شناسایی نظارت‌نشده تغییرات مناطق جنگلی مبتنی‌بر تلفیق شاخص‌های تغییرات به روش موجک گسسته غیر کاهشی و بهبود میدان تصادفی زنجیره مارکوف

امین محسنی‌فر[۱]، علی محمدزاده[۲]، آرمین مقیمی[*۳]

[۱] دانشجوی کارشناسی ارشد سنجش‌ازدور - دانشکده مهندسی نقشه‌برداری - دانشگاه صنعتی خواجه نصیر الدین طوسی
an.mohsenifar18@gmail.com

[۲] دانشیار دانشکده مهندسی نقشه‌برداری - دانشگاه صنعتی خواجه نصیر الدین طوسی
almoh2@gmail.com

[۳] دانشجوی دکتری فتوگرامتری - دانشکده مهندسی نقشه‌برداری - دانشگاه صنعتی خواجه نصیر الدین طوسی
moghimi.armin@gmail.com

(تاریخ دریافت فروردین ۱۳۹۹، تاریخ تصویب آبان ۱۳۹۹)

چکیده

پایش و شناسایی تغییرات یکی از مهم‌ترین پردازش‌ها در فتوگرامتری و سنجش‌ازدور به‌شمار می‌آید که در آن تغییرات رخداده در یک منطقه‌ی جغرافیایی در اثر گذر زمان مورد مطالعه و بررسی قرار می‌گیرد. جنگل‌ها از سرمایه‌های ملی هر کشوری محسوب می‌شوند که نقش مهمی در تعدیل آب و هوا، شکل‌گیری آب‌های زیرزمینی و جلوگیری از وقوع سیل و فرسایش خاک دارند. بنابراین شناسایی هرچه دقیق‌تر تغییرات در مناطق جنگلی، می‌تواند نقشی مهم و انکارناپذیر در راستای حفظ و مدیریت این مناطق ایفا کند. در این تحقیق یک روش نظارت‌نشده‌ی دقیق برای شناسایی تغییرات در مناطق جنگلی ارائه شده‌است. مناطق مورد مطالعه در این تحقیق، جنگل‌های کشورهای آمریکا و استرالیا است که در اثر آتش‌سوزی تخریب شده‌اند. در روش ارائه‌شده، ابتدا شاخص تغییرات نهایی از طریق تلفیق شاخص‌های تغییرات NDVI (D_N) و GNDVI (D_G) با روش تبدیل موجک گسسته ایجاد شد. سپس برای کاهش تغییرات نویزی از فیلتر پخش‌کننده استفاده شد. برای خوشه‌بندی اولیه شاخص تلفیقی از روش خوشه‌بندی k-means بهبودیافته و برای در نظرگرفتن اطلاعات همسایگی در روند خوشه‌بندی، از میدان تصادفی مارکوف (MRF) پس از اعمال دو مرحله بهبود در ساختار تابع انرژی آن استفاده شد. مقایسه‌ی روش پیشنهادی در دو حالت استفاده از مدل MRF مرسوم و نوع بهبودیافته آن، برتری مدل MRF بهبودیافته را به اندازه‌ی ۰/۴۹٪ و ۰/۶۱٪، به‌ترتیب در مجموعه‌داده‌ی اول و دوم نشان داد. همچنین روش پیشنهادی در مقایسه با روش‌های Otsu، PCA-kmeans، GAFCM و GMM-MRF داری عملکرد بهتری بود، بطوریکه میزان خطای کل را در آن‌ها به طور میانگین به اندازه ۰/۹۳٪ و ۵/۳۱٪، به ترتیب در مجموعه‌داده اول و دوم کاهش داد. براساس نتایج بدست‌آمده می‌توان گفت، روش ارائه‌شده در این تحقیق پتانسیل بالایی برای شناسایی نظارت‌نشده‌ی تغییرات در مناطق جنگلی دارد.

واژگان کلیدی: شناسایی تغییرات جنگل، تبدیل موجک گسسته، فیلتر پخش‌کننده، k-means، اطلاعات همسایگی

---

* نویسنده رابط

۱- مقدمه

پایش تغییرات پوشش سطح و کاربری زمین یکی از مهمترین مسائل پیش روی محققان علم زمین است که در آن به تعیین و شناسایی تغییرات رخداده در یک منطقه جغرافیایی در اثر گذر زمان پرداخته می‌شود [۱]. تغییرات کشف‌شده می‌تواند به عنوان یک منبع اطلاعاتی ارزشمند در زمینه‌هایی نظیر جنگل‌زدایی، ارزیابی خسارت، پایش بلایای طبیعی، توسعه‌ی شهری، برنامه‌ریزی و مدیریت اراضی و ... بکار رود. در این راستا، امروزه با پیشرفت‌های رخ داده در صنایع فضایی و پرتاب ماهواره‌های سنجش از دور، استفاده از داده‌های سنجش‌ازدور به عنوان یک منبع اطلاعاتی مناسب و کارآمد برای آشکارسازی تغییرات زمین رواج یافته‌است. بطور کلی اصلی که در پشت پرده استفاده از این داده‌ها در آشکارسازی تغییرات وجود دارد، متاثر از تنوع قدرت تفکیک مکانی، طیفی، زمانی و رادیومتریکی آن‌ها است که باعث شده‌است تا متخصصان علوم زمین بتوانند حداکثر استفاده را از این داده‌ها داشته باشند [۲].

جنگل‌ها از سرمایه‌های ملی هر کشوری محسوب شده و نقش فراوان و مهمی در تعدیل آب‌وهوا، شکل‌گیری آب‌های زیرزمینی و جلوگیری از فرسایش خاک و وقوع سیلاب دارند. متاسفانه جنگل‌ها به دلایل مختلف در معرض تخریب و نابودی قرار دارند. پایش خودکار تغییرات جنگل با استفاده از روش آشکارسازی تغییرات در سنجش‌ازدور، می‌تواند گامی مهم در جهت حفظ و مدیریت اراضی جنگلی به‌شمار آید. شناسایی تغییرات جنگل‌ها معمولاً به دو روش نظارت‌شده و نظارت‌نشده صورت می‌گیرد. با توجه به این موضوع که روش‌های شناسایی تغییرات نظارت‌شده مستلزم جمع‌آوری نمونه‌های آموزشی زمینی برای انجام فرآیند طبقه‌بندی می‌باشند، استفاده از آن‌ها زمانبر و مستلزم صرف هزینه بسیار است [۲۶]. همچنین، شناسایی تغییرات در این روش‌ها، متاثر از تعداد و صحت نمونه‌های جمع‌آوری‌شده است [۳۶، ۱]. البته استفاده از روش‌های نظارت‌شده، منجر به تولید نقشه ماهیت تغییرات می‌شود که می‌توان از آن در راستای بررسی تغییرات کاربری اراضی استفاده کرد.

در مقابل، در روش‌های نظارت‌نشده هدف تنها تفکیک تغییر از عدم‌تغییر، صرف نظر از ماهیت تغییر است [۳۶-۳۸]. در واقع، استفاده از روش‌های نظارت‌نشده شناسایی تغییرات منجر به تولید نقشه باینری تغییرات (ماسک تغییرات) می‌شود. از این روش‌ها معمولاً در راستای شناسایی محدوده تغییرات، بدون در نظر گرفتن ماهیت تغییرات استفاده می‌شود. این روش‌ها به دلیل سهولت و سرعت بالای تولید نقشه تغییرات و همچنین عدم نیاز به نمونه‌های آموزشی، معمولاً بیشتر از روش‌های نظارت‌نشده مورد توجه قرار می‌گیرند [۳۶-۳۸]. از آنجا که در جنگل‌ها با انبوه درختان روبرو هستیم، معمولا نوع تغییرات اتفاق افتاده از نوع تغییر کلاس جنگل به سایر کاربری‌ها می‌باشد. بنابراین روش‌های شناسایی تغییرات می‌توانند به صورت عمده در زمینه کشف محدوده تغییرات در جنگل‌ها به کار بروند. فرآیند شناسایی نظارت‌نشده تغییرات به ترتیب دارای سه مرحله‌ی کلی الف) پیش‌پردازش هندسی و رادیومتریکی، ب) تولید شاخص تغییرات و ج) تولید نقشه باینری تغییرات است [۳۶،۱]. چالش‌های مطرح در زمینه‌ی پیش‌پردازش شامل تصحیحات رادیومتریکی، اتمسفری، توپوگرافی، تصحیح هندسی و هم‌مرجع‌سازی تصاویر است. هم‌مرجع‌سازی دقیق تصاویر برای جلوگیری از بروز نتایجی نادرست از جمله خطای جابجایی تصاویر است که این خطا منجر به شناسایی تغییرات کاذب (غیر واقعی) خواهد شد [۳]. بنابراین برای داشتن دقت بسیار بالا در فرآیند آشکارسازی تغییرات، هم‌مرجع‌سازی تصاویر باید با دقت بسیار بالایی انجام پذیرد. تصحیح رادیومتریکی به منظور حذف خطاهای تاثیرگذار بر مقادیر روشنایی تصویر انجام می‌پذیرد. عواملی که باعث بروز خطای رادیومتریکی می‌شود عمدتاً شامل تغییر شرایط اتمسفری، تغییر زاویه تابشی خورشید، عدم کالیبراسیون سنجنده و همچنین تغییر زاویه‌ی میدان دید سنجنده می‌باشد. عدم تصحیح این خطا موجب ایجاد اثرات مصنوعی روی سطح تصویر و تصمیم‌گیری اشتباه راجع به تشخیص تغییرات می‌شود. در راستای حذف و کاهش این خطا معمولاً از روش‌های تصحیح رادیومتریک نسبی استفاده می‌شود [۴۲].

تحقیقات متعددی در زمینه شناسایی نظارت‌نشده‌ی تغییرات انجام شده‌است که از میان آن‌ها تعداد کمی به طور تخصصی به شناسایی تغییرات جنگل پرداخته‌اند. در این مطالعه تمرکز اصلی بر روی روش‌های ارائه‌شده جهت شناسایی تغییرات در مناطق جنگلی معطوف می‌شود. Pantze و همکاران [۱۰] روشی نظارت‌نشده را در زمینه شناسایی تغییرات مناطق جنگلی با استفاده از داده‌های

SAR با طول موج L ارائه کرده‌اند. در این روش، تصحیح رادیومتریکی و خوشه‌بندی اولیه تغییرات به‌ترتیب با استفاده از تطبیق هیستوگرام تصاویر و حدآستانه‌گذاری خودکار انجام شد و سپس برای شناسایی دقیق‌تر تغییرات از روش میدان تصادفی مارکوف[۱] استفاده شد که در آن اطلاعات مکانی و طیفی پیکسل‌های همسایه نیز در نظر گرفته می‌شوند. در این روش نواحی تخریب‌شده با دقت بالایی شناسایی شده و اغلب خطاهای موجود در طبقه‌بندی اولیه حذف شدند. Nori و همکاران [۲۸] روش‌های مختلف شامل مقایسه‌ی تصاویر طبقه‌بندی‌شده، ایجاد شاخص تغییرات برای چندین شاخص گیاهی، PCA، CVA، MAD[۲] و TCA[۳] را برای شناسایی تغییرات در منطقه‌ی جنگلی مورد بررسی و مقایسه قرار داده‌اند. درنهایت روش مبتنی‌بر طبقه‌بندی و پس از آن خوشه‌بندی تصویر حاصل از روش MAD بیشترین دقت را در شناسایی تغییرات از خود نشان دادند. در این تحقیق تلفیق شاخص‌های گیاهی مورد ارزیابی قرار نگرفته و شاخص تغییرات برای هریک از آن‌ها به‌طور مجزا ایجاد شد. Hughes و همکاران [۲۹] یک روش ترکیبی شئ‌مبنا را برای پایش تغییرات مناطق جنگلی با استفاده از سری زمانی تصاویر سنجنده‌ی Landsat ارائه کرده‌اند. در تحقیق مذکور از روش شئ‌مبنای ارائه‌شده برای تشخیص نواحی تخریب‌شده، پایدار و در حال گسترش جنگل استفاده شد. به‌گونه‌ای که یک کامپوزیت سالانه از تصاویر جمع‌آوری شده و شاخص‌های گیاهی برای آن کامپوزیت محاسبه شد. سپس تصاویر شاخص‌های گیاهی از نظر مکانی به چندین قطعه و از نظر زمانی نیز، سری زمانی ایجادشده به چندین ناحیه‌ی شیب‌دار تقسیم شد. در آخر، قطعات مورد نظر به‌صورت تخریب‌شده، پایدار و رو به رشد برچسب‌دهی شدند. نتایج نشان دادند که روش فوق دارای صحت کلی بالایی در شناسایی تغییرات جنگل است.

Zanetti و همکاران [۳۰] روشی مبتنی‌بر آنالیز بردار تغییرات انطباقی (ACVA) و چندمتغیره در شناسایی تخریب مناطق جنگلی کشور اندونزی، با استفاده از تصاویر چندزمانه Sentinel-2 را بکار بردند. در این روش تغییرات با در نظر گرفتن مدلسازی گوسی، ACVA و استفاده از یک حد آستانه مناسب شناسایی گردیدند. نتایج نشان داد که روش فوق دقت بالایی را در شناسایی نواحی تخریب‌شده دارد. Fernandez و همکاران [۳۱] تغییرات رخ‌داده در یک منطقه‌ی جنگلی از کشور مکزیک را با استفاده از تلفیق سری زمانی تصاویر Landsat و الگوریتم VCT[۴] شناسایی کردند. روش پیشنهادی دقت کلی بالایی را در شناسایی تغییرات ارائه کرد. برای تحلیل تخریب‌های منطقه‌ی مورد نظر از داده‌های رسمی موسسه ملی آمار و جغرافیای مکزیک استفاده شد. نتایج این پژوهش ۳۴٪ از منطقه‌ی جنگلی را به‌عنوان نواحی تخریب‌شده با نرخ سالانه‌ی ۱٫۳٪ شناسایی کرد، در حالی‌که این مقادیر برای داده‌های مرجع به‌ترتیب برابر ۲۸٪ و ۱٪ بود. Wei و همکاران [۳۹] به منظور بهبود عملکرد روش‌های حدآستانه گذاری در شناسایی نظارت‌نشده تغییرات در مناطق مختلف، از الگوریتم میدان تصادفی مارکوف (MRF) استفاده کردند. آن‌ها به این نتیجه رسیدند که در صورت تلفیق نتایج حدآستانه گذاری و مدل MRF، به نتایج با ثبات‌تری در زمینه شناسایی تغییرات می‌رسند. Lu و همکاران [۴۰] به منظور پایش تغییرات ناشی از مخاطرات طبیعی، از روش مبتنی بر الگوریتم میدان تصادفی مارکوف استفاده کردند. آن‌ها از تصاویر ماهواره‌ای اخذشده توسط سنجنده FORMOSAT-2، Sentinel-2 و Landsat-8 مربوط به زمان قبل و بعد از مخاطرات طبیعی نظیر زلزله، طوفان و سیل استفاده کردند. آن‌ها به این نتیجه رسیدند که استفاده از شاخص تغییرات مبتنی بر اختلاف NDVI و مبتنی بر الگوریتم‌های کاهش ابعاد ویژگی نظیر PCA و ICA، دارای صحت بالاتری در مقایسه با استفاده از شاخص تغییرات CVA در روند شناسایی تغییرات با الگوریتم MRF می‌باشند.

اگرچه تحقیقات فوق نتایج ارزشمندی را در زمینه شناسایی تغییرات ارائه کرده‌اند، اما پاره‌ای از محدودیت‌ها در آن‌ها به چشم می‌خورد که عبارتند از: ۱- عدم ارائه روشی مقاوم به نویز در تولید شاخص تغییرات با اعتمادپذیری بالا و همچنین عدم در نظر گرفتن تنوع تغییرات با شدت‌های متفاوت که می‌تواند دقت شناسایی تغییرات را به طور قابل ملاحظه‌ای تحت تاثیر قرار دهد، ۲- عدم ارائه روشی که در حین استفاده از اطلاعات

۱ Markov Random Field
۲ Multivariate Alteration Detection
۳ Tasseled Cap Analysis
٤ Vegetation Change Tracker

مکانی، خصوصیات توپولوژیکی (همبندی) یا شکل هندسی محدوده تغییرات را حفظ کند و ۳- عدم در نظر گرفتن تعادل نسبی در نرخ شناسایی اشتباه[۱] و نرخ هشدار نادرست[۲] در روش‌های بکار رفته.

جهت غلبه بر محدودیت‌های فوق الذکر، در این مطالعه روشی نوین در جهت پایش تغییرات جنگل‌ها مبتنی بر تبدیل گسسته موجک بدون تلفات (UDWT)[۳] و بهبود الگوریتم میدان تصادفی مارکوف ارائه شده‌است. در این روش ابتدا شاخص‌های تغییرات مبتنی بر شاخص‌های گیاهی NDVI و GNDVI برای هر یک از تصاویر زمان اول و دوم محاسبه شدند. در قدم بعدی، برای بهره‌مندی از اطلاعات شاخص‌های گیاهی NDVI و GNDVI در قالب یک شاخص تغییرات و همچنین در نظر گرفتن تنوع تغییرات رخداده شده، دو شاخص مذکور با روشی مبتنی بر تبدیل موجک گسسته غیر کاهشی بدون تلفات (UDWT) با یکدیگر ادغام شدند. سپس به منظور تولید نقشه باینری تغییرات اولیه، الگوریتم k-means بهبودیافته [۱۹] بر شاخص تغییرات تلفیقی اعمال شد. در نهایت برای بهینه‌سازی نقشه‌ی اولیه تغییرات با تاکید بر حفظ اطلاعات همسایگی و توپولوژیکی محدوده تغییرات، از الگوریتم میدان تصادفی مارکوف بهبودیافته در این تحقیق استفاده شد.

به طور کلی این مطالعه شامل چهار نوآوری می‌باشد که عبارتند از:

۱- بکارگیری روشی مبتنی بر UDWT در ادغام شاخص‌های اختلاف پوشش گیاهی به منظور تولید نقشه تغییرات با اطلاعات جامع‌تر و با اعتمادپذیری بالا.

۲- بهره‌گیری از الگوریتم k-means بهبودیافته [۱۹] برای تعیین مراکز اولیه بهینه‌ی خوشه‌ها و کاهش قابل توجه زمان خوشه‌بندی شاخص تغییرات.

۳- ایجاد تعادل نسبی میان نرخ شناسایی اشتباه و نرخ هشدار نادرست، از طریق بهبود تابع انرژی طیفی الگوریتم میدان تصادفی مارکوف با اضافه کردن ترم مبتنی بر شباهت طیفی کلاس‌های تغییر و غیر تغییر.

۴- حفظ خصوصیات توپولوژیکی محدوده تغییرات نظیر مرزها در روند بهینه‌سازی نقشه اولیه تغییرات، با توسعه روشی مبتنی بر محاسبه‌ی گرادیان شاخص تغییرات با فیلتر Scharr [۱۱].

ساختار این مقاله از چهار بخش تشکیل شده‌است. در بخش اول مقدمه و ضرورت انجام این مطالعه بررسی شد. در بخش دوم جزئیات روش پیشنهادی به همراه فلوچارت آن ارائه خواهدشد. در بخش سوم نتایج حاصل از پیاده‌سازی روش پیشنهادی مورد ارزیابی و بحث قرار خواهد گرفت. نهایتا در بخش چهارم نتیجه‌گیری و پیشنهادات مربوط به این تحقیق بیان خواهد شد.

۲- روش پیشنهادی

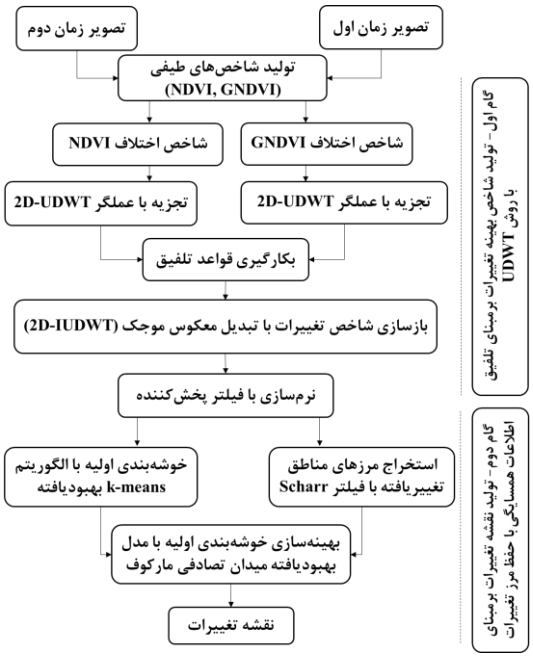
روش ارائه‌شده در این تحقیق، یک روش ترکیبی برمبنای تلفیق شاخص‌های تغییرات گیاهی و بهبود میدان تصادفی مارکوف است که هدف از آن، شناسایی نظارت‌نشده‌ی دقیق تغییرات در مناطق جنگلی است. این روش از دو گام اصلی تشکیل شده است که شامل ۱- تولید شاخص بهینه تغییرات پوشش گیاهی مبتنی‌بر تلفیق به روش موجک گسسته بدون تلفات و ۲- تولید نقشه تغییرات مبتنی‌بر استفاده از اطلاعات طیفی با حفظ مرز تغییرات است. شکل ۱ نمایی کلی از روش پیشنهادی در این تحقیق را نشان می‌دهد. در ادامه، جزئیات مراحل روش پیشنهادی شرح داده خواهدشد.

۲-۱- قدم اول: تولید شاخص بهینه تغییرات پوشش گیاهی

قدم اول روش پیشنهادی با هدف تولید شاخص بهینه تغییرات مرتبط با پوشش گیاهی انجام می‌شود. از آنجایی که بازتابش طیفی گیاهان سالم در طیف‌های الکترومغناطیس مختلف از نظر جذب و بازتاب شرایط کاملاً متفاوتی را نسبت به یکدیگر دارند، این تفاوت در باندهای مادون قرمز و مرئی بیشتر از سایر محدوده‌های طیف الکترومغناطیسی مشاهده می‌شود، جایی‌که بیشترین بازتابندگی در طول موج‌های مادون قرمز نزدیک و سبز و بیشترین جذب در طول موج‌های آبی و قرمز صورت می‌گیرد. بنابراین با ترکیب باندهای طیفی مذکور از طریق عملگرهای جبری می‌توان رفتار طیفی گیاهان را تحت عنوان شاخص‌های طیفی مدل کرد [۱۲].

---

۱ Miss detection rate
۲ False alarm rate
۳ Undecimated Discrete Wavelet Transform



شکل ۱- نمایی کلی از روش پیشنهادی

در این راستا در این مطالعه، ابتدا شاخص گیاهی NDVI[۱] [۱۲] و شاخص GNDVI[۲] [۱۴] برای هر یک از تصاویر ورودی مطابق با روابط زیر محاسبه می‌شوند.

$$NDVI = \left(\frac{\rho_{NIR} - \rho_{Red}}{\rho_{NIR} + \rho_{Red}}\right) \quad (۱)$$

$$GNDVI = \left(\frac{\rho_{NIR} - \rho_{Green}}{\rho_{NIR} + \rho_{Green}}\right) \quad (۲)$$

در روابط فوق، ρ_{NIR}، ρ_{Green} و ρ_{Red}، به‌ترتیب مقادیر بازتاب طیفی در باندهای مادون قرمز نزدیک، سبز و قرمز می‌باشند. شاخص NDVI به خوبی فرم رویشی را با حداقل‌سازی اثرات سیگنال پس‌زمینه در نواحی پوشش گیاهی نشان می‌دهد [۱۲]. همچنین برتری شاخص GNDVI حساسیت بیشتر آن نسبت به محتوای کلروفیلی گیاه است [۱۴]. در مرحله بعدی، شاخص‌های تغییرات اولیه با اختلاف متناظر شاخص‌های طیفی مذکور به صورت زیر محاسبه می‌شوند:

$$D_N = NDVI_2 - NDVI_1 \quad (۳)$$

$$D_G = GNDVI_2 - GNDVI_1 \quad (۴)$$

که در آن‌ها $GNDVI_1$، $NDVI_1$ مقادیر شاخص‌ها در زمان اول و $GNDVI_2$، $NDVI_2$ مقادیر شاخص‌ها در زمان دوم است.

در مرحله نهایی، شاخص تغییرات بهینه مختص جنگل با استفاده از تبدیل موجک گسسته غیرکاهشی (UDWT) طی سه مرحله تولید می‌گردد. در مرحله اول، هر یک از تصاویر اختلاف به چهار زیرتصویر LL، LH، HL و HH که به آن‌ها ضرایب موجک[۳] گفته می‌شود، در K سطح تجزیه می‌شوند [۴۴، ۴۳]. LL زیرتصویر همگن و متناظر با تصویر با فرکانس پایین است و LH، HL و HH زیرتصاویر جزئیات هستند که فرکانس‌های بالا از شاخص‌های تغییرات ورودی را نشان می‌دهند.

$$D_N = \{D_N{}^1, D_N{}^2, \dots, D_N{}^K\} = \left\{\{D_N{}^{1,LL}, D_N{}^{1,\omega}\}, \dots, \{D_N{}^{K,LL}, D_N{}^{K,\omega}\}\right\} \quad (۵)$$

$$D_G = \{D_G{}^1, D_G{}^2, \dots, D_G{}^K\} = \left\{\{D_G{}^{1,LL}, D_G{}^{1,\omega}\}, \dots, \{D_G{}^{K,LL}, D_G{}^{K,\omega}\}\right\} \quad (۶)$$

در روابط فوق، ω بیانگر سه زیر تصویر جزئیات (LH، HL و HH) در هریک از سطوح تجزیه است . در گام بعدی در هر یک از سطوح، ضرایب موجک تولیدی با با یکدیگر تلفیق می‌شوند. در این تحقیق جهت ادغام زیر تصویرهای فرکانس پایین و بالا در هر یک از سطوح تجزیه، به ترتیب از روابط (۷) و (۸) استفاده شد.

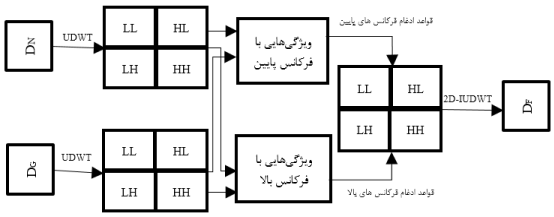
$$D_F{}^{LL}(i,j) = \begin{cases} D_N{}^{LL}(i,j), & E_N < E_G \\ D_G{}^{LL}(i,j), & E_N \geq E_G \end{cases} \quad (۷)$$

$$D_F{}^{\omega}(i,j) = \begin{cases} D_N{}^{\omega}(i,j), & P_N \geq P_G \\ D_G{}^{\omega}(i,j), & P_N < P_G \end{cases} \quad (۸)$$

در روابط فوق، E_N و E_G میزان آنتروپی در یک همسایگی مکانی ۳*۳ حول پیکسلی با موقعیت مکانی (i,j)، در هر یک از زیر تصاویر با فرکانس پایین از شاخص‌های تغییرات D_N و D_G می‌باشد. استفاده از معیار آنتروپی در این قاعده ادغام، به منظور بهره بردن از محتوای اطلاعاتی پیکسل‌های موجود در فرکانس پایین هستند. همچنین، P_N و P_G نسبت سیگنال به نویز در یک همسایگی مکانی ۳*۳ حول پیکسلی با موقعیت مکانی (i,j) در هر یک از زیر تصاویر با فرکانس بالا از شاخص‌های تغییرات D_N و D_G هستند. اتخاذ چنین رویکردی برای بهره‌بردن از فرکانس‌های بالا با کمترین

۱ Normalized Difference Vegetation Index
۲ Green Normalized Difference Vegetation Index
۳ Wavelet Coefficients

میزان نویز است. در گام نهایی، شاخص بهینه تغییرات با تبدیل معکوس موجک گسسته غیرکاهشی (2D-IUDWT) تولید می‌شود. مراحل ادغام دو شاخص تغییرات با روش تبدیل موجک گسسته غیرکاهشی در یک سطح تجزیه در شکل ۲ نشان داده شده است [۱۷].



شکل ۲- روند تلفیق شاخص‌های اختلاف D_N و D_G

آنچه که در این تحقیق باعث شد تا از تبدیل UDWT به جای تبدیل DWT استفاده شود، خاصیت غیرکاهشی در مقادیر هر یک از شاخص‌های تغییرات ورودی است. در واقع، افزونگی داده‌ها از جمله خصوصیات تبدیل UDWT است که هیچ فرآیند بیش نمونه‌برداری در تصاویر ورودی رخ نمی‌دهد و اندازه تمامی زیرتصاویر در سطوح مختلف تجزیه با اندازه شاخص ورودی برابر است [۴۳].

۲-۲- قدم دوم: تولید نقشه تغییرات مبتنی بر بهبود میدان تصادفی مارکوف

این مرحله با هدف تولید نقشه باینری بهینه تغییرات با استفاده از اعمال مدل بهبودیافته میدان تصادفی مارکوف بر نقشه تغییرات اولیه صورت می‌گیرد. این روند خود از چند زیر مرحله تشکیل شده‌است که در ادامه به توضیح هر یک از آن‌ها پرداخته می‌شود.

ابتدا شاخص تغییرات تلفیقی تولیدشده در مرحله قبل با استفاده از یک عملگر نرم‌کننده، هموارسازی می‌شود. در این راستا از فیلتر پخش‌کننده که اولین بار توسط Perona و همکاران [۱۶] مطرح شد، استفاده گردید. علت استفاده از این اپراتور، نرم‌سازی نواحی موجود در شاخص تغییرات در یک فضای مقیاسی با حفظ مرزهای مرتبط با آن‌ها است. مبنای کار این فیلتر، معادله‌ی پخش‌کنندگی است که از رابطه (۹) بدست می‌آید:

$$D_{F_t} = div(c(i,j,t)\nabla D_F) \qquad (۹)$$

در رابطه فوق، $c(i,j,t)$ ضریب انتقال[۱] در مقیاس t، (i,j) موقعیت مکانی پیکسل‌ها، ∇D_F گرادیان[۲] شاخص تلفیقی تغییرات و div عملگر دیورژانس است. با توجه به این‌که یک لبه به‌عنوان یک تابع کانوالو شده با تابع گوسی مدل‌سازی می‌شود، می‌توان بدون از دست‌دادن کلیات فرض کرد که لبه در امتداد محور j قرار دارد. بنابراین عبارت مربوط به عملگر دیورژانس در رابطه‌ی (۹)، به شکل رابطه‌ی (۱۰) بازنویسی می‌شود.

$$div(c(i,j,t)\nabla I) = \frac{\partial}{\partial x}\left(c(i,j,t)D_{F_i}\right) \qquad (۱۰)$$

$$c(i,j,t) = g\left(D_{F_i}(i,j,t)\right) \qquad (۱۱)$$

در روابط فوق، I_i گرادیان تصویر در راستای $\boldsymbol{i}$ است. در نهایت معادله‌ی پخش‌کنندگی در حالت یک‌بعدی به شکل رابطه‌ی زیر محاسبه می‌شود:

$$D_{F_t} = \frac{\partial}{\partial i}\Phi(D_{F_i}) = \Phi(D_{F_i}) \cdot D_{F_{ii}} \qquad (۱۲)$$

در رابطه فوق، $D_{F_{ii}}$ مشتق دوم شاخص تغییرات تلفیقی در جهت i است و Φ بیانگر شار گرادیان است که از رابطه زیر بدست می‌آید:

$$\Phi(D_{F_i}) \doteq g(D_{F_i}) \cdot D_{F_i} \qquad (۱۳)$$

بطوریکه

$$g(D_{F_i}) = \frac{C}{\left(1 + \left(\frac{D_{F_i}}{K}\right)^{1+\alpha}\right)}; \alpha > 0 \qquad (۱۴)$$

که در آن K مقداری ثابت است و به عنوان حدآستانه‌ی شار و معیار تصمیم‌گیری فیلتر برای حذف نویز و حفظ لبه‌های شاخص تغییرات تلفیقی انتخاب می‌شود. عدد C نیز ثابتی دلخواه است. برای مطالعه بیشتر در این زمینه، به تحقیق [۱۶] مراجعه گردد. دلیل استفاده از این فیلتر در این تحقیق، این است که علاوه بر حذف نویز و نرم‌سازی شاخص تغییرات تلفیقی تولیدشده، اطلاعات مربوط به لبه‌های تصویر حفظ شده و فرآیند شناسایی لبه‌های شاخص تغییرات با فیلتر Scharr [۱۱]، برای معرفی به میدان تصادفی مارکوف به بهترین شکل انجام گیرد.

۱ Conduction coefficient
۲ Gradient

در مرحله بعد، شاخص تغییرات تلفیقی نرم شده D_{F_t} با استفاده از الگوریتم خوشه‌بندی k-means بهبودیافته [۱۹] به دو دسته تغییر و غیر تغییر تقسیم می‌شود. تعیین مراکز اولیه و هم‌چنین زمان‌بر بودن خوشه‌بندی، از جمله چالش‌هایی است که الگوریتم k-means مرسوم با آن‌ها مواجه است. در این تحقیق برای تعیین مراکز اولیه از الگوریتم بهینه‌ی ارائه‌شده در [۱۹] استفاده گردید تا فرآیند تولید نقشه باینری تغییرات اولیه با استفاده از الگوریتم خوشه‌بندی k-means بهبودیافته با سرعت بیشتری انجام پذیرد. مراحل محاسبه مراکز اولیه بهینه برای هریک از خوشه‌ها در تحقیق [۱۹] مطابق با جدول ۱ است.

جدول ۱- مراحل محاسبه مراکز اولیه خوشه‌ها [۱۹]

گام	شرح عملیات
۱	درنظر گرفتن مجموعه‌های Am (۱<m<c) که c بیانگر تعداد خوشه‌های معرفی‌شده از کاربر است (در اینجا با توجه به ماهیت مسئله برابر با دو (تغییر/ غیر تغییر) است.
۲	محاسبه‌ی فاصله‌ی هر پیکسل (di) از سایر پیکسل‌ها و یافتن دو پیکسل که کمترین فاصله را از یکدیگر داشته باشند؛ ۱<i<n (n تعداد کل پیکسل‌ها در D_{F_t} است).
۳	انتقال پیکسل‌های حاصل از مرحله‌ی ۲ به خوشه‌ی Am و حذف آن‌ها از D_{F_t}.
۴	محاسبه‌ی فاصله‌ی مابقی پیکسل‌های تصویر از مجموعه‌ی Am، انتقال نزدیکترین پیکسل به آن و حذف پیکسل انتقال یافته از D_{F_t}.
۵	تکرار مرحله‌ی ۴ تا زمانی‌که تعداد پیکسل‌های باقیمانده در D_{F_t} به $T = 0.75 * (n/k)$ برسد.
۶	محاسبه‌ی میانگین پیکسل‌های موجود در مجموعه‌ی Am و در نظرگرفتن آن به عنوان مرکز خوشه‌ی mام.

براساس مراحل ذکرشده، پیکسل‌هایی که از نظر طیفی شبیه یکدیگر هستند، در یک خوشه‌ی خاص قرار می‌گیرند. سپس مرکز آن خوشه محاسبه شده و به الگوریتم k-means بهبودیافته [۱۹] معرفی می‌شود. اما مشکلی که در الگوریتم جدول ۱ وجود دارد، افزایش حجم و زمان محاسبات در محاسبه‌ی فاصله‌ی هر پیکسل از بقیه‌ی پیکسل‌ها (گام ۲)، بویژه در تصاویری با ابعاد بزرگ است. برای حل این مشکل، یک آنالیز محلی در این مطالعه پیشنهاد شد. در این آنالیز، ابتدا پنجره‌ای با ابعاد ۱۰۱×۱۰۱ در نظر گرفته شده و بر روی شاخص تغییرات D_{F_t} حرکت داده می‌شود. سپس، مقدار واریانس برای هرناحیه از تصویر محاسبه شده و ناحیه‌ای که بیشترین واریانس را در میان نواحی موجود داشته باشد، به‌عنوان متنوع‌ترین بخش از تصویر انتخاب می‌گردد تا هم شامل هر دو خوشه‌ی تغییر و عدم تغییر باشد و هم مبنای محاسبه‌ی مراکز اولیه‌ی خوشه‌ها قرار گیرد. بنابراین می‌توان مراحل توسعه الگوریتم [۱۹] را در این مطالعه مطابق با جدول ۲ بازنویسی کرد.

جدول ۲- مراحل خوشه‌بندی با الگوریتم k-means بهبودیافته [۱۹]

گام	شرح عملیات
۱	محاسبه‌ی مراکز اولیه‌ی خوشه‌ها با الگوریتم ارائه‌شده در جدول ۱.
	آغاز تکرار
۲	محاسبه‌ی فاصله‌ی هر پیکسل از مراکز خوشه‌ها و انتقال آن به خوشه‌ای که کمترین فاصله (d_i) را با مرکز آن خوشه دارد (۱<i< n).
۴	مقایسه‌ی فاصله‌ی هر پیکسل از مرکز جدید خوشه‌ی خود با فاصله‌ی قبلی آن (d_i) و تغییر خوشه‌ی پیکسل (تعلق به نزدیکترین خوشه) در صورتی‌که فاصله‌ی جدید بیشتر از d_i باشد.
۵	بهبود مرکز هر خوشه با میانگین‌گیری از پیکسل‌های تعلق‌یافته به آن.
۶	محاسبه‌ی مجدد مراکز خوشه‌ها پس از جابجایی پیکسل‌ها در مرحله‌ی ۴ [۱۹].
	پایان تکرار
۷	تکرار مراحل ۱ تا ۵، تا زمانی‌که شرط توقف برآورده شود.

در آشکارسازی تغییرات با استفاده از روش‌های خوشه‌بندی که از جمله روش‌های پیکسل‌مبنا به‌شمار می‌آیند، اطلاعات همسایگی (بافت مکانی[۱]) پیکسل‌ها در نظر گرفته نمی‌شود [۱]. در این تحقیق برای رفع این نقص از میدان تصادفی مارکوف جهت تولید نقشه باینری تغییرات استفاده شده‌است. میدان تصادفی مارکوف یک مدل احتمالاتی است که اطلاعات همسایگی پیکسل‌ها را در روند بهبود برچسب‌دهی بکار می‌گیرد [۲۰]. در این تحقیق، عملکرد میدان تصادفی مارکوف بطورکلی در دو مرحله بهبود یافت. در مرحله‌ی اول یک معیار شباهت مبتنی‌بر میانگین خوشه‌ها، برای بهبود عملکرد الگوریتم به ساختار آن افزوده شد. علاوه‌بر این، از آنجایی‌که میدان تصادفی مارکوف روند بهینه‌سازی طبقه‌بندی تصویر را بدون حفظ لبه‌های موجود در تصویر انجام می‌دهد، در مرحله‌ی دوم لبه‌های موجود در تصویر اختلاف شناسایی شده و روند بهینه‌سازی بر اساس اطلاعات مرزها انجام می‌گیرد. در ادامه

۱ Contextual information

جزئیات مربوط به الگوریتم میدان تصادفی مارکوف و بهبود اعمال‌شده بر روی آن شرح داده خواهدشد.

۲-۲-۱- بهبود ساختار تابع انرژی طیفی میدان تصادفی مارکوف

در صورتی‌که شاخص تغییرات تلفیقی و مجموعه برچسب‌های مربوط به آن، به‌ترتیب به صورت مجموعه‌های $D_{F_t} = \{d_1, d_2, d_3, \dots, d_n\}$ (n بیانگر تعداد پیکسل‌ها) و $L = \{l_1, l_2\}$ (تغییر/غیر تغییر) در نظر گرفته شوند، برای تولید برچسب‌های جدید از روش MAP[1] مطابق با رابطه‌ی (۱۵) استفاده می‌شود که در آن $P(L)$ و $p(d|L)$ به ترتیب احتمال اولیه‌ی برچسب‌ها و تابع چگالی احتمال پیکسل‌ها در تصویر اختلاف هستند [۲۰].

$$\mathrm{L} = \arg\max \{P(L)p(d|L)\} \qquad (۱۵)$$

بیشینه‌سازی مقدار احتمال ثانویه در رابطه‌ی (۱۵)، معادل با کمینه‌سازی تابع انرژی کلی است که مطابق با رابطه‌ی زیر بیان می‌شود.

$$U_{MRF}(d_i) = U_{Spectral}(d_i) + U_{Spatial}(d_i) \qquad (۱۶)$$

در این رابطه، $U_{Spectral}$ تابع انرژی طیفی و $U_{Spatial}$ تابع انرژی مکانی است که به‌ترتیب مطابق با روابط زیر محاسبه می‌شوند [۲۰].

$$U_{Spectral}(d_i) = \frac{1}{2}\left(ln\,|\,2\pi\sigma_k^2|\right) + \frac{1}{2}(d_i - \mu_k)^2\left(\sigma_k^2\right)^{-1} \qquad (۱۷)$$

$$U_{Spatial}(d_i) = \beta \sum_{j \in N_i} I\left(l(d_i), l(d_j)\right) \qquad (۱۸)$$

در روابط فوق، σ_k^2 و μ_k به‌ترتیب واریانس و میانگین کلاس k است. در رابطه‌ی (۱۸)، ضریب β مقداری ثابت و مثبت است که اثر همسایگی‌های پیکسل i (N_i) را کنترل می‌کند. همچنین، $l(d_i)$ و $l(d_j)$ به ترتیب بیانگر برچسب پیکسل موردنظر (i) و برچسب پیکسل همسایه‌ی آن (j) است [۲۰] و [۲۱]. تابع I نیز که از آن با عنوان مدل Potts در میدان تصادفی مارکوف یاد می‌شود، برچسب کلاس را با استفاده از یک احتمال اولیه بیان می‌کند [۲۱].

$$I\left(l(d_i), l(d_j)\right) = \begin{cases} -1 & l(d_i) = l(d_i) \\ 0 & l(d_i) \neq l(d_i) \end{cases} \qquad (۱۹)$$

[1] Maximum a Posteriori

در این تحقیق از روش ICM[2] [۲۲] برای حداقل‌سازی و حل معادله‌ی (۱۶) استفاده شد. هم‌چنین برای بهبود عملکرد میدان تصادفی مارکوف، یک معیار شباهت مبتنی بر میانگین که رفتاری مشابه با معیار فاصله‌ی ماهالانوبیس نیز دارد به عنوان یک ترم جدید به ساختار تابع انرژی طیفی اضافه می‌شود که از رابطه زیر محاسبه می‌شود.

$$S(d_i) = \left|1 - \frac{d_i}{\mu_k}\right| \qquad (۲۰)$$

این معیار، مشابه با معیار فاصله‌ی ماهالانوبیس ارتباط عکس با میزان شباهت دارد. بنابراین رابطه‌ی (۱۷) به صورت رابطه زیر بازنویسی می‌شود:

$$U_{Spectral}(d_i) = \frac{1}{2}\left(ln\,|\,2\pi\sigma_k^2|\right) + \frac{1}{2}(d_i - \mu_k)^2\left(\sigma_k^2\right)^{-1} + S(d_i) \qquad (۲۱)$$

۲-۲-۲- معرفی مرزهای تغییرات به میدان تصادفی مارکوف

همان‌طور که پیش‌تر نیز اشاره شد، میدان تصادفی مارکوف روند برچسب‌دهی جدید به تصویر اختلاف را بدون در نظر گرفتن مرزهای تغییرات انجام می‌دهد. در این بخش، محل مرزها استخراج شده و به میدان تصادفی مارکوف معرفی می‌شود. در این راستا جهت استخراج مرز-های تغییرات از فیلتر Scharr [۱۱] استفاده شد که به صورت زیر نشان داده می‌شود:

$$F_i = \begin{bmatrix} 3 & 0 & -3 \\ 10 & 0 & -10 \\ 3 & 0 & -3 \end{bmatrix}, F_j = F_i^t \qquad (۲۲)$$

در رابطه فوق، F_i و F_j به ترتیب مولفه‌های i و j این فیلتر هستند. پس از محاسبه‌ی اندازه‌ی گرادیان برای تنظیم عملکرد میدان تصادفی مارکوف در مرزهای تغییرات، مقدار پارامتر β به‌عنوان تابعی از اندازه‌ی گرادیان تعریف می‌شود [۲۴]، به‌گونه‌ای که این پارامتر در مرزهای ضعیف مقداری کم در نظر گرفته می‌شود تا میدان تصادفی مارکوف با آزادی عمل بیشتری پیکسل‌های همسایه را در روند بهبود برچسب‌دهی هر پیکسل وارد کند. از طرفی در نقاطی از تصویر که اندازه‌ی گرادیان در آن‌ها زیاد بوده و یک مرز قوی را تشکیل

[2] Iteration Condition Model

می‌دهند، پارامتر β مقداری بزرگ را اختیار می‌کند تا اثر پیکسل‌های همسایه در برچسب‌دهی هر پیکسل کاهش یابد. در این مطالعه برای تقسیم‌بندی لبه‌های شاخص تغییرات D_{F_t} به سه دسته‌ی مرزهای ضعیف، متوسط و قوی از روش حدآستانه‌گذاری دوگانه [۲۵] استفاده می‌شود. در این روش، در گام اول میانگین شاخص D_{F_t} به عنوان یک حدآستانه‌ی اصلی اولیه انتخاب می‌شود. سپس D_{F_t} به دو بخش براساس حدآستانه‌ی اولیه تقسیم می‌شود و برای هر بخش نیز یک حدآستانه با استفاده از میانگین آن بخش محاسبه می‌شود. در نهایت، مقدار حدآستانه‌ی اصلی با میانگین‌گیری از دو حدآستانه‌ی محاسبه‌شده بهینه می‌شود. این روند تا زمانی تکرار می‌یابد که مقدار حدآستانه‌ی اصلی (T_m) به یک وضعیت پایدار برسد. بنابراین با الهام گرفتن از تحقیق [۲۴]، مدل‌سازی پارامتر β در لبه‌های مختلف از شاخص تغییرات، مطابق با رابطه (۲۳) محاسبه می‌گردد.

$$\beta = \begin{cases} \beta_d & \rho < T_d \\ A\rho + B & T_d < \rho < T_u \\ \beta_u & \rho > T_u \end{cases} \qquad (۲۳)$$

که در آن T_d و T_u حدآستانه‌های پایین و بالای گرادیان تصویر، ρ مقدار گرادیان هر پیکسل از شاخص تغییرات، β_d مقدار پارامتر β برای پیکسل‌های واقع در مرزهای ضعیف، β_u مقدار β برای پیکسل‌های قرار گرفته بر روی مرزهای قوی و $A\rho + B$ مقدار β در مرزهای متوسط است که رابطه‌ای خطی با مقدار گرادیان شاخص تغییرات دارد. بطوری‌که مقدار β در این مرزها مقداری متغیر بین مقدار آن در مرزهای ضعیف و قوی خواهدبود. ثابت‌های A و B نیز مطابق با روابط زیر بدست می‌آیند [۲۴].

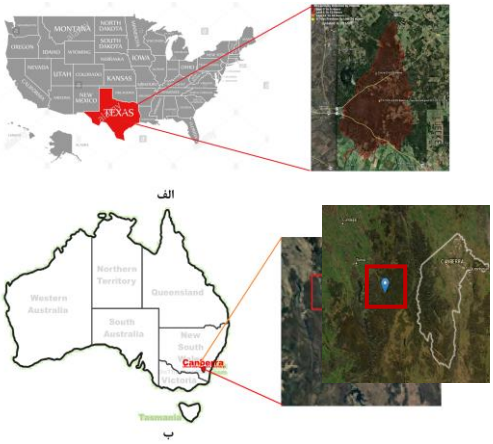
$$A = \frac{\beta_u - \beta_d}{T_u - T_d} \qquad (۲۴)$$

$$B = \frac{\beta_d T_u - \beta_u T_d}{T_u - T_d} \qquad (۲۵)$$

بنابراین می‌توان گفت میدان تصادفی مارکوف در این حالت، اثر همسایگی برای هر پیکسل را متناسب با مقدار گرادیان در آن نقطه کنترل می‌کند. بنابراین با استفاده از مدل MRF بهبود داده‌شده در این تحقیق، انتظار می‌رود که خصوصیات توپولوژی محدوده تغییرات به خوبی حفظ شود و از اطلاعات مکانی اطراف پیکسل‌ها در بستری مناسب استفاده گردد.

۳-۲- داده‌ها و معیارهای ارزیابی

جهت ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی در آشکارسازی تغییرات مربوط به مناطق جنگلی، دو مجموعه‌داده‌ی دو زمانه از دو جنگل در کشور آمریکا، ایالت تگزاس و کشور استرالیا، ایالت نیو ساوت ولز در نظر گرفته شد که در اثر آتش‌سوزی و بروز خشکسالی تخریب شده‌اند. محدوده مورد مطالعه در شکل ۳ نشان داده شده‌است.



شکل ۳- موقعیت مناطق مورد مطالعه، الف) ایالت تگزاس، منطقه شهر بستراپ، ب) ایالت نیو ساوت ولز، کانبرا

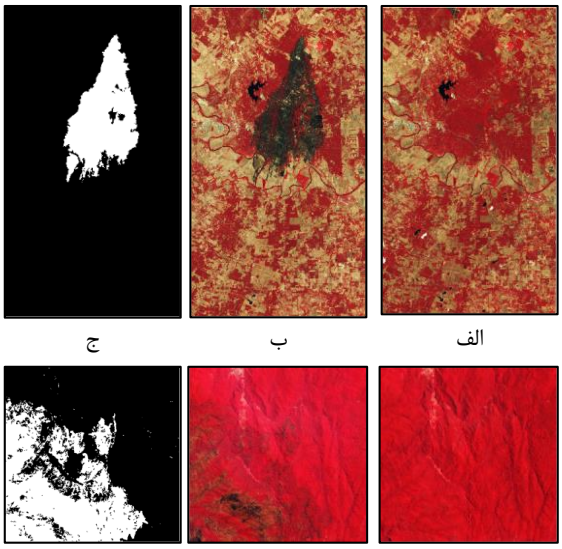
مجموعه‌داده‌ی اول شامل تصاویر ماهواره‌ای اخذشده بوسیله سنجنده Landsat 5 است که در دو زمان مختلف از پارک جنگلی بستراپ، واقع در ایالت تگزاس از کشور آمریکا گرفته شده است (شکل ۴ (الف-ب)). در تاریخ ۴ سپتامبر از سال ۲۰۱۱ میلادی آتش‌سوزی مهیبی در پارک جنگلی بستراپ رخ داد که در تاریخ ایالت تگزاس بی‌سابقه بود [۴۱]. گفتنی است که مجموعه‌داده اول به همراه نقشه مرجع تغییرات، در مطالعه [۴۱] مورداستفاده قرار گرفته‌است و با مکاتبه مستقیم، از نویسنده اول آن تحقیق دریافت شد. مجموعه داده دوم شامل تصاویر ماهواره‌ای سنجنده Sentinel 2A/B است که از پارک ملی کازیسکو واقع در غرب شهر کانبرا در ایالت نیو ساوت ولز از کشور استرالیا گرفته شده‌است (شکل ۴ (د-ه)). پارک ملی کازیسکو مساحتی حدود ۶۹۰۰ کیلومتر مربع را در بر می‌گیرد که کوه کازیسکو-بلندترین قله استرالیا- در آن واقع است. بنابر دلایلی چون برخورد صاعقه، آتش افروزی عمدی، گرما و خشکسالی بی‌سابقه و تغییرات اقلیمی، آتش‌سوزی گسترده‌ای در پارک ملی کازیسکو و سایر مناطق جنگلی استرالیا رخ داد که از اکتبر سال ۲۰۱۹

میلادی به مدت چندین ماه به طول انجامید و منجر به خسارت‌های جانی و مالی بسیاری برای کشور استرالیا شد. این داده‌ها پیش از استفاده، با دقت زیر پیکسل نسبت به یکدیگر ثبت هندسی شدند. همچنین اعوجاجات رادیومتریکی تصویر زمان دوم، با استفاده از روش ارائه‌شده در مطالعه [۴۲] نسبت به تصویر اول کاهش یافت. برای تولید ترکیب رنگی کاذب تصاویر در شکل ۴ از سه باند آبی، سبز و مادون قرمز نزدیک استفاده شد. مشخصات داده‌های مورد استفاده در این تحقیق در جدول ۳ بیان شده‌است.

جدول ۳- مشخصات داده‌های مورد استفاده

ردیف	مکان	زمان تصویر		سنجنده	ابعاد تصویر (پیکسل)
		اول	دوم		
۱	آمریکا	۲۰۱۱/۸/۲۶	۲۰۱۱/۹/۱۱	Landsat 5	۱۵۳۴×۸۰۸
۲	استرالیا	۲۰۱۹/۳/۱۱	۲۰۲۰/۳/۱۳	Sentinel 2	۲۰۰۰×۲۰۰۰

در این تحقیق جهت ارزیابی کمی نتایج حاصل از آشکارسازی نظارت‌نشده تغییرات، از سه معیار نرخ هشدار نادرست، نرخ شناسایی اشتباه و نرخ خطای کلی استفاده شد.



شکل ۴- ترکیب رنگی کاذب از مجموعه داده‌های مورد استفاده. مجموعه داده اول، (الف-ج) الف، تصویر زمان اول از سنجنده Landsat 5، ب) تصویر زمان دوم از سنجنده Landsat 5، ج) نقشه مرجع [۴۱]، مجموعه داده دوم، (د-و)، د) تصویر زمان اول از سنجنده Sentinel 2، ه) تصویر زمان دوم از سنجنده Sentinel 2، و) نقشه مرجع

معیار هشدار نادرست[۱] (FA) بیانگر تعداد پیکسل‌های عدم تغییر در نقشه مرجع است که به اشتباه به عنوان پیکسل‌های تغییر انتخاب گردیده‌اند. نرخ هشدار نادرست (P_{FA}) نیز به درصد از رابطه $P_{FA} = (FA/N_1) \times 100\%$ بدست می‌آید، بطوریکه N_1 بیانگر تعداد پیکسل‌های تغییر نکرده در نقشه مرجع است. علاوه بر این، معیار شناسایی اشتباه[۲] (MD) برابر تعداد پیکسل‌های تغییر در نقشه مرجع است که به اشتباه به عنوان پیکسل‌های عدم تغییر انتخاب گردیده‌اند. نرخ هشدار اشتباه (P_{MA}) نیز به درصد از رابطه $P_{MA} = (MA/N_0) \times 100\%$ بدست می‌آید، بطوریکه N_0 در آن بیانگر تعداد پیکسل‌های تغییریافته در نقشه مرجع می‌باشد. خطای کل[۳](OE) بیانگر مجموع پیکسل‌هایی است که به اشتباه تغییریافته و تغییرنیافته تشخیص داده شده‌اند. همچنین نرخ خطای کلی در روند شناسایی نظارت‌نشده تغییرات (P_{OE}) به درصد از رابطه $P_{MA} = (FA + MA/N_0 + N1) \times 100\%$ بدست می‌آید. علاوه بر این، از معیار نمودار ROC[۴] نیز برای ارزیابی بصری الگوریتم‌های میدان تصادفی مارکوف مرسوم و بهبودیافته استفاده شد. نمودار ROC برای ارزیابی عملکرد الگوریتم مورداستفاده در کاربردهایی نظیر شناسایی هدف و شناسایی نظارت‌نشده تغییرات مورداستفاده قرار می‌گیرد. هرچه سطح زیر منحنی ROC برای یک الگوریتم بیشتر باشد، دقت آن الگوریتم بیشتر خواهد بود.

۳- پیاده‌سازی و ارزیابی

در این بخش نتایج حاصل از پیاده‌سازی روش پیشنهادی در سه بخش ارائه می‌شود. در گام اول به ارزیابی شاخص تغییرات پیشنهادی در این تحقیق پرداخته می‌شود. در گام دوم، روش پیشنهادی در دو حالت از نظر نحوه‌ی بکارگیری میدان تصادفی مارکوف مورد ارزیابی و بحث قرار می‌گیرد. در گام آخر، مقایسه‌ی روش پیشنهادی با سایر روش‌های شناسایی نظارت‌نشده‌ی تغییرات انجام می‌گیرد.

۳-۱- ارزیابی نتایج حاصل از تولید شاخص تغییرات پیشنهادی

در این بخش در گام اول، شاخص تغییرات تلفیق‌شده پیشنهادی به روش UDWT با هریک از شاخص‌های اختلاف

۱ False Alarm

۲ Miss Detection
۳ Overall Error
۴ Receiver Operating Characteristic

NDVI و GNDVI مورد مقایسه و ارزیابی قرار می‌گیرد. نتایج حاصل از این ارزیابی برای هر یک از مجموعه داده‌های مورد استفاده در جدول ۴ آورده شده‌است.

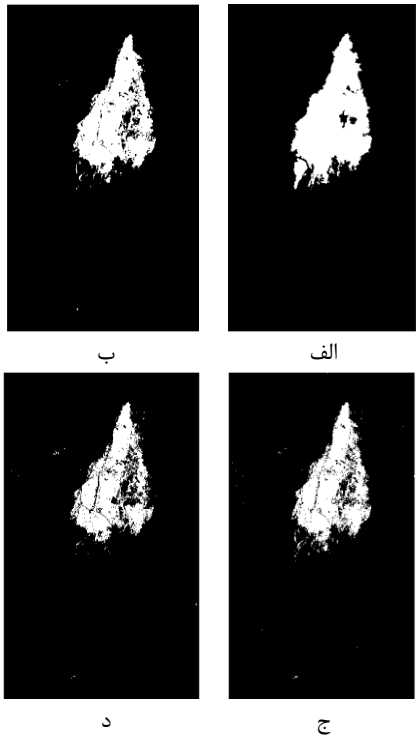
باتوجه به جدول ۴، با مقایسه‌ی عملکرد دو الگوریتم خوشه‌بندی بکارگرفته‌شده می‌توان گفت در مجموعه‌داده‌ی اول هر دو الگوریتم عملکرد یکسانی دارند اما در مجموعه‌داده‌ی دوم الگوریتم k-means بهبودیافته [۱۹]، در معیارهای نرخ شناسایی اشتباه و نرخ خطای کلی برتری اندکی نسبت به الگوریتم k-means دارد. به عبارتی‌دیگر می‌توان گفت در الگوریتم بهبودیافته تغییرات کمتری نسبت به الگوریتم موردمقایسه از دست رفته‌اند. دلیل این برتری را می‌توان محاسبه‌ی مراکز اولیه و ساختار متفاوت الگوریتم بهبودیافته دانست. از نظر زمان خوشه‌بندی نیز الگوریتم بهبودیافته به‌طور میانگین ۴ و ۱۱ ثانیه به‌ترتیب در مجموعه‌داده‌های اول و دوم، نسبت به الگوریتم موردمقایسه برتری دارد.

جدول ۴- نتایج خوشه‌بندی شاخص‌های اختلاف متفاوت

داده	الگوریتم خوشه‌بندی	شاخص تغییرات	شناسایی اشتباه	نرخ شناسایی اشتباه	هشدار نادرست	نرخ هشدار نادرست	نرخ خطای کلی	زمان (ثانیه)
مجموعه‌داده اول	k-means	D_N	۴۰۳۷۵	۳۰،۶۲	۹۱۶	۰،۰۸	۳،۳۳	۱۷،۳
		D_G	۲۸۲۳۰	۲۱،۴۱	۱۰۲۳	۰،۰۹	۲،۳۶	۱۷،۴
		D_F	۲۳۶۴۰	۱۷،۹۳	۶۹۱	۰،۰۶	۱،۹۶	۱۷،۱
	Ik-means	D_N	۴۰۳۷۵	۳۰،۶۲	۹۱۶	۰،۰۸	۳،۳۳	۱۳،۱
		D_G	۲۸۲۳۰	۲۱،۴۱	۱۰۲۳	۰،۰۹	۲،۳۶	۱۲،۸
		D_F	**۲۳۶۴۰**	**۱۷،۹۳**	**۶۹۱**	**۰،۰۶**	**۱،۹۶**	**۱۳،۶**
مجموعه‌داده دوم	k-means	D_N	۴۲۶۲۰۳	۲۹،۹۷	۸۲،۹۲	۰،۳۲	۱۰،۸۶	۶۳،۷
		D_G	۲۸۷۶۵۱	۲۰،۲۳	۳۷۵۸۶	۱،۴۶	۸،۱۳	۶۱،۴
		D_F	۱۸۳۵۵۹	۱۲،۹۱	۲۰۸۱	۰،۰۸	۴،۶۴	۶۲،۵
	Ik-means	D_N	۴۲۴۸۱۲	۲۹،۸۸	۸۳۸۳	۰،۳۳	۱۰،۸۳	۵۳،۳
		D_G	۲۸۷۲۷۱	۲۰،۲	۳۷۷۰۸	۱،۴۶	۸،۱۲	۴۹،۹
		D_F	**۱۸۳۲۱۳**	**۱۲،۸۹**	**۲۰۸۶**	**۰،۰۸**	**۴،۶۳**	**۴۸،۶**

برای بهره‌مندی از اطلاعات باندهای قرمز و سبز به‌صورت توأم، شاخص‌های اختلاف D_N و D_G با استفاده از روش تبدیل موجک گسسته با یکدیگر تلفیق شدند. هدف از این تلفیق دستیابی به یک شاخص تغییرات دقیق‌تر است؛ زیرا هرچقدر دقت شاخص تغییرات و به تبع آن دقت خوشه‌بندی اولیه بیشتر باشد، روند بهینه‌سازی برچسب‌های خوشه‌بندی اولیه توسط میدان تصادفی مارکوف نیز با دقت بیشتری صورت خواهد گرفت. با توجه به جدول ۴، مقدار نرخ شناسایی اشتباه در مجموعه‌داده‌ی اول برای شاخص‌های اختلاف D_N ، D_G و D_F به‌ترتیب برابر ۳۰،۶۲، ۲۱،۴۱ و ۱۷،۹۳ است. نرخ هشدار نادرست برای شاخص‌های نام‌برده به‌ترتیب برابر ۰،۰۸، ۰،۰۹ و ۰،۰۶ بدست آمد. معیار نرخ خطای کلی نیز برای این شاخص‌ها به‌ترتیب برابر با ۳،۳۳، ۲،۳۶ و ۱،۹۶ است.

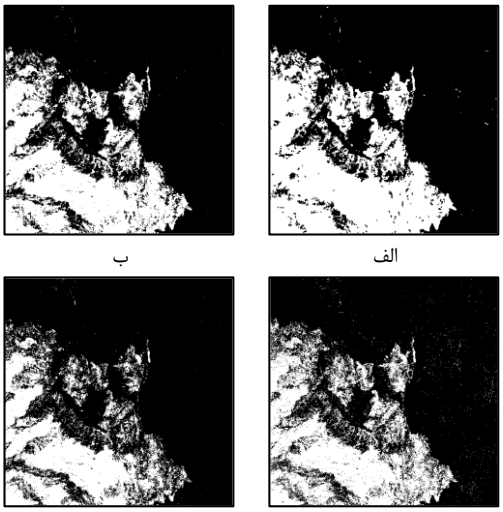
در مجموعه‌داده‌ی دوم نیز با ملاک قرار دادن نتایج الگوریتم kmeans بهبودیافته، معیار نرخ شناسایی اشتباه برای شاخص‌های اختلاف D_N، D_G و D_F به‌ترتیب برابر با ۲۹،۸۸، ۲۰،۲ و ۱۲،۸۹ حاصل شد. برای شاخص‌های نام‌برده معیار نرخ هشدار نادرست، به‌ترتیب برابر با ۰،۳۳، ۱،۴۶ و ۰،۰۸ و معیار نرخ خطای کلی نیز برابر با ۱۰،۸۳، ۸،۱۲ و ۴،۶۳ بدست آمد.



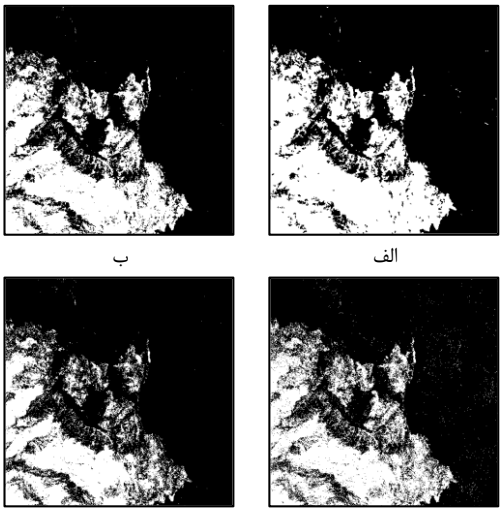
شکل ۵- نتایج خوشه‌بندی شاخص‌های تغییرات تولیدشده از مجموعه داده اول، الف) نقشه مرجع [۴۱]، ب) D_F، ج) D_G د) D_N

با توجه به این‌که نتایج دو الگوریتم خوشه‌بندی kmeans و نسخه‌ی بهبودیافته‌ی آن در مجموعه داده‌ی اول یکسان است، نقشه باینری تغییرات حاصل از خوشه‌بندی سه شاخص تغییرات با بکارگیری الگوریتم kmeans بهبودیافته [۱۹] در شکل ۵ آورده شده‌است.

شکل ۶ و ۷ نیز خوشه‌بندی اولیه‌ی تغییرات توسط دو الگوریتم موردبحث را برای مجموعه‌داده‌ی دوم نشان می‌دهد، بطوری‌که عملکرد دو الگوریتم از نظر بصری قابل تمییز نیستند. باتوجه به شکل‌های ۵ تا ۷، می‌توان بهبود خوشه‌بندی با شاخص تغییرات D_F را نسبت به دو شاخص تغییرات دیگر مشاهده کرد. بنابراین می‌توان گفت تلفیق شاخص‌های اختلاف D_N و D_G با روش تبدیل موجک گسسته، موجب بهبود چشم‌گیر در زمینه خوشه‌بندی و شناسایی اولیه تغییرات می‌شود.



شکل ۶- نتایج خوشه‌بندی k-means شاخص‌های تغییرات تولیدشده از مجموعه داده دوم، الف) نقشه مرجع، ب) D_F، ج) D_G د) D_N



شکل ۷- نتایج خوشه‌بندی Ik-means شاخص‌های تغییرات تولیدشده از مجموعه داده دوم، الف) نقشه مرجع، ب) D_F، ج) D_G د) D_N

۳-۲- ارزیابی توسعه میدان تصادفی مارکوف

در این بخش الگوریتم پیشنهادی در دو حالت از نظر استفاده از مدل مرسوم و بهبودیافته‌ی میدان تصادفی مارکوف مورد مقایسه و ارزیابی قرار می‌گیرد. برای اختصار در بیان نتایج از مخفف لاتین میدان تصادفی مارکوف (MRF) در ادامه استفاده می‌شود. با توجه به جدول ۵، در مورد مجموعه‌داده‌ی اول می‌توان گفت نرخ شناسایی اشتباه، نرخ هشدار نادرست و نرخ خطای کلی در حالت استفاده از MRF مرسوم به‌ترتیب برابر با ۱٫۰۷، ۱٫۹۹ و ۱٫۸۹ بدست آمدند. در حالت دوم که از الگوریتم MRF بهبودیافته برای بهینه‌سازی برچسب‌دهی اولیه استفاده شد، مقدار نرخ شناسایی اشتباه به ۱٫۴ افزایش و نرخ هشدار نادرست به ۱٫۳۹ کاهش یافت. همچنین نرخ خطای کلی نیز از ۱٫۸۹ به ۱٫۴ کاهش یافت. بنابراین می‌توان گفت الگوریتم پیشنهادی موجب بهبود روند برچسب‌دهی مجدد به شاخص تغییرات شده‌است. در مجموعه‌داده‌ی دوم، در حالت اول معیارهای نرخ شناسایی اشتباه، نرخ هشدار نادرست و نرخ خطای کلی به‌ترتیب برابر با ۵٫۶۶، ۰٫۴۴ و ۲٫۳ است. در بهبود خوشه‌بندی با استفاده از MRF بهبودیافته، معیارهای نام‌برده به‌ترتیب برابر با ۱٫۹۲، ۱٫۵۶ و ۱٫۶۹ بدست آمدند. بنابراین می‌توان گفت با شناسایی دقیق‌تر تغییرات، روند خوشه‌بندی بهبود یافته‌است.

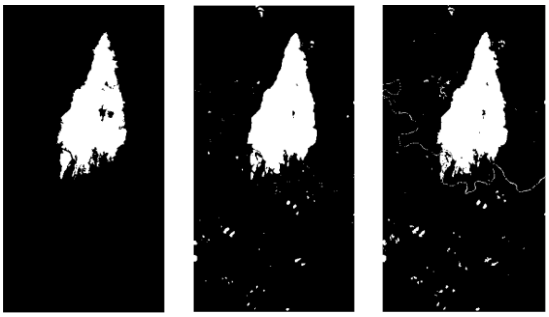
با نگاه دقیق به شکل ۸ (الف) می‌توان گفت مناطقی به‌عنوان پیکسل‌های تغییر شناسایی شده‌اند که در نقشه‌ی مرجع به عنوان پیکسل‌های عدم تغییر ثبت شده‌اند و موجب ایجاد خطا در روند شناسایی دقیق تغییرات شده‌اند. اما در حالت (ب)، این مشکل به دلیل حفظ مرزهای منطقه‌ی تغییر و در نتیجه کاهش قابل توجه پیکسل‌های تغییریافته در خارج از محدوده تغییر، به طور چشمگیری کاهش یافته‌است.

جدول ۵- نتایج حالت‌های مختلف از نظر بکارگیری میدان تصادفی مارکوف

مجموعه داده	مدل	شناسایی اشتباه	نرخ شناسایی اشتباه	هشدار نادرست	نرخ هشدار نادرست	نرخ خطای کلی
۱	MRF	۱۴۱۶	۱٫۰۷	۲۲۰۳۵	۱٫۹۹	۱٫۸۹
	IMRF	**۱۸۴۹**	**۱٫۴**	**۱۵۴۴۹**	**۱٫۳۹**	**۱٫۴**
۲	MRF	۸۰۴۹۵	۵٫۶۶	۱۱۳۹۵	۰٫۴۴	۲٫۳
	IMRF	**۲۷۳۱۰**	**۱٫۹۲**	**۴۰۲۴۴**	**۱٫۵۶**	**۱٫۶۹**

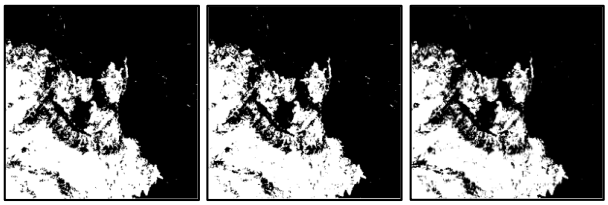
مدل اصلی =MRF** مدل توسعه داده شده=IMRF **

در شکل ۹ با مقایسه‌ی حالت (الف) و نقشه‌ی مرجع تغییرات می‌توان دریافت بخشی از تغییرات در مناطق مختلفی از تصویر از دست رفته‌اند و توسط الگوریتم شناسایی نشده‌اند. اما در حالت (ب)، این مناطق در نتیجه‌ی کنترل‌کنندگی و انعطاف پارامتر β به‌خوبی شناسایی شده‌اند. در شکل ۱۰ نمودار ROC دو حالت موردمقایسه برای داده‌ی اول نشان داده شده‌است. این نمودار میزان صحت خوشه‌بندی هر طبقه را بیان می‌کند. در حالت (الف) صحت خوشه‌بندی طبقه‌ی تغییر با اختلاف بسیار کمی از صحت طبقه‌ی عدم تغییر بیشتر است. اما هر دو دارای نرخ صحتی بالاتر از ۰٫۹ هستند. در نمودار (ب) که متعلق به روش پیشنهادی است، مقدار نرخ صحت هر دو طبقه از نظر بصری تقریبا با هم برابر و بر هم منطبق است و روند شناسایی تغییرات با ایجاد یک تعادل نسبی در شناسایی مناطق تغییر و عدم تغییر، با صحت بسیار بالایی صورت گرفته‌است. شکل ۱۱ نمودار ROC را برای مجموعه‌داده دوم نشان می‌دهد. در شکل (الف) تغییرات به‌خوبی شناسایی نشده‌اند و مقدار صحت خوشه‌بندی طبقه‌ی تغییر بسیار کمتر از طبقه‌ی عدم‌تغییر است. اما در نمودار (ب) صحت خوشه‌بندی هر دو طبقه به یک تعادل نسبی و با دقت بالا رسیده‌اند. برخلاف مجموعه‌داده اول که افزایش سطح زیر منحنی ROC در آن از نظر بصری محسوس نیست، در مجموعه‌داده دوم سطح زیر نمودار در شکل (۱۱-ب) در مقایسه با حالت (الف) افزایش یافته‌است و این موضوع حاکی از دقت بالای الگوریتم MRF بهبودیافته در مقایسه با نوع مرسوم آن است. بطورکلی می‌توان گفت تغییرات اعمال‌شده بر مدل MRF در این تحقیق، منجر به عملکرد بسیار بهتر آن در مقایسه با مدل MRF مرسوم در بهبود خوشه‌بندی اولیه شده‌است که با یک تعادل نسبی در نرخ شناسایی اشتباه و نرخ هشدار نادرست همراه است.



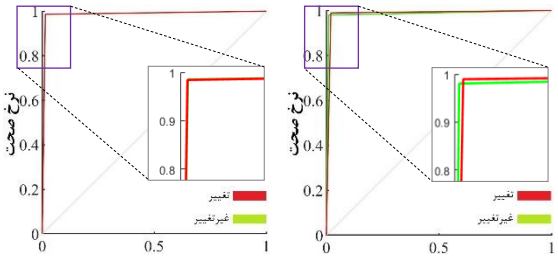
الف ب ج

شکل ۸- نقشه باینری تولید شده برای مجموعه داده اول به وسیله الف) MRF، ب) IMRF، و ج) نقشه مرجع [۴۱]



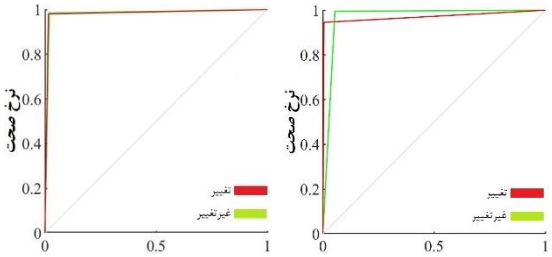
الف ب ج

شکل ۹- نقشه باینری تولید شده برای مجموعه داده دوم به وسیله الف) MRF، ب) IMRF، و ج) نقشه مرجع



الف ب

شکل ۱۰- نمودار ROC در حالت استفاده از مدل (الف) MRF و در حالت استفاده از (ب) IMRF برای مجموعه‌داده اول



الف ب

شکل ۱۱- نمودار ROC در حالت استفاده از مدل (الف) MRF و در حالت استفاده از (ب) IMRF برای مجموعه‌داده دوم

۳-۳- ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی در شناسایی تغییرات جنگل

برای ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی در آشکارسازی نظارت‌نشده تغییرات جنگل، کارایی این روش با چندین روش شناخته‌شده دیگر مقایسه گردید که عبارتند از: روش مبتنی بر حدآستانه گذاری Otsu [۳۲]، روش PCA-kmeans [۳۳]، روش مبتنی‌بر بهینه‌سازی الگوریتم خوشه‌بندی FCM با الگوریتم فرا ابتکاری ژنتیک [۳۴] و روش مبتنی‌بر مدل آمیخته گوسی و الگوریتم میدان تصادفی مارکوف [۳۵]. نتایج کمی و کیفی آشکارسازی نظارت‌نشده تغییرات مناطق جنگلی با استفاده از روش‌های مذکور و روش پیشنهادی برای مجموعه داده‌های اول و دوم در جدول ۶ و جدول ۷ آورده شده‌است، همچنین

نقشه باینری تغییرات تولیدشده از این روش‌ها در شکل-هایشکل ۱۳ وشکل ۱۲ آورده شده‌اند. لازم بذکر است که جهت مقایسه هر یک از الگوریتم‌های فوق با روش پیشنهادی از شاخص تغییرات پیشنهادی در این تحقیق و فیلتر پخش‌کننده، به ترتیب به عنوان مبنای شاخص تغییرات و عملگر نرم‌کننده برای هر یک از روش‌ها استفاده شد تا همه روش‌های موردمقایسه شرایط یکسانی را از نظر شاخص تغییرات و سطح نرم‌سازی داشته باشند.

جدول ۶- نتایج پیاده‌سازی روش‌های مختلف برای مجموعه‌داده اول

روش‌ها	MD	MD (%)	FA	FA (%)	TE (%)
Otsu	۲۹۵۰۴	۲۲,۳۷	۸۰۸	۰,۰۷	۲,۴۵
PCA-Kmeans	۲۰۴۶۰	۱۵,۵۲	۱۵۶۹۷	۱,۴۲	۲,۹۲
GAFCM	۵۶۰۵	۴,۲۵	۱۹۳۵۷	۱,۷۵	۲,۰۱
GMM-MRF	**۱۱۷۵**	**۰,۸۹**	**۲۳۰۴۸**	**۲,۰۸**	**۱,۹۵**
روش پیشنهادی	**۱۸۴۹**	**۱,۴**	**۱۵۴۴۹**	**۱,۳۹**	**۱,۴**

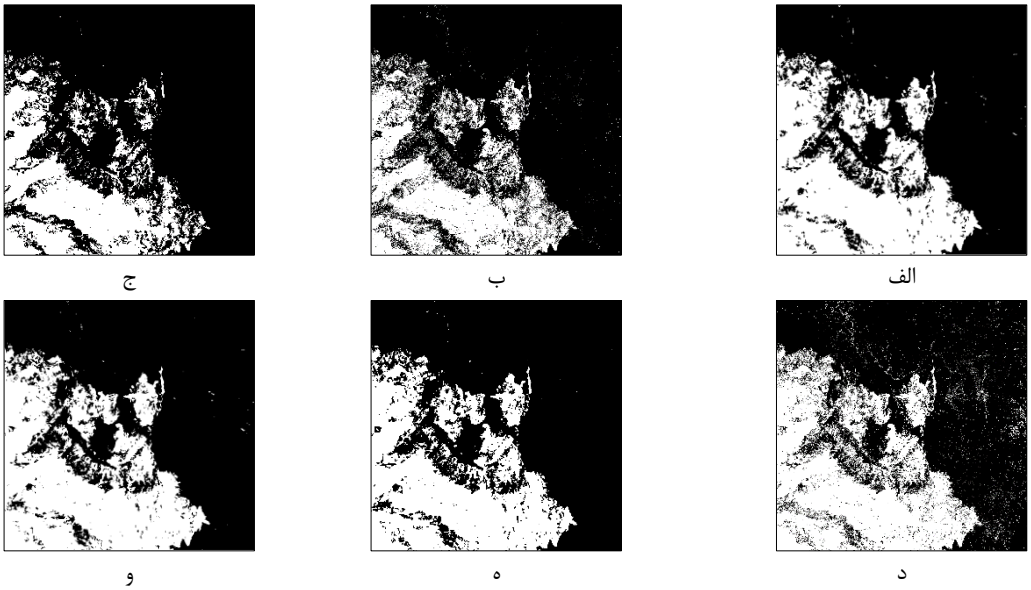
جدول ۷- نتایج پیاده‌سازی روش‌های مختلف برای مجموعه‌داده دوم

روش‌ها	MD	MD (%)	FA	FA (%)	TE (%)
Otsu	۲۸۷۰۳۳	۲۰,۱۹	۲۲۳۳۳	۰,۸۷	۷,۷۳
PCA-Kmeans	۱۳۱۲	۲۷,۴۰	۳۹۰۸۵۵	۰,۰۵	۹,۷۷
GAFCM	۷۴۹۲۶	۵,۲۷	۱۷۲۹۴۴	۶,۷۱	۶,۲۰
GMM-MRF	**۱۷۰۰۴۷**	**۱۱,۹۶**	**۲۳۳۷**	**۰,۰۹**	**۴,۳۱**
روش پیشنهادی	**۲۷۳۱۰**	**۱,۹۲**	**۴۰۲۴۴**	**۱,۵۶**	**۱,۶۹**

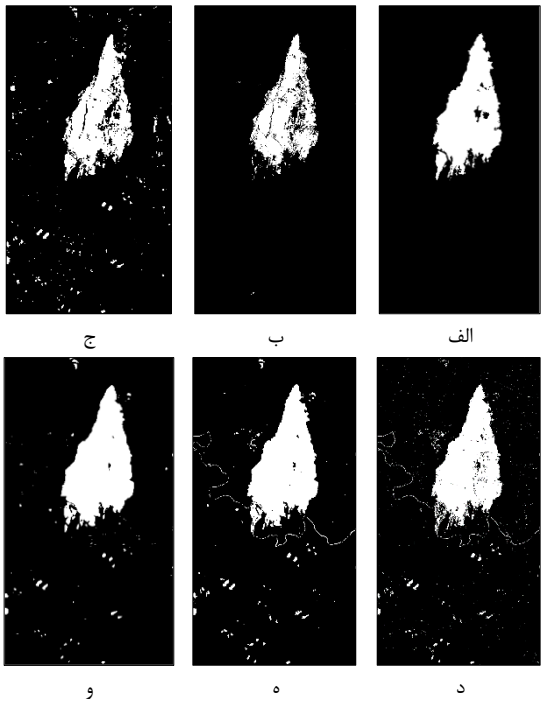
مطابق جدول ۶ و جدول ۷، روش پیشنهادی دارای بهترین عملکرد در مقایسه با سایر روش‌ها بوده‌است. از نظر کمی روش پیشنهادی توانسته‌است به اندازه ۱/۰۵، ۱/۵۲، ۰/۶۱، ۰/۵۵ درصد در مجموعه‌داده اول و ۶/۰۴، ۸/۰۸، ۴/۵۱، ۲/۶۲ درصد در مجموعه‌داده دوم به ترتیب در مقایسه با روش‌های Otsu، PCA-kmeans، GAFCM و GMM-MRF خطای کلی را کاهش دهد. پس از روش پیشنهادی، روش GMM-MRF به خوبی توانسته‌است تغییرات جنگل را مدل کند. علت عملکرد مناسب این دو روش نسبت به سایر روش‌ها را باید در بکارگیری الگوریتم میدان تصادفی مارکوف در بهینه‌سازی نقشه باینری اولیه تغییرات دانست که به خوبی توانسته است اطلاعات همسایگی را در تصمیم‌گیری نهایی دخیل کند. تفاوت روش پیشنهادی و روش GMM-MRF در مرزهای مربوط به محدوده‌های تغییر است، جایی‌که روش GMM-MRF در مرز-های محدوده تغییر دچار ضعف بوده و روش پیشنهادی به خوبی توانسته‌است این نقص را با بکارگیری عملگر فازی در پارامتر β جبران کند. این جبران به خوبی در هر دو مجموعه داده دیده می‌شود (شکل‌های شکل ۱۳ وشکل ۱۲). استفاده از الگوریتم GA-FCM به خوبی توانسته‌است مرز تغییرات را تشخیص دهد اما در بهره بردن از اطلاعات همسایگی ناتوان بوده و بسیار حساس به نویز عمل کرده‌است. نقشه تغییرات حاصل از این روش در هر دو داده نسبت به نقشه مرجع دارای تفاوت‌هایی است. بکارگیری الگوریتم PCA-kmeans اگرچه تا حدی با بزرگ کردن پارامتر مقیاس PCA (در اینجا ۵ در نظر گرفته شد)، توانسته‌است اثر نویز را کاهش دهد، اما بدلیل در نظر گرفتن یک معیار تصمیم‌گیری سخت نظیر k-means بخشی از اطلاعات در مرزها از دست رفته‌است. با نگاه به نقشه تغییرات حاصل از بکارگیری حدآستانه‌گذاری Otsu می‌توان به این نتیجه رسید که روش فوق بسیار متنوع در برخورد با داده‌ها عمل کرده‌است. در این روش با توجه به اینکه واریانس درون‌کلاسی و برون‌کلاسی به عنوان مبنای انتخاب حدآستانه از روی هیستوگرام شاخص تغییرات در نظر گرفته شده است، نویزی بودن باعث شده‌است که حدآستانه مورد نظر در هر دو داده به درستی انتخاب نشود. در واقع با توجه به تفاوت زیاد مقادیر مناطق تغییریافته و تغییرنیافته در شاخص تغییرات، حد آستانه انتخابی توسط این روش بیشتر به سمت مناطق تغییر نیافته میل کرده‌است. این امر باعث شده‌است که در نقشه تغییرات حاصل از این روش، اثر نویز کمتر شده و برخی از مناطق تغییریافته که دارای مقادیر شبیه به نویز بودند به عنوان مناطق تغییرنیافته انتخاب شوند. علاوه بر موارد گفته‌شده، تعادل بین نرخ هشدار نادرست و نرخ شناسایی اشتباه در روش پیشنهادی بیشتر از سایر روش‌ها می‌باشد که این مورد نیز به نوعی توانسته است که بازنگری در روابط میدان تصادفی مارکوف را در مقایسه با نسخه متداول آن نشان دهد.

۴- نتیجه‌گیری و پیشنهادات

در این تحقیق روشی نظارت‌نشده برای شناسایی تغییرات در مناطق جنگلی ارائه شد که در آن ابتدا یک شاخص تغییرات از طریق تلفیق شاخص‌های تغییرات D_N و D_G با روش UDWT، برای بهره‌مندی از اطلاعات هر سه طیف مادون قرمز نزدیک، قرمز و سبز در قالب یک شاخص تغییرات ایجاد شد. سپس نرم‌سازی شاخص تغییرات با تاکید بر حفظ لبه‌های آن، با استفاده از فیلتر پخش‌کننده صورت گرفت. خوشه‌بندی اولیه‌ی شاخص تلفیقی (D_F) با استفاده از الگوریتم k-means بهبودیافته [۱۹] انجام گرفت.



شکل ۱۲- نتایج مربوط به شناسایی نظارت نشده تغییرات جنگل برای مجموعه داده دوم. نقشه باینری تولید شده: الف) نقشه مرجع، ب) روش Otsu [۳۲]، ج) روش PCA-kmeans [۳۳]، د) GAFCM [۳۴]، ه) GMM-MRF [۳۵]، و) روش پیشنهادی



شکل ۱۳- نتایج مربوط به شناسایی نظارت‌نشده تغییرات جنگل برای مجموعه داده اول. نقشه باینری تولید شده: الف) نقشه مرجع [۴۱]، ب) روش Otsu [۳۲]، ج) روش PCA-Kmeans [۳۳]، د) GAFCM [۳۴]، ه) GMM-MRF [۳۵]، و) روش پیشنهادی

برای در نظرگرفتن اطلاعات همسایگی (بافت مکانی)، از مدل MRF پس از یک بهبود دو مرحله‌ای در ساختار آن استفاده شد. در مرحله‌ی اول، یک معیار شباهت مبتنی‌بر میانگین به ساختار تابع انرژی طیفی آن افزوده شد و در مرحله‌ی دوم، لبه‌های شاخص D_F با استفاده از فیلتر Scharr [۱۱] استخراج شده و به‌عنوان مرز تغییرات به MRF معرفی شد تا روند بهبود برچسب‌دهی اولیه با حفظ مرزهای تغییرات صورت گیرد. گفتنی است هرچقدر دقت خوشه‌بندی اولیه بیشتر باشد، روند بهبود آن بوسیله‌ی مدل MRF با دقت بیشتری انجام خواهد گرفت. نتایج حاصل از مقایسه‌ی شاخص تغییرات D_F با دو شاخص دیگر نشان داد که رویکرد تلفیق شاخص‌های تغییرات با روش UDWT منجر به افزایش دقت خوشه‌بندی اولیه شد تا بهبود آن بوسیله‌ی مدل MRF با دقت بیشتری انجام شود. مقایسه‌ی روش پیشنهادی در دو حالت مختلف از بکارگیری مدل MRF نشان داد بهبودهای اعمال‌شده بر این مدل در این تحقیق، موجب افزایش دقت و کارآیی این الگوریتم بویژه در مناطق مرزی تغییرات شد. همچنین مقایسه این روش با برخی از روش‌های شناخته‌شده نشان می‌دهد که روش فوق در شناسایی تغییرات مناطق جنگلی دارای پتانسیل بالایی است.

روش ارائه‌شده در این تحقیق برای شناسایی تغییرات بویژه در مناطق جنگلی است. اما با اعمال تغییراتی در آن می‌توان این روش را در زمینه‌های دیگری از شناسایی تغییرات بکارگرفت. پیشنهاد می‌شود روش ارائه‌شده برای شناسایی تغییرات در سایر کاربردها نیز مورد ارزیابی قرار گیرد.

مراجع

[1] 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.

[2] J. R. Jensen, Introductory digital image processing: a remote sensing perspective (no. Ed. 2). Prentice-Hall Inc., 1996.

[3] G. Jianya, S. Haigang, M. Guorui, and Z. Qiming, "A review of multi-temporal remote sensing data change detection algorithms," The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, vol. 37, no. B7, pp. 757-762, 2008.

[4] X. Chen, L. Vierling, and D. Deering, "A simple and effective radiometric correction method to improve landscape change detection across sensors and across time," Remote Sensing of Environment, vol. 98, no. 1, pp. 63-79, 2005.

[5] C. D. Elvidge, D. Yuan, R. D. Weerackoon, and R. S. Lunetta, "Relative radiometric normalization of Landsat multispectral scanner (MSS) data using a automatic scattergram-controlled regression," Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, vol. 61, no. 10, pp. 1255-1260, 1995.

[6] C. Song, C. E. Woodcock, K. C. Seto, M. P. Lenney, and S. A. Macomber, "Classification and change detection using Landsat TM data: when and how to correct atmospheric effects?," Remote sensing of Environment, vol. 75, no. 2, pp. 230-244, 2001.

[7] J. A. Richards and X. Jia, "Image classification methodologies," Remote Sensing Digital Image Analysis: An Introduction, pp. 295-332, 2006.

[8] K. Johansen, L. A. Arroyo, S. Phinn, and C. Witte, "Comparison of geo-object based and pixel-based change detection of riparian environments using high spatial resolution multi-spectral imagery," Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, vol. 76 ,no. 2, pp. 123-136, 2010.

[9] E. A. Addink, F. M. Van Coillie, and S. M. De Jong, "Introduction to the GEOBIA 2010 special issue: From pixels to geographic objects in remote sensing image analysis," ed: Elsevier, 2012.

[10] A. Pantze, M. Santoro, and J. E .Fransson, "Change detection of boreal forest using bi-temporal ALOS PALSAR backscatter data," Remote sensing of environment, vol. 155, pp. 120-128, 2014.

[11] H. Scharr, S. Körkel, and B. Jähne, "Numerische isotropieoptimierung von fir-filtern mittels querglättung," in Mustererkennung 1997: Springer, 1997, pp. 367-374.

[12] J. Rouse, R. Haas, J. Schell, and D. Deering, "Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS," NASA special publication, vol. 351, p. 309, 1974.

[13] N. Pettorelli, J .O. Vik, A. Mysterud, J.-M. Gaillard, C. J. Tucker, and N. C. Stenseth, "Using the satellite-derived NDVI to assess ecological responses to environmental change," Trends in ecology & evolution, vol. 20, no. 9, pp. 503-510, 2005.

[14] A. A. Gitelson, Y. J .Kaufman, and M. N. Merzlyak, "Use of a green channel in remote sensing of global vegetation from EOS-MODIS," Remote sensing of Environment, vol. 58, no. 3, pp. 289-298, 1996.

[15] S. Candiago, F. Remondino, M. De Giglio, M. Dubbini, and M. Gattelli, "Evaluating multispectral images and vegetation indices for precision farming applications from UAV images," Remote sensing, vol. 7, no. 4, pp. 4026-4047, 2015.

[16] P. Perona and J. Malik, "Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion," IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, vol. 12, no. 7, pp. 629-639, 1990.

[17] L. J. Chipman, T. M. Orr, and L. N. Graham, "Wavelets and image fusion," in Proceedings., International Conference on Image Processing, 1995, vol. 3: IEEE, pp .248-251 .

[18] S. Z. Li, Markov random field modeling in image analysis. Springer Science & Business Media, 2009.

[19] D. Napoleon and P. G. Lakshmi, "An enhanced k-means algorithm to improve the efficiency using normal distribution data points," International Journal on Computer Science and Engineering, vol. 2, no. 7, pp. 2409-2413, 2010.

[20] M. Hao, H. Zhang, W. Shi, and K. Deng, "Unsupervised change detection using fuzzy c-means and MRF

from remotely sensed images," Remote Sensing Letters, vol. 4, no. 12, pp. 1185-1194, 2013.

[21] H. Zhang, W. Shi, Y. Wang, M. Hao, and Z. Miao, "Spatial-attraction-based Markov random field approach for classification of high spatial resolution multispectral imagery," IEEE Geoscience and Remote sensing letters, vol .12 ,no. 2, pp. 489-493, 2013.

[22] A. H. S. Solberg, T. Taxt, and A. K. Jain, "A Markov random field model for classification of multisource satellite imagery," IEEE transactions on geoscience and remote sensing, vol. 34, no. 1, pp. 100-113, 1996.

[23] J .Weickert and H. Scharr, "A scheme for coherence-enhancing diffusion filtering with optimized rotation invariance," Journal of Visual Communication and Image Representation, vol. 13, no. 1-2, pp. 103-118, 2002.

[24] L. Ni, L. Gao, S. Li, J. Li, and B. Zhang, "Edge-constrained Markov random field classification by integrating hyperspectral image with LiDAR data over urban areas," Journal of Applied Remote Sensing, vol. 8, no. 1, p. 085089, 2014.

[25] R. C. Gonzales and R. E. Woods, "Digital image processing," ed: Prentice hall New Jersey, 2002

[26] Patra, Swarnajyoti, Susmita Ghosh, and Ashish Ghosh. "Histogram thresholding for unsupervised change detection of remote sensing images." International journal of remote sensing 32.21 (2011): 6071-6089.

[27] L. Bruzzone and D. F. Prieto, "Automatic analysis of the difference image for unsupervised change detection," IEEE Transactions on Geoscience and Remote sensing, vol. 38, no. 3, pp. 1171-1182, 2000.

[28] M. Gutierrez-Rodriguez, J. Escalante-Estrada, and M. Rodriguez-Gonzalez, "Canopy reflectance, stomatal conductance, and yield of Phaseolus vulgaris L. and Phaseolus coccinues L. under saline field conditions," Int. J. Agric. Biol, vol. 7, pp. 491-494, 2005.

[29] W. Nori, H. M. Sulieman, and I. Niemeyer, "Detection of land cover changes in El Rawashda Forest, Sudan: A systematic comparison," in 2009 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2009, vol. 1: IEEE, pp. I-88-I-91.

[30] M. J. Hughes, S. D. Kaylor, and D. J. Hayes, "Patch-based forest change detection from Landsat time series," Forests, vol. 8, no. 5, p. 166, 2017.

[31] M. Zanetti, L. Bruzzone, and D. Fernández-Prieto, "A Multivariate Change Vector Analysis System for Unsupervised Detection of Clear-Cuts in Sentinel-2 Time Series of the Indonesian Forest," in IGARSS 2018-2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2018: IEEE, pp. 1942-1945.

[32] A. Novo-Fernández, S. Franks, C. Wehenkel, P. M. López-Serrano, M. Molinier, and C. A. López-Sánchez, "Landsat time series analysis for temperate forest cover change detection in the Sierra Madre Occidental, Durango, Mexico," International journal of applied earth observation and geoinformation, vol. 73, pp. 230-244, 2018.

[33] Celik, Turgay. Unsupervised change detection in satellite images using principal component analysis and “k-means clustering”. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2009, 6.4: 772-776.

[34] Ghosh, Ashish, Niladri Shekhar Mishra, and Susmita Ghosh. "Fuzzy clustering algorithms for unsupervised change detection in remote sensing images." Information Sciences 181.4 (2011): 699-715.

[35] Khazaei S, Ghanbari H. Automatic Change Detection Analysis of the Difference Image Using Gaussian Mixture Model and Markov Random Fields. JGST. 2018; 8 (1) :35-51.

[36] Moghimi A, Ebadi H, Sadeghi V. Review of Change Detection Methods from Multitempolar Satellite Images by Pixel-Based and Object-Based Approach. GEJ. 2016; 7 (2) :99-110

[37] Tammimi. E, Ebadi. H, Kiani., A, “Investigate and evaluate techniques for change detection of high-resolution images based on computational basis”. First National Conference on Spatial Information Technology Engineering. (2017).

[38] Khoshlahjeh M, Ranjbar B, Moghimi A, Beheshtifar S, Maghsudi Y, Mohammadzade A. An Overview of the Methods and Models Used to Identify Land use Changes Based on Remote Sensing and GIS (with Emphasis on Studies in Iran). JGST. 2019; 9 (2) :225-242

[39] L. Wei, Y. Zhong, L. Zhang and P. Li, "New Unsupervised change detection algorithm based on the MRF in remote sensing image," 2011 Joint Urban Remote Sensing Event, Munich, 2011, pp. 325-328.

[40] Lu, P., Qin, Y., Li, Z., Mondini, A. C., & Casagli, N. (2019). Landslide mapping from multi-sensor data through improved change detection-based Markov random field. Remote Sensing of Environment, 231, 111235.

[41] Volpi, M., Camps-Valls, G., & Tuia, D. (2015). Spectral alignment of multi-temporal cross-sensor images with automated kernel canonical correlation analysis. ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing, 107, 50-63.

[42] Moghimi, A., Mohammadzadeh, A., Celik, T., & Amani, M. (2020). A Novel Radiometric Control Set Sample Selection Strategy for Relative Radiometric Normalization of Multitemporal Satellite Images. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing.

[43] Celik, T., & Ma, K. K. (2010). Multitemporal image change detection using undecimated discrete wavelet transform and active contours. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 49(2), 706-716.

[44] Moghimi, A., Mohammadzadeh, A., & Khazai, S. (2017). Integrating thresholding with level set method for unsupervised change detection in multitemporal SAR images. Canadian Journal of Remote Sensing, 43(5), 412-431.