing Event (JURSE), 2011 Joint*, 2011, pp. 329-332.
- [16] A. Erener and H. S. Düzgün, "A methodology for land use change detection of high resolution pan images based on texture analysis," *Italian Journal of Remote Sensing*, vol. 41, pp. 47-59, 2009.
- [17] C. He, A. Wei, P. Shi, Q. Zhang, and Y. Zhao, "Detecting land-use/land-cover change in rural-urban fringe areas using extended change-vector analysis," *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, vol. 13, pp. 572-585, 2011.
- [18] L. Yia, L. Binga, L. Qian-lia, P. Chenc, and L. Yuana, "a Change Detection Method for Remote Sensing Image Based on Multi-Feature Differencing Kernel Svm," *ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, vol. 1, pp. 227-235, 2012.
- [19] G. Zanjani and "Change detection in urban areas using AntColony Optimization Algorithm in remote sensing images," *Master of Science Thesis*, pp. 10-80, 1392.
- [20] A. Moghimi, "integration textural and spectral information from satellite images for change detection in urban areas using direct and post classification comparison methods," *Master of Science Thesis*, pp. 30-90, 2015.
- [21] M. Ghodousi, A. A. Alesheikh, and B. Saeidian, "Analyzing public participant data to evaluate citizen satisfaction and to prioritize their needs via K-means, FCM and ICA," *Cities*, vol. 55, pp. 70-81, 2016.
- [22] X. Yang and C. Lo, "Relative radiometric normalization performance for change detection from multi-date satellite images," *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 66, pp. 967-980, 2000.
- [23] F. Albregtsen, "Statistical texture measures computed from gray level cooccurrence matrices," *Image processing laboratory, department of informatics, university of oslo*, pp. 1-14, 2008.
- [24] M. Eslami, "Integration of Airborne Hyperspectral Thermal Infrared and Visible Images for Urban Object detection," *Master of Science Thesis, KN Toosi university of technology*, pp. 32-35, 2015.
- [25] J. D. Paola and R. Schowengerdt, "A detailed comparison of backpropagation neural network and maximum-likelihood classifiers for urban land use classification," *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 33, pp. 981-996, 1995.
- [26] A. H. Strahler, "The use of prior probabilities in maximum likelihood classification of remotely sensed data," *Remote Sensing of Environment*, vol. 10, pp. 135-163, 1980.
- [27] A. A. Gitelson, "Wide dynamic range vegetation index for remote quantification of biophysical characteristics of vegetation," *Journal of plant physiology*, vol. 161, pp. 165-173, 2004.
- [28] I. Jolliffe, *Principal component analysis: Wiley Online Library*, 2002.
- [29] M. Mudrova and A. Prochazka, "Principal component analysis in image processing," in *Proceedings of the MATLAB Technical Computing Conference, Prague*, 2005.
- [30] R. M. Haralick, K. Shanmugam, and I. H. Dinstein, "Textural features for image classification," *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*, pp. 610-621, 1973.