

## آشکارسازی نظارت نشده تغییرات از تصاویر چندزمانه SAR مبتنی بر ادغام خوشه‌بندی و مدل منحنی فعال

آرمین مقیمی<sup>۱\*</sup>، صفا خزائی<sup>۲</sup>، حمید عبادی<sup>۳</sup>

۱- کارشناس ارشد فتوگرامتری، دانشکده ژئودزی و ژئوماتیک، دانشگاه صنعتی خواجه‌نصیرالدین طوسی

۲- استادیار، مرکز تحقیقات عمران و سازندگی، دانشگاه جامع امام حسین (ع)

۳- دانشیار، دانشکده ژئودزی و ژئوماتیک، دانشگاه صنعتی خواجه‌نصیرالدین طوسی و عضو قطب علمی سیستم اطلاعات جغرافیایی

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۹۴/۱۱/۰۷ تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۵/۰۵/۱۲

### چکیده

در این تحقیق روشی جهت آشکارسازی نظارت نشده‌ی تغییرات در تصاویر چندزمانه SAR مبتنی بر ادغام خوشه‌بندی و مدل منحنی فعال ارائه شده است. در این روش، با استفاده از فیلتر گابور، در مقیاس و در جهات مختلف، اطلاعات بافتی تصویر استخراج می‌گردد و جهت کاهش وابستگی میان ویژگی‌های استخراجی و اطلاعات تصاویر، از آنالیز مؤلفه اصلی با هسته کرنل (KPCA) استفاده می‌شود. همچنین، برای تولید تصویر اختلاف از تبدیل موجک گسسته و به منظور تولید منحنی اولیه برای مدل منحنی فعال از خوشه‌بندی گوستافسون کسل (GKC) استفاده می‌شود. در نهایت از مدل منحنی فعال ناحیه مینای غیر پارامتریک برای تولید نقشه تغییرات، مبتنی بر مناطق تغییر یافته و تغییر نیافته، استفاده می‌شود. جهت ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی دو مجموعه تصاویر ماهواره‌ای چندزمانه با قدرت تفکیک مکانی بالا از سنجنده TerraSAR-x در نظر گرفته شده است. نتایج تجربی آشکارسازی تغییرات نشان می‌دهد که برای مجموعه داده اول میزان نرخ خطای کل روش پیشنهادی نسبت به مدل چان وس (Chan-Vese)، روش زنجیره تصادفی مارکوف (MRF) و ادغام زنجیره مخفی تصادفی مارکوف و بیشینه‌سازی امید ریاضی (EMHMRF) به ترتیب ۴/۹۵ درصد، ۳/۳۰ درصد و ۳/۳۴ درصد کاهش یافته است و برای مجموعه داده دوم میزان نرخ خطای کل روش پیشنهادی نسبت به مدل Chan-Vese، روش MRF و EMMRF به ترتیب ۲/۵۶ درصد، ۱/۸۶ درصد و ۱/۸۷ درصد کاهش یافته است. همچنین نتایج نشان می‌دهد که استفاده از روش خوشه‌بندی GKC موجب تولید منحنی اولیه با حداقل زمان همگرایی برای مدل منحنی فعال گشته و استفاده از مدل منحنی فعال موجب افزایش دقت تولید نقشه تغییرات با استفاده از فرآیندی تکراری شده است.

**کلید واژه‌ها:** تصاویر چندزمانه راداری، فیلتر گابور، خوشه‌بندی GKC، مدل منحنی فعال، SAR

\* نویسنده مکاتبه کننده: آرمین مقیمی، آدرس پستی: ایران، تهران، خیابان ولیعصر، بالاتر از میدان ونک، تقاطع میرداماد، دانشکده مهندسی ژئودزی و ژئوماتیک

تلفن: ۰۹۱۰۹۲۶۱۱۳۳

## ۱- مقدمه

آشکارسازی تغییرات یکی از کاربردهای مهم سنجش از دور است، که در آن به پردازش و معرفی اختلاف بین مناطق مختلف در تصاویر هوایی و ماهواره‌ای چند زمانه می‌پردازند [۱]. آشکارسازی تغییرات در سنجش از دور به دو روش نظارت شده و نظارت نشده صورت می‌گیرد [۲، ۳]. روش‌های نظارت نشده، برخلاف روش‌های نظارت شده، جهت یادگیری کلاس‌ها نیاز به نمونه‌های آموزشی<sup>۱</sup> ندارند [۴]. استفاده از آشکارسازی نظارت نشده تغییرات، مربوط به زمانی است که حصول نقشه دودویی تغییرات که تنها محل تغییرات را نشان می‌دهد کافی بوده و نیازی به استخراج نقشه ماهیت تغییرات<sup>۲</sup> نیست. آشکارسازی نظارت نشده تغییرات، حساسیت بالایی به شرایط حاکم بر تصویربرداری دارند و نرمالیزاسیون رادیومتریکی<sup>۳</sup> از مراحل اجتناب‌ناپذیر در آن‌ها می‌باشد. سرعت بالا و هزینه محاسباتی کم از جمله خصوصیات این روش‌ها است.

آشکارسازی نظارت نشده تغییرات از سه مرحله اصلی تشکیل شده است. مرحله اول پیش‌پردازش، مرحله دوم تولید تصویر اختلاف<sup>۴</sup> و مرحله سوم شامل تولید نقشه دودویی<sup>۵</sup> تغییرات با استفاده از الگوریتم‌های تصمیم‌گیری است [۵]. اکثر روش‌های آشکارسازی نظارت نشده تغییرات براساس بهبود روش‌های تولید تصویر اختلاف و الگوریتم‌های تصمیم‌گیری است [۲]. کلیک<sup>۶</sup> [۲]، جهت آشکارسازی تغییرات نظارت نشده با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای از روشی مبتنی بر تبدیل آنالیز مولفه اصلی<sup>۷</sup> (PCA) و روش خوشه‌بندی

K-Means با  $k=2$  استفاده نمود. استفاده از تبدیل PCA موجب کاهش نوفه تصویر اختلاف می‌شود و در نهایت نقشه دودویی تغییرات با کیفیت بالاتری تعیین می‌شود. این تبدیل زمانی می‌تواند نتایج خوبی را در بر داشته باشد که بین ویژگی‌های تصویر وابستگی خطی وجود داشته باشد. ولپی<sup>۸</sup> و همکارانش [۶] جهت آشکارسازی نظارت نشده تغییرات با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای از روشی مبتنی بر آنالیز بردار تغییرات و روش خوشه‌بندی کرنلی استفاده نمودند. آن‌ها به این نتیجه رسیدند که استفاده از تبدیل خوشه‌بندی کرنلی نسبت به استفاده از خوشه‌بندی ساده و روش‌های مبتنی بر حدآستانه‌گذاری موجب کاهش نوفه در تولید نقشه تغییرات می‌شود. تعیین نوع کرنل، خود وابسته به داده‌های ورودی جهت آشکارسازی تغییرات است و ممکن است با تغییر داده‌ها نوع کرنل نیز تغییر کند. همچنین تعیین پارامترهای مناسب کرنل برای این روش‌ها خود از جمله چالش‌های مهم این روش‌ها است. مقیمی و همکارانش [۷]، جهت آشکارسازی نظارت نشده تغییرات تصاویر راداری، از روشی مبتنی بر ادغام خوشه‌بندی c میانگین فازی<sup>۹</sup> (FCM) و زنجیره مخفی تصادفی مارکوف به کمک الگوریتم ژنتیک<sup>۱۰</sup> استفاده کردند. آن‌ها به این نتیجه رسیدند که استفاده از الگوریتم ژنتیک، موجب انتخاب بهینه پارامتر فازی ساز در خوشه‌بندی FCM می‌شود و استفاده از زنجیره مخفی تصادفی مارکوف موجب بهبود نتایج کلی آشکارسازی نظارت نشده تغییرات با در نظر گرفتن اطلاعات مکانی می‌شود. وابستگی این روش به پارامتر اثر همسایگی و نیاز به دانش اولیه از توزیع داده‌ها در تصویر اختلاف از جمله محدودیت‌های این روش می‌باشد. قنبری و همکارانش [۸]، یک روش نظارت نشده جهت آشکارسازی تغییرات

<sup>8</sup> Volpi<sup>9</sup> Fuzzy c-means<sup>10</sup> Genetic algorithm<sup>1</sup> Training samples<sup>2</sup> "From to" change map<sup>3</sup> Radiometric normalization<sup>4</sup> Difference image<sup>5</sup> Binary<sup>6</sup> Celik<sup>7</sup> Principal component analysis

را ارائه کرد. در این روش، در مرحله اول جهت تولید تصویر اختلاف مقاوم در برابر نوفه از UDWT استفاده شده است. در مرحله دوم نقشه دودویی تغییرات که معرف مناطق تغییر یافته و تغییر نیافته است از بخش بندی چندمقیاسه تصویر اختلاف<sup>۶</sup> با استفاده از مدل منحنی فعال ناحیه مبنا غیر پارامتریک به دست می آید. نتایج حاصل از این روش در برابر سایر روش ها دارای برتری می باشد. وابستگی مدل منحنی فعال به منحنی اولیه و وابستگی این مدل ها به پارامترهای ورودی از جمله محدودیت های این روش می باشد. محدودیت دیگر این روش ها زمان بر بودن فرآیند همگرایی منحنی به محدوده تغییرات است. همچنین تاثیر استفاده از اطلاعات بافتی به عنوان ورودی الگوریتم آشکارسازی نظارت نشده تغییرات در این روش ها در نظر گرفته نشده است.

استفاده از صرفاً اطلاعات تصویری جهت آشکارسازی تغییرات مناطق یکنواخت در تصاویر ماهواره ای با قدرت تفکیک مکانی پایین و متوسط، منجر به نتایج خوبی می شود؛ اما در زمان استفاده از تصاویر ماهواره ای با قدرت تفکیک مکانی بالا و دارای مناطق غیرهمگون، استفاده از صرفاً اطلاعات تصویر مناسب نمی باشد [۱۱]. هر چه حد تشخیص مکانی تصاویر افزایش یابد، ممکن است صحت آشکارسازی تغییرات کاهش یابد. علت این امر را می توان در افزایش کلاس های تغییرات مختلف و در نتیجه افزایش پراکندگی این کلاس ها دانست. از این رو در این تحقیق به دلیل امکان وجود مناطق تغییر یافته با بافت های مختلف فیلتر گابور<sup>۷</sup> جهت استخراج اطلاعات بافتی تصاویر ورودی، استفاده شده است. سرعت و تنوع بالای تولید اطلاعات بافتی نسبت به سایر روش ها موجب استفاده از این فیلتر در جهت استخراج اطلاعات بافتی نسبت به سایر

با استفاده از تصاویر پلاریمتری رادار با روزنه ترکیبی مبتنی بر الگوریتم حد آستانه گذاری کمینه خطا ارائه کردند. نیاز به تابع توزیع مناسب و همپوشانی بین مناطق تغییر یافته و تغییر نیافته از جمله مواردی است که باید در آشکارسازی تغییرات با استفاده از الگوریتم حد آستانه گذاری کمینه خطا در نظر گرفته شوند. اخیراً روش های موثری در زمینه آشکارسازی نظارت نشده تغییرات بر مبنای بخش بندی<sup>۱</sup> تصویر اختلاف با استفاده از مدل منحنی فعال ارائه شده است که نسبت به سایر روش ها دارای عملکرد بهتری است [۹، ۱۰]. بازی<sup>۲</sup> و همکارانش [۹] از بخش بندی چندمقیاسه<sup>۳</sup> در جهت آشکارسازی نظارت نشده تغییرات از داده های سنجش از دوری استفاده نمودند. در فرآیند بخش بندی چند مقیاسه، تصویر اختلاف با استفاده از فرآیندی تکراری در دو مقیاس و دو جهت، پایین نمونه برداری<sup>۴</sup> می شود؛ بنابراین در مرحله اول نقشه دودویی تغییرات به وسیله بخش بندی چندمقیاسه تولید می شود و در مرحله دوم نتایج بخش بندی با فاکتور دو و در دو جهت تغییر مقیاس داده و به عنوان بخش بندی اولیه جهت برآوردی از آشکارسازی نظارت نشده تغییرات برای قدرت تفکیک مکانی بهتر بکار می رود. این فرآیند تا زمانی ادامه می یابد که بخش بندی نهایی از نظر حد تفکیک مکانی با حد تفکیک مکانی تصویر اختلاف یکسان گردد. عدم آشکارسازی تغییراتی که پشتیبانی مکانی خود را از دست داده اند به دلیل فرآیند پایین نمونه برداری از جمله مشکلات این روش است.

سلیک [۱۰] روشی نوین در جهت آشکارسازی نظارت نشده تغییرات بر مبنای تبدیل موجک گسسته بدون کاهش اطلاعات<sup>۵</sup> (UDWT) و مدل منحنی فعال

<sup>1</sup> Segmentation

<sup>2</sup> Bazi

<sup>3</sup> Multiresolution segmentation

<sup>4</sup> Down sampling

<sup>5</sup> Undecimated Discrete Wavelet Transformation

<sup>6</sup> Diffrence image

<sup>7</sup> Gabor

روش‌ها شد.

در این روش جهت تولید تصویر اختلاف بهینه و مقاوم در برابر نوفه از تلفیق به روش تبدیل موجک گسسته<sup>۱</sup> (DWT) استفاده شد. علت استفاده از تلفیق تصاویر اختلاف حاصل از الگوریتم‌های مختلف، بهره‌برداری از مزایای هر یک از آن‌ها در قالب یک تصویر اختلاف است. جهت تولید نقشه دودویی تغییرات از روی تصویر اختلاف تولیدشده در مرحله قبل ابتدا منحنی اولیه مدل منحنی فعال<sup>۲</sup> با استفاده از خوشه‌بندی گوستافسون کسل<sup>۳</sup> (GKC) تولید شده تا مدل منحنی فعال در فرآیندی تکراری بتواند مرز صحیحی از تغییرات را تشخیص دهد. در حقیقت استفاده از مقدار اولیه نزدیک به جواب نهایی موجب افزایش سرعت و دقت همگرایی مدل منحنی فعال در آشکارسازی تغییرات شده است.

در ادامه، در بخش دوم ابتدا توضیح مختصری درباره فیلتر گابور، تولید تصویر اختلاف با استفاده از روش تبدیل موجک گسسته (DWT) می‌شود. سپس مفاهیم تئوری مربوط به خوشه‌بندی GKC و منحنی فعال غیر پارامتریک ناحیه مبنا ارائه می‌شود. همچنین در این بخش مجموعه داده‌های مورد استفاده در این تحقیق، و معیارهای ارزیابی کمی و کیفی جهت بررسی عملکرد روش‌های آشکارسازی نظارت‌نشده تغییرات ارائه می‌شود. در بخش سوم، الگوریتم پیشنهادی در جهت آشکارسازی نظارت‌نشده تغییرات تشریح می‌گردد. در بخش چهارم به ارائه نتایج تجربی حاصل از پیاده‌سازی الگوریتم پیشنهادی و سایر روش‌ها بر روی مجموعه داده‌های مورد استفاده، پرداخته می‌شود. در بخش پایانی (پنجم) نیز نتایج و پیشنهادات این تحقیق ارائه می‌شوند.

## ۲- مواد و روش‌ها

در ادامه به معرفی روش‌ها و مدل‌های مورد استفاده و همچنین داده‌های ورودی این تحقیق پرداخته شده است.

### ۲-۱- فیلتر گابور

فیلتر گابور برای اولین بار برای آشکارسازی سیگنال اصلی از سیگنال نوفه ارائه شد [۱۲]. پس از آن توابع گسترش‌یافته‌ی گابور برای تصاویر دوبعدی مطرح شد. با توجه به خصوصیات نظیر سادگی و امکان انتخاب جهت و فرکانس در استخراج اطلاعات تصویر، از این فیلترهای در زمینه‌های مختلف پردازش تصویر و ماشین بینایی استفاده می‌شود [۱۲]. فیلتر گابور حاصل مدولاسیون تابع سینوسی مختلط و گاوسی می‌باشد. تابع دوبعدی گابور و تبدیل فوریه به صورت روابط (۱ و ۲) معرفی گردیده‌اند [۱۳].

رابطه (۱)

$$g(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2}\right) + 2\pi jw\right)$$

رابطه (۲)

$$G(u, v) = \exp\left(\frac{-1}{2}\left(\frac{(u-w)^2}{\sigma_u^2} + \frac{v^2}{\sigma_v^2}\right)\right)$$

رابطه (۳)

$$\sigma_u = \frac{1}{2\pi\sigma_x}, \quad \sigma_v = \frac{1}{2\pi\sigma_y}$$

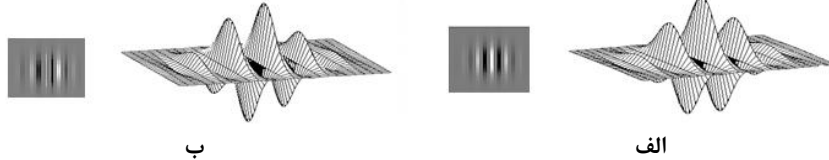
به طوری که،  $W$  بیانگر فرکانس تابع سینوسی،  $\sigma_x$  و  $\sigma_y$  بیانگر انحراف معیار در جهت  $x$  و  $y$  در حوزه مکان می‌باشد و  $\sigma_u$  و  $\sigma_v$  بیانگر انحراف معیار در جهت  $u$  و  $v$  در حوزه فرکانس می‌باشد. شکل (۱) نمونه‌ای از قسمت حقیقی و موهومی فیلتر گابور را نشان می‌دهد. به طور کلی برای انتخاب پارامترهای فیلترهای گابور از دو روش نظارت‌شده و نظارت‌نشده استفاده می‌شود. در روش نظارت‌شده، با استفاده از مجموعه از پارامترها، به روش آزمون و خطا برای یافتن فیلتر بهینه برای یک مسئله خاص استفاده می‌شود، در حالی که در روش بدون نظارت، از یک بانک فیلتر که در حوزه فرکانس

<sup>1</sup> Discrete Wavelet Transformation

<sup>2</sup> Active Contour model

<sup>3</sup> Gustafson kesel clustering

در نظر گرفته شود، آنگاه بانک فیلترهای گابور از طریق انبساط و دوران موجک گابور  $g(x,y)$  از روابط (۴) تا (۷) به دست می آید [۱۲].



شکل ۱: الف: قسمت حقیقی، ب: قسمت موهومی فیلتر گابور

تصاویر اختلاف حاصل از نسبت لگاریتم  $(X_{d1})$  و نسبت میانگین  $(X_{d2})$  به روش DWT استفاده می شود. تصاویر اختلاف نسبت لگاریتم و نسبت میانگین از روابط (۸ و ۹) به دست می آیند [۱۴].

$$\text{رابطه (۸)} \quad X_{d1} = \left| \log \frac{X_2}{X_1} \right| = |\log(X_2) - \log(X_1)|$$

$$\text{رابطه (۹)} \quad X_{d2} = 1 - \min\left(\frac{\mu_1}{\mu_2}, \frac{\mu_2}{\mu_1}\right)$$

که در رابطه فوق  $\mu_1$  و  $\mu_2$  میانگین مقادیر پنجره‌ای با ابعاد مشخص حول هر یک از پیکسل‌های تصاویر ورودی  $X_1$  و  $X_2$  است. با استفاده از نسبت لگاریتم نوفه اسپیکل به نوفه‌های جمع شونده<sup>۴</sup> تبدیل می شود [۱۴]. نسبت میانگین در مقابل با نوفه اسپیکل مقاوم می باشد. از آنجایی که تصویر اختلاف بهینه، باید توانایی بالایی در تولید اطلاعات مربوط به تغییرات و عدم تغییرات داشته باشد، این تصویر می تواند از تلفیق تصاویر اختلاف دیگر به دست آید. تلفیق تصویر تکنیکی برای ترکیب اطلاعات چندین تصویر، جهت دستیابی به تصویری با اطلاعات بیشتر می باشد [۱۴]. DWT یک روش چندمقیاسی است که می تواند به خوبی تصاویر با قدرت تفکیک‌های متفاوت را مدیریت کند [۱۴]. DWT امکان تجزیه تصاویر اختلاف را به صورت ضرایب مختلفی که حاوی اطلاعات هستند، فراهم می آورد. این تبدیل شامل فیلترینگ و

گسترده شده است، استفاده می گردد [۱۳]. در این تحقیق از بانک فیلتر که درجه افزونگی پایینی را شامل می شود در جهت تولید ویژگی‌های بافتی استفاده شد. اگر  $g(x,y)$  به عنوان موجک اساسی گابور

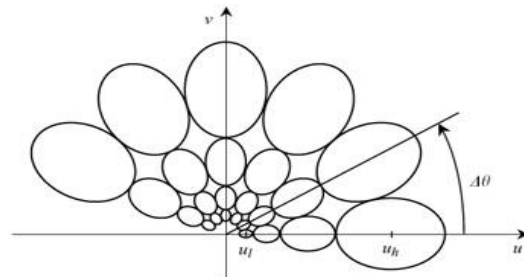
$$\text{رابطه (۴)} \quad g_{mn}(x,y) = aG(x',y')$$

$$\text{رابطه (۵)} \quad x' = a^{-m}(x \cos \theta + y \sin \theta)$$

$$\text{رابطه (۶)} \quad y' = a^{-m}(-x \sin \theta + y \cos \theta)$$

$$\text{رابطه (۷)} \quad \theta = \frac{n\pi}{K}$$

در روابط فوق،  $n$  بیانگر تعداد دوران‌های لازم،  $m$  بیانگر تعداد مقیاس لازم،  $\theta$  بیانگر جهت دوران و  $K$  تعداد کل جهت‌ها است. ضریب  $a^{-m}$  به این منظور به کاررفته است که از استقلال انرژی نسبت به پارامتر  $m$  اطمینان حاصل شود. برای طراحی فیلتر باید پوش منحنی‌های نصف توان منحنی‌های پاسخ فیلتر در طیف فرکانس نظیر شکل (۲) با یکدیگر تماس داشته باشند.



شکل ۲: منحنی‌های نشان دهنده دامنه نیم پیک پاسخ فیلتر گابور

## ۲-۲- تولید تصویر اختلاف با تبدیل DWT

به دلیل وجود نوفه اسپیکل<sup>۱</sup> در تصاویر SAR، جهت تولید تصویر اختلاف در این تصاویر از تلفیق

<sup>۲</sup> Log-ratio

<sup>۳</sup> Mean-ratio

<sup>۴</sup> Additive noise

<sup>۱</sup> Speckle noise

به طوری که، ماتریس A از رابطه (۱۲) به دست می آید [۱۷].

$$A_i = [\rho_i | (F_i)]^{\frac{1}{n}} F_i^{-1} \quad \text{رابطه (۱۲)}$$

به طوری که،  $\rho_i$  یک پیش تعریف ثابت برای کنترل شکل خوشه  $i$  ام می باشد و  $\eta$  بیانگر ابعاد نمونه ورودی (باند های تصویر ماهواره ای) می باشد. | معرف دترمینان و  $F_i$  ماتریس کواریانس برای هر خوشه می باشد که به صورت رابطه (۱۳) بیان می شود [۱۷].

$$F_i = \frac{\sum_{j=1}^n (\mu_{ik}^m) (x_j - c_i)^t A_i (x_j - c_i)}{\sum_{j=1}^n (\mu_{ik}^m)} \quad \text{رابطه (۱۳)}$$

#### ۲-۴- مدل منحنی فعال

مدل منحنی های فعال، اولین بار توسط Kass و همکارانش در سال ۱۹۸۸ معرفی گردید و به مدل اسنیک<sup>۷</sup> مشهور گردید [۱۸، ۱۹، ۲۰]. این مدل ها، منحنی های تعریف شده در فضای تصویر می باشند که هدف آن ها شناسایی محدوده عوارض موجود در تصویر است. با تعریف یک تابع انرژی برای منحنی و کمینه سازی این تابع، منحنی به سمت لبه عوارض موجود در تصویر حرکت نموده و زمانی که منحنی به لبه عارضه هدف منطبق می گردد، تابع انرژی نیز به کمترین مقدار خود می رسد [۱۸، ۲۰]. منحنی های فعال جزء روش های پر کاربرد در علوم مختلف از جمله مهندسی پزشکی، ماشین بینایی، رباتیک، فتوگرامتری و سنجش از دور است. تحقیقات بعدی روی این مدل باعث گردید که دسته بندی هایی روی آن صورت گرفته و منحنی های فعال با عنوانی کلی برای تمامی مدل های مبتنی بر این روش تبدیل گردند. به طور کلی منحنی های فعال به دو دسته لبه مبنا و ناحیه مبنا تقسیم می شوند که هر کدام از آن ها خود دارای دو نوع پارامتریک و غیر پارامتریک هستند [۱۹].

نمونه برداری<sup>۱</sup> هر یک از تصاویر اختلاف با استفاده از فیلتر پایین گذر<sup>۲</sup> و بالا گذر<sup>۳</sup> می باشد، که در نتیجه این عملیات LL، LH، HL و HH که به آن ها ضرایب موجک<sup>۴</sup> نیز گفته می شود، در اولین سطح تجزیه تولید می شود [۱۵]. پس از اینکه ضرایب به درستی ترکیب شدند و اطلاعات موجود در تصاویر مرجع جمع آوری شدند، تصویر تلفیق شده با استفاده از تبدیل موجک گسسته معکوس<sup>۵</sup> (IDWT) به دست می آید و در آن تمامی اطلاعات تصاویر اختلاف با روش های مورد نظر، موجود است. شکل (۳) روند کلی تلفیق تصاویر اختلاف  $X_{d_1}$  و  $X_{d_2}$  را با استفاده از DWT نشان می دهد.

#### ۲-۳- خوشه بندی گستافسون کسل<sup>۶</sup> (GKC)

برای تولید منحنی اولیه، پس از تولید شاخص تغییرات، تصویر فوق خوشه بندی می شود. مشکلی که در تعیین تغییرات وجود دارد، همپوشانی بین مناطق تغییر یافته و تغییر نیافته است. ویژگی اصلی این روش مطابقت فاصله نمونه های ورودی تا مراکز خوشه ها بر اساس تخمین ماتریس کواریانس خوشه ها می باشد. در این الگوریتم تعداد خوشه ها (c) از قبل مشخص شده است. تابع هدفی که برای این الگوریتم تعریف شده است به صورت رابطه (۱۰) می باشد [۱۶، ۱۷].

$$J = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n (\mu_{ik}^m) D_{ij}^2 \quad \text{رابطه (۱۰)}$$

که در این تابع هدف،  $\mu_{ik}$  بیانگر درجه تعلق نمونه ورودی  $i$  ام به خوشه  $k$  می باشد و  $m$  عدد فازی ساز می باشد. فاصله  $D_{ij}$  از رابطه (۱۱) به دست می آید [۱۷].

$$D_{ij} = \sqrt{(x_j - c_i)^t A_i (x_j - c_i)} \quad \text{رابطه (۱۱)}$$

<sup>1</sup> Resampling

<sup>2</sup> Low frequency filter

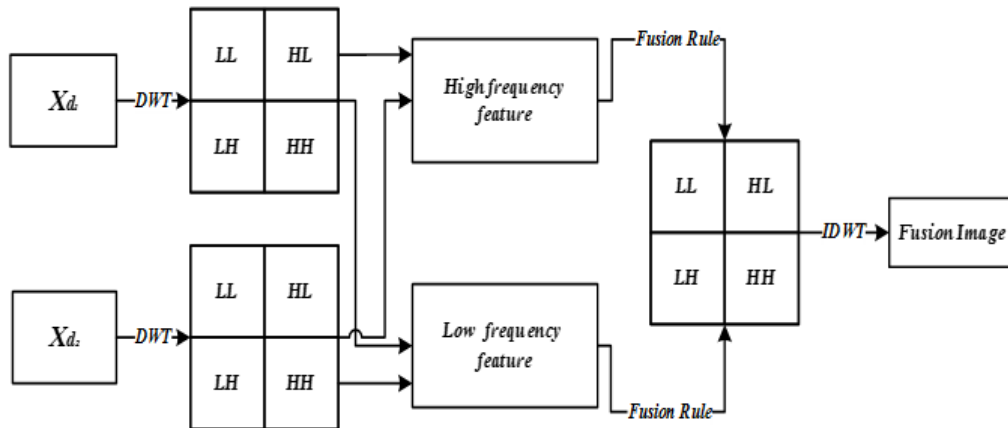
<sup>3</sup> High frequency filter

<sup>4</sup> Wavelet Coefficients

<sup>5</sup> Inverse Discrete wavelet transform

<sup>6</sup> Gustafson kesel clustering

<sup>7</sup> Snake



شکل ۳: روند کلی تلفیق تصاویر اختلاف با استفاده از تبدیل DWT

مقدار میانگین مقادیر پیکسلی تصویر برای نواحی  $\Omega_1$  و  $\Omega_2$  است. بعد از معرفی تابع انرژی مدل، لازم است که این معادله کمینه شده و معادله حرکت منحنی به دست آید [۱۶]. جهت نمایش منحنی  $C$ ، کمینه سازی و اجرای این مدل از تئوری سطح هم-تراز استفاده می شود. ایده اصلی سطوح هم-تراز نمایش یک منحنی توسط یک تابع غیر پارامتریک مانند  $\phi$  است که بیانگر فاصله اقلیدسی هر نقطه تا منحنی  $C$  می باشد بر این اساس  $\phi$  یک تصویر هم-اندازه با تصویر اصلی است که مقدار هر پیکسل آن برابر با کوتاهترین فاصله آن پیکسل از منحنی  $C$  می باشد. سطح هم-تراز صفر  $C(t)$  به صورت رابطه (۱۵) تعریف می شود [۱۹، ۲۰].

رابطه (۱۵)

$$\begin{cases} \phi(t, x, y) < 0 & (x, y) \text{ is in } \Omega_1 \\ \phi(t, x, y) = 0 & (x, y) \text{ is on } C \\ \phi(t, x, y) > 0 & (x, y) \text{ is in } \Omega_2 \end{cases}$$

به طوری که،  $\phi(t, x, y)$  موقعیت پیکسل در لحظه  $t$  نسبت به منحنی  $C$  در تصویر است. جهت بیان تابع انرژی مدل Chan-Vese بر اساس تئوری سطح هم-تراز از دو تابع مشهور  $\delta$  تابع ضربه و  $H$  تابع هویساید<sup>۴</sup> استفاده شد [۱۰، ۱۸].

در بسیاری از داده ها عوارض دارای لبه واضح نبوده و مهم ترین مشخصه ای که این عوارض را از یکدیگر تفکیک می نماید، تفاوت درجات خاکستری عوارض مختلف و همگن بودن مقادیر پیکسل های داخلی آن ها می باشد. جهت شناسایی و استخراج این عوارض مدل های لبه مبنا جوابگو نبوده و با مشکل مواجه است. به این دلیل اولین مدل از توابع ناحیه مبنای غیر پارامتریک، توسط چان و وس<sup>۱</sup> در سال ۲۰۰۱ معرفی گردید [۱۶]. اگر  $X: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$  تصویر اختلافی است که شامل دو ناحیه همگون  $\Omega_1$  و  $\Omega_2$  است به طوری که  $\Omega = \Omega_1 \cup \Omega_2$ . هدف از الگوریتم چان و وس پیدا کردن منحنی است که بتواند تصویر اختلاف را به دو ناحیه  $\Omega_1$  و  $\Omega_2$  تقسیم کند. تابع انرژی مدل چان و وس از رابطه (۱۴) به دست می آید [۹، ۱۰ و ۱۸].

رابطه (۱۴)

$$E(C, c_1, c_2) = \lambda_1 \int_{\Omega_1} (X - c_1)^2 dx dy + \lambda_2 \int_{\Omega_2} (X - c_2)^2 dx dy + \mu (\text{Length}(C))$$

در رابطه (۱۴)، پارامترهای  $\lambda_1$  و  $\lambda_2$  مقادیر ثابت و مثبت بوده و جهت تنظیم اثر نواحی  $\Omega_1$  و  $\Omega_2$  تعریف شده اند. همچنین  $\mu$  پارامتر ثابت و مثبت در تنظیم طول منحنی  $C$  می باشد.  $c_1$  و  $c_2$  به ترتیب

<sup>2</sup> Zero level set

<sup>3</sup> Dirac function

<sup>4</sup> Heaviside function

<sup>1</sup> Chan and Vese

رابطه (۱۶)

$$E(\phi, c_1, c_2) = \int_{\Omega} (\lambda_1(X - c_1)^2(1 - H(\phi(x, y))) + \lambda_2(X - c_2)^2 H(\phi(x, y)) + \mu \delta(\phi(x, y)) |\nabla H(\phi(x, y))|) dx dy$$

با در نظر گرفتن معادله اولر-لاگرانژ که از معادله (۱۷) به دست می آید تابع انرژی کمینه می شود [۹، ۱۰، ۱۸].

$$\frac{\delta \phi}{\delta t} = \delta_{\epsilon}(\phi) \left[ \mu \operatorname{div} \left( \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - (X(x, y) - c_1)^2 + (X(x, y) - c_2)^2 \right]$$

مجموعه دوم این تصویر به ترتیب ۵۷۰\*۳۰ و ۹۰۰\*۹۰ پیکسل می باشد. قدرت تفکیک مکانی این تصاویر حدود دو متر می باشد که جهت یکسان سازی اندازه پیکسل های دو تصویر هر یک از آن ها توسط روش نزدیک ترین همسایه به قدرت تفکیک مکانی سه متر نمونه برداری شدند. جهت ارزیابی کمی تاثیرات روش پیشنهادی، نقشه مرجع براساس تفسیر بصری دو تصویر و طبقه بندی نظارت شده تصویر اختلاف داده های آموزشی مربوط به کلاس تغییر و عدم تغییر که با توجه به تصاویر آرشیو گوگل ارث<sup>۲</sup> و تفسیر بصری توسط عامل خبره از سطح تصویر جمع آوری شدند، تهیه گردیده است. همچنین در جهت پیاده سازی روش پیشنهادی و سایر روش ها به منظور آشکارسازی نظارت نشده تغییرات، از اطلاعات شدت تصاویر SAR استفاده شد. شکل (۵) دو مجموعه تصویر چند زمانه SAR و نقشه مرجع مربوط به آن ها را نشان می دهد.

## ۲-۶- معیارهای ارزیابی آشکارسازی تغییرات

در این تحقیق جهت ارزیابی کمی نتایج حاصل از آشکارسازی نظارت نشده تغییرات از سه معیار، هشدار اشتباه<sup>۳</sup> (FA) (پیکسل های عدم تغییر که به غلط به عنوان پیکسل های تغییر انتخاب گردیده اند) نرخ هشدار اشتباه را با  $P_{FA}$  نمایش می دهند که به درصد حساسیت<sup>۱</sup> می شود و

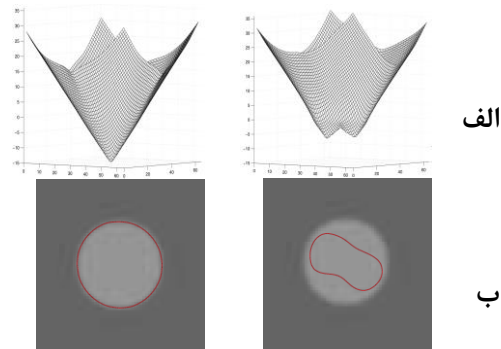
با توجه به رابطه (۱۶)، هدف کمینه کردن تابع  $E(\phi, c_1, c_2)$  نسبت به  $\phi$  می باشد. بر این اساس

رابطه (۱۷)

در نهایت طی یک فرآیند تکراری تابع  $\phi^{n+1}$  از رابطه (۱۸) به دست می آید [۹، ۱۰، ۱۸].

$$\phi^{n+1} = \phi^n - \Delta t \frac{\delta E}{\delta \phi}(\phi^{n-1}, c_1^n, c_2^n) \quad (18)$$

به طوری که،  $\Delta t$  بیانگر مرحله زمانی است که نرخ تغییرات تابع  $\phi$  را مشخص می کند. شکل (۴) ارزیابی تابع  $\phi$  و منحنی متناظر با آن را نشان می دهد.



شکل ۴: تخمین منحنی اولیه مدل سطوح هم تراز الف) تخمین تابع  $\phi(x, y)$  (ب) منحنی اولیه متناظر با تابع  $\phi(x, y)$  در ردیف الف [۲۱].

## ۲-۵- مجموعه داده های مورد استفاده

مجموعه داده های مورد استفاده در این تحقیق شامل دو مجموعه تصویر چندزمانه SAR از دریاچه چیتگر واقع در منطقه ۲۲ تهران می باشد. تصویر زمان اول مربوط به ۷ جولای سال ۲۰۱۱ و تصویر زمان دوم مربوط به ۱۵ می سال ۲۰۱۲، از سنجنده TerraSAR-X است. این تصاویر به صورت تک پلاریزه<sup>۱</sup> و با پلاریزاسیون VV اخذ گردیده اند. ابعاد مجموعه اول و

<sup>2</sup> Google Earth

<sup>3</sup> False Alarm

<sup>1</sup> Single Look

### ۳- روش پیشنهادی آشکارسازی نظارت نشده تغییرات

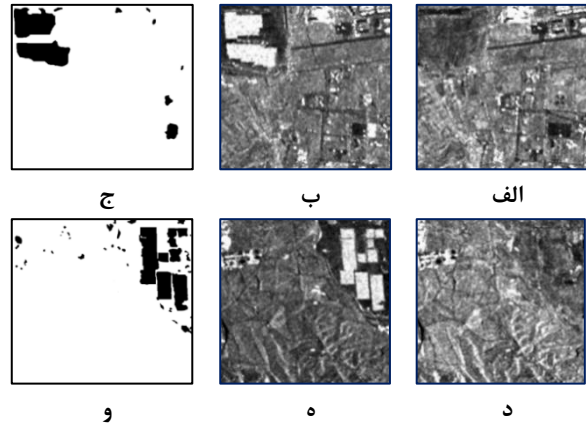
شکل (۶) مراحل روش پیشنهادی برای این منظور را نشان می‌دهد. مطابق این شکل، روش پیشنهادی از چهار مرحله اصلی تشکیل شده است. در مرحله اول، داده‌ها که شامل دو تصویر SAR مربوط به دو زمان مختلف می‌باشد مورد پیش‌پردازش قرار می‌گیرد. در مرحله دوم ویژگی‌های فیلتر گابور از هر یک از تصاویر چندزمانه SAR استخراج می‌گردد و به منظور رفع وابستگی بین آن‌ها و اطلاعات تصویری KPCA بر روی مجموع آن‌ها اعمال می‌گردد. در مرحله سوم، تصویر اختلاف بهینه با استفاده از تلفیق تصاویر اختلاف نسبت میانگین و لگاریتم به روش DWT تولید می‌شود. در مرحله چهارم به منظور تولید نقشه دودویی تغییرات، ابتدا منحنی اولیه برای مدل منحنی فعال توسط روش خوشه‌بندی GKC تولید می‌شود و در نهایت با استفاده از مدل منحنی فعال با استفاده از منحنی اولیه از پیش تعریف شده تصویر اختلاف به ناحیه تغییر یافته و تغییر نیافته بخش‌بندی می‌شوند و نقشه دودویی تغییرات تولید می‌شود.

در این تحقیق از ادغام خوشه‌بندی GKC با مدل منحنی فعال در جهت آشکارسازی نظارت نشده تغییرات و تولید نقشه تغییرات استفاده شده است. لازم به است که نتیجه خوشه‌بندی GKC با تعداد خوشه برابر با دو، که اشاره به مناطق تغییر یافته و تغییر نیافته دارد به عنوان منحنی اولیه ( $\varphi_0$ ) استفاده می‌شود [۲۱].

$$\varphi_0(x, y) = -4\varepsilon(0.5 - B_k) \quad (۱۹)$$

در رابطه فوق  $\varepsilon$  یک مقدار تنظیم کننده ثابت برای تابع ضربه (استفاده از یک تابع نرم‌تر نسبت به تابع ضربه مرسوم) می‌باشد و تابع ضربه به صورت رابطه (۲۰) تعریف می‌شود [۲۱].

از رابطه  $P_{FA} = (FA/N_1) \times 100\%$  به دست می‌آید به طوری که  $N_1$  بیانگر تعداد پیکسل‌های تغییر نکرده در نقشه مرجع می‌باشد. هشدار خطا<sup>۱</sup> (MA) (تعداد پیکسل‌های تغییر که به غلط به عنوان پیکسل‌های عدم تغییر انتخاب گردیده‌اند) استفاده شد. نرخ هشدار خطا را با  $P_{MA}$  نمایش می‌دهند که به درصد حساب می‌شود و از رابطه  $P_{MA} = (MA/N_0) \times 100\%$  به دست می‌آید به طوری که  $N_0$  بیانگر تعداد پیکسل‌های تغییر یافته در نقشه مرجع می‌باشد. خطای کل<sup>۲</sup> (OE) (تعداد کل پیکسل‌هایی که به غلط برچسب‌دهی شده‌اند) در حقیقت این خطا بیانگر مجموع پیکسل‌هایی می‌باشد که به اشتباه تغییر یافته و تغییر نیافته تشخیص داده شده‌اند. نرخ خطای کل را با  $P_{OE}$  نمایش می‌دهند که به درصد حساب می‌شود و از رابطه  $P_{MA} = (FA + MA/N_0 + N_1) \times 100\%$  به دست می‌آید.



شکل ۵: مجموعه اول از تصاویر SAR از سنجنده TerraSAR-X مورد استفاده مربوط به الف) ۷ جولای سال ۲۰۱۱ (ب) ۱۵ می سال ۲۰۱۲، ج) نقشه مرجع. مجموعه دوم از تصاویر SAR از سنجنده TerraSAR-X مورد استفاده مربوط به د) ۷ جولای سال ۲۰۱۱ (ه) ۱۵ می سال ۲۰۱۲، و) نقشه مرجع.

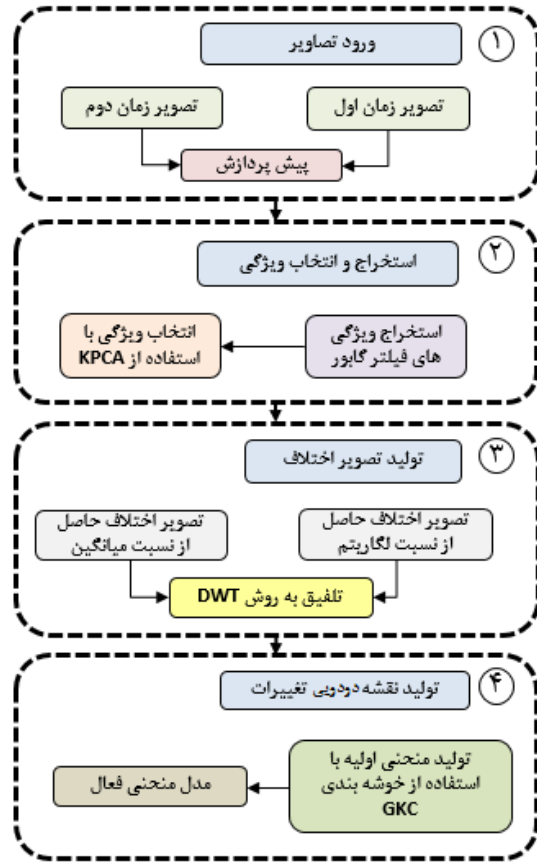
<sup>1</sup> Miss Alarm

<sup>2</sup> Overall Error

تصاویر ماهواره‌ای چندزمانه SAR در چهار جهت  $\theta=0$ ،  $\theta=\pi/4$ ،  $\theta=\pi/2$  و  $\theta=3\pi/4$  استخراج گردید. بنابراین به ازای مقیاس و جهات استخراج ویژگی برای هر یک از تصاویر ۱۶ ویژگی تولید شد. شکل (۷) بانک فیلتر اعمال شده در این تحقیق را نشان می‌دهد.

پس از اضافه نمودن ویژگی‌های استخراجی به تصویر به دلیل امکان وجود وابستگی میان ویژگی‌ها و اطلاعات تصویر، تبدیل KPCA بر روی مجموع آن‌ها با کرنل مولتی کوادراتیک اعمال گردید و مولفه‌ی اول تبدیل به‌عنوان نماینده هر تصویر وارد مرحله تولید تصویر اختلاف گردید. در این تحقیق، در روش پیشنهادی، تعداد خوشه‌ها در خوشه‌بندی K-Means را برابر با ۲ در نظر گرفته شد که معرف مناطق تغییر یافته و تغییر نیافته است. پارامترهای مدل سطوح هم‌تراز با توجه به تحقیق [۲۰] برابر با  $\lambda=0/5$ ،  $\tau=0/5$ ،  $\nu=1/5$ ،  $\mu=0/4$  تنظیم گردید. در تنظیم پارامتر بیشترین تکرار مدل منحنی فعال T جهت رسیدن به منحنی بهینه برای تولید نقشه دودویی تغییرات، از سطح صفر  $T=0$  که همان منحنی اولیه به‌دست آمده از خوشه‌بندی GKC است تا سطح  $T=5$  روش پیشنهادی مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج حاصل از بررسی تکرار منحنی را برای مجموعه اول از تصاویر ورودی SAR در جدول (۱) و در شکل (۸) ارائه شده‌اند.

مطابق با جدول (۱)، با استفاده از مجموعه داده‌های اول SAR، نرخ خطای کل، نرخ هشدار خطا و اشتباه با افزایش تکرار سطوح هم‌تراز کاهش یافته است. در حقیقت با افزایش تکرار سطوح هم‌تراز منحنی اولیه بهبود یافته و مناطق تغییر یافته و تغییر نیافته را با خطای کمتری تشخیص داده است. منحنی نهایی حاصل از  $T=5$ ، با نرخ خطای کل ۱/۱۰ درصد، دارای بیشترین دقت در آشکارسازی نظارت‌نشده تغییرات نسبت به سایر مقادیر پارامتر T می‌باشد. بر اساس شکل (۸) با افزایش تکرار سطوح هم‌تراز، میزان نوفه به‌شدت در تصاویر کاهش می‌یابد و منحنی نهایی به‌خوبی به مرز مناطق تغییر یافته همگرا می‌شود. نتایج حاصل از



شکل ۶: مراحل روش پیشنهادی جهت آشکارسازی نظارت‌نشده تغییرات

رابطه (۲۰)

$$\delta_{\varepsilon}(x) = \begin{cases} 0, & |x| > \varepsilon \\ \frac{1}{2\varepsilon} \left[ 1 + \cos\left(\frac{\pi x}{\varepsilon}\right) \right], & |x| \leq \varepsilon \end{cases}$$

همچنین،  $B_k$  یک تصویر دودویی می‌باشد که از رابطه (۲۱) به‌دست می‌آید.

$$B_k = R_k \geq b_0 \quad \text{رابطه (۲۱)}$$

در رابطه بالا،  $b_0$  یک حد‌آستانه در جهت تولید تصویر دودویی  $B_k$  می‌باشد.

#### ۴- نتایج و بحث

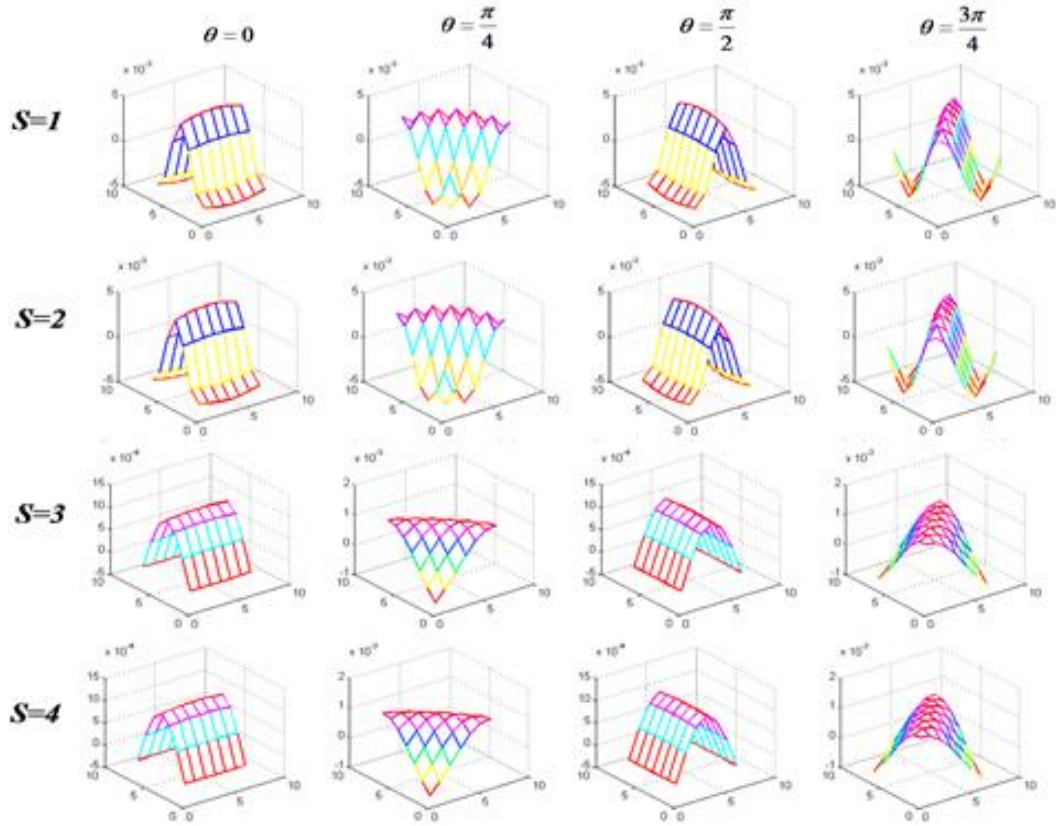
در این بخش در مورد تنظیم پارامترها و همچنین ارزیابی نتایج به‌دست آمده بحث می‌شود.

#### ۴-۱- تنظیم پارامترها

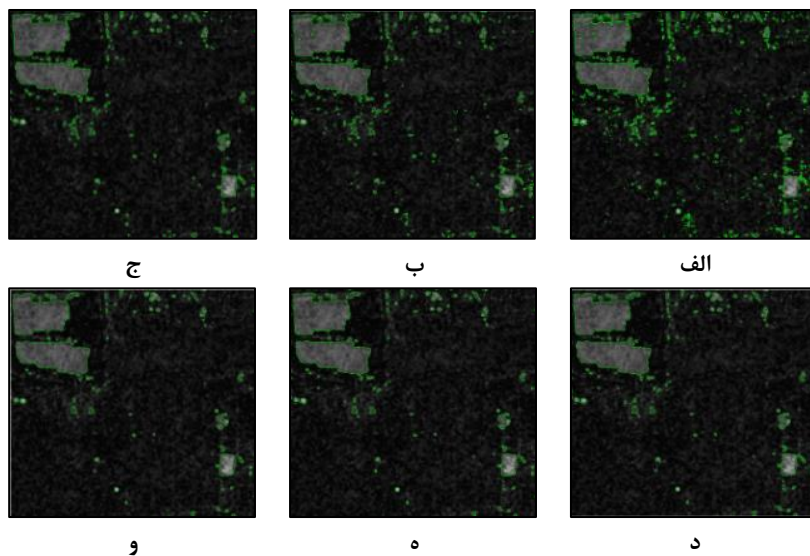
ویژگی‌های بافتی حاصل از فیلترهای گابور با پارامتر مقیاس  $S=4$  و به ازای کانال پلاریزسیون

نشان داده شده‌اند.

بررسی تکرار منحنی را برای مجموعه دوم از تصاویر ورودی SAR در جدول (۲) آورده شده و در شکل (۹)



شکل ۷: کتابخانه‌ای از توابع گابور با چهار مقیاس و چهار دوران

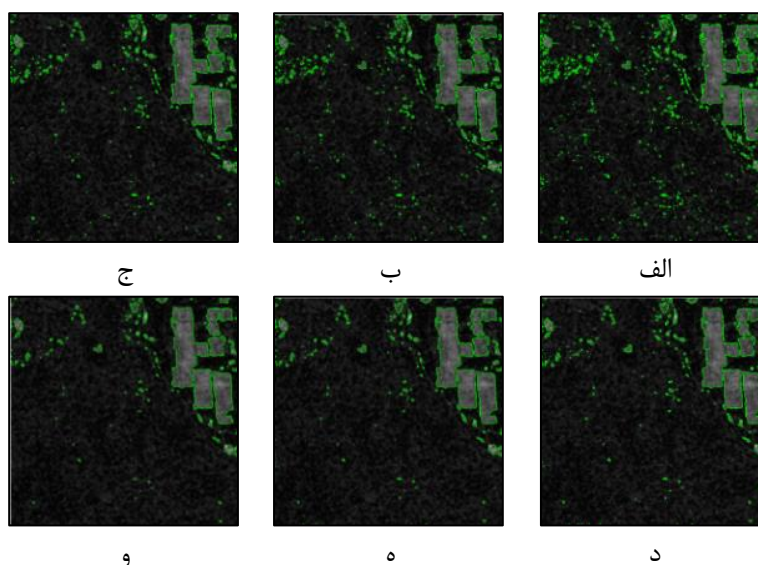


شکل ۸: تکرار مدل منحنی فعال به ازای پارامتر الف)  $t=0$  ب)  $t=1$  ج)  $t=2$  د)  $t=3$  ه)  $t=4$  و)  $t=5$  برای مجموعه داده‌های اول SAR

جدول ۱: عملکرد آشکارسازی نظارت‌نشده تغییرات با استفاده از روش پیشنهادی در تکرارهای مختلف با استفاده از

مجموعه اول تصاویر چند زمانه SAR

تعداد تکرار	نرخ هشدار خطا		نرخ هشدار اشتباه		نرخ خطای کل	
	پیکسل	$P_{FA}$	پیکسل	$P_{MA}$	پیکسل	$P_{OE}$
$(T=0)$	۹۷۶	۴,۵۲	۷۰۴۶	۲,۶۱	۸۰۲۲	۲,۷۵
$(T=1)$	۹۱۱	۴,۲۲	۵۸۳۵	۲,۱۶	۶۷۴۶	۲,۳۲
$(T=2)$	۸۱۵	۳,۷۷	۴۷۴۲	۱,۷۶	۵۵۵۷	۱,۹۱
$(T=3)$	۷۲۸	۳,۳۷	۳۵۳۷	۱,۳۱	۴۲۶۵	۱,۴۶
$(T=4)$	۶۷۱	۳,۱۱	۲۹۳۵	۱,۰۹	۳۶۰۶	۱,۲۴
$(T=5)$	۶۴۶	۲,۹۹	۲۵۵۵	۰,۹۵	۳۲۰۱	۱,۱



شکل ۹: تکرار مدل منحنی فعال به ازای پارامتر الف ( $t=0$  ب  $t=1$  ج  $t=2$  د  $t=3$  ه  $t=4$  و)  $t=5$  برای مجموعه داده‌های دوم SAR

جدول ۲: عملکرد آشکارسازی نظارت‌نشده تغییرات با استفاده از روش پیشنهادی در تکرارهای مختلف با استفاده از

مجموعه دوم تصاویر چندزمانه SAR

تعداد تکرار	نرخ هشدار خطا		نرخ هشدار اشتباه		نرخ خطای کل	
	پیکسل	$P_{FA}$	پیکسل	$P_{MA}$	پیکسل	$P_{OE}$
$(T=0)$	۳۷۷۵	۵,۴۴	۱۰۲۱۴	۱,۴۱	۱۳۹۸۹	۱,۷۷
$(T=1)$	۳۴۶۶	۴,۹۹	۸۲۵۷	۱,۱۴	۱۱۷۲۳	۱,۴۸
$(T=2)$	۳۱۱۴	۴,۴۹	۶۱۸۴	۰,۸۶	۹۲۹۸	۱,۱۷
$(T=3)$	۳۱۱۹	۴,۴۹	۴۵۳۰	۰,۶۳	۷۶۴۹	۰,۹۷
$(T=4)$	۳۰۱۴	۴,۳۴	۳۶۲۰	۰,۵۰	۶۶۳۴	۰,۸۴
$(T=5)$	۲۹۷۵	۴,۲۹	۳۰۸۴	۰,۴۳	۶۰۵۹	۰,۷۶

استفاده می‌کند. نتایج کمی و کیفی آشکارسازی نظارت‌نشده تغییرات با استفاده از روش‌های مختلف برای مجموعه تصاویر اول SAR در جدول (۳) و در شکل (۱۰) آورده شده‌اند.

با توجه به جدول (۲) در درجه اول، روش GKCLSM (روش پیشنهادی) با نرخ خطای کل ۱/۱ درصد، دارای بالاترین دقت آشکارسازی تغییرات نظارت‌نشده نسبت به سایر روش‌ها است. مدل Chan-Vese با نرخ خطای کل ۶/۰۵ درصد دارای ضعیف‌ترین نتایج نسبت به سایر روش‌ها است. میزان نرخ خطای کل روش پیشنهادی GKCLSM نسبت به مدل Chan-Vese، روش MRF و EMMRF به ترتیب ۴/۹۵ درصد، ۳/۳۰ درصد و ۳/۳۴ درصد کاهش یافته است. مطابق شکل (۱۰) نقشه دودویی حاصل از مدل Chan-Vese بشدت نوفه‌ی بوده و همچنین نتایج حاصل از روش EMHMF و MRF نیز تقریباً نوفه‌ای بوده است اما میزان نوفه به دلیل استفاده از اطلاعات مکانی در بطن این روش‌ها کمتر از مدل Chan-Vese است. در نهایت روش‌های پیشنهادی GKCLSM نسبت به نوفه مقاوم‌تر از سایر روش‌ها می‌باشند. نتایج کمی و کیفی آشکارسازی نظارت‌نشده تغییرات با استفاده از روش‌های مختلف برای مجموعه دوم تصاویر ورودی SAR در جدول (۳) و در شکل (۱۱) آورده شده‌اند.

همانند نتایج حاصل از مجموعه تصاویر اول SAR، مطابق با جدول (۲)، منحنی نهایی حاصل از  $T=5$  با نرخ خطای کل ۰/۷۶ درصد، دارای بیشترین دقت در آشکارسازی نظارت‌نشده تغییرات با مجموعه دوم تصاویر SAR نسبت به سایر مقادیر پارامتر T است. مطابق شکل (۹) با افزایش تکرارها، میزان نوفه به شدت در تصاویر کاهش می‌یابد و منحنی نهایی مدل منحنی فعال بهبود یافته و به سمت مرز نهایی مناطق تغییر یافته واقعی حرکت کرده و به بهترین صورت به محدوده تغییرات همگرا می‌شود. لازم به ذکر است که افزایش تکرارها مسلماً باعث افزایش زمان همگرایی و تولید نقشه تغییرات با استفاده از این روش می‌شود؛ اما این افزایش زمان ناچیز بوده و در مقابل با افزایش دقت قابل چشم‌پوشی است.

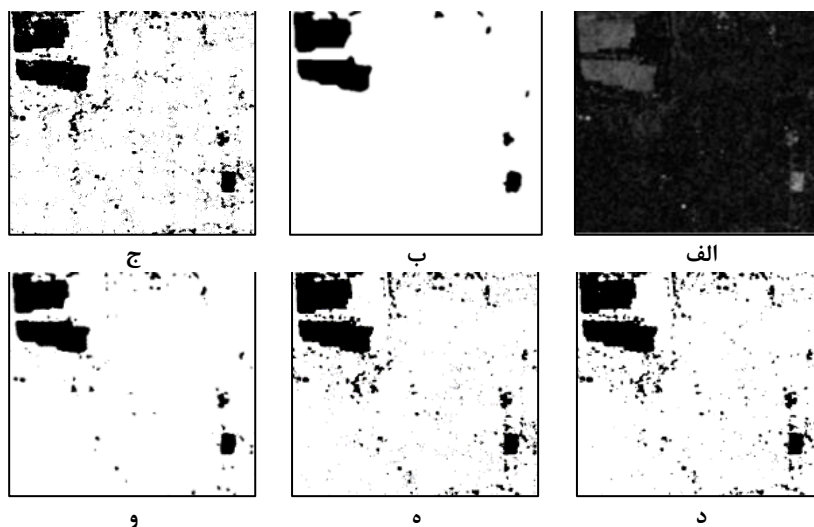
#### ۴-۲- ارزیابی نتایج

جهت ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی (GKCLSM) در آشکارسازی نظارت‌نشده تغییرات، کارایی این روش با روش‌های مبتنی بر ادغام زنجیره مخفی تصادفی مارکوف<sup>۱</sup> و بیشینه‌سازی امید ریاضی<sup>۲</sup> (EMHMF)، زنجیره تصادفی مارکوف<sup>۳</sup> (MRF) و مدل منحنی فعال چان وِس (Chan-Vese) مقایسه شده است. مدل Chan-Vese اولین مدل ناحیه مبنای غیر پارامتریک محسوب می‌گردد و بعد از آن تقریباً تمامی مدل‌های معرفی شده از این نوع به نحوی توسعه یافته این مدل محسوب می‌گردند. روش MRF، روشی است که از اطلاعات مکانی-متنی جهت آنالیز تصویر اختلاف استفاده می‌کند. همچنین ادغام الگوریتم بیشینه‌سازی امید ریاضی (EM) و زنجیره مخفی تصادفی مارکوف (HMRF) علاوه بر استفاده از اطلاعات متنی، از فرآیندی تکراری توسط الگوریتم EM جهت برآورد پارامترهای اولیه جهت روش HMRF

<sup>1</sup> Hidden Markov random field

<sup>2</sup> Expectation Maximization

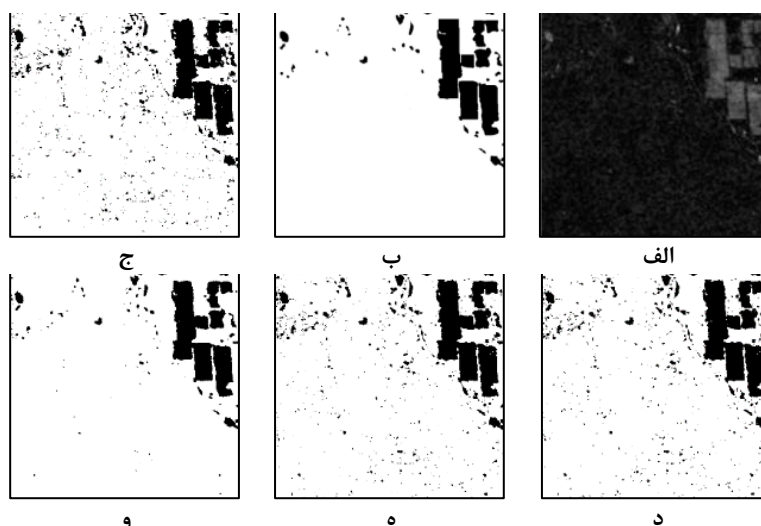
<sup>3</sup> Markov Random Field



شکل ۱۰: الف) تصویر اختلاف حاصل از تلفیق به روش *DWT*، ب) نقشه دودویی تغییرات مرجع. نقشه دودویی تغییرات تولید شده توسط ج) روش *Chan-Vese*، د) روش *EMHMRF*، ه) روش *MRF*، و) *GKCLSM* (روش پیشنهادی). به ازای مجموعه اول تصاویر ورودی *SAR*

جدول ۳: ارزیابی عملکرد روش‌های آشکارسازی نظارت‌نشده تغییرات با استفاده از مجموعه اول از تصاویر ورودی *SAR*

روش	نرخ هشدار خطا		نرخ هشدار اشتباه		نرخ خطای کل	
	پیکسل	$P_{FA}$	پیکسل	$P_{MA}$	پیکسل	$P_{OE}$
<i>Chan-Vese</i>	۹۲۶	۴,۲۹	۱۶۶۷۹	۶,۱۹	۱۷۶۰۵	۶,۰۵
<i>EMHMRF</i>	۳۳۲	۱,۵۴	۱۲۶۱۱	۴,۶۸	۱۲۹۴۳	۴,۴۴
<i>MRF</i>	۳۲۹	۱,۵۲	۱۲۴۹۳	۴,۶۳	۱۲۸۲۲	۴,۴۰
<i>GKCLSM</i>	۶۴۶	۲,۹۹	۲۵۵۵	۰,۹۵	۳۲۰۱	۱,۱



شکل ۱۱: الف) تصویر اختلاف حاصل از تلفیق به روش *DWT*، ب) نقشه دودویی تغییرات مرجع. نقشه دودویی تغییرات تولید شده توسط ج) روش *Chan-Vese*، د) روش *EMHMRF*، ه) روش *MRF*، و) *GKCLSM* (روش پیشنهادی). به ازای مجموعه دوم تصاویر ورودی *SAR*

جدول ۴: ارزیابی عملکرد روش‌های آشکارسازی نظارت نشده تغییرات با استفاده از مجموعه اول از تصاویر ورودی SAR

روش	نرخ هشدار خطا		نرخ هشدار اشتباه		نرخ خطای کل	
	پیکسل	$P_{FA}$	پیکسل	$P_{MA}$	پیکسل	$P_{OE}$
Chan-Vese	۳۴۲۸	۴٫۹۴	۲۲۹۰۴	۳٫۱۷	۲۶۳۳۲	۳٫۳۲
EMHMRP	۱۳۳۰	۱٫۹۲	۱۹۵۳۰	۲٫۷۰	۲۰۸۶۰	۲٫۶۳
MRF	۱۰۹۱	۱٫۵۷	۱۹۶۳۷	۲٫۷۲	۲۰۷۲۸	۲٫۶۲
GKCLSM	۲۹۷۵	۴٫۲۹	۳۰۸۴	۰٫۴۳	۶۰۵۹	۰٫۷۶

خوشه‌بندی GKC، باعث شده که مدل منحنی فعال بتواند در فرآیندی تکراری مرز صحیحی از تغییرات را تشخیص دهد. در حقیقت استفاده از مقدار اولیه نزدیک به جواب نهایی موجب افزایش سرعت و دقت همگرایی مدل منحنی فعال در شناسایی تغییرات شده است. همچنین استفاده از اطلاعات بافت فیلتر گابور، موجب تولید تصاویری با آماره‌های ساده از درجات خاکستری شده است که مستقیماً به‌عنوان ویژگی بافت مورد استفاده قرار می‌گیرند. در ضمن چون این فیلتر از آماره‌هایی در قالب پنجره برای تولید بافت استفاده می‌کند، در نتیجه، از نرخ خطای کمتری در محلی‌سازی ناحیه‌ای برخوردار است. همچنین استفاده از اطلاعات بافتی حاصل از این فیلتر موجب افزایش دقت آشکارسازی تغییرات نسبت به استفاده از اطلاعات خام تصویر شده است.

جهت بررسی عملکرد روش پیشنهادی در آشکارسازی نظارت نشده تغییرات و از آن‌جا که یک روش مناسب جهت آشکارسازی نظارت نشده تغییرات باید عمومیت داشته باشد از دو مجموعه تصاویر ماهواره‌ای چندزمانه SAR استفاده شد. در روش پیشنهادی جهت دستیابی به منحنی بهینه در مدل سطوح هم‌تراز، نیاز به تنظیم پارامتر T (تعداد تکرار مدل منحنی فعال) است. افزایش تعداد تکرار سطوح هم‌تراز موجب کاهش نوفه در نقشه دودویی تغییرات نهایی به ازای هر یک از داده‌های ورودی می‌شود و منحنی نهایی به‌خوبی محدوده مناطق تغییر یافته را آشکار می‌سازد. نتایج حاصل از ارزیابی کمی و کیفی روش پیشنهادی

مطابق نتایج حاصل از مجموعه اول داده‌های SAR، با توجه به جدول (۳) در درجه اول، روش GKCLSM (روش پیشنهادی) با نرخ خطای کل ۰٫۷۶ درصد، دارای بالاترین دقت آشکارسازی تغییرات نظارت نشده نسبت به سایر روش‌ها است. مدل Chan-Vese با نرخ خطای کل ۳٫۳۲ درصد دارای ضعیف‌ترین نتایج نسبت به سایر روش‌ها است. میزان نرخ خطای کل روش پیشنهادی GKCLSM نسبت به مدل Chan-Vese، روش MRF و EMMRF به ترتیب ۲٫۵۶ درصد، ۱٫۸۶ درصد و ۱٫۸۷ درصد کاهش یافته است. مطابق شکل (۱۱) نقشه دودویی حاصل از مدل Chan-Vese بشدت نوفه‌ای بوده و همچنین نتایج حاصل از روش EMHMRP و MRF نیز تقریباً نوفه‌ای بوده است. نتایج حاصل از روش پیشنهادی در مقایسه با نقشه مرجع نوفه کمتری را نسبت به سایر روش‌ها دارد.

#### ۵- نتیجه‌گیری

در این تحقیق، روشی نوین در زمینه آشکارسازی نظارت نشده تغییرات بر اساس ادغام خوشه‌بندی GKC و مدل منحنی فعال ارائه شد. استفاده از تبدیل DWT در جهت تلفیق تصاویر اختلاف نسبت لگاریتم و نسبت میانگین، موجب تولید تصویر اختلافی بهینه و مقاوم نسبت به نویز شده است. همچنین استفاده از تلفیق تصاویر اختلاف حاصل از روش‌های مختلف، با استفاده از این تبدیل موجب بهره‌برداری از مزایای هر یک از تصاویر اختلاف در قالب یک تصویر اختلاف شده است. تولید منحنی اولیه با استفاده از

آشکارسازی تغییرات وابسته به عواملی نظیر توان تفکیک مکانی، دقت هندسی و رادیومتریکی، پیچیدگی رفتار پدیده‌ها در منطقه مورد مطالعه و الگوریتم و روش مورد استفاده می‌باشد؛ روش پیشنهادی دارای ویژگی‌های نظیر (۱) مقاومت بالا در برابر نوفه (۲) قابلیت تشخیص مرز صحیحی از محدودیت تغییرات (۳) مستقل از فرض اولیه در زمینه نوع توزیع داده‌های تصویر اختلاف و (۴) پیچیدگی و حجم محاسباتی کم، می‌باشد. اما مهم‌ترین چالش در روش پیشنهادی تنظیم پارامترهای منحنی است. بنابراین در این جهت پیشنهاد می‌شود که از الگوریتم‌های جستجوی محلی که از یک راه‌حل به راه‌حل دیگر در فضایی از راه‌حل‌های پیش رو (فضای جستجو) با استفاده از تغییرات محدود حرکت می‌کنند تا به یک راه‌حل بهینه دست یابند استفاده شود و نتایج حاصل از آن با نتایج حاصل از روش پیشنهادی در این تحقیق مقایسه گردد.

در هر یک از دو مجموعه تصاویر مورد استفاده از منطقه مورد مطالعه در این تحقیق نشان می‌دهد که روش پیشنهادی با نرخ خطای ۱/۱ درصد و ۰/۷۶ درصد به ترتیب برای مجموعه داده‌های ورودی اول و دوم SAR دارای کمترین نرخ خطای کل نسبت به روش‌های EMHMRF، MRF و Chan-Vese است و قابلیت بالایی در آشکارسازی نظارت‌نشده تغییرات و تفکیک مناطق تغییریافته و تغییرنیافته دارد به این معنا که پیش‌زمینه بهتری از مناطق تغییریافته ارائه می‌کند. نتایج آشکارسازی نظارت‌نشده تغییرات شامل قطبیت VV بوده است و طبیعتاً وجود سایر قطبیت‌ها موجب افزایش دقت شناسایی تغییرات و همچنین آشکارسازی تغییرات در قطبیت‌های دیگر می‌شود. در اصل وجود قطبیت‌های دیگر در کنار قطبیت VV، به‌عنوان نوعی اطلاعات موجب افزایش دقت آشکارسازی تغییرات می‌شود. با توجه به اینکه دقت نتایج حاصل از

## مراجع

- [1] A. Singh, "Digital change detection techniques using remotely-sensed data", *International journal of remote sensing*, Vol. 10, pp. 989-1003, 1989.
- [2] T. Celik, "Unsupervised Change Detection in Satellite Images Using Principal Component Analysis And-Means Clustering", *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, Vol. 6, pp. 772-776, 2009.
- [3] 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.
- [4] A. Moghimi, H. Ebadi, and V. Sadeghi, "Review of Change Detection Methods from Multitemporal Satellite Images by Pixel-Based and Object-Based Approach", *Geospatial Engineering Journal (GEJ)*, Vol. 7(2), pp. 99-110, 2016, (Persian).
- [5] S.Ghosh, S.Patra, and A.Ghosh, "An unsupervised context-sensitive change detection technique based on modified self-organizing feature map neural network", *International Journal of Approximate Reasoning*, Vol. 50(1), pp. 37-50, 2009.
- [6] M.Volpi, G. Camps-Valls, and M.Kanevski, "Unsupervised change detection with kernels", *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, Vol. 9(6), pp. 1026-1030, 2012.
- [7] A. Moghimi, H. Ebadi, and V. Sadeghi, "Unsupervised Change Detection from Multitemporal SAR images using clustering based on genetic algorithm and hidden markov random field model", *The 1st National Conference on Geospatial Information Technology*, 19, 20 Jan 2016, (Persian).
- [8] M. Ghanbari, V. Akbari, A. A. Abkar, M. R. Sahebi. "Minimum-Error Thresholding for Unsupervised Change Detection in Multilook Polarimetric SAR Images",

- Journal of Geomatics Science and Technology (JGST). Vol.5 (2), pp. 17-29, 2015, (Persian).
- [9] Y.Bazi, F.Melgani, and H.D. Al-Sharari, "Unsupervised change detection in multispectral remotely sensed imagery with level set methods", IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 48(8), pp. 3178-3187, 2010.
- [10] T.Celik and K.K. Ma, "Multitemporal image change detection using undecimated discrete wavelet transform and active contours", IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 49(2), pp. 706-716, 2011.
- [11] S.Kabir, D.He, M.Sanus, and W.Wan Hussina, "Texture analysis of IKONOS satellite imagery for urban land use and land cover classification", the imaging Science Journal, Vol. 58, pp. 163-170, 2010.
- [12] J.G. Daugman, "Uncertainty relation for resolution in space, spatial frequency, and orientation optimized by two-dimensional visual cortical filters", Journal of the Optical Society of America, 1985, 1160-1169.
- [13] M. Haghighat, S. Zonouz, and M.Abdel-Mottaleb, "Identification using Encrypted Biometrics in Computer Analysis of Images and Patterns", Springer, pp. 440-448, 2013.
- [14] L.Paul and D.P. Ramamoorthy, "Synthetic Aperture Radar Image Change Detection Using Fuzzy C-Means Clustering Algorithm", International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering, Vol. 2 (2), pp. 76-86, 2013.
- [15] S. Nikolov, P. Hill, D. Bull, N.Canagarajah, "Wavelets for image fusion. Wavelets in signal and image analysis", Springer, pp. 213-241, 2001.
- [16] D.E. Gustafson and W.C. Kessel, "Fuzzy clustering with a fuzzy covariance matrix", In the 17th Symposium on Adaptive Processes, pp. 761-766, 1978.
- [17] R. Babuka, P. Van der Veen, and U. Kaymak, "Improved covariance estimation for Gustafson-Kessel clustering", In proceedings of the 2002 IEEE International Conference on Fuzzy Systems, pp. 1081-1085, 2002.
- [18] T. F. Chan and L. Vese, "Active contours without edges", IEEE transactions on Image processing, Vol. 10(2), pp. 266-277, 2001.
- [19] S. Osher and J. A. Sethian, "Fronts propagating with curvature-dependent speed: algorithms based on Hamilton-Jacobi formulations", Journal of computational physics, Vol. 79(1), pp. 12-49, 1988.
- [20] K. Michael, A. Witkin, and D. Terzopoulos. "Snakes: Active contour models." International journal of computer vision, Vol. 1(4), pp. 321-331, 1988.
- [21] C. Li, C.Xu, C.Gui, and M. D. Fox, "Level set evolution without re-initialization: a new variational formulation", In Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE Computer Society Conference, pp. 430-436, 2005.



## **Unsupervised Change Detection in Multitemporal SAR Images Based on Integration of Clustering and Active Contour Model**

Moghimi A.<sup>1\*</sup>, Khazai S.<sup>2</sup>, Ebadi H.<sup>3</sup>

1- Master of Science in Photogrammetry, Faculty of Geodesy and Geomatics, K.N.Toosi University of Technology

2- Assistant Professor, Civil Engineering Research Center, Imam Hussein Comprehensive University

3- Associate Professor, Faculty of Geodesy and Geomatics, K.N.Toosi University of Technology and Member of the Center of Excellence in Geographic Information System

### **Abstract**

In this study, a method for unsupervised change detection in multi-temporal SAR images has been presented based on integrating clustering and active contour model. In this method, texture information is extracted by using Gabor filter in different scales and directions. KPCA transformation is also applied to reduce the dependency between the extracted features and image information. Moreover, Discrete Wavelet Transformation (DWT) and Gustafson-Kessel clustering (GKC) methods are used respectively to generate the difference image and the initial contour for the active contour model. In the final step, the region-based non-parametric active contour model is used for producing the change image containing changed and unchanged regions. For performance evaluation of the proposed method, two sets of high resolution multi-temporal TerraSAR-X images are considered. Experimental results of unsupervised change detection method show that, the total error rate of the proposed approach for the first data set are decreased respectively to 4.95%, 3.30% and 3.34% compared to that of the Chan-Vese, MRF and EMMRF methods and for the second data set, the total error rate of the proposed method are decreased to 2.56%, 1.86% and 1.87 As well. Moreover, the results showed that the use of GKC method leads to production of the initial curve with minimal convergence time for the active contour model. Also, the use of active contour model improves the accuracy of change map creation using a repetitive process.

**Key words:** Multi-temporal SAR images, Gabor filtering, Gustafson-Kessel clustering (GKC), Active contour model.

**Correspondence Address:** Department of Photogrammetry and Remote Sensing, Faculty of Geodesy & Geomatics Engineering, K.N.Toosi University of Technology, No. 1346, Vali-Asr Street, Mirdamad Cross, Tehran, IRAN

**Tel :** +98 9109261133

**Email :** moghimi.armin@gmail.com