

# تلفیق روش‌های فاصله و شباهت مبنا به منظور آشکارسازی تغییرات کاربری اراضی در تصاویر فراطیفی

سید تیمور سیدی<sup>۱</sup>، مهدی حسنلو<sup>۲\*</sup>

<sup>۱</sup> کارشناس ارشد سنجش‌ازدور - دانشکده مهندسی نقشه‌برداری و اطلاعات مکانی - پردیس دانشکده‌های فنی -

دانشگاه تهران

seydi.teymoor@ut.ac.ir

<sup>۲</sup> استادیار دانشکده مهندسی نقشه‌برداری و اطلاعات مکانی - پردیس دانشکده‌های فنی - دانشگاه تهران

hasanlou@ut.ac.ir

(تاریخ دریافت آبان ۱۳۹۵، تاریخ تصویب تیر ۱۳۹۶)

## چکیده

سنجش‌ازدور به دلیل پوشش وسیع، توان جداسازی بالا و هزینه کم در اخذ داده از زمین، به‌عنوان ابزاری کارآمد، نقش مهمی را در حوزه پژوهش‌های علوم زمین و پایش محیط‌زیست داشته است. یکی از مهم‌ترین کاربردهای سنجش‌ازدور آشکارسازی تغییرات است؛ تشخیص به‌هنگام و دقیق این تغییرات، در مقیاس محلی و جهانی، برای مدیریت بهینه‌ی استفاده از منابع، اهمیت زیادی دارد. این مقاله روشی نوین و بدون نظارت آشکارسازی تغییرات، کاربری اراضی با استفاده از تصاویر چند زمانه‌ی فراطیفی را عرضه می‌کند. این روش به‌صورت سلسله‌مراتبی و مبتنی بر استفاده از الگوریتم‌های شباهت مبنا، فاصله مبنا و اتسو است. روش پیشنهادی در دو مرحله ارائه می‌شود: مرحله‌ی اول آن به‌عنوان آشکارساز و مرحله‌ی دوم، به‌عنوان فاز تصمیم‌گیری است. در مرحله اول، ابتدا داده‌ی تصحیح‌شده توسط الگوریتم‌های فاصله‌ی مبنا و شباهت مبنا، وارد فضای محاسباتی نوینی به نام فضای شباهت می‌شود. در این فضا نواحی تغییریافته، بارزتر از نواحی بدون تغییر خواهد بود. در ادامه، داده وارد مرحله دوم می‌شود. هدف از اجرای مرحله دوم تصمیم‌گیری در مورد ماهیت پیکسل در فضای دودویی است که نواحی تغییریافته دارای مقدار یک و نواحی بدون تغییر، دارای مقدار صفر است. مهم‌ترین مزیت روش پیشنهادی، نسبت به دیگر روش‌ها: خودکار بودن؛ نداشتن پیچیدگی در روش پیشنهادی؛ حجم پایین محاسبات و دقت بالای آن است. برای ارزیابی کارایی و دقت روش پیشنهادی، از دو مجموعه داده‌ی چند زمانه‌ی فراطیفی سنجنده‌ی هایپریون، مربوط به مزارع کشاورزی اطراف شهر جیانگسو واقع در چین و مزارع کشاورزی هرمیستن واقع در آمریکا استفاده شده است. ارزیابی خروجی‌های به‌دست‌آمده نشان‌دهنده، دقت کلی بالا و نرخ کم هشدارهای روش پیشنهادی، در مقایسه با روش‌های رایج آشکارسازی تغییرات، است، به‌طوری‌که دقت کلی برای داده چین، ۹۸،۴۸ درصد ضریب کاپا، ۰،۹۶۵ و میزان نرخ هشدارهای اشتباه آن، ۱،۵۱ درصد و همچنین برای داده آمریکا، ۹۵،۱۲ درصد ضریب کاپا، ۰،۸۷۰ و میزان نرخ هشدارهای اشتباه آن، ۴،۸ درصد است.

**واژگان کلیدی:** آشکارسازی تغییرات کاربری، تصاویر فراطیفی، الگوریتم شباهت مبنا، الگوریتم فاصله مبنا، الگوریتم اتسو

\* نویسنده رابط

## ۱- مقدمه

از گذشته، انواع تغییرات محیط‌زیست - که به‌وسیله سازمان‌ها گزارش می‌شد - دارای مشکلاتی از جمله، عدم دسترسی به همه مناطق، پوشش وسیع محیط و در پی آن هزینه‌های سرسام‌آور زمانی و مالی بود [۱]. امروزه با وجود فن‌آوری سنجش‌ازدور این مشکلات مرتفع گردیده است. سنجش‌ازدور به‌عنوان ابزاری کارآمد و یک منبع اطلاعاتی مهم به‌طور پیوسته، با پوشش وسیع و با کمترین هزینه از زمین داده جمع‌آوری می‌کند [۱]. با پیشرفت فن‌آوری سنجش‌ازدور و روی کار آمدن سنجنده‌های جدید و همچنین در دسترس بودن تصاویر چند زمانه، علاقه زیادی به استخراج اطلاعات از تصاویر چند زمانه در میان محققین به وجود آمده است [۲]. یکی از مهم‌ترین مسائل در آشکارسازی تغییرات کاربری اراضی: توان جداسازی ضعیف طیفی است که فقط منجر به استخراج اطلاعات اصلی تغییرات می‌شود [۳]. امروزه با توسعه سیستم‌های سنجش‌ازدور، اخذ داده از سطح زمین در هر دو توان جداسازی مکانی و زمانی بالا امکان‌پذیر شده است [۴]، [۵]؛ این امر موجب به‌کارگیری داده‌های سنجش‌ازدور در کاربردهای گوناگون از جمله شناسایی اهداف، طبقه‌بندی، شناسایی ناهنجاری و آشکارسازی تغییرات است [۶].

یکی از مهم‌ترین کاربردهای سنجش‌ازدور آشکارسازی تغییرات است که اخیراً تحقیقات زیادی هم در این رابطه صورت گرفته است [۲]، [۳]، [۷]، [۱۴]، [۱۶]. آشکارسازی تغییرات، فرآیندی است که تغییرات یک پدیده را در زمان‌های متفاوت برای یک منطقه جغرافیایی یکسان اندازه‌گیری می‌کند [۸]. آشکارسازی تغییرات، دارای کاربردهای مختلفی از جمله جلوگیری از وقوع فاجعه، به‌روزرسانی نقشه‌های تغییرات کاربری اراضی و مدیریت بهینه استفاده از منابع است [۹] - [۱۱]. مهم‌ترین معیارهای آشکارسازی تغییرات عبارت است از: تشخیص به‌هنگام تغییرات، دقت بالا و نرخ کم هشدارهای اشتباه در آشکارسازی تغییرات است [۴].

سنجنده‌های فراطیفی در یک طول‌موج پیوسته و بسیار نزدیک با پهنای باند<sup>۱</sup> حدود ۰/۴ نانومتر به دریافت داده می‌پردازند [۱۲]. با توجه به ماهیت داده‌های فراطیفی،

نیاز به روش‌های خاصی برای پردازش داده است [۴]. روش‌های آشکارسازی تغییرات در تصاویر فراطیفی، باید توان تأثیرناپذیری از نویز، شرایط جوی و همچنین، توانایی پردازش داده با حجم زیاد، دقت بالا، کم بودن نرخ هشدارهای اشتباه، قابلیت به‌کارگیری آسان، عدم پیچیدگی الگوریتم پیشنهادی و میزان سرعت پردازش بالا در پردازش اطلاعات را داشته باشد. در سال‌های اخیر، تحقیقات زیادی در خصوص آشکارسازی تغییرات با استفاده از تصاویر فراطیفی انجام شده است که در ادامه به آن‌ها پرداخته می‌شود.

King و همکاران (۲۰۰۵) [۱۳] روشی مبتنی بر اختلاط طیفی در تصاویر فراطیفی بکار برد که در این روش تعداد عضوهای پایانی هر داده چند زمانه توسط الگوریتم کمترین مربعات مقید<sup>۲</sup> استخراج می‌شود و سپس بردار فراوانی هر جفت عضو پایانی متناظر مقایسه می‌شود و اطلاعات تغییر استخراج می‌شود. اگرچه این روش می‌تواند اطلاعات را در زیر پیکسل استخراج کند، اما به دست آوردن بردار فراوانی در محیط‌های پیچیده که دارای تعداد زیادی کلاس دارای هزینه‌های محاسباتی و زمانی زیادی دارد، همچنین استخراج اطلاعات تغییر از بردار فراوانی و عرضه آن به‌صورت نظارت‌شده، انجام‌گرفته و نیاز به انتخاب حد‌آستانه دارد.

Meola و همکاران (۲۰۰۸) [۱۴] یک روش نظارت‌شده‌ی آشکارسازی تغییرات فصلی ارائه دادند که این روش در دو فاز: فاز اول آن، به‌عنوان فاز پیش‌بینی کننده است که از الگوریتم تبدیل مبنای  $CC^3$  و  $CE^4$  و در فاز دوم، از الگوریتم AD<sup>۵</sup> و به‌عنوان آشکارساز برای آشکارسازی تغییرات بر روی خروجی فاز اول استفاده شده است. در این پژوهش با قطع‌بندی داده‌ی مرجع (زمان اول)، بهبود عملکرد آشکارسازی تغییرات، حاصل شده است. این مطالعه از دو مشکل برخوردار است: در این روش نیاز به روش‌های بسیار قوی به‌منظور نویز زدایی دارد چراکه در ذات این الگوریتم AD وجود دارد که ناهنجاری را استخراج می‌کند که نویز هم می‌تواند به‌عنوان

<sup>۲</sup> Constrained Least Squares

<sup>۳</sup> Chronochrome

<sup>۴</sup> Covariance Equalization

<sup>۵</sup> Anomaly Detector

<sup>۱</sup> Band Width

این روش بار محاسباتی کمتری دارد اما این روش نیاز به انتخاب حدآستانه به صورت نظارت شده دارد، همچنین به منظور تشکیل زیر فضای طیفی به امضای طیفی هر یک از عوارض حضور در صحنه دارد.

Ertürk و همکاران (۲۰۱۴) [۱۸] یک روش آشکارسازی تغییرات مبتنی بر تبدیل Census پیشنهاد کرده اند. در این روش پیکسل مرکزی یک پنجره در یک همسایگی مشخص با پیکسل های اطراف آن مقایسه شده و تحت یکسری قیود دارای مقدار صفر یا یک در نظر می گیرد. این روند برای تمامی پیکسل های هر باند در داده اول و دوم تکرار می شود. سپس فاصله همینگ<sup>۳</sup> بین دو مجموعه ی داده برای هر پیکسل در تمام باندهای محاسبه شده و اطلاعات تغییر استخراج می شود. این روش نسبتاً ساده ولی نیاز به حدآستانه برای استخراج نواحی تغییر دارد. همچنین این نسبت به شرایط جوی و نویزی حساسیت دارد.

Plaza و همکاران (۲۰۱۵) [۱۹] یک روش آشکارسازی تغییرات زیر پیکسل ارائه کرده اند. این روش ابتدا با کنار هم گذاشتن هر دو داده ی چند زمانه ی فراطیفی، عضوهای پایانی توسط الگوریتم Hysime تخمین زده می شود و سپس برای هر داده ی چند زمانه، عضوهای پایانی توسط الگوریتم N-Finder یا SISAL<sup>۴</sup> استخراج می شود. در مرحله بعد، با به کارگیری الگوریتم FCLS<sup>۵</sup> بردار فراوانی محاسبه و نهایتاً اطلاعات تغییر، با مقایسه دو بردار فراوانی محاسبه می شود. این روش نیاز به تخمین انتخاب حدآستانه به منظور آشکارسازی تغییرات دارد و همچنین در محیط های پیچیده هنگامی که تعداد عوارض موجود هر صحنه زیاد باشد، محاسبه بردار فراوانی مشکل خواهد بود. متفاوت بودن خروجی آشکارسازی تغییرات برای هر کدام از عضوهای پایانی استخراج شده توسط الگوریتم SISAL و N-Finder بر این موضوع دلالت می کند، که نحوه استخراج عضوهای پایانی کاملاً بر دقت آشکارسازی تغییرات تأثیرگذار است. بردار فراوانی توسط الگوریتم FCLS استخراج می شود که این الگوریتم کاملاً از نویز تأثیرپذیر است.

ناهنجاری استخراج شود و همچنین انتخاب حدآستانه تغییرات به صورت نظارت شده انجام می گیرد.

Marpu و همکاران (۲۰۱۱) [۱۵] روشی برای آشکارسازی تغییرات ارائه کردند. در این روش، ابتدا با استفاده از الگوریتم تفاضل گیری سپس تحلیل مؤلفه اصلی نواحی تغییر از بدون تغییر پیش بینی شده و در ادامه نواحی پیش بینی شده با استفاده از الگوریتم K-means به سه دسته خوشه بندی می شود، سپس این سه دسته برحسب میانگین مرتب می شود. دسته اول و سوم به عنوان تغییرات اصلی در نظر گرفته می شود. پیکسل های دسته دوم به عنوان تغییرات جزئی و نواحی محتمل تغییر یک فرآیند تکراری با استفاده از الگوریتم IR-MAD<sup>۱</sup> طی استخراج می شود. مشکل عمده این روش عدم تضمین کافی برای در نظر گرفتن دسته دوم به عنوان نواحی محتمل تغییر است. این روش هزینه محاسباتی و زمانی نسبتاً بالایی دارد.

Zhang و همکاران (۲۰۱۲) [۱۶] روشی مبتنی بر شناسایی اهداف بر روی تصاویر روی هم گذاشته شده، ارائه کردند. در این تحقیق، برای هر یک از نواحی تغییر یافته و بدون تغییر یکسری داده ی آموزشی ایجاد می شود و سپس تصاویر روی هم گذاشته می شود و به منظور کاهش ابعاد تصاویر فراطیفی از الگوریتم تحلیل مؤلفه اصلی استفاده شده است و نهایتاً اطلاعات تغییر را توسط الگوریتم ACE<sup>۲</sup> به دست آورده اند. این روش یک روش نظارت شده و نیاز به داده آموزشی است، در حالی که جمع آوری داده آموزشی در بین تصاویر چند زمانه کار زمان بر و سختی است. این روش انتخاب حدآستانه به صورت نظارت شده انجام می گیرد.

Du و همکاران (۲۰۱۳) [۱۷] یک روش نظارت شده مبتنی بر ایجاد زیر فضا پیشنهاد کرده اند. در این روش هر پیکسل در زمان دوم، به عنوان یک هدف در نظر گرفته می شود و با استفاده از پیکسل متناظر زمان اول، به همراه اطلاعات اضافی یک زیر فضای طیفی ساخته می شود و در نتیجه، اطلاعات تغییر، اندازه گیری می شود. همچنین این اطلاعات اضافی شامل امضای طیفی مرجع برای هر یک از مناظر و اطلاعات پیکسل های همسایه است. اگرچه

<sup>۳</sup> Hamming distance

<sup>۴</sup> Simplex Identification via Split Augmented Lagrangian

<sup>۵</sup> Fully Constrained Least Squares

<sup>۱</sup> Iteratively Re-weighted Multivariate Alteration Detection

<sup>۲</sup> Adaptive Coherence/Cosine Estimator

Liu و همکاران (۲۰۱۶) [۳] روش آشکارسازی تغییرات مبتنی بر اختلاط طیفی را ارائه داده‌اند. در این تحقیق، ابتدا هر داده چند زمانه فراطیفی بر روی هم گذاشته می‌شود و در مرحله بعد این داده‌ها به چند ناحیه تقسیم و عضوهای پایانی در هر ناحیه تخمین و استخراج می‌شود. در مرحله بعد هرکدام از این عضوهای پایانی از نواحی مختلف، ماهیتشان مشخص می‌شود که هر عضو پایانی مربوط به عضو پایانی تغییر یا بدون تغییر است. بعد از مشخص شدن هویت این عضوهای پایانی، هرکدام از این عضو پایانی توسط یک الگوریتم با یک حدآستانه مشخص ادغام می‌شود و نهایتاً با اجرای FCLS اطلاعات تغییر استخراج می‌شود. این روش دارای ساختار کاملاً پیچیده، بار محاسباتی و هزینه زمانی بالایی دارد. بردار فراوانی توسط الگوریتم FCLS استخراج می‌شود که این الگوریتم کاملاً از نوبز تأثیرپذیر است. علاوه بر آن نحوه استخراج هرکدام از عضوهای پایانی در نتایج نهایی آشکارسازی تأثیرگذار است.

در پیشینه تحقیق، به‌اختصار به روش‌های متداول آشکارسازی تغییرات با به‌کارگیری تصاویر فراطیفی اشاره نمودیم. به‌طور کلی روش‌های آشکارسازی تغییرات به کمک تصاویر فراطیفی به پنج گروه کلی تقسیم می‌شوند [۴]، [۸]، [۲۰]. گروه (۱) روش‌های تناظر مینا<sup>۱</sup> هدف این الگوریتم‌ها استفاده از یک اپراتور ساده ریاضی به‌منظور آشکارسازی تغییرات، از جمله: الگوریتم نگارنده زاویه طیفی، گروه (۲) تبدیل مینا<sup>۲</sup> این الگوریتم‌های بر پایه شناسایی تغییرات مبتنی بر تبدیلات خطی و غیرخطی مثل آنالیز مؤلفه مستقل<sup>۳</sup>، گروه (۳) پس طبقه‌بندی مینا<sup>۴</sup> هدف این الگوریتم‌ها طبقه تصاویر به‌صورت جداگانه در ادامه استخراج تغییرات با استفاده از مقایسه بین کلاس‌ها، مثل روش طبقه‌بندی بردار پشتیبان<sup>۵</sup>، گروه (۴) طبقه‌بندی مستقیم<sup>۶</sup> هدف این روش‌ها، طبقه تصاویر چند زمانه به یک‌بار طبقه‌بندی، مثل FCM<sup>۷</sup> (۵) روش‌های ترکیبی<sup>۸</sup> این روش‌ها ترکیبی از روش‌های قبلی به‌منظور

آشکارسازی تغییرات که بیشتر در چارچوب بدون نظارت هستند، مثل روش بردار آنالیز تغییرات فشرده<sup>۹</sup> (C<sup>2</sup>VA) [۳۱] است. در آشکارسازی تغییرات همواره با یکسری مشکلات روبرو هستیم. اولین مشکل موجود در آشکارسازی تغییرات - در بسیاری از روش‌های نظارت‌شده - انتخاب حدآستانه است. معمولاً انتخاب حدآستانه‌ی مناسب که بتواند همه تغییرات را شناسایی کند، کار دشواری است [۸]، [۲۰]. همچنین در بسیاری از روش‌ها که به‌وسیله داده‌ی آموزشی انجام می‌گیرد، جمع‌آوری آن در بین تصاویر چند زمانه، کار دشواری است [۲۰]، [۲۱]. البته در روش‌های بدون نظارت، انتخاب حدآستانه مانند الگوریتم اتسو<sup>۱۰</sup> به‌صورت خودکار است. برای دست‌یابی به دقت‌های بالاتر در این روش‌ها، نیاز به هیستوگرام شفافی از نواحی تغییر و بدون تغییر است [۲۱]. دومین مشکل موجود در برخی از روش‌های آشکارسازی تغییرات مثل تحلیل مؤلفه اصلی، تحلیل مؤلفه متعارف و CE، که خروجی این روش‌ها به‌صورت مکعب داده است بنابراین پیدا کردن مؤلفه‌ای که حاوی بیشترین محتوای اطلاعات تغییر باشد کار دشواری است [۲۰]. همچنین این روش‌ها از تمامی مؤلفه‌های اطلاعاتی تصاویر فراطیفی استفاده نمی‌کنند [۱۷]. سومین چالش، حساسیت برخی از روش‌ها به شرایط نوبز و اتمسفری است. این چالش، باعث ایجاد هشدارهای اشتباه مخصوصاً در روش‌های تخمین تعداد عضوهای پایانی می‌شود. چهارمین چالش، هزینه محاسباتی و زمانی زیاد و الگوریتم‌های پیچیده در استخراج اطلاعات با به‌کارگیری رویکرد بدون نظارت آشکارسازی تغییرات است [۴].

در بخش بالا به‌طور خلاصه روش‌های آشکارسازی تغییرات و چالش‌های موجود در آن تشریح شده است. وجود مشکلات مطرح‌شده، نیاز به وجود روشی دارد که علاوه بر دقت بالا و نرخ کم هشدارهای اشتباه، بتواند چالش‌های ذکرشده را برطرف یا کم کند. هدف این مقاله، ارائه یک رویکرد جدید بدون نظارت آشکارسازی تغییرات با به‌کارگیری تصاویر فراطیفی است. این روش زیرمجموعه‌ای از روش‌های ترکیبی است و در دو فاز انجام می‌شود. در فاز اول با به‌کارگیری الگوریتم‌های فاصله و

<sup>۱</sup> Match Based

<sup>۲</sup> Transformation Based

<sup>۳</sup> Principle Component Analysis

<sup>۴</sup> Post-Classification Based

<sup>۵</sup> Support Vector Machine

<sup>۶</sup> Direct-Classification Based

<sup>۷</sup> Fuzzy C-Means

<sup>۸</sup> Hybrid Methods

<sup>۹</sup> Compress Change Vector Analysis

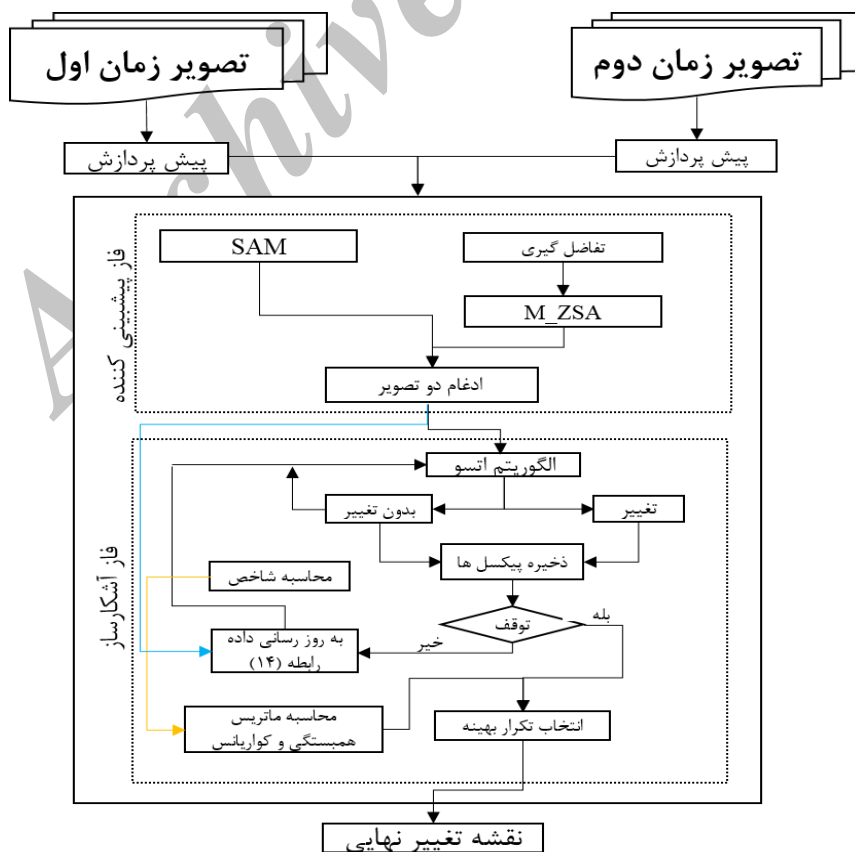
<sup>۱۰</sup> Otsu

## ۲- روش پیشنهادی

در این بخش به ساختار روش پیشنهادی به طور کلی اشاره شده است. مطابق با فلوجارت شکل ۱، روش پیشنهادی از دو فاز تشکیل شده است، که شامل: فاز پیش‌بینی‌کننده و فاز آشکارساز است. فاز پیش‌بینی‌کننده به منظور نمایان‌سازی نواحی بدون تغییر از نواحی تغییر با استفاده از یک روش ترکیبی مبتنی بر الگوریتم‌های شباهت و فاصله مبنا انجام می‌گیرد. فاز آشکارساز است که هدف از اجرای این فاز تصمیم‌گیری در مورد تغییر یا بدون تغییر بودن پیکسل است. مطابق شکل ۱ داده پس از انجام پیش‌پردازش‌های لازم وارد فاز پیش‌بینی می‌شود. در این فاز نواحی تغییر از نواحی بدون تغییر برجسته و متمایز می‌شود. در گام بعدی به منظور تصمیم‌گیری در مورد تغییر یا بدون تغییر بودن پیکسل‌ها وارد فاز آشکارساز می‌گردد. در این فاز به صورت سلسه مراتبی و توسط الگوریتم اتسو در مورد پیکسل‌ها تصمیم‌گیری می‌شود. در بخش‌های بعدی جزئیات روش پیشنهادی بیشتر توضیح داده شده است.

شباهت مبنا، نواحی تغییر و نواحی بدون تغییر پیش‌بینی می‌شود؛ سپس در فاز دوم - به عنوان فاز آشکارساز - در مورد هر پیکسل تصمیم‌گیری خواهد شد. این فاز توسط الگوریتم اتسو انجام می‌شود. این روش نسبت به سایر روش‌های آشکارسازی تغییرات در تصاویر فراطیفی دارای ویژگی‌هایی است، این ویژگی‌ها عبارت است از: (۱) به کارگیری ساده و بار محاسباتی پایین، (۲) ارائه رویکرد جدید پیش‌بینی‌کننده تغییرات به صورت ترکیبی از روش‌های شباهت مبنا و فاصله مبنا، (۳) قابلیت به کارگیری تمامی باندهای طیفی و عدم نیاز به کاهش ابعاد، (۴) قابلیت تشخیص تغییرات با جزئیات بالا، (۵) عدم نیاز به داده آموزشی، (۶) کمترین تأثیرپذیری از شرایط جوی و دستگاهی و (۷) انتخاب حدآستانه با روش سلسه مراتبی و بهبود نتایج آشکارسازی تغییرات. در بخش‌های بعدی جزئیات روش پیشنهادی بیشتر تشریح خواهد شد.

این مقاله در پنج بخش سازمان‌دهی شده است: بخش اول مقدمه است که بیان شد؛ در بخش دوم، جزئیات روش پیشنهادی؛ بخش سوم، منطقه مورد مطالعه و پیش‌پردازش‌ها؛ بخش چهارم، ارائه نتایج و پیاده‌سازی و بخش پنجم، نتیجه‌گیری آمده است.



شکل ۱- فلوجارت روش پیشنهادی

## ۲-۱- فاز پیش‌بینی کننده

توان دوم است، که باعث می‌شود اولاً، مقادیر منفی وجود نداشته باشد و ثانیاً قابلیت جدایی‌پذیری بین نواحی تغییر و بدون تغییر افزایش می‌یابد. (۲) اپراتور *normalized* که اساس کار این اپراتور قرار دادن ورودی در بازه بین صفر و یک است. این اپراتور بر روی خروجی تصویر و بر اساس یافتن کمینه و بیشینه اعمال می‌گردد. جزئیات استفاده این رابطه در بخش ۳-۱-۲ تشریح شده است.

$$M_{ZSA} = \text{normalized} \left( \sum_{y=1}^{\text{Number of bands}} \left( \frac{D_{ij}^y - \mu_y}{\delta_y} \right)^2 \right) \quad (3)$$

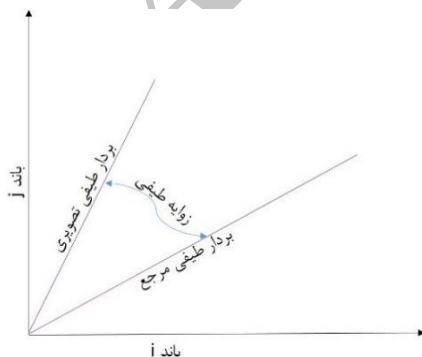
در این رابطه  $D_{ij}^y$  پیکسل  $i$ ام و  $j$ ام از تصویر تفاضل در باند  $y$ ام و  $\mu_y$  میانگین تصویر تفاضل و  $\delta_y$  انحراف معیار تصویر تفاضل در باند  $y$ ام است.

### ۲-۱-۲- الگوریتم SAM

الگوریتم SAM زیرمجموعه‌ای از روش‌های شباهت مبنا است و زاویه طیفی بین بردار مرجع و بردار هدف را اندازه‌گیری می‌کند (شکل ۲). به علت مستقل بودن زاویه طیفی از طول بردار، این الگوریتم نسبت به تابش‌های متفاوت نور خورشید تغییرناپذیر است [24]-[26]. زاویه طیفی بین دو بردار مطابق به رابطه ۴ تعریف می‌شود.

$$SAM_{\alpha} = \cos^{-1} \left( \frac{|x_1 \cdot x_2|}{|x_1| \cdot |x_2|} \right) \quad (4)$$

که در آن  $x_1$  و  $x_2$  به ترتیب، بردار مرجع و بردار هدف و  $SAM_{\alpha}$  زاویه طیفی بین دو بردار است. برای آشکارسازی تغییرات به کمک رابطه ۴، برای هر پیکسل از دو تصویر زمان اول و زمان دوم محاسبه می‌گردد.



شکل ۲- زاویه طیفی بین دو بردار

مطابق شکل ۲ هر چه زاویه طیفی دو بردار بیشتر باشد، نشان‌دهنده تغییرات بیشتر و عدم انطباق این دو بردار است.

هدف از فاز پیش‌بینی کننده، بارز کردن نواحی تغییر یافته از نواحی بدون تغییر است. این کار با مقارنه مقادیر بالا به نواحی تغییر یافته و مقادیر کمتر به نواحی بدون تغییر انجام می‌شود. این عملیات بر اساس گروه MB انجام می‌شود. به‌طور کلی، الگوریتم‌های MB به دو گروه عمده فاصله مبنا و شباهت مبنا تقسیم می‌شوند [۲۲]. در روش پیشنهادی، از ترکیب دو الگوریتم فاصله و شباهت مبنا استفاده شده است. ترکیب این دو گروه از الگوریتم‌ها دارای کاربردهای متنوعی در پردازش داده‌های فرایطیفی است [۲۳]. بر اساس تحلیل‌های انجام شده، ترکیب این دو گروه از الگوریتم‌ها باعث بهبود نتایج و عملکرد آن‌ها می‌شود [۲۱]-[۲۹]. در این مقاله، در گروه فاصله مبنا از الگوریتم M-ZSA<sup>۱</sup> و در گروه شباهت مبنا از الگوریتم SAM<sup>۲</sup> استفاده شده است.

### ۲-۱-۱- M-ZSA

از مهم‌ترین الگوریتم فاصله مبنا، روش تفاضل‌گیری<sup>۳</sup> است. این روش در داده‌های سنجش‌ازدوری به‌منظور آشکارسازی تغییرات مورد استفاده قرار گرفته است [۲۳]. از مزایای عمده این روش می‌توان به سادگی استفاده آن (رابطه ۱) و عدم تأثیرپذیری از جو اشاره نمود [۸].

$$D_{i,j}^K = X_{i,j}^K(t_2) - X_{i,j}^K(t_1) \quad (1)$$

در رابطه ۱،  $X_{i,j}^K(t_1)$  و  $X_{i,j}^K(t_2)$  به ترتیب مقادیر درجات خاکستری تصویر زمان اول و زمان دوم و مقدار تفاضل در سطر  $i$  و ستون  $j$  در باند  $K$  می‌باشند. همچنین تفاضل تصویر در واحد پیکسل انجام می‌شود. الگوریتم ZSA<sup>۴</sup> روشی برای استاندارد کردن مجموعه‌ای از مقادیر مطابق رابطه ۲ است.

$$Z_{score} = \left( \frac{x - \mu}{\delta} \right) \quad (2)$$

در این مقاله، از نسخه جدیدی از ZSA تعریف شده است (رابطه ۳). این رابطه دو تفاوت کلی با رابطه اولیه آن در ساختار دارد که این تفاوت‌ها شامل: (۱) به‌کارگیری

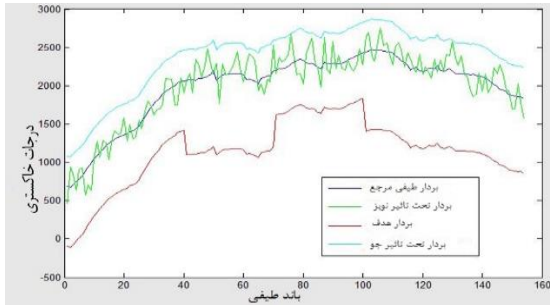
<sup>۱</sup> Modified Z-Score Analysis

<sup>۲</sup> Spectral Angle Mapper

<sup>۳</sup> Differencing

<sup>۴</sup> Z-Score Analysis

دو بردار طبق رابطه (۴) برابر صفر است. از طرفی، فرض کنید که تغییرات جوی بین دو بردار طیفی، به صورت خطی است. این دو بردار طیفی (تحت تأثیر جو و مرجع) مطابق شکل ۳ است. اگر زاویه بین این دو بردار را با رابطه (۴) محاسبه کنیم برابر صفر خواهد شد. این موضوع بر عدم تأثیرپذیری اثرات جوی دلالت دارد.



شکل ۳- نمایش امضای طیفی چهار پیکسل مرجع، هدف، نویزی و اتمسفری

اما در مواقعی هست که شیفت بین دو بردار طیفی از تغییرات ناشی می‌شود. در این واقع زاویه طیفی بین دو بردار اگرچه یک مقدار بزرگ‌تر از صفر است، اما در این وضعیت تغییرات حاصله، با محاسبه زاویه طیفی به خوبی نمایان نمی‌شود. برای روشن شدن این موضوع دو بردار هدف و مرجع واقع در شکل ۳ را در نظر بگیرید. اگر زاویه طیفی این دو بردار را محاسبه کنیم، انتظار داریم که به علت تغییرات ایجاد شده یک مقدار بزرگی باشد، اما چنین نمی‌شود. در چنین وضعیت الگوریتم SAM این شیفت ایجاد شده را، نمی‌تواند نمایان سازد. الگوریتم  $M\_ZSA$ ، به دلیل این که نظیر به نظیر هر بردار طیفی با بردار متناظر آن را در نظر می‌گیرد به این نوع تغییرات کاملاً حساسیت دارد. بنابراین به دو بردار مرجع و هدف در شکل ۳ پاسخ با ارزش عددی بالایی را ارائه می‌دهد. در صورتی الگوریتم SAM نمی‌تواند پاسخ نسبتاً بالایی را ارائه دهد.

وجود نویز در تصاویر فراطیفی اجتناب‌ناپذیر است. این موضوع باعث ایجاد یکسری هشدارهای اشتباه در تحلیل داده فراطیفی ایجاد می‌کند. دو بردار طیفی نویزی و مرجع را در شکل ۳ در نظر بگیرید. الگوریتم SAM به این تغییرات ایجاد شده تحت تأثیر نویز، مقدار عددی بالاتر از انجام شده روی بردارهای طیفی، ایجاب می‌کند روشی ترکیبی مبتنی بر فاصله و شباهت ارائه شود که بتواند

در این مقاله بر پایه سه الگوریتم  $M\_ZSA$ ، SAM و تفاضل‌گیری یک روش جدید آشکارسازی تغییرات تصاویر فراطیفی ارائه شده است. اخیراً نمونه‌های مشابه این الگوریتم در طبقه‌بندی تصاویر فراطیفی مورد استفاده قرار گرفته است. از جمله این روش‌ها می‌توان با ادغام  $SID^1$  با SAM یا  $JM^2$  با SAM در طبقه‌بندی تصاویر فراطیفی اشاره نمود [۲۷]-[۲۹]. ترکیب روش‌های شباهت مبنا و فاصله مبنا، به دو دلیل انجام می‌گیرد: (۱) افزایش قابلیت تفکیک‌پذیری نواحی تغییر از نواحی بدون تغییر، (۲) کمتر کردن اثرات تابش نور خورشید. علت افزایش تفکیک‌پذیری بدین منظور است که هرکدام از روش‌های فاصله مبنا و شباهت مبنا رفتار خاصی را در مواجهه با تغییرات بین دو پیکسل دارند و برای نواحی تغییر دارای مقادیر بالاتری از نواحی بدون تغییر، بارزهای عددی متفاوت ارائه می‌دهد. این نکته بسیار حائز اهمیت به دلیل این است که با ترکیب این دو، مقدار نواحی تغییر دارای ارزش بالاتری از هرکدام از روش‌های فاصله مبنا و شباهت مبنا می‌گردد. به عبارت دیگر ترکیب این دو رابطه باعث نوعی وزن دهی به پیکسل‌های تغییر و بدون تغییر می‌گردد. بنابراین ترکیب این دو باعث می‌شود که پس‌زمینه تصویر (اطلاعات بدون تغییر)، از پیش‌زمینه تصویر (اطلاعات تغییر) تفکیک‌پذیرتر شود. این موضوع در خروجی روش فوق در شکل‌های ۵ و ۶ قسمت نتایج قابل مشاهده است.

از طرف دیگر ترکیب روش‌های شباهت و فاصله مبنا باعث کمتر شدن اثرات اتمسفری در نتیجه خروجی آشکارسازی تغییرات می‌شود. متفاوت بودن اثرات تابش نور خورشید یک چالش رایج در تحلیل داده‌های چند زمانه است. البته روش‌هایی به منظور کم کردن اثرات این مشکل وجود دارد که می‌توان به نرمالیزه کردن داده در بازه [0,1] اشاره کرد [۲۰]. نرمالیزه کردن از مقادیر کمینه و بیشینه هر باند استفاده می‌کند. این در حالی است که به علت قرارگیری مقادیر نویز در کمینه و بیشینه باندها، در تصاویر در عمل جواب‌گو نخواهد بود. فرض کنید دو بردار  $a$  و  $b$  را داریم، این دو بردار موازی هستند. زاویه بین این

<sup>۱</sup> Spectral Information Divergence

<sup>۲</sup> Jeffries-Matusita

## ۲-۲-۱- الگوریتم اتسو

الگوریتم اتسو یکی از الگوریتم‌های حدآستانه مبنا بر پایه خوشه‌بندی خودکار تصویر است. این روش حدآستانه را طوری انتخاب می‌کند، که واریانس درون کلاسی کمترین مقدار را داشته باشد. واریانس درون کلاسی از مجموع واریانس و وزن‌های هر یک از خوشه‌ها مطابق رابطه ۶ به دست می‌آید [۳۰]، [۳۲].

$$\sigma_{within}^2(t) = q_1(t)\sigma_1^2(t) + q_2(t)\sigma_2^2(t) \quad (6)$$

که  $\sigma_1^2(t)$  واریانس و  $q_1(t)$  وزن هر کدام از خوشه‌هاست.

$$q_1(t) = \sum_{i=t+1}^l P(i) \quad (7)$$

$$\mu_1(t) = \sum_{i=t+1}^l \frac{iP(i)}{q_1(t)} \quad (8)$$

که در آن  $P(i)$  احتمال تعلق کلاس و مقادیر وزن به صورت رابطه ۹ محاسبه می‌گردد.

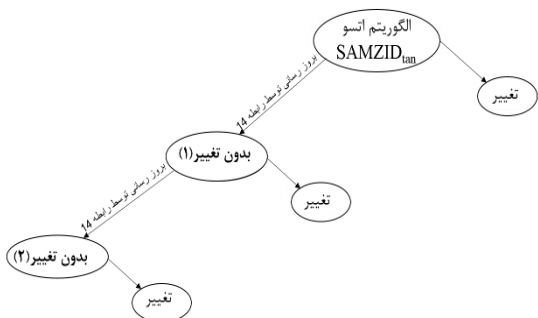
$$\sigma_1^2(t) = \sum_{i=1}^t [(i - \mu_1(t))^2 \frac{P(i)}{q_1(t)}] \quad (9)$$

نهایتاً واریانس درون کلاسی به صورت رابطه ۱۰ است.

$$\sigma_{Between}^2(t) = \sigma^2 - \sigma_{Within}^2(t) \quad (10)$$

به صورت کلی الگوریتم اتسو برای انتخاب حدآستانه، مراحل زیر را انجام می‌دهد:

- ۱) محاسبه هیستوگرام و احتمالات.
- ۲) محاسبه مقدار اولیه میانگین و وزن‌ها.
- ۳) جابجایی مقدار حدآستانه به همه احتمالات ممکن.
- ۴) به‌روزرسانی میانگین و وزن.
- ۵) محاسبه واریانس درون کلاسی.
- ۶) یافتن حدآستانه با بیشترین واریانس ممکن.



شکل ۴- نحوه استخراج تغییرات به صورت سلسله مراتبی

مشکلات ذکرشده را مرتفع یا کمینه نماید. برای این منظور، در این مقاله روش ترکیبی ارائه شده است که از سویی کمترین تأثیرپذیری از اثرات جوی و نویزی را داشته باشد و از سوی دیگر قابلیت جداسازی بهتر زمینه از پس‌زمینه را داشته باشد. روش پیشنهادشده  $SAMZID_{tan}$  مطابق رابطه ۵ است.

$$SAMZID_{tan} = normalized(\tan(SAM)) \times (M\_ZSA_{(DK)}) \quad (5)$$

به منظور یکسان کردن اثرات و داشتن وزن یکسان دو الگوریتم شباهت و فاصله مبنا، هر دو خروجی تصویری، این روش‌ها قبل از ادغام توسط اپراتور  $normalized$  در بازه  $[0, 1]$  نرمالیزه می‌شود. به دلیل عملکرد بهتر اپراتور ضرب از اپراتور، در پژوهش حاضر از اپراتور ضرب استفاده شده است. نمود این مسئله در بهتر جدا شدن پس‌زمینه از پیش‌زمینه در فرآیند آشکارسازی تغییرات نمایان می‌شود. مطابق رابطه ۵، روش پیشنهادی دارای اپراتور تانژانت  $(\tan)$  است. مهم‌ترین علت استفاده از این اپراتور بجای استفاده از اپراتورهای دیگری مثل سینوس  $(\sin)$  این است که: الف) می‌دانیم که کسینوس صفر درجه، ۱ و کسینوس ۹۰ درجه، صفر است. این نکته باعث می‌شود، در تصویر نواحی تغییر مقادیر کوچک‌تر و نواحی بدون تغییر بزرگ شود. این امر موجب عدم همخوانی این الگوریتم با الگوریتم  $M\_ZSA$  (نواحی تغییر دارای مقادیر عددی بالایی در این عملگر دارد) می‌شود، زیرا دو اپراتور نسبت به نواحی تغییر و غیر تغییر رفتارهای کاملاً متفاوتی دارند. بنابراین به منظور یکسان‌سازی رفتار دو الگوریتم، از اپراتور تانژانت استفاده نمودیم. ب) مطابق رابطه تانژانت، که بر اساس نسبت دو اپراتور سینوس به کسینوس است، استفاده از تانژانت بجای سینوس، باعث افزایش حساسیت و جامعیت موضوع می‌شود.

## ۲-۲- فاز آشکارساز

هدف از اجرای فاز آشکارساز، مشخص نمودن ماهیت هر پیکسل در فضای دودویی است. این کار توسط الگوریتم اتسو به صورت سلسله مراتبی انجام می‌گیرد.

۱) Spectral Angle Mapper Z-Score Analysis Image Differencing Tangent Based



$$MRMS = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |e_i| \quad (12)$$

$$MAE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n e_i^2} \quad (13)$$

شرط توقف سلسله مراتب می تواند معیارهای متفاوتی باشد. در این پژوهش از دو معیار که (۱) تعداد پیکسل های بدون تغییر باقی مانده، (۲) عدم تفکیک پذیری بین دو ناحیه توسط الگوریتم اتسو، استفاده شده است. در این حالت تمامی ناحیه ای که در ابتدا به صورت «بدون تغییر» در نظر گرفته شد بود، به دو ناحیه تغییر و بدون تغییر تبدیل خواهند شد. به منظور مشخص نمودن مرحله و گام بهینه، ماتریس کوواریانس و ماتریس همبستگی با استفاده از روابط ۱۱ الی ۱۳ محاسبه می شود. استفاده از ماتریس واریانس کوواریانس در بسیاری از تحلیل های سنجش- ازدوری مورد استفاده قرار می گیرد. یکی از کاربردهای متداول ماتریس های واریانس کوواریانس و ماتریس همبستگی، تخمین تعداد عناصر پایانی اشیاء در تصاویر فراطیفی است [۳۳]، [۳۴]. پژوهش حاضر، از این ایده به منظور تخمین تعداد گام های بهینه استفاده نموده است. برای این منظور پس از محاسبه ی ماتریس همبستگی و ماتریس کوواریانس مقدار این دو، از هم کم شده و اولین نقطه ای که تغییر علامت می دهد به عنوان مرحله بهینه انتخاب می شود. علت این تغییر علامت این مرحله دارای بالاترین دقت نقشه تغییر خواهد بود.

به منظور افزایش تفکیک پذیری و کاهش هشدارهای اشتباه دو پارامتر تنظیم قبل از اجرای تکرارهای بعدی الگوریتم اتسو پیشنهاد نمودیم (رابطه ۱۴). مقادیر پارامترهای تنظیم معمولاً به صورت تجربی به دست می آیند.

$$New\_SAMZID_{Tan} = (SAMZID_{Tan})^{(\alpha+\beta+i)} \quad (14)$$

که در آن  $\alpha$  و  $\beta$  پارامترهای تنظیم و  $i$  تکرار مرحله است. مقدار پارامتر تنظیم  $\alpha$  عددی صحیح بزرگتر از صفر و مقدار  $\beta$  عددی بین (0,1) است. مقادیر پارامترها را بر اساس انجام یکسری از آزمایش ها به صورت تجربی تعریف نمودیم و به کارگیری دو پارامتر تنظیم  $\alpha$  و  $\beta$  جزء نوآوری نگارندگان است. استفاده از مقادیر بالای پارامترهای تنظیم باعث هم گرایی در تکرارهای بالاتر می شود؛ بنابراین پیشنهاد

در بخش قبل نحوه ی انتخاب حد آستانه توسط الگوریتم اتسو را تشریح کردیم. همان طور مشخص است الگوریتم اتسو بر اساس بیشینه کردن واریانس درون کلاسی، حد آستانه را انتخاب می کند. در آشکارسازی تغییرات یک سری از نواحی تغییر، دارای مقادیر بالایی نسبت به سایر کلاس های تغییر در فاز پیش بینی کننده می باشند؛ الگوریتم اتسو، فقط قابلیت شناسایی نواحی مذکور - به عنوان نواحی تغییر - را دارد و این در حالی است که یکسری از کلاس های نواحی تغییر مطابق شکل ۶. به اشتباه وارد کلاس بدون تغییر می شوند. این امر موجب کاهش دقت و از دست دادن پیکسل های تغییر می گردد. به منظور افزایش کارایی الگوریتم اتسو یک روش سلسله مراتبی در این مقاله مطابق شکل ۴ ارائه شده است که به صورت تکراری نواحی تغییر را از نواحی بدون تغییر استخراج می کند.

### ۲-۲-۳- معیار توقف

با توجه به ساختار الگوریتم، نیاز به تعیین تکرار بهینه داریم (تکراری که دارای بیشترین محتوای اطلاعات تغییر و در پی آن بیشترین دقت ممکنه را داشته باشد). برای این منظور گام هایی در این مقاله طراحی شده و شامل:

- ۱) به کارگیری الگوریتم اتسو.
- ۲) محاسبه شاخص آماری بر روی نواحی بدون تغییر.
- ۳) بررسی معیار توقف: بلی، برو به گام ۵ و خیر، تکرار گام های ۱ تا ۴.
- ۴) به روز رسانی داده به کمک رابطه ۱۴.
- ۵) محاسبه ماتریس همبستگی و کوواریانس با استفاده از روابط ۱۱ تا ۱۳ و انتخاب تکرار بهینه.
- ۶) استخراج نقشه نهایی متناظر تکرار بهینه.

شاخص های مورد استفاده برای تعیین تکرار بهینه نواحی بدون تغییر عبارت است از:  $MAE$ ،  $MRMS$  و Entropy که در روابط ۱۱ تا ۱۳ آمده است.

$$Entropy = - \sum_{i=1}^n p_i \log_2 p_i \quad (11)$$

۱ Mean Absolute Error  
۲ Mean Root Mean Square

می‌گردد که برای مناطقی که میزان تغییرات کمتر است از مقادیر بالای پارامترهای تنظیم استفاده گردد.

### ۳- منطقه مطالعاتی و مجموعه داده

به منظور ارزیابی کارایی عملکرد روش پیشنهادی، این الگوریتم را بر روی یک مجموعه از تصاویر دو زمانه‌ی فراطیفی سنجنده‌ی هایپریون پیاده‌سازی شده است.

#### ۳-۱- داده فراطیفی

سنجنده‌ی هایپریون، بر روی ماهواره EO-1 قرار دارد و از نوع فضاپرد است. این سنجنده در ۲۴۲ بانده طیفی در طول موج ۰/۴ تا ۲/۵ میکرومتر به صورت پیوسته داده اخذ می‌کند. این سنجنده دارای توان جداسازی مکانی ۳۰ متر و توان جداسازی طیفی ۱۰ نانومتر و دارای پوششی به عرض ۷/۵ کیلومتر است. در این مطالعه از تصاویر این سنجنده استفاده شده است.

#### ۳-۲- منطقه مطالعاتی

این بخش به معرفی داده مورد استفاده در این پژوهش می‌پردازد. در این تحقیق به منظور ارزیابی روش پیشنهادی از دو داده فراطیفی استفاده گردید (شکل ۵). این داده‌ها، به عنوان داده مرجع در چندین پژوهش معتبر علمی مورد استفاده گردیده است [۱۶]، [۱۷]. این امر باعث تسهیل در فرآیند تهیه در واقعیت زمینی می‌شود. به طوری که واقعیت زمینی از طریق مقالات مربوط استخراج گردید و علاوه بر آن به منظور افزایش صحت واقعیت زمینی از تصاویر با قدرت تفکیک مکانی بالا از جمله: داده پانکروماتیک سنجنده ALI و تصاویر Google Earth استفاده شده است.

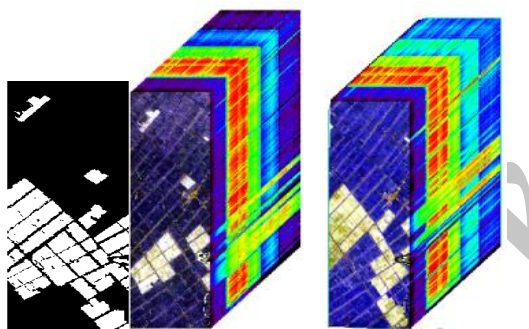
#### ۳-۲-۱- داده اول

داده‌ی اول مورد استفاده در این پژوهش، مربوط به مزارع کشاورزی اطراف شهر جیانگسو<sup>۱</sup> واقع در چین است. این داده در تاریخ‌های ۱۳۸۵/۰۲/۱۲ و ۱۳۸۶/۰۳/۲۶ اخذ شده و ابعاد آن ۱۴۰×۴۲۰ پیکسل است (شکل ۵- الف). این داده دارای پنج کلاس عمده شامل: زمین‌های

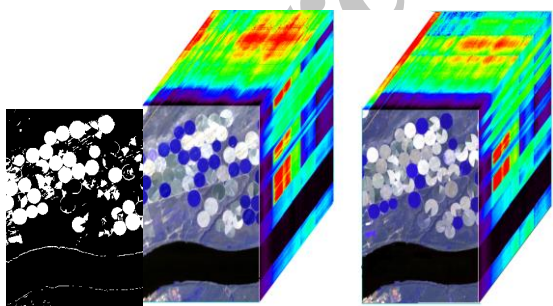
کشاورزی، ساختمان، آب، درخت و جاده بین مزارع است. عمده این تغییرات مربوط به زمین‌های کشاورزی و رودخانه است. این داده به عنوان داده مرجع در بسیاری از تحلیل‌های آشکارسازی تغییرات مورد استفاده قرار گرفته است [۱۶]، [۱۷].

#### ۳-۲-۲- داده دوم

داده دوم نیز مربوط به مزارع کشاورزی است. این داده‌ها به فاصله زمانی سه سال از مزارع هرمیستن<sup>۲</sup> واقع در آمریکا توسط سنجنده هایپریون اخذ شده است. این داده در تاریخ‌های ۱۳۸۳/۰۲/۰۷ و ۱۳۸۶/۰۲/۰۳ اخذ شده و ابعاد آن ۳۰۸×۲۴۱ پیکسل هست (شکل ۵- ب). این داده دارای پنج کلاس عمده شامل: زمین‌های کشاورزی زیر کشت، زمین بایر، زمین آبیاری شده، ساختمان، رودخانه است. عمده این تغییرات کاربری زمین‌های کشاورزی، ساختمان‌ها و قسمتی از رودخانه است.



الف



ب

شکل ۵- الف) نمایش ترکیب رنگی کاذب داده فراطیفی اول اخذ شده در سال‌های ۱۳۸۵ و ۱۳۸۶ در شهر جیانگسو-چین به همراه واقعیت زمینی ب) نمایش ترکیب رنگی کاذب داده فراطیفی دوم اخذ شده در سال‌های ۱۳۸۳ و ۱۳۸۶ در شهر هرمیستن-آمریکا به همراه واقعیت زمینی

<sup>۲</sup> Hermiston

<sup>۱</sup> Jiangsu

#### ۴- پیاده‌سازی و ارزیابی

این بخش به تشریح نتایج به‌دست‌آمده از روش پیشنهادی می‌پردازد. قبل از به‌کارگیری الگوریتم پیشنهادی، پیش‌پردازش بر روی داده‌ها لازم است، در بخش‌های بعدی جزئیات پیش‌پردازش‌ها آمده است. همچنین به‌منظور بررسی کارایی روش پیشنهادی، نتایج به‌دست‌آمده را با سایر روش رایج در آشکارسازی تغییرات تصاویر فراطیفی مقایسه شده است.

#### ۴-۱- پیش‌پردازش داده

یکی از مراحل مهم آشکارسازی تغییرات، پیش‌پردازش است. به‌طور کلی پیش‌پردازش تصاویر فراطیفی، در دو حیطه‌ی طیفی و مکانی انجام می‌شود. پیش‌پردازش‌های طیفی در این تصاویر مربوط به مقادیر درجه‌ی خاکستری است. این پیش‌پردازش‌ها شامل حذف مقادیر بدون داده (به علت جذب آب) که با بررسی بصری داده در محیط نرم‌افزار به‌صورت دستی انجام گرفت، شیفت یک پیکسل که از محدوده، حذف خطوط نوار شدگی، تصحیح اثر انحنای طیفی با ماژول Cross Track Illumination، حذف نویز، تصحیح رادیومتریکی و تصحیح اتمسفری با مدل FLAASH است [۲۶].

پیش‌پردازش مکانی قرار دادن پیکسل‌ها در موقعیت صحیح که به دو صورت نسبی و مطلق انجام می‌شود. در این مقاله هر دو داده فراطیفی چندزمانه به‌صورت نسبی، ثبت هندسی شده‌اند. این کار با پیدا کردن ۴۵ نقاط متناظر در دو تصویر، برای داده اول و ۵۷ نقاط متناظر برای داده دوم به‌صورت دستی انجام می‌شود. زمین مرجع کردن دو تصویر با تابع چندجمله‌ای از درجه دوم انجام شده است. باز نمونه‌برداری آن با روش Bilinear انجام شده است. میزان RMSE ثبت هندسی روی نقاط کنترل حدود ۰/۴ پیکسل برای دو داده است. تمامی پیش‌پردازش‌ها در محیط نرم‌افزار Envi5.3 و در محیط برنامه‌نویسی نرم‌افزار متلب انجام گرفته است.

#### ۴-۲- پیاده‌سازی روش پیشنهادی

روش پیشنهادی پس از انجام پیش‌پردازش‌ها بر روی تصویر چند زمانه‌ی فراطیفی پیاده‌سازی شده و نتایج آن با

دیگر روش‌های معمول آشکارسازی تغییرات مقایسه شده است. همچنین نتایج به‌صورت کمی و کیفی با استفاده از واقعیت زمینی مورد بررسی قرار گرفته است. برای تحلیل کمی از دو شاخص متداول در آشکارسازی تغییرات شامل دقت کلی و شاخص کاپا استفاده شده است.

پس از انجام فاز پیش‌بینی کننده، مقادیر پارامترهای تنظیمی بر اساس روش‌های تجربی با انجام یکسری از آزمایش‌ها به‌دست‌آمده است. نحوه به دست آوردن این پارامترها بدین‌صورت است که، ابتدا برای هرکدام یک بازه تعریف می‌شود. به ازای هر بازه پارامتر  $\beta$  نتایج ماتریس (تفاضل ماتریس همبستگی با ماتریس واریانس کوواریانس) بررسی می‌گردد. در این تحقیق، پارامتر  $\alpha$  در بازه (0,1) و پارامتر  $\beta$  در بازه [0,4] تعریف شده است. هرکدام از این پارامترها از مقدار پارامتر برای داده چین،  $\alpha$  برابر با ۳ و مقدار  $\beta$  برابر با ۰/۴۵۹ و همچنین برای داده آمریکا برابر  $\alpha$  برابر با ۰ و مقدار  $\beta$  برابر با ۰/۴۵۹ در نظر گرفته شد. سپس برای هر تکرار مقادیر هرکدام از شاخص‌های مورد استفاده به‌منظور مشخص نمودن مرحله بهینه محاسبه گردید. این شاخص‌ها شامل MAE، MRMS و Entropy است و مقادیر در جدول ۱ آمده است.

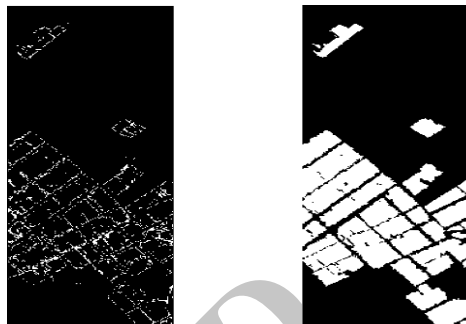
جدول ۱- مقادیر شاخص‌های آماری داده اول برای انتخاب تکرار بهینه

مرحله تکرار	MAE	MRMS	Entropy
اول	0.0049	0.0067	1.8631
دوم	0.0045	0.0056	1.7117
سوم	0.0042	0.0050	1.5911
چهارم	0.0039	0.0046	1.4669
پنجم	0.0036	0.0042	1.3115

پس از محاسبه این شاخص‌ها، تفاضل ماتریس کوواریانس و ماتریس همبستگی محاسبه گردید. ابعاد ماتریس با تعداد تکرارها در هر یک از داده‌ها در ارتباط است. بنابراین چون برای داده اول ۵ تکرار داشتیم، ابعاد ماتریس تشکیل شده ۵×۵ است. اعضای این ماتریس، مفهوم فیزیکی خاصی ندارد اما کلیات آن نشان‌دهنده تکرار بهینه الگوریتم اتسو را بیان می‌کند. این ابعاد برای داده دوم که ۱۵ تکرار داشته است، ۱۵×۱۵ است.

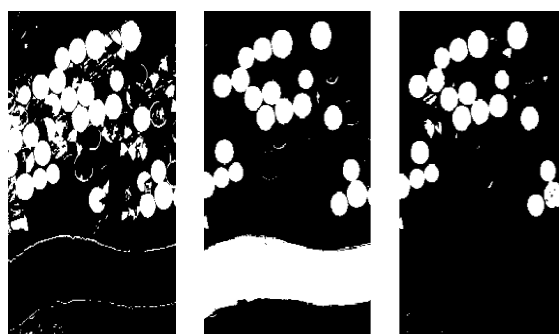
در قسمت‌های قبل به ضعف الگوریتم اتسو و هدف از اجرای الگوریتم اتسو به‌صورت سلسله مراتبی اشاره شد. برای درک بهتر این موضوع روش پیشنهادی را بدون فرآیند تکرار برای داده اول پیاده سازی نمودیم. شکل ۶

پیکسل‌هایی را نمایش می‌دهد که توسط الگوریتم اتسو کشف نشده و به اشتباه وارد کلاس بدون تغییر شده است. یکی از قابلیت‌های روش پیشنهادی، پتانسیل یافتن چنین پیکسل‌ها، در طی فرآیند سلسله مراتبی است.



الف) واقعیت زمینی  
ب) تغییرات شناسایی نشده  
شکل ۶- تغییرات کشف نشده توسط الگوریتم اتسو

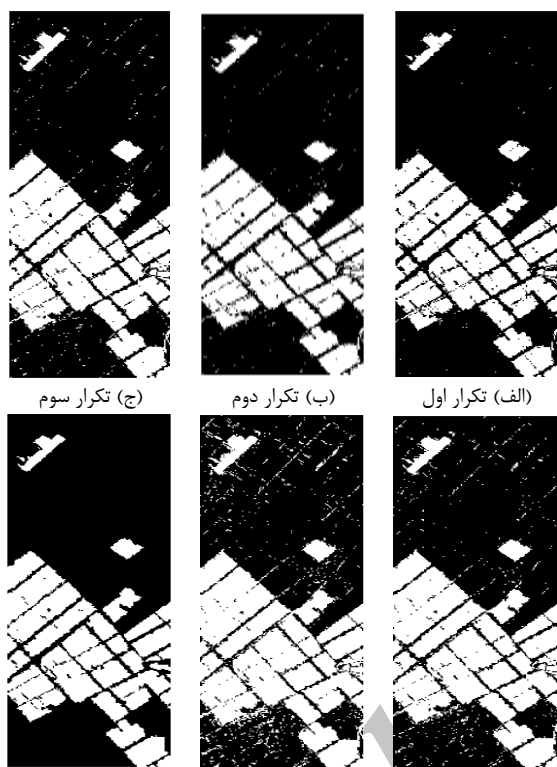
به منظور نشان دادن و اثبات کارایی ترکیب شدن روش‌های شباهت و فاصله مبنا شکل ۷ را در نظر بگیرید. این شکل خروجی دو شکل شباهت و فاصله مبنا با به کارگیری الگوریتم اتسو به منظور انتخاب حد آستانه، قبل از ترکیب شدن آن‌ها را نشان می‌دهد. در این شکل به خوبی نمایان است که قبل از ترکیب شدن هر کدام از این روش‌ها کارایی خوبی برای آشکارسازی ارائه نمی‌دهند. به طوری که تعداد پیکسل‌های زیادی وجود دارد که توسط الگوریتم M-ZSA کشف نشده است. همچنین تعداد پیکسل‌های زیادی توسط الگوریتم SAM به اشتباه شناخته شده است.



الف) M\_ZSA  
ب) SAM  
ج) واقعیت زمینی  
شکل ۷- خروجی روش‌های فاصله مبنا و شباهت مبنا

شکل ۸ خروجی روش پیشنهادی را در تکرارهای متفاوت نشان می‌دهد. شکل ۸-الف تکرار اول را نشان می‌دهد که برخی از پیکسل‌های تغییر شناسایی نشده است. در ادامه در تکرار دوم، حداکثر تغییرات شناسایی شده است. شکل ۸-ج، د، ه نشان می‌دهد که با

افزایش تعداد مراحل بعد از یک مرحله خاصی، نرخ شناسایی به حد اشباع رسیده و باعث افزایش نرخ هشدارهای اشتباه می‌شود. خروجی‌های الگوریتم پیشنهادی را مورد ارزیابی قرار دادیم. مطابق شکل ۸ و جدول ۲ خروجی روش پیشنهادی برای داده اول که در آن تکرار دوم دارای بالاترین دقت کاپا و شاخص دقت کلی نتیجه نسبت به سایر تکرارها است.



الف) تکرار اول  
ب) تکرار دوم  
ج) تکرار سوم  
د) تکرار چهارم  
ه) تکرار پنجم  
و) واقعیت زمینی  
شکل ۸- خروجی روش پیشنهادی در تکرارهای متفاوت داده اول

با توجه به خروجی‌های به دست آمده از روش پیشنهادی، استفاده از پارامترهای تنظیم باعث بهبود دقت شده است. به طوری که در تکرار اول به دقتی بالای ۹۷,۸۶٪ دست یافتیم که از دقت الگوریتم اتسو مرجع (۹۵,۶۵٪) بالاتر است. در تکرارهای بعد این دقت ارتقا یافته به طوری که به بالاترین مقدار خود یعنی ۹۸,۴۸٪ رسیده و پس از همگرا شدن یعنی در تکرارهای بعدی، دقت به تدریج کاهش می‌یابد.

به منظور تحلیل دقیق تر روش پیشنهادی، نرخ هشدارهای اشتباه را برای روش پیشنهادی در تکرارهای متفاوت مورد بررسی قرار دادیم. جدول ۲ نشان دهنده نرخ هشدارهای اشتباه برای روش پیشنهادی در داده اول در تکرارهای متفاوت است. تکرار دوم کمترین هشدارهای اشتباه را دارد.

برخوردار هستند. این به ذات داده بر می‌گردد که در محیط‌های پیچیده با کاربری زیاد، این روش‌ها کارایی خوبی ندارند. اما روش پیشنهادی از این موضوع چندان متأثر نیست چراکه برای داده دوم اگرچه دقت کاهش یافته، ولی کاهش دقت به‌طور محسوسی بوده است. همچنین کارایی رویه تکراری پیشنهادی در داده دوم، نمود بالایی پیدا کرده است، زیرا که دقت در حالت بدون تکرار (Otsu-SAMZID) برای داده دوم ۸۶٪ است، اما با تکرار نمودن این دقت افزایش یافته به‌طوری‌که دقت بالای ۹۵٪ برای داده دوم رسیدیم. این امر نشان می‌دهد که برای داده‌های با تعداد کلاس کاربری زیاد، این روش کارایی بالایی دارد.

پس از مقایسه کمی روش پیشنهادی با سایر روش‌ها، به‌صورت کیفی هم مورد بررسی قرار گرفته است. با توجه به نتایج ارائه شده در شکل ۹ برای دو داده فراطیفی، بیشتر روش‌ها تمامی تغییرات را استخراج نموده است؛ اما تفاوت روش‌ها برای داده اول، بیشتر در تشخیص‌های تغییرات کشف نشده است، که در شکل ۹ به‌خوبی نمایان است. برای داده دوم، بیشتر روش‌های متداول دارای نرخ هشدارهای اشتباه بالایی هستند. دو روش  $C^2VA$  و Otsu-SAMZID دارای نرخ کم هشدارهای اشتباه است ولی هنوز تغییرات کشف نشده زیادی دارد، اما روش پیشنهادی در هر دو داده عملکرد خوبی داشته است. همچنین برپایه نتایج ارائه شده شکل ۹ از لحاظ بصری، روش DCB-FCM اگرچه دارای عملکردی نسبتاً خوبی نسبت به سایر روش‌های مورد مقایسه داشته است. اما هنوز یکسری از نواحی تغییر، به‌صورت کشف نشده وجود دارد. این موضوع بیشتر در داده دوم نمایان است، درحالی‌که روش پیشنهادی دارای عملکردی بهتر بوده و بیشتر تغییرات در دو داده شناسایی شده است.

جدول ۴- تحلیل دقت سایر روش‌ها و روش پیشنهادی

روش	داده	دقت کلی (%)	شاخص کاپا	نرخ هشدار اشتباه (%)
SSB-Otsu	اول	۹۷,۱۷۸	۰,۹۳۳	۲,۸۸۳
	دوم	۷۷,۸۵۵	۰,۴۰۰۳	۲۲,۱۴۵
DCB-FCM	اول	۸۸,۴۸۵	۰,۷۵۵	۱۱,۵۱۶
	دوم	۸۴,۹۹۱	۰,۵۷۳	۱۵,۰۰۱
Otsu-SAMZID	اول	۹۵,۶۵۴	۰,۸۹۵۵	۴,۳۴۵
	دوم	۸۶,۶۲۲	۰,۵۵۸۱	۱۳,۳۸
$C^2VA$	اول	۷۶,۵۲۸	۰,۳۱۸۹	۲۳,۴۷۱
	دوم	۸۴,۵۷۵	۰,۴۱۸۹	۱۵,۴۲
روش پیشنهادی	اول	۹۸,۴۸۸	۰,۹۶۵۰	۱,۵۱
	دوم	۹۵,۱۲۵	۰,۸۷۰۳	۴,۸

جدول ۲- تحلیل دقت در تکرارهای متفاوت الگوریتم پیشنهادی برای داده اول

تکرار	شاخص کاپا	دقت کلی (%)	نرخ هشدار اشتباه (%)
۱	۰,۹۴۹	۹۷,۸۶	۲,۱۳
۲	۰,۹۶۵	۹۸,۴۸	۱,۵۱
۳	۰,۹۴۰	۹۷,۳۷	۲,۶۲
۴	۰,۹۰۴	۹۵,۷۷	۴,۲۲

همچنین نتایج حاصل از تکرارهای متفاوت، برای داده دوم در جدول ۳ ارائه گردید. مطابق این جدول تکرار سوم دارای، بالاترین دقت و کمترین نرخ هشدارهای اشتباه است.

جدول ۳- تحلیل دقت در تکرارهای متفاوت الگوریتم پیشنهادی برای داده دوم

تکرار	شاخص کاپا	دقت کلی (%)	نرخ هشدار اشتباه (%)
۱	۰,۷۴۸۲	۹۱,۵۰	۸,۵۰
۲	۰,۷۴۸۲	۹۳,۸۵	۶,۱۵
۳	۰,۸۷۰۳	۹۵,۱۲	۴,۸۸
۴	۰,۷۰۴۰	۸۹,۱۸	۱۱,۸۲
۵	۰,۶۹۰۲	۸۷,۱۳	۱۲,۸۷

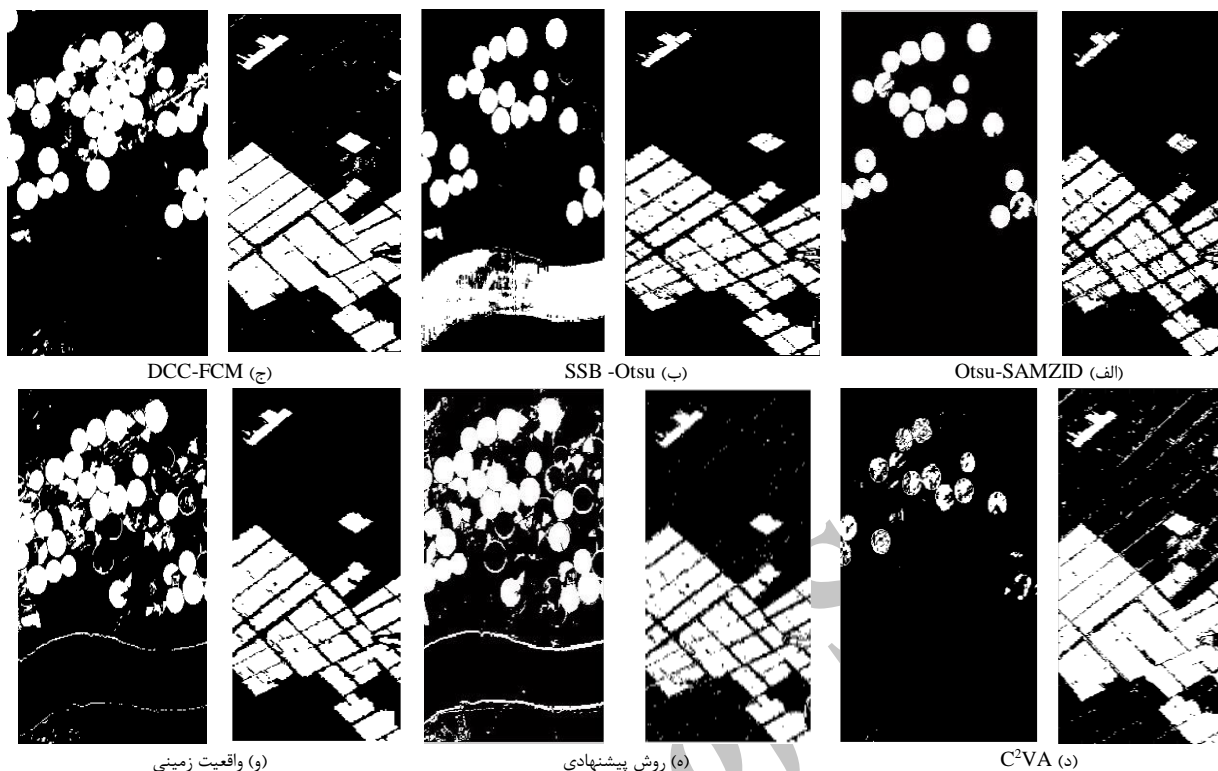
پس از تحلیل بصری روش پیشنهادی، لازم است سایر روش‌های متداول آشکارسازی تغییرات تصاویر فراطیفی به‌صورت بصری و کمی مقایسه و ارزیابی شوند. این روش‌ها شامل [17] SCD، DCB-FCM<sup>۱</sup> و [31]  $C^2VA$  و اتسو با  $SAMZID_{Tan}$  است. SCD یک روش آشکارسازی تغییرات مبتنی بر تشکیل زیر فضای پس‌زمینه است. DCB-FCM یک روش نظارت‌نشده آشکارسازی تغییرات که از روی هم گذاشتن تصاویر مبتنی بر شناسایی هدف‌ها است. برای این روش تعداد خوشه‌ها را برابر با دو و تعداد تکرارها را برابر ۱۰۰ در نظر گرفتیم. مقادیر حدآستانه روش SCD با الگوریتم اتسو به‌صورت نظارت نشده تعیین می‌گردد.  $C^2VA$  یک روش بدون نظارت آشکارسازی تغییرات که مبتنی بر الگوریتم تحلیل بردار تغییر و انتخاب حدآستانه بر اساس تئوری بیشینه‌سازی امید ریاضی است. همچنین مقدار اولیه پارامتر تنظیم این روش برابر ۰,۸ برای داده اول و ۰,۸۹ برای داده دوم در نظر گرفته شده است. با پیاده‌سازی این روش‌ها و روش پیشنهادی نتایج حاصله در جدول ۴ و شکل ۹ ارائه گردید. جدول ۴ دقت کلی، شاخص کاپا و نرخ هشدارهای اشتباه را برای سایر روش‌ها و روش پیشنهادی برای دو داده فراطیفی ارائه می‌دهد. همان‌طور که مشخص است، تقریباً همه روش‌ها برای داده اول دقت بالایی دارند، اما برای داده دوم دقت نسبتاً پایینی

<sup>۱</sup> Subspace-based Change Detection

<sup>۲</sup> Direct Classification Based Fuzzy C-Means

بهرتر داشته است. این موضوع کارا بودن روش پیشنهادی را بیان می‌کند.

بر اساس تحلیل‌های انجام شده در شکل ۹ و جدول ۴، روش پیشنهادی نسبت به انواع تغییرات دارای عملکردی



شکل ۹- مقایسه روش پیشنهادی با سایر روش‌های آشکارسازی تغییرات، شکل اول همه قسمت‌ها مربوط به داده اول و قسمت دوم مربوط به داده دوم است

آشکارسازی تغییرات کاربری اراضی هستند، به طوری که بیشتر روش‌ها در دو مجموعه داده دارای دقت موازی بالای ۸۰٪ بودند. (۲) ترکیب روش‌های فاصله و شباهت مبنا می‌تواند به عنوان یک پیش‌بینی کننده تغییرات باعث بهبود نتایج آشکارسازی تغییرات شود. (۳) بیشتر روش‌های آشکارسازی تغییرات بکار گرفته شده در این پژوهش، نسبت به نوع داده حساسیت داشتند و نتایج حاصله در برابر داده‌های متغیر بوده است. در حالی که این مسئله در برابر روش پیشنهادی کمتر دیده شده، به طوری که در دو مجموعه داده دارای دقت موازی بالای ۹۵٪ داشته است. این موضوع کارا بودن روش پیشنهادی در برابر انواع تغییرات کاربری را نشان می‌دهد. (۴) روش پیشنهادی دارای نرخ شناسایی تغییرات بالا و نرخ هشدارهای کم نسبت به سایر روش‌ها است، که نتایج بصری و کمی انجام شده در این پژوهش اثبات این موضوع است. (۵) روش پیشنهادی علاوه بر سادگی در پیاده‌سازی دارای بار محاسباتی کمتر، نسبت به سایر روش‌های متداول آشکارسازی تغییرات است. همچنین یکی از خصوصیات روش پیشنهادی، بدون نظارت بودن آن است.

به طور کلی بر اساس تحلیل‌های انجام شده می‌توان گفت که اولاً روش پیشنهادی توانمندی بالایی استفاده از تصاویر فراطیفی در شناسایی تغییرات را تصدیق می‌کند، ثانیاً قابلیت شناسایی روش پیشنهادی در مقایسه به سایر روش‌های متداول را مورد تأیید قرار می‌دهد.

#### ۴- نتیجه‌گیری

در این مقاله یک روش نوین آشکارسازی تغییرات بر پایه روش‌های تناظر مبنا و الگوریتم اتسو ارائه شد. روش پیشنهادی بر روی دو مجموعه فراطیفی مورد آزمایش و ارزیابی قرار گرفت. نتایج حاصله به صورت بصری و کمی مورد ارزیابی قرار گرفت. با توجه به چالش‌های موجود در آشکارسازی تغییرات کاربری اراضی با استفاده از تصاویر فراطیفی، روش پیشنهادی سعی می‌کند که این چالش‌ها را حذف یا به حداقل برساند. استفاده از روش‌های ترکیبی شباهت و فاصله مبنا باعث افزایش کارایی در آشکارسازی تغییرات می‌شود. به طور کلی بر پایه تحلیل‌های انجام شده روی داده فراطیفی دو زمانه روش پیشنهادی نتایج زیر را حاصل می‌کند. (۱) تصاویر فراطیفی دارای پتانسیل بالایی در

- [1] Vipin Kuma, Xi C. Chen, and James H. Faghmous, "Online Change Detection Algorithm for Noisy Time-Series: An application to near-real time burned area mapping," in IEEE, Atlantic City, NJ, 2015, pp. 1537 – 1536.
- [2] S. Liu, L. Bruzzone, F. Bovolo, and P. Du, "A novel hierarchical method for change detection in multitemporal hyperspectral images," in 2013 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium-IGARSS, 2013, pp. 823–826.
- [3] S. Liu, L. Bruzzone, F. Bovolo, and P. Du, "Unsupervised Multitemporal Spectral Unmixing for Detecting Multiple Changes in Hyperspectral Images," IEEE Trans. Geosci. Remote Sens., vol. 54, no. 5, pp. 2733–2748, 2016.
- [4] M. Hasanlou and S. T. Seydi, "Novel Wetland and Water Body Change Detction using Multitemporal Hyperspectral Imagery," presented at the International Water Conference 2016 on Water Resources in Arid Areas, Oman, Muscat, 2016.
- [5] D. Scheffler and P. Karrasch, "Preprocessing of hyperspectral images: a comparative study of destriping algorithms for EO1-hyperion," in SPIE Remote Sensing, 2013, p. 88920H–88920H.
- [6] M. Hasanlou, F. Samadzadegan, and S. Homayouni, "SVM-based hyperspectral image classification using intrinsic dimension," Arab. J. Geosci., vol. 8, no. 1, pp. 477–487, 2015.
- [7] J. Yang and W. Sun, "Automatic analysis of the slight change image for unsupervised change detection," J. Appl. Remote Sens., vol. 9, no. 1, pp. 095995–095995, 2015.
- [8] A. Singh, "Review article digital change detection techniques using remotely-sensed data," Int. J. Remote Sens., vol. 10, no. 6, pp. 989–1003, 1989.
- [9] S. Salehi and M. J. V. Zoej, "Unsupervised change detection based on improved Markov random field technique using multichannel synthetic aperture radar images," J. Appl. Remote Sens., vol. 8, no. 1, pp. 083591–083591, 2014.
- [10] J. Yang and W. Sun, "Automatic analysis of the slight change image for unsupervised change detection," J. Appl. Remote Sens., vol. 9, no. 1, pp. 095995–095995, 2015.
- [11] P. Du, J. Xia, and L. Feng, "Monitoring urban impervious surface area change using China-Brazil Earth Resources Satellites and HJ-1 remote sensing images," J. Appl. Remote Sens., vol. 9, no. 1, pp. 096094–096094, 2015.
- [12] R. B. Smith, "Introduction to hyperspectral imaging," Microimages Retrieved June, vol. 30, p. 2008, 2006.
- [13] Q. Du, L. Wasson, and R. King, "Unsupervised linear unmixing for change detection in multitemporal airborne hyperspectral imagery," in International Workshop on the Analysis of Multi-Temporal Remote Sensing Images, 2005., 2005, pp. 136–140.
- [14] M. T. Eismann, J. Meola, and R. C. Hardie, "Hyperspectral change detection in the presence of diurnal and seasonal variations," IEEE Trans. Geosci. Remote Sens., vol. 46, no. 1, pp. 237–249, 2008.
- [15] P. Marpu, P. Gamba, and J. A. Benediktsson, "Hyperspectral change detection using IR-MAD and feature reduction," in Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2011 IEEE International, 2011, pp. 98–101.
- [16] C. Wu, L. Zhang, and B. Du, "Targeted change detection for stacked multi-temporal hyperspectral image," in Hyperspectral Image and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing (WHISPERS), 2012 4th Workshop on, 2012, pp. 1–4.
- [17] C. Wu, B. Du, and L. Zhang, "A subspace-based change detection method for hyperspectral images," IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens., vol. 6, no. 2, pp. 815–830, 2013.
- [18] D. Çeşmeci, A. C. Karaca, A. Ertürk, M. K. Güllü, and S. Ertürk, "Hyperspectral change detection by multi-band Census Transform," in 2014 IEEE Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2014, pp. 2969–2972.
- [19] A. Ertürk and A. Plaza, "Informative change detection by unmixing for hyperspectral images," IEEE Geosci. Remote Sens. Lett., vol. 12, no. 6, pp. 1252–1256, 2015.
- [20] R. Shah-Hosseini, S. Homayouni, and A. Safari, "A hybrid kernel-based change detection method for remotely sensed data in a similarity space," Remote Sens., vol. 7, no. 10, pp. 12829–12858, 2015.
- [21] S. Liu, "Advanced Techniques for Automatic Change Detection in Multitemporal Hyperspectral Images," University of Trento, 2015.

- [22] Choi, Seung-Seok, Sung-Hyuk Cha, and Charles C. Tappert, "A Survey of Binary Similarity and Distance Measures." *Journal of Systemics, Cybernetics and Informatics*, vol. 8, no. 1, pp. 43–48, 2010
- [23] L. Xu, S. Zhang, Z. He, and Y. Guo, "The comparative study of three methods of remote sensing image change detection," in *2009 17th International Conference on Geoinformatics*, 2009, pp. 1–4.
- [24] T. A. Moughal and F. Yu, "An Automatic Unsupervised Method Based on Context-Sensitive Spectral Angle Mapper for Change Detection of Remote Sensing Images," in *Advanced Data Mining and Applications*, Springer, 2014, pp. 151–162.
- [25] S. Adar, Y. Shkolnisky, and E. Ben Dor, "A new approach for thresholding spectral change detection using multispectral and hyperspectral image data, a case study over Sokolov, Czech Republic," *Int. J. Remote Sens.*, vol. 35, no. 4, pp. 1563–1584, 2014.
- [26] X. Wen and X. Yang, "A new change detection method for two remote sensing images based on spectral matching," in *Industrial Mechatronics and Automation, 2009. ICIMA 2009. International Conference on*, 2009, pp. 89–92.
- [27] Y. Du, C.-I. Chang, H. Ren, C.-C. Chang, J. O. Jensen, and others, "New hyperspectral discrimination measure for spectral characterization," *Optical Engineering* ., vol. 43, no. 8, pp. 1777–1786, 2004.
- [28] C.-I. Chang, "An information-theoretic approach to spectral variability, similarity, and discrimination for hyperspectral image analysis," *Inf. Theory IEEE Trans. On*, vol. 46, no. 5, pp. 1927–1932, 2000.
- [29] S. Padma and S. Sanjeevi, "Jeffries Matusita based mixed-measure for improved spectral matching in hyperspectral image analysis," *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinformation*, vol. 32, pp. 138–151, 2014.
- [30] N. Otsu, "A threshold selection method from gray-level histograms," *Automatica*, vol. 11, no. 285–296, pp. 23–27, 1975.
- [31] "A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms," *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.*, vol. 9, no. 1, pp. 62–66, 1979.
- [32] H.-F. Ng, "Automatic thresholding for defect detection," *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 27, no. 14, pp. 1644–1649, 2006.
- [33] B. Luo, J. Chanussot, S. Douté, and L. Zhang, "Empirical automatic estimation of the number of endmembers in hyperspectral images," *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, vol. 10, no. 1, pp. 24–28, 2013.
- [34] Harsanyi, J. C., W. H. Farrand, and Chein-I. Chang. "Determining the number and identity of spectral endmembers: an integrated approach using Neyman-Pearson eigen-thresholding and iterative constrained RMS error minimization." *Proceedings of the Thematic Conference on Geologic Remote Sensing*. Vol. 1. ENVIRONMENTAL RESEARCH INSTITUTE OF MICHIGAN, 1993
- [35] F. Bovolo, S. Marchesi, and L. Bruzzone, "A framework for automatic and unsupervised detection of multiple changes in multitemporal images," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 50, no. 6, pp. 2196–2212, 2012.