



پایش تغییرات از تصاویر ماهواره‌ای چندزمانه با بکارگیری الگوریتم شناسایی تغییرات چند متغیره با وزن‌دهی تکراری (IR-MAD) و طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان (SVM)

آرمین مقیمی^{۱*}، حمید عبادی^۲، وحید صادقی^۳

۱- کارشناس ارشد فتوگرامتری، دانشکده مهندسی ژئودزی و ژئوماتیک، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی
۲- دانشیار گروه فتوگرامتری و سنجش از دور دانشکده مهندسی ژئودزی و ژئوماتیک، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی
۳- دانشجوی دکتری فتوگرامتری، دانشکده مهندسی ژئودزی و ژئوماتیک، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

چکیده:

شناسایی تغییرات کاربری اراضی جهت تولید نقشه ماهیت تغییرات از تصاویر ماهواره‌ای چندزمانه از جمله کاربردهای مهم سنجش از دور و سیستم اطلاعات مکانی است. در پژوهش حاضر چارچوبی برای پایش تغییرات از تصاویر ماهواره‌ای چندزمانه با بکارگیری الگوریتم شناسایی تغییرات چند متغیره با وزن‌دهی تکراری (IR-MAD) و طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان (SVM) ارائه شده است. تصاویر چندزمانه مورد استفاده مربوط به ماهواره‌ی لندست از جزیره اسلامی واقع در دریاچه ارومیه در بازه زمانی بین سال‌های ۱۹۸۴ تا ۲۰۰۱ میلادی می‌باشد. روش پیشنهادی به طور اتوماتیک با استفاده از تبدیل IR-MAD با دقت بالا نوع تغییرات را مشخص کرده و سپس به منظور پی بردن به ماهیت تغییرات از طبقه‌بندی SVM استفاده شد. به منظور بررسی عملکرد روش پیشنهادی در جهت پایش تغییرات با روش‌های متداول ترکیب طیفی-زمانی و مقایسه پس از طبقه‌بندی مقایسه گردید. نتایج حاصل از پیاده‌سازی نتایج نشان می‌دهد که روش پیشنهادی نسبت به روش‌های ترکیب طیفی-زمانی و مقایسه پس از طبقه‌بندی موجب بهبود دقت کلی به میزان ۴/۳۹ و ۴/۸۹ درصد شده است.

واژه‌های کلیدی: پایش تغییرات، تصاویر ماهواره‌ای چندزمانه، الگوریتم شناسایی تغییرات چند متغیره با وزن‌دهی تکراری (IR-MAD)، طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان (SVM)



۱- مقدمه

آشکارسازی تغییرات زمین یکی از کاربردهای فتوگرامتری و سنجش از دور می‌باشد، که در آن به پردازش و معرفی تغییرات در یک منطقه جغرافیایی ثابت در تصاویر هوایی و ماهواره‌ای دوزمانه پرداخته می‌شود [۱، ۲]. هدف از آشکارسازی تغییرات، مقایسه دو عارضه یا مکان مشابه آن‌ها در زمان‌های متفاوت و کنترل تمام تفاوت‌های ناشی از تغییرات در مقادیر و حالات آن‌ها می‌باشد [۱]. در کاربردهای سنجش از دور به هرگونه تغییر در مؤلفه‌های سطح با نرخ‌های مختلف، تغییرات گفته می‌شود [۳]. در این بین تغییرات پوشش زمین^۱ و کاربری زمین^۲ از اهمیت خاصی برخوردارند چراکه از آن‌ها در کاربردهای مختلفی نظیر جنگلداری، ارزیابی خسارت، پایش حوادث و بلایای طبیعی، مدیریت و برنامه‌ریزی شهری و به‌روز رسانی پایگاه داده استفاده می‌شود. هدف از آشکارسازی تغییرات، مقایسه دو عارضه یا مکان مشابه آن‌ها در زمان‌های متفاوت و کنترل تمام تفاوت‌های ناشی از تغییرات در مقادیر و حالات آن‌ها می‌باشد [۲]. آشکارسازی تغییرات به آنالیز و تحلیل مناطق بزرگی از زمین و همچنین استفاده از تکنیک‌های پردازش تصویری پیشرفته نیاز دارد. آنچه موجب توسعه سنجش از دور در این زمینه آشکارسازی تغییرات شده، نظارت بر زمین و بهره‌برداری بهینه از منابع آن می‌باشد. با توجه به تغییر رفتار طیفی عوارض پس از گذشت زمان، استفاده از داده‌های سنجش از دوری در این امر می‌تواند کارا باشد. البته بعضی فاکتورها نظیر شرایط اتمسفری، روشنایی، زوایای دید و رطوبت خاک باعث به وجود آمدن تغییرات در داده‌های سنجش از دوری می‌شود ولی این عوامل قابل جداسازی و کاهش از روی خصوصیات طیفی این تصاویر می‌باشد [۳، ۴، ۲].

در این خصوص، تحلیل عمیقی از روند تغییرات کاربری اراضی با استفاده از روش‌های مناسب آماری ابزار مناسبی خواهد بود. اما روش‌های آماری تغییرات کاربری اراضی یا محدود است و در مراجع مختلف، ارقام متفاوتی را نشان می‌دهد. برای رفع این محدودیت، استفاده از روش‌های آشکارسازی تغییرات تصاویر ماهواره‌ای چندزمانه، منبع مهمی از اطلاعات را برای تهیه نقشه‌های تغییرات کاربری اراضی در دسترس قرار می‌دهد. روش‌های شناسایی تغییرات کاربری اراضی بدلیل مشخص ساختن ماهیت تغییرات کاربری اراضی جزو دسته روش‌های نظارت شده آشکارسازی تغییرات می‌باشند. عموماً در این روش‌ها از مجموعه‌ای از داده‌های آموزشی وابسته به نوع روش، جهت شناسایی تغییرات استفاده می‌شود. کوچکترین اشتباه در تعیین نمونه‌های آموزشی موجب دگرگونی و ایجاد خطا در نتایج شناسایی تغییرات کاربری اراضی می‌شود. به عنوان مثال، در روش شناسایی تغییرات کاربری اراضی با استفاده از الگوی طیفی-زمانی در نظر گرفتن مجموعه‌ای از نمونه‌های آموزشی برای کلاس‌های مربوط به تغییرات کاربری اراضی مشکل می‌باشد و معمولاً نتایج حاصل از این روش را تحت تاثیر قرار می‌دهد. همچنین در این روش بدلیل استفاده از تصاویر ماهواره‌ای بصورت پشته شده، نرمالیزاسیون نسبی تصاویر از اهمیت بالایی برخوردار است. از طرفی دیگر در روش متداول شناسایی تغییرات کاربری اراضی مبتنی بر مقایسه پس از طبقه‌بندی، جهت تولید نقشه کاربری اراضی هر یک از زمان‌ها، از مجموعه‌ای از نمونه‌های آموزشی جداگانه برای هر یک از تصاویر ماهواره‌ای چندزمانه استفاده می‌شود. اگرچه این روش‌ها معمولاً بدلیل استفاده از نمونه‌های آموزشی جداگانه و مستقل بودن از نرمالیزاسیون نسبی، دارای صحت و دقت بیشتری نسبت با سایر روش‌های شناسایی تغییرات کاربری اراضی نظارت شده ولی دارای حجم محاسباتی بالایی می‌باشد. در این تحقیق قصد داریم با بکارگیری الگوریتم شناسایی تغییرات چند متغیره با وزن‌دهی تکراری (IR-MAD) و طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان (SVM) رویکرد متفاوتی را در شناسایی تغییرات ارائه دهیم که به داده‌های آموزشی مطمئن تری در جهت شناسایی ماهیت تغییرات کاربری اراضی استفاده کند و همچنین مشکلات موجود در نرمالیزاسیون نسبی را در بطن روش حل کند. با توجه به آنچه در مقدمه ذکر شد، در بخش دوم روش پیشنهادی و مبانی تئوری آن تشریح می‌شود، در بخش سوم داده‌های مورد استفاده و منطقه مورد مطالعه معرفی

¹Land Cover

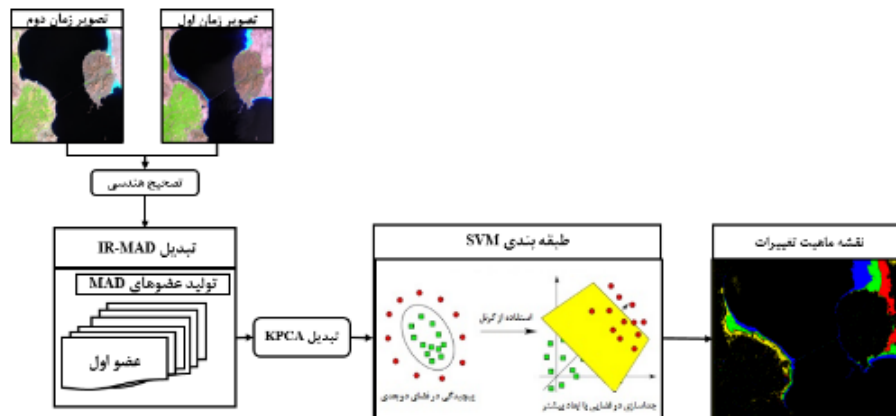
²Land Use



می‌گردد. در بخش چهارم به ارزیابی کمی و کیفی نتایج پرداخته می‌شود و در نهایت در بخش پنجم نتیجه‌گیری و پیشنهادات ارائه می‌شود.

۲- روش پیشنهادی و مبانی تحقیق

در این قسمت جزئیات روش پیشنهادی جهت پایش تغییرات با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای دوزمانه ارائه می‌شود. شکل ۱ مراحل روش پیشنهادی برای این منظور را نشان می‌دهد. داده‌ها شامل دو تصویر ماهواره‌ای مربوط به دو زمان مختلف از یک منطقه می‌باشد. مطابق شکل روش پیشنهادی از سه مرحله اصلی تشکیل شده است. مرحله اول شامل پایش پردازش می‌باشد. در مرحله دوم به منظور تولید نوع تغییرات صرف نظر از ماهیت تغییرات از تبدیل IR-MAD استفاده شد. سپس جهت کاهش نویز و استخراج ویژگی‌های مناسب از آنالیز مولفه اصلی با هسته کرنل استفاده می‌شود و عضوهای مناسب استخراج می‌گردند. در نهایت نقشه ماهیت تغییرات با استفاده از نمونه‌های آموزشی که با تفسیر ماهیت آن‌ها از محل تغییرات استخراج می‌شوند با استفاده از طبقه‌بندی کننده ماشین بردار پشتیبان (SVM) بدست می‌آید. در ادامه به توضیح هر یک از مراحل روش پیشنهادی در جهت شناسایی تغییرات پرداخته می‌شود.



شکل ۱- فلوچارت روش پیشنهادی در جهت پایش تغییرات

۲-۱- الگوریتم شناسایی تغییرات چند متغیره با وزن‌دهی تکرار (IR-MAD)

روش تبدیل MAD به عنوان یک روش کارآمد در پایش تغییرات تصاویر ماهواره‌ای و هوایی چندزمانه توسط Nielsen در سال ۱۹۹۸ ارائه شده است [۵]. این تبدیل به طور کامل مستقل از تبدیل خطی بین پیکسل‌های متناظر در تصاویر چندزمانه است. هدف از این روش ورود داده‌های هر یک از تصاویر ماهواره‌ای چندزمانه به تبدیلی است که بتواند حداکثر واریانس هر باند طیفی را در تصویر اختلاف متناظر با آن باند طیفی ظاهر کند [۶]. این تبدیل، مجموعه‌ای از تصاویر اختلاف را که دو به دو با یکدیگر متعامد، (عضوهای تبدیل MAD) هستند، متناظر با باندهای طیفی تصاویر ماهواره‌ای ورودی تولید می‌کند [۵]. همچنین این تبدیل براساس تجزیه و تحلیل ضرایب همبستگی میان تصاویر ماهواره‌ای چندزمانه عمل می‌کند، به این معنی که اختلاف ضرایب همبستگی خطی بین دو مجموعه داده را بدست آورده به طوری که بیشترین همبستگی بیانگر اولین آنالیز ضریب همبستگی استاندارد^۳ (CCA) می‌باشد [۷]. برای تشریح این تکنیک، فرض می‌شود که دو تصویر زمان اول و دوم با توزیع درجات خاکستری نرمال از یک منطقه بترتیب شامل $\vec{X} = (X_1, X_2, \dots, X_N)$ و $\vec{Y} = (Y_1, Y_2, \dots, Y_N)$ ، (N بیانگر تعداد باندهای طیفی هر یک از تصاویر)، موجود می‌باشد. می‌توان هر یک از این تصاویر را به صورت ترکیب خطی از درجات خاکستری تمامی باندهای طیفی مربوط با آن

³ Standard Canonical Correlation Analysis



تصاویر، نشان داد. با توجه به این نکته ترکیب خطی هر یک از تصاویر ماهواره‌ای به صورت رابطه ۱ و ۲ بیان می‌شود [۸].

$$\vec{U} = \vec{a}^T \cdot \vec{X} \quad (1)$$

$$\vec{V} = \vec{b}^T \cdot \vec{Y} \quad (2)$$

که در روابط فوق بردارهای a و b بیانگر ضرایب تبدیل تصاویر ماهواره‌ای چندزمانه به صورت ترکیب‌های خطی U و V می‌باشند و در این روابط به عنوان مجهول هستند [۶]. Nielsen و همکارانش در سال ۱۹۹۸ برای بدست آوردن این مجهولات، استفاده از ضرایب CCA را پیشنهاد کردند [۹]. فرض می‌شود که بردار U و V نسبت به یکدیگر دارای همبستگی مثبت هستند [۸]. تعیین اختلاف بین ترکیب‌های خطی تصاویر ماهواره‌ای چندزمانه با بیشترین واریانس به مانند تعیین ترکیب‌های خطی می‌باشد که دارای کمترین همبستگی مثبت است [۵]. این آنالیز شامل ترکیب خطی هر یک از تصاویر ماهواره‌ای چندزمانه است که به جای استفاده از رفتار طیفی پیکسل‌ها از ارتباط متقابل آن‌ها یا ضرایب همبستگی میان آن‌ها استفاده می‌کند [۱۰]. بزرگترین ضریب همبستگی متقابل بین هر یک از تصاویر ماهواره‌ای چندزمانه به نام اولین متغیر متعارف CV^4 انتخاب می‌شود و متغیرهای بعدی نیز به همین ترتیب انتخاب می‌گردند [۱۰]. در حقیقت بردار a و b باید به گونه‌ای تعیین شوند که واریانس اختلاف بردار U و V دارای بیشترین مقدار شود [۹]. در حقیقت برای بدست آوردن این مجهولات باید از تعمیم مسئله به مقادیر ویژه استفاده کنیم [۵]

$$\sum_{xy} \sum_{yy}^{-1} \sum_{yx}^T \vec{b} = \rho^2 \sum_{xx} \vec{a} \quad (3)$$

$$\sum_{yx} \sum_{xx}^{-1} \sum_{xy}^T \vec{b} = \rho^2 \sum_{yy} \vec{b} \quad (4)$$

بطوریکه

$$\sum_{yx} = \sum_{xy} \quad (5)$$

$$\rho = \text{corr}(U_i, V_i) \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (6)$$

که در روابط فوق ρ بیانگر ضریب همبستگی، \sum_{xy} بیانگر ماتریس کواریانس بین تصاویر ماهواره‌ای چندزمانه X و Y ماتریس \sum_{xx} کواریانس تصویر X ، \sum_{yy} ماتریس کواریانس تصویر Y و N تعداد باندهای طیفی می‌باشد. برای تعیین هر یک از ضرایب مجهول a و b بهترین راه استفاده از تبدیل آنالیز مولفه اصلی^۵ (PCA) بر روی مجموعه بردارهای X و Y است [۵]. بنابراین زوج مرتب (U_1, V_1) دارای بیشترین همبستگی می‌باشد و زوج مرتب (U_2, V_2) دارای بیشترین همبستگی بعدی می‌باشد که کاملاً مستقل از (U_1, V_1) است [۵]. به هر یک از این زوج مرتب‌ها مولفه‌های تبدیل^۶ MAD می‌گویند و به تصویر اختلاف حاصل از این مولفه‌ها، تبدیل MAD می‌گویند که به صورت رابطه ۷ بیان شده است [۸].

⁴ Canonical varieties

⁵ Principal component analysis

⁶ MAD Components



$$M_i = U_{N-i+1} - V_{N-i+1} \quad (7)$$

$$\text{Cov}(M_i, M_j) = 0 \quad i \neq j \quad (8)$$

$$\text{Var}(M_i) = \sigma_{M_i}^2 = 2(1 - \rho_{N-i+1}) \quad (9)$$

تمامی اطلاعات مربوط به تغییرات با آنالیز تصویر MAD بدست می‌آید [۷]. مولفه‌های تبدیل MAD دارای بیشترین واریانس در شدت هر یک از پیکسل‌ها می‌باشند [۶]. بررسی و شناسایی تغییرات از تصاویر ماهواره‌ای، با استفاده از مولفه‌های تبدیل MAD بسیار ساده‌تر نسبت به دیگر روش‌ها می‌باشد [۹]. علاوه بر این به دلیل استفاده از ترکیب خطی تصاویر ماهواره‌ای چندزمانه و انتقال تصاویر به فضایی دیگر اطلاعات پایه بدست آمده از تصویر اختلاف تبدیل MAD نسبت به شرایط اتمسفری و نویز آماری^۷، تصویری ناهمبسته می‌باشد [۶]. به همین دلیل به عنوان روشی در پایش تغییرات بکار رود که نرمالیزاسیون نسبی در بطن آن نهفته است؛ به عبارت دیگر هنگام استفاده از این روش نیازی به مرحله نرمالیزاسیون نسبی نیست [۶]. روش تبدیل IR-MAD طی یک فرآیند تکراری برای شناسایی و بررسی تغییرات رخ داده در داده‌های چند متغیره به کار می‌رود [۱۰]. به دلیل تکراری بودن فرآیند این تبدیل شناسایی تغییرات به وسیله آن با دقت بهتری نسبت به تبدیل MAD صورت می‌گیرد. برای تشریح این روش می‌توان گفت Z به عنوان مجموع مربعات مولفه‌های استاندارد تبدیل MAD از رابطه زیر بدست می‌آید [۶].

$$Z = \sum_{i=1}^N \left(\frac{M_i}{\sigma_{M_i}} \right) \quad (10)$$

که در رابطه فوق σ_{M_i} در رابطه ۹ و M_i نیز در رابطه ۶ معرفی شد. پیکسل‌های تغییرنیافته نسبت به یکدیگر ناهمبسته هستند و دارای توزیع نرمال^۸ می‌باشند بنابراین آن‌ها را می‌توان به وسیله توزیع کای-اسکوئر^۹ با N درجه آزادی تخمین زد (تابع توزیع، $P_{\chi^2, N}$) [۱۰]. برای هر تکرار مشاهدات Z (برگرفته از مشاهدات Z) می‌توانند به وسیله توزیع کای-اسکوئر وزن دهی شوند [۶].

$$P_r(\text{no change}) = 1 - P_{\chi^2, N} \quad (11)$$

در رابطه فوق پارامتر P_r بیانگر این مطلب می‌باشد که اگر احتمال فرار گرفتن نمونه Z در توزیع کای-اسکوئر بزرگ و بزرگ‌تر باشد به ازای نمونه‌های Z با مقدار کوچک، احتمال رخداد تغییرات کمتر است [۶، ۷]. تکرار تبدیل MAD تا زمانی ادامه دارد که ضرایب همبسته استاندارد تغییر نکند [۱۰].

۲-۲- تبدیل آنالیز مولفه اصلی با هسته کرنل (KPCA)

زمانی که داده‌ها دارای ساختار پیچیده‌ای باشند، استفاده از یک زیر فضای خطی نظیر روش PCA فاقد اعتبار می‌باشد [۱۱، ۱۲]. برای حل این مشکل از حقه کرنل به منظور تعمیم غیر خطی تبدیل PCA استفاده شد و در واقع روش مرسوم PCA در فضایی با ابعاد بزرگتر نیز قابل استفاده شد [۱۳]. با فرض وجود یک تبدیل غیرخطی نظیر $\phi(x)$ از فضای D بعدی ویژگی‌های اصلی به فضای M بعدی، هر نقطه از مجموعه داده‌ی x_n از فضای اصلی، به یک نقطه از

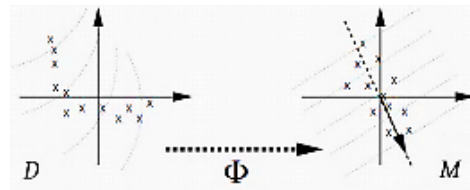
⁷ Statistical Noise

⁸ Normal distribution

⁹ Chi-square distribution



فضای $\phi(x)$ تصویر می‌شود [۱۲، ۱۳]. اگر از روش PCA جهت این تبدیل استفاده شود، هزینه محاسباتی بشدت افزایش می‌یابد؛ بنابراین استفاده از کرنل موجب کاهش شدید حجم محاسبات می‌شود [۱۲، ۱۳]. شکل ۲ عملکرد تبدیل KPCA را در بر روی داده‌هایی با ساختار غیر خطی را نشان می‌دهد.



شکل ۲- عملکرد KPCA در تبدیل فضای داده‌ها با ساختار غیر خطی [۱۳]

جهت تعمیم غیر خطی PCA فرض شده است که ویژگی‌های تصویر شده در فضای جدید دارای میانگین صفر می‌باشند، به عبارتی دیگر فرض می‌شود داده‌ها مرکزدار شده باشند. این موضوع در رابطه ۱۲ ارایه گردیده است [۱۳].

$$\sum_n \phi(x_n) = 0 \quad (12)$$

ماتریس کواریانس ویژگی‌های تصویر شده در فضای جدید، از رابطه ۱۳ محاسبه می‌شود. لازم بذکر است که این ماتریس یک ماتریس $M \times M$ می‌باشد [۱۱].

$$C = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \phi(x_n) \phi(x_n)^T \quad (13)$$

که در رابطه فوق C ماتریس کواریانس ویژگی‌های تصویر شده در فضای جدید می‌باشد. بردارها و مقادیر ویژه ماتریس کواریانس با استفاده از قضیه لاگرانژ با استفاده از رابطه زیر محاسبه می‌شود [۱۱].

$$C v_i = \lambda_i v_i \quad (14)$$

که در رابطه فوق λ_i مقدار ویژه نام و بردار ویژه نام ماتریس کواریانس ویژگی‌های تصویر شده در فضای جدید می‌باشد. با استفاده از رابطه (۱۳) و (۱۴) به رابطه (۱۵) می‌رسیم [۱۱].

$$\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \phi(x_n) \{ \phi(x_n)^T v_i \} = \lambda_i v_i \quad (15)$$

بردار ویژه ماتریس کواریانس از رابطه (۱۶) محاسبه می‌گردد [۱۱].

$$v_i = \sum_{n=1}^N \alpha_{in} \phi(x_n) \quad (16)$$

که در رابطه فوق α_{in} ، به عنوان فاکتور مقیاس نام در تابع تبدیل غیر خطی $\phi(x_n)$ ضرب می‌گردد. اکنون با جایگزینی معادل v_i در رابطه (۱۵) به رابطه (۱۷) می‌رسیم. [۱۱].

$$\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \phi(x_n) \phi(x_n)^T \sum_{m=1}^N \alpha_{in} \phi(x_m) = \lambda_i \sum_{n=1}^N \alpha_{in} \phi(x_n) \quad (17)$$



با تعریف تابع کرنل $k(x_n, x_m) = \phi(x_n)^T \phi(x_m)$ و ضرب $\phi(x_n)^T$ دو طرف معادله (۱۸)، این معادله بصورت رابطه (۱۹) بیان می‌گردد [۱۱].

$$\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N k(x_l, x_m) \sum_{m=1}^N \alpha_{in} k(x_n, x_m) = \lambda_i \sum_{n=1}^N \alpha_{in} k(x_l, x_m) \quad (18)$$

$$K^2 \alpha_i = \lambda_i N K \alpha_i \quad (19)$$

که در رابطه فوق α_i بردارهای ستونی $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$ را مشخص می‌نماید. برای حل رابطه (۱۹)، رابطه دوگان آن برای مقادیر ویژه مخالف صفر محاسبه می‌شود که از رابطه (۲۰) بدست می‌آید [۱۱].

$$K \alpha_i = \lambda_i N \alpha_i \quad (20)$$

بنابراین آنالیز مولفه اصلی با استفاده از کرنل می‌توان از رابطه (۲۱) محاسبه گردد [۱۱].

$$y_i(x) = \phi(x)^T v_i = \sum_{n=1}^N \alpha_{in} k(x, x_n) \quad (21)$$

در ابتدا فرض گردید که ویژگی‌های جدید دارای میانگین صفر می‌باشند. در نظر گرفتن این فرض در فضای ورودی آسان می‌باشد اما در فضای ویژگی M مشکل است و به سادگی نمی‌توان مرکز مشاهدات نگاشت شده به فضایی با ابعاد بالا را محاسبه نمود. اما با استفاده از فرمول اصلاح شده زیر برای KPCA این امر محقق می‌گردد [۱۱، ۱۳].

$$\tilde{K} = K - 1_N K - K 1_N + 1_N K 1_N \quad (22)$$

کرنل‌های مختلفی نظیر چندجمله‌ای‌ها، گوسین، کودراتیک و ... می‌توانند به عنوان کرنل اصلی در KPCA بکار گرفته شوند [۱۱، ۱۲، ۱۳].

۲-۳- طبقه‌بندی با استفاده از ماشین بردار پشتیبان (SVM)

طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان (SVM) اولین بار در سال ۱۹۶۳ میلادی توسط Vapnik به عنوان طبقه‌بندی کننده-ی خطی ارائه گردید [۱۴]. این روش بجای استفاده از پارامترهای آماری از پارامترهای هندسی کلاس‌ها استفاده می‌کند؛ بنابراین جزو دسته طبقه‌بندی کننده‌های غیر پارامتریک است. فرض کنید n نمونه تعلیمی موجود می‌باشد که هر یک با (x_i, y_i) نشان داده می‌شود، x_i بردار ویژگی n بعدی و $y_i \in \{1, -1\}$ برچسب آن می‌باشد. ایده اصلی SVM یافتن فرا صفحه بهینه برای جدا کردن دو کلاس با برچسب ۱ و -۱ با بیشترین حاشیه جداسازی می‌باشد. در صورتی که داده‌ها بصورت خطی جدا پذیر نباشد، داده‌ها با کرنلی غیرخطی به فضای با ابعاد بالاتر منتقل می‌شود و فرا صفحه بهینه در آن فضا تعیین می‌شود. معادله این ابر صفحه به عنوان مرز تصمیم‌گیری بصورت رابطه (۲۳) می‌باشد [۱۵].

$$w^t \phi(x) + b = 0 \quad (23)$$

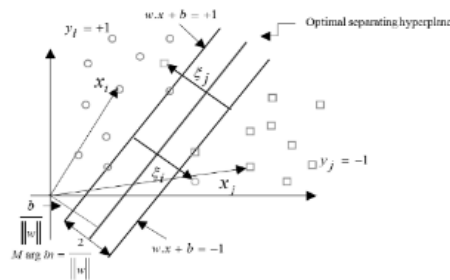
در رابطه فوق، معادله x نقطه‌ای بر روی فرا صفحه، w برداری عمود بر فرا صفحه، b برداری جهت اندازه‌گیری فاصله ابر صفحه تا مبدأ و $\phi(\cdot)$ کرنلی برای انتقال داده به فضای با ابعاد بالاتر می‌باشد. بیشینه نمودن حاشیه بین دو کلاس معادل کمینه کردن اندازه w می‌باشد که منجر به حل مسئله کمینه‌سازی مقید می‌شود که از رابطه (۳-۵۲) محاسبه می‌گردد [۱۴].



$$\min \left(\frac{\|w\|^2}{2} + C \sum_{i=1}^n \xi_i \right) \quad (24)$$

$$\text{Subject to: } y_i(W^T \phi(x_i) + b) \geq 1 - \xi_i, \quad \xi_i \geq 0; \quad \forall i$$

که در رابطه فوق C ترم تنظیم کننده و ضریبی برای ایجاد تعادل بین نقاط خطا دار از نمونه تعلیمی و سایر نقاط است و به منظور در نظر گرفتن نویز موجود در داده و تداخل بین نمونه‌های تعلیمی، از متغیر ξ_i استفاده می‌شود که درجه طبقه‌بندی اشتباه داده x_i را اندازه‌گیری می‌کند. شکل ۳ طبقه‌بندی داده‌هایی که بصورت خطی جدا پذیر نیستند را نشان می‌دهد [۱۵].



شکل ۳- فرا صفحه بهینه در صورت عدم تفکیک پذیری داده‌ها

بنابراین تابع تصمیم‌گیری بهینه با حل مسئله مقید (۲۴) طبق رابطه (۲۵) محاسبه می‌شود. همچنین جدول ۱ بیانگر برخی از کرنل‌های متداول در این طبقه‌بندی می‌باشد [۱۵].

$$f(x) = \sum_{i=1}^{nsv} \alpha_i y_i \phi(x_i) \phi(x) + b \quad (25)$$

در این رابطه α_i ضرایب لاگرانژ می‌باشد که در پروسه بهینه‌سازی محاسبه می‌شود، nsv بردارهای پشتیبان هستند که ضریب لاگرانژ متناظر آن‌ها بزرگ‌تر از صفر است. این داده‌های آموزشی، نزدیک‌ترین نمونه‌ها به فراصفحه هستند.

جدول ۱- کرنل‌های متداول مورد استفاده در طبقه‌بندی SVM [۲]

$K(x, x') = (x, x')^d$	کرنل چندجمله‌ای (همگن)
$K(x, x') = (xx' + 1)^d$	کرنل چندجمله‌ای (غیر همگن)
$K(x, x') = \exp(-\gamma \ x - x'\ ^d) \quad \gamma > 0$	کرنل تابع پایه شعاعی (RBF)
$K(x, x') = \tanh(\kappa xx' + c) \quad c < 0, \kappa < 0$	کرنل سیگموئید

برای استفاده از SVM در حالت چند کلاسه دو استراتژی یک در برابر بقیه (OAA) و یک در برابر یک (OAO) وجود دارد. در روش یک در برابر یک، برای هر زوج کلاس ممکن، از یک SVM باینری استفاده می‌شود، بنابراین برای C کلاس $C(C-1)/2$ طبقه‌بندی کننده باینری خواهیم داشت. در روش یک در برابر بقیه هر SVM، داده‌های یک کلاس را از داده‌های کلاس دیگر جدا می‌کند. در این روش برای هر C کلاس C طبقه‌بندی کننده باینری خواهیم داشت. در هر دو روش برچسب نهایی داده از طریق روش رأی‌گیری حداکثر تعیین می‌شود [۱۶].



۳- داده‌ها و منطقه مورد مطالعه

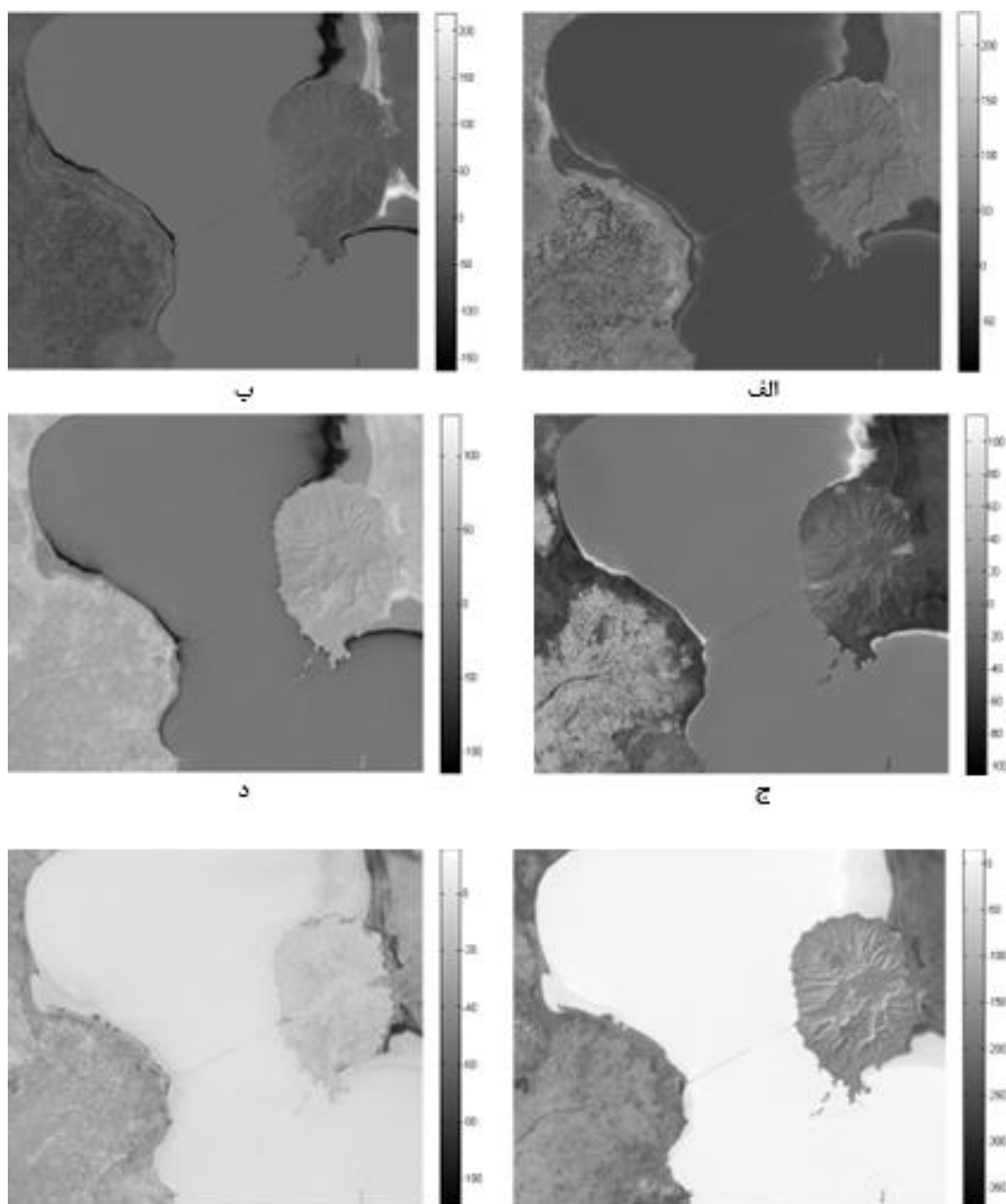
ناحیه مورد مطالعه، جزیره اسلامی در حوزه شرقی دریاچه ارومیه می‌باشد که بزرگترین جزیره دریاچه ارومیه محسوب می‌شود. منطقه مورد مطالعه در موقعیت جغرافیایی $22^{\circ} 45'$ تا $39^{\circ} 45'$ طول شرقی و $39^{\circ} 45'$ و $39^{\circ} 45'$ عرض شمالی قرار دارد. در جهت پایش تغییرات در بازه زمانی سال ۱۹۸۴ تا ۲۰۰۲ از تصاویر ماهواره‌ای لندست استفاده گردید. در این مقاله از تصاویر ماهواره‌ای دوزمانه لندست ۵ و ۷ با ابعاد 1808×1500 پیکسل استفاده شد. قدرت تفکیک مکانی هر یک از باندهای تصاویر برابر با ۳۰ متر می‌باشد به جز باند ۶ که دارای قدرت تفکیک مکانی ۱۲۰ متر است. جهت حصول نتایج بهتر در شناسایی تغییرات، از باند ۶ صرف نظر شد. در شکل ۲ موقعیت منطقه مورد مطالعه، به همراه ترکیب رنگی کاذب (۴،۳،۲) تصاویر دوزمانه مورد آنالیز، ملاحظه می‌شود.



شکل ۴- تصاویر ماهواره‌ای مربوط به سال ۱۹۸۴ و ۲۰۰۲ به همراه ترکیب رنگی کاذب (۴،۳،۲)، از جزیره شیخ اسلامی و موقعیت آن در ایران

۴- پیاده‌سازی و ارزیابی نتایج

جهت پیاده‌سازی روش پیشنهادی، از نرم‌افزار MATLAB 2013b و Envi 4.7 استفاده شده است. در این بخش جزئیات پیاده‌سازی و نتایج حاصله بیان شده و بحث می‌شود. جهت ارزیابی نتایج از معیارهای کمی نظیر دقت کلی، ضریب کاپا، دقت تولید کننده و کاربر استفاده شد. در این تحقیق، تصاویر ماهواره‌ای چندزمانه از منطقه مطالعاتی، با دقت کمتر از $0/5$ پیکسل نسبت به یکدیگر هم‌مرجع شدند. سپس تبدیل IR-MAD بر روی تصاویر ماهواره‌ای چندزمانه اعمال شد و عضوهای MAD پدیدار شدند. شکل ۵ عضوهای MAD به ازای هر یک از باندهای طیفی را نشان می‌دهد.

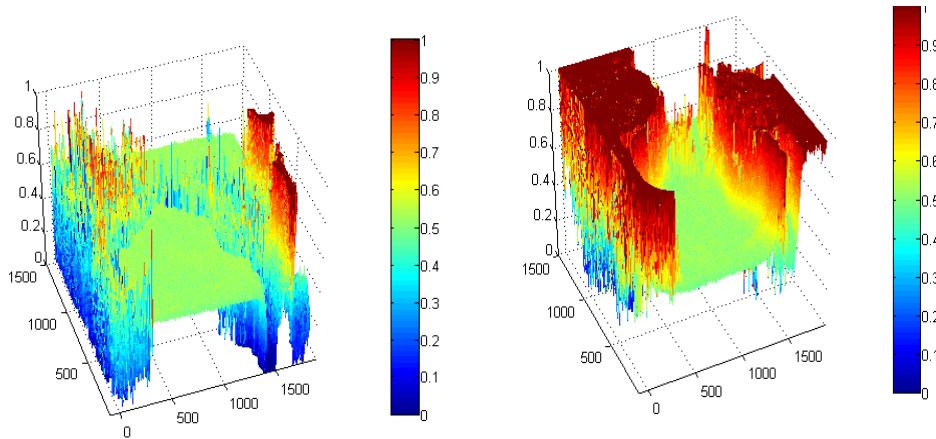


شکل ۵- عضوهای تبدیل IR-MAD (الف) عضو اول (MAD1)، (ب) عضو دوم (MAD2)، (ج) عضو سوم (MAD3) (د) عضو چهارم (MAD4)، (ه) عضو پنجم (MAD5)، (و) عضو ششم (MAD6)

با توجه به شکل ۵ هر یک از عضوهای تبدیل MAD حاوی اطلاعات و بیانگر نوعی از تغییرات می باشد به عنوان مثال، عضو اول بیانگر تغییراتی است که در آن در آب دریاچه به شوره زار خشک تبدیل شده است و عضو دوم بیانگر تبدیل مناطق بایر و کوهستانی به شوره زار خشک است. عضو سوم تبدیل آب دریاچه به شوره زار مرطوب را نشان می دهد. عضو چهارم و پنجم و ششم به طور کلی نشان دهنده ی همین تغییرات با شدت کمتر می باشد ولی در این اعضوها مناطق تغییر نیافته نسبت به مناطق تغییر یافته بارزتر شده است و بالعکس در عضوهای اول تا سوم مناطق تغییر یافته بارزتر از مناطق تغییر نیافته هستند. به منظور استخراج اطلاعات مناسب تر و کاهش ابعاد داده ورودی جهت کاهش حجم محاسبات، از آنالیز مولفه اصلی با هسته کرنل KPCA، با کرنل مولتی کودراتیک استفاده شد و سه مولفه اول به

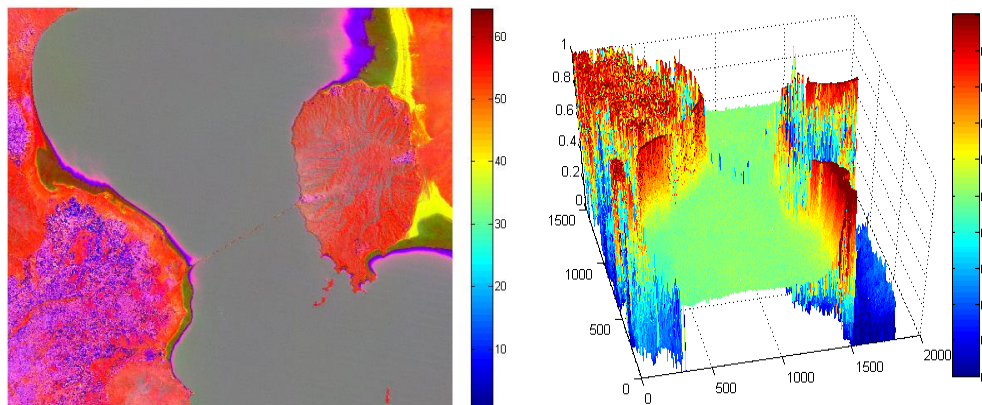


عنوان عضوهایی حاوی اطلاعات انتخاب گردیدند. شکل ۶ نمودار سه بعدی هر یک از سه مولفه را براساس مقادیر هر یک از پیکسل‌های آن‌ها و ترکیب این سه مولفه را نشان می‌دهد.



ب

الف



د

ج

شکل ۶- نمودار سه بعدی (الف) مولفه اول KPCA، (ب) مولفه دوم KPCA، (ج) مولفه سوم KPCA، (د) ترکیب رنگی حاصل از ترکیب هر سه مولفه KPCA

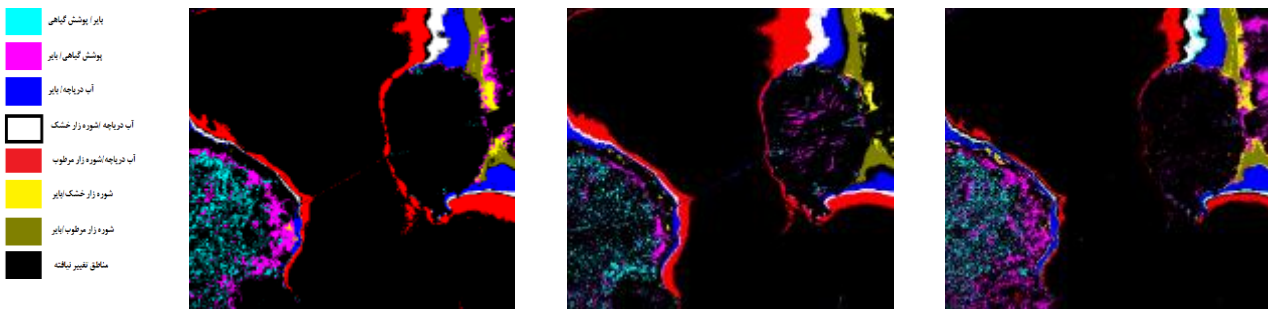
شکل ۶ نشان می‌دهد که مولفه اول به خوبی توانسته است مناطق تغییرنیافته را نشان دهد. مولفه دوم و سوم به خوبی تغییرات رخ داده در منطقه را بارز کرده است؛ به طوریکه با ترکیب این سه مولفه با یکدیگر انواع مناطق تغییرنیافته و مناطق تغییرنیافته از یکدیگر تفکیک شده‌اند. تا اینجا تنها نوع تغییرات مشخص شده و ماهیت تغییرات مشخص نیست. جهت پی بردن به ماهیت تغییرات با استفاده از تفسیر بصری تصاویر ماهواره‌ای چندزمانه مورد استفاده و تخصیص نمونه‌های آموزشی به نوع تغییرات رخ داده در منطقه، پی برده می‌شود. با توجه به نقشه‌های موجود و دید بصری تصاویر ماهواره‌ای چندزمانه، شش کلاس تغییر و یک کلاس تغییر نیافته جهت طبقه‌بندی SVM در نظر گرفته شد. در استفاده از طبقه‌بندی SVM مقدار پارامتر C و گاما به ترتیب برابر یک و هشت در نظر گرفته شد که با استفاده از روش جستجوی شبکه‌ای بدست آمد. کلاس‌های تغییر عبارت بودند از کلاس تغییر از زمین بایر به پوشش گیاهی، آب دریاچه به زمین بایر، آب دریاچه به شورزار مرطوب، آب دریاچه به شورزار خشک، شورزار خشک به زمین بایر، شورزار مرطوب به خشکی و مناطق تغییرنیافته شامل مناطق خشکی، آب دریاچه و مناطق پوشش گیاهی بودند. در جهت بررسی عملکرد روش پیشنهادی، در شناسایی تغییرات این روش با روش متداول مقایسه پس از طبقه‌بندی و



روش طیفی-زمانی مقایسه گردید. جدول ۲ نتایج ارزیابی این روش‌ها را در شناسایی تغییرات در نقاط کنترل مربوط به تغییر کاربری اراضی منطقه مورد مطالعه نشان می‌دهد. همچنین شکل ۷ نقشه ماهیت تغییرات حاصل از هر یک از روش‌ها را نشان می‌دهد.

جدول ۳. معیارها ارزیابی دقت تولید نقشه ماهیت تغییرات به روش پیشنهادی، روش مقایسه پس از طبقه‌بندی و روش طیفی-

زمانی (به درصد)											
روش آشکارسازی تغییرات	دقت کلی	ضریب کاپا	دقت تولید کننده "تغییر نیافته"	دقت تولید کننده "شوره زار مرطوب"	دقت تولید کننده "شوره زار خشک"	دقت تولید کننده "شوره زار خشک"	دقت تولید کننده "آب دریاچه"	دقت تولید کننده "آب دریاچه"	دقت تولید کننده "بایر"	دقت تولید کننده "بایر"	دقت تولید کننده "گیاهی"
روش پیشنهادی	۹۰	۸۳/۳	۹۷/۱	۹۷/۳	۸۱/۸	۹۴/۵	۷۸/۷	۷۴/۴	۷۱/۵	۴۶/۱	۴۹
مقایسه پس از طبقه‌بندی	۸۶	۷۶/۲	۹۱/۲	۹۴/۰	۵۷/۹	۰۰	۹۹/۲	۷۰/۲	۶۷/۱	۴۸/۱	۳۵
طیفی-زمانی	۸۵	۷۲/۶	۹۸/۴	۸۲/۴	۳۱/۵	۹۹/۱	۹۵/۲	۲۳/۴	۸۱/۶	۵۶/۱	۵۸



ج

ب

الف

شکل ۷- نقشه ماهیت تغییرات حاصل از روش (الف) پیشنهادی، (ب) مقایسه پس از طبقه‌بندی (ج) طیفی-زمانی

مطابق با جدول ۳ روش پیشنهادی دارای بالاترین دقت کلی و ضریب کاپا در شناسایی ماهیت تغییرات نسبت به روش‌های مقایسه پس از طبقه‌بندی و طیفی-زمانی است. دقت کلی و ضریب کاپای روش پیشنهادی نسبت به روش مقایسه پس از طبقه‌بندی ۴/۳۹ و ۷/۰۱ درصد و نسبت به روش طیفی-زمانی ۴/۸۹ و ۱۰/۲۷ درصد افزایش داشته یافته است. در تشخیص مناطق تغییر نیافته روش طیفی-زمانی و روش پیشنهادی دارای دقت بالاتری نسبت به روش مقایسه پس از طبقه‌بندی هستند. با اینکه روش طیفی-زمانی در تشخیص کلاس تغییر زمین بایر به پوشش گیاهی دارای دقت به مراتب بالاتری نسبت به سایر روش‌ها است اما هر سه روش در تشخیص این کلاس دارای ضعف هستند. در تشخیص کلاس‌های تغییر آب دریاچه به زمین بایر و شوره‌زار خشک به زمین بایر روش طیفی-زمانی به شدت



ضعیف عمل کرده است. در تشخیص سایر کلاس‌های تغییر روش پیشنهادی به طور میانگین نسبت به روش مقایسه پس از طبقه‌بندی و طیفی-زمانی بهتر عمل کرده است و دارای دقت بالاتری است.

با توجه به شکل ۷، روش پیشنهادی بدلیل استفاده از ترکیب خطی از داده‌ها به طور کلی از عوامل نویزی تاثیرگذار در تصویر که موجب به وجود آمدن تغییرات کاذب در تصویر می‌شوند، مستقل بوده و پیش زمینه بهتری از ماهیت تغییرات را به ما نشان می‌دهد. همچنین مشخصاً روش طیفی-زمانی و روش پیشنهادی در تشخیص مناطق تغییر نیافته به خوبی عمل کرده‌اند و روش مقایسه پس از طبقه‌بندی برخی از مناطقی که در جزیره اسلامی در سایه گرفته‌اند به عنوان کلاس تغییر شناسایی کرده‌اند. همچنین در تشخیص کلاس‌های تغییرات بارز نیز روش پیشنهادی به خوبی عمل کرده است و برخلاف روش مقایسه پس از طبقه‌بندی و روش طیفی-زمانی در تشخیص کلاس آب دریاچه به شوره‌زار مرطوب بسیار خوب عمل کرده و قسمتی از انعکاس آب دریاچه را به عنوان تغییر مربوط به این کلاس در نظر نگرفته است.

۵- نتیجه‌گیری

اولین گام در بررسی و مطالعات با هدف تعیین نقش فعالیت‌های انسانی و تغییرات اقلیمی بر روی کم‌آبی دریاچه ارومیه شناسایی ماهیت تغییرات حوضه این دریاچه است. نقشه ماهیت تغییرات در تعیین راه‌های پیشگیری و تصمیم‌گیری راجع به حفظ منابع آبی این دریاچه بسیار مورد نیاز است. روش‌های گوناگونی مبتنی بر شناسایی ماهیت تغییرات از تصاویر ماهواره‌ای چندزمانه توسعه داده در این امر شده‌اند. در این مقاله چهارچوبی جهت شناسایی ماهیت تغییرات با بکارگیری الگوریتم شناسایی تغییرات چند متغیره با وزن‌دهی تکراری (IR-MAD) و طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان (SVM) ارائه شد. ارزیابی انجام گرفته از روش پیشنهادی نسبت به سایر روش‌ها، موید قابلیت بالای تبدیل IR-MAD در تعیین نوع تغییرات و طبقه‌بندی SVM در تعیین ماهیت تغییرات از تصویر تولید شده توسط تبدیل IR-MAD است. سیستم توسعه داده شده قادر است به طور اتوماتیک و با دقت بالا محل و نوع تغییرات را مشخص کند. پیاده‌سازی روش پیشنهادی در منطقه جزیره اسلامی دریاچه ارومیه نشان می‌دهد مساحت زیادی از مناطق آبی، بایر و پوشش گیاهی در زمان بین اخذ تصاویر چندزمانه به شوره‌زار تبدیل شده است که نیاز است در برنامه‌ریزی‌های آبی منابع کشور مورد توجه قرار گیرد.

مراجع

- [1] Singh, Ashbindu. "Review article digital change detection techniques using remotely-sensed data." *International journal of remote sensing* 10.6 (1989): 989-1003.
- [2] A.Moghimi, " Integrating textural and spectral information from satellite images for change detection in urban areas using direct and post classification comparison methods", M.Sc. Thesis in Civil-Surveying Engineering In Photogrammetry, K.N Toosi University of Technology Faculty of Geodesy and Geomatics, 2015. (Persian)
- [3] 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.
- [4] D. Lu, P. Mause, M. Batistella, and E. Moran, "Land-cover binary change detection methods for use in the moist tropical region of the Amazon: a comparative study," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 26, pp. 101-114, 2005.
- [5] Canty, Morton J., Allan A. Nielsen, and Michael Schmidt. "Automatic radiometric normalization of multitemporal satellite imagery." *Remote Sensing of Environment* 91.3 (2004): 441-451.



- [6] Canty, Morton J., and Allan A. Nielsen. "Automatic radiometric normalization of multitemporal satellite imagery with the iteratively re-weighted MAD transformation." *Remote Sensing of Environment* 112.3 (2008): 1025-1036.
- [7] Moghimi, A. Ebadi, H. Sadeghi, V. "Automatic Radiometric Normalization of Multi-Temporal Satellite Image based on IR-MAD Transformation and Artificial Neural. *JGST*. 2015; 4 (4):209-222. (Persian)
- [8] Broncano, C. J., et al. "Relative radiometric normalization of multitemporal images." *International Journal of Interactive Multimedia and Artificial Intelligence* 1.3 (2010).
- [9] Nielsen AA, Conradsen K, Simpson JJ. Multivariate alteration detection (MAD) and MAF postprocessing in multispectral, bitemporal image data: New approaches to change detection studies. *Remote Sensing of Environment*. 1998 Apr 30; 64(1):1-9.
- [10] Nielsen AA. The regularized iteratively reweighted MAD method for change detection in multi-and hyperspectral data. *Image Processing, IEEE Transactions on*. 2007 Feb; 16(2):463-78.
- [11] Wang Q, Boyer KL. The active geometric shape model: A new robust deformable shape model and its applications. *Computer Vision and Image Understanding*. 2012 Dec 31; 116(12):1178-94.
- [12] A.Moghimi; Ebadi, Sadeghi, "Automatic Urban Change detection by Integration of Markova random filed and Artificial Neural Network", *Geomatic Nationality Conference*", 2015. (Persian)
- [13] Cao LJ, Chua KS, Chong WK, Lee HP, GU QM. A comparison of PCA, KPCA and ICA for dimensionality reduction in support vector machine. *Neurocomputing*. 2003 Sep 30; 55(1):321-36.
- [14] Vapnik V. *The nature of statistical learning theory*. Springer Science & Business Media; 2013 Jun 29.
- [15] Burges CJ. A tutorial on support vector machines for pattern recognition. *Data mining and knowledge discovery*. 1998 Jun 1; 2(2):121-67.
- [16] Maryam,S. Maghsudi, Y. Sahbi,M. Improving the Urban Area Classification Using Radar Polarimetric Data and multiobjective optimization methods. *Journal of "Radar"*. Vol. 1, No. 2, 2014 (Serial No. 2).



Changes Detection in multitemporal satellite images using Iteratively Reweighted multivariate alteration detection (IR-MAD) algorithm and support vector machine (SVM) classification

Moghimi, A. *¹, Ebadi, H. ², Sadeghi, V. ³

1-MS.c in photogrammetry, Department of Geodesy and Geomatics Eng, K.N.Toosi University of Technology

2- Associate Professor, Photogrammetry and Remote Sensing Department, Faculty of Geodesy and Geomatics Eng, K.N.Toosi University of Technology

3- PhD student, photogrammetry an Remote Sensing Department, Faculty of Geodesy and Geomatics Eng, K.N.Toosi University of Technology

Abstract

Change detection in land use is one of the important applications of remote sensing and geographic information system order to produced nature of change maps from multitemporal satellite images. In this study, a framework for monitoring changes in multitemporal satellite images is presented using Iteratively Reweighted multivariate alteration detection (IR-MAD) algorithm and support vector machine (SVM) classification. Multitemporal Landsat satellite images captured in 1984 and 2001. Study area is located in Islamic island of Uremia Lake. The proposed method is determined automatically high precision kind of change by using the IR-MAD transformation, and The SVM classification was used to discover the nature of changes. To evaluate the performance of the methods in changes detction, this method was compared with conventional methods spectral-temporal Combination and post classification comparison. The results of the implementation showed the proposed method improves the overall accuracy than the spectral-temporal Combination and post classification comparison of 4.89% and 4.39% percent.

.Keywords: Changes monitoring, multitemporal satellite images, reweighted multivariate repeated (IR-MAD) change detection algorithm, support vector machine (SVM) classification

Correspondence Address: Faculty of Geodesy and Geomatics Engineering, K.N. Toosi University of Technology, No. 1346, Vali-Asr Street, Mirdamad Cross, Tehran, Iran. Postal Code: 1996715433. Tel: (+98 21) 88770218. Fax: (+98 21) 88786213

Email: armin.moghimi@yahoo.com