

تأثیر استفاده از اطلاعات همسایگی مکانی در دقت خوشه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای

سید باقر فاطمی^{۱*}، محمدرضا مباحثی^۲، علی اکبر آبکار^۳

^۱دانشجوی دکتری سنجش از دور - دانشکده مهندسی نقشه‌برداری - دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی
sbfatemi@gmail.com

^۲دانشیار گروه سنجش از دور - دانشکده مهندسی نقشه‌برداری - دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی
mobasheri@kntu.ac.ir

^۳استادیار گروه سنجش از دور - دانشکده مهندسی نقشه‌برداری - دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی
abkar@kntu.ac.ir

(تاریخ دریافت اسفند ۱۳۹۲، تاریخ تصویب اردیبهشت ۱۳۹۳)

چکیده

تا کنون برای بهبود دقت روش‌های خوشه‌بندی پیشنهادات متعددی ارائه شده است که از آن جمله می‌توان به استفاده از روش‌های نیمه نظارت شده، ترکیب خوشه‌بندی‌ها و خوشه‌بندی دوگانه اشاره نمود. یکی از مهمترین رویکردها در این زمینه استفاده از اطلاعات مکانی تصویر می‌باشد. در این تحقیق چهار روش خوشه‌بندی که از اطلاعات مکانی سطح تصویر استفاده می‌کنند با یکدیگر مقایسه گردید. این چهار روش شامل اعمال فیلتر اکثریت، استفاده از داده‌های بافت، خوشه‌بندی مبتنی بر شیء، و استفاده از میدان‌های تصادفی مارکوف می‌باشند که در کنار روش خوشه‌بندی k-means ساده روی چهار نمونه تصویر آزمایش شدند. استفاده از داده‌های بافت برای تصاویر واقعی تا ۱۰٫۸ درصد و روش میدان‌های تصادفی مارکوف برای تصاویر شبیه‌سازی شده با ۲۲٫۸ درصد بیشترین افزایش دقت را نسبت به خوشه‌بندی k-means نشان داده‌اند. نتایج این پژوهش نشان می‌دهند که استفاده از خوشه‌بندی k-means در شکل ساده‌اش به هیچ وجه همه توانایی اطلاعاتی تصویر را به کار نمی‌گیرد و نتایج و انتظارات کاربر را برآورده نخواهد کرد و استفاده از اطلاعات همسایگی یکی از بهترین راهکارهای افزایش دقت می‌باشد.

واژگان کلیدی: اطلاعات مکانی، تصویر ماهواره‌ای، خوشه‌بندی، سنجش از دور

* نویسنده رابط

۱- مقدمه

استفاده می‌کنند روش‌های نیمه نظارت شده می‌گویند [۶]. یکی از متداول‌ترین این اطلاعات جانبی استفاده از قیود^۴ در هنگام خوشه‌بندی است. این قیود می‌توانند هر نوع رابطه منطقی بین نمونه‌ها را شامل شوند؛ روابطی که در حالت عادی خوشه‌بندی در نظر گرفته نمی‌شوند. در خوشه‌بندی تصاویر، انواع قیود و روش‌ها را می‌توان در نظر گرفت. دسته‌ای از این قیود می‌تواند بر اساس اطلاعات حیطة مکان تصویر تعریف شود. پیکسل‌های مربوط به یک عارضه در کنار یکدیگر در تصویر قرار دارند و به همین دلیل یکی از صریح‌ترین روابط خارج از فضای ویژگی، می‌تواند از روابط همسایگی پیکسل‌ها در فضای تصویر نشأت گیرد. کنار هم قرار گرفتن پیکسل‌ها هم در فضای ویژگی و هم در فضای تصویر به این معنی است که به احتمال زیاد آن پیکسل‌ها به یک شیء واحد تعلق دارند. بنابراین می‌توان از این ارتباطات مکانی معنی‌دار در جهت هدایت خوشه‌بندی و فائق آمدن بر مشکلاتی نظیر شباهت طیفی استفاده نمود.

۲- استفاده از اطلاعات مکانی در خوشه‌بندی

تصاویر

تا به حال روش‌های خوشه‌بندی متعددی بر مبنای استفاده از اطلاعات همسایگی در تصویر معرفی شده‌اند که هر کدام به نحوی ادعای بالا بردن دقت را دارند. با این حال معمولاً این ارزیابی و مقایسه در قیاس با روش‌هایی انجام می‌شود که خود از اطلاعات همسایگی حیطة مکان تصویر بهره‌ای نمی‌برند. پیاده‌سازی و مقایسه همه روش‌های پیشنهاد شده توسط محققین ممکن نیست؛ به همین دلیل در این تحقیق سعی بر آن است تا چند روش خوشه‌بندی متداول در این زمینه که پیاده‌سازی آنها توسط نرم‌افزارهای رایج، ممکن و استفاده از آنها در دنیای سنجش از دور متداول باشد را از جنبه‌های مختلف مقایسه کرده و نتایج نهایی استفاده از اطلاعات همسایگی مکانی در خوشه‌بندی، تحلیل و بررسی شود.

بهبود دقت به کمک استفاده از اطلاعات بافت یکی از روش‌های مطرح در این زمینه است. در [۱۴] قطعه‌بندی یک تصویر تک‌باندی به کمک خوشه‌بندی از طریق داده-

خوشه‌بندی را می‌توان دسته‌بندی عوارض بر اساس معیارهایی از شباهت در گروه‌هایی مشخص نامید، به گونه‌ای که عوارض موجود در یک گروه به هم شباهت بالایی داشته و عوارض دسته‌های مختلف بیشترین تفاوت را داشته باشند. این گروه‌ها را خوشه می‌نامند [۷ و ۵]. اهمیت و کاربرد خوشه‌بندی در پردازش تصاویر و استخراج اطلاعات آنچنان زیاد است که روش‌های متعددی بر مبنای استفاده از خوشه‌بندی در زمینه‌های قطعه‌بندی، طبقه‌بندی، فشرده‌سازی و جستجوی تصاویر ارایه شده‌اند [۴ و ۱۶ و ۳ و ۶]. از این رو بالا بردن دقت روش‌های خوشه‌بندی از اهمیت به‌سزایی برخوردار است. برای تقویت روش‌های خوشه‌بندی پیشنهادات متعددی ارایه شده است که از آنجمله می‌توان به استفاده از روش‌های نیمه نظارت شده، ترکیب خوشه‌بندی‌ها^۱ و خوشه‌بندی دوگانه^۲ [۶] اشاره نمود. هر کدام از این راهکارها می‌توانند بخشی از ضعف‌های روش‌های موجود را جبران نمایند که البته هر روش نقاط ضعف و قوت خود را دارا می‌باشد. خوشه‌بندی بر اساس گروه‌بندی نمونه‌ها به کمک ویژگی‌های اندازه‌گیری شده آنها تعریف می‌شود. این ویژگی‌ها در فضای ویژگی مرتب می‌شوند و گروه‌ها و خوشه‌ها نیز عملاً در این فضا تعریف می‌شوند. درباره خوشه‌بندی تصاویر نیز این موضوع صدق می‌کند و اغلب روش‌های خوشه‌بندی بردار مقادیر طیفی پیکسل‌ها (یا هر ویژگی دیگر) را به فضای طیفی می‌برند و در نهایت آنها را خوشه‌بندی می‌کنند. در اینجا به دلایل مختلف نظیر مشابهت طیفی، پیکسل‌های مختلط، اثرات محیطی و جوی؛ پیکسل‌ها در فضای ویژگی معمولاً گروه‌های مشخص و متمایز را به سختی ایجاد می‌کنند و مرز خوشه‌ها چندان واضح و مجزا نیست.

از طرف دیگر خوشه‌بندی ذاتاً یک مساله بدخیم^۳ است چرا که داده‌ها فقط بر اساس اطلاعات موجود در داده‌ها، به تعدادی نامعلوم خوشه تقسیم می‌شوند [۶]. بنابراین با کمک اطلاعات بیرونی می‌توان به خوشه‌بندی کمک نمود. به روش‌های خوشه‌بندی که از چنین اطلاعات جانبی

^۱ Clustering Ensembles

^۲ Coupled Clustering or Co-clustering

^۳ Ill-posed problem

^۴ Constraints

اکثریت ۳ در ۳ روی نتایج خوشه‌بندی بهره‌گیری می‌شود. با این کار، گروهی از پیکسل‌های همسایه تشکیل می‌شوند که هم مقدار هستند. این گروه‌ها همان قطعه‌های نهایی می‌باشند. نتایج این تحقیق نشان می‌دهد که منطق اکثریت گرچه در رفع نویزها موفق عمل می‌کند ولی می‌تواند باعث از دست رفتن عوارض نقطه‌ای و به خصوص عوارض خطی و حتی جابجایی مرز واقعی عوارض شود. یکی از متداول‌ترین روش‌های استفاده از این منطق، اعمال یک فیلتر اکثریت^۵ روی نتایج خوشه‌بندی می‌باشد. این روش با جزییاتی که در بخش ۴ آمده است در این تحقیق پیاده‌سازی و بررسی شده است.

یکی از روش‌های متداول استفاده از اطلاعات همسایگی، استفاده از میدان‌های تصادفی مارکوف می‌باشد [۱۷]. این روش با در نظر گرفتن اطلاعات همسایگی، پارامترهای یک مدل احتمالی را محاسبه کرده و در نهایت درباره برچسب پیکسل تصمیم‌گیری می‌نماید. همچنین این روش با توجه به منطقی که به کار می‌برد یکی از روش‌های قوی در این زمینه محسوب می‌شود. HongLei و همکاران [۹] با توجه به مشکل نوفه در تصاویر و حساسیت روش FCM^۶ به آن، از میدان‌های تصادفی مارکوف برای حل مشکل کمک گرفته‌اند. در روش ایشان یک تبدیل مولفه‌های اصلی روی تصویر انجام می‌شود. سپس تابع چگالی مولفه اول تبدیل آنالیز می‌شود تا تعداد اولیه کلاس‌ها و مراکز اولیه استخراج شوند. تابع عضویت پیکسل‌ها بر اساس اطلاعات همسایگی و به کمک میدان‌های تصادفی مارکوف تعریف شده است. به این صورت اطلاعات حیطة مکان در تابع هدف FCM وارد شده است تا دقت کار با جبران اثر نوفه بالا رود. ایشان تابع عضویت خوشه‌ها را با ضرب یک احتمال که از میدان‌های تصادفی مارکوف به دست می‌آید تغییر داده‌اند. به این ترتیب مقدار عضویت هر پیکسل به خوشه‌ها علاوه بر مقدار طیفی پیکسل، از مقدار عضویت همسایگان آن نیز تاثیر می‌پذیرد. ایشان الگوریتم خود را روی تصاویر شبیه‌سازی شده و یک تصویر QuickBird آزمایش کرده و حدود ۸ درصد نسبت به روش FCM بهبود دقت به دست آورده‌اند. جزییات پیاده‌سازی این روش در بخش ۴ آمده است.

های بافت مورد بحث قرار گرفته است. در تحقیق مذکور از اطلاعات همسایگی نظیر بزرگی و جهت بردار گرادیان و همچنین لبه‌ها به عنوان ویژگی در کنار شدت برای خوشه‌بندی استفاده شده است. نکته قابل توجه این است که اطلاعات حاصل از خوشه‌بندی به تصویر منتقل و با استفاده از آنها تصویر قطعه‌بندی شده است. نتایج نشان داد که استفاده از اطلاعات همسایگی می‌تواند در بالا بردن قابلیت‌های خوشه‌بندی موثر باشد. تحقیقات دیگری نیز در زمینه استفاده از اطلاعات بافت برای خوشه‌بندی انجام شده است [۱۲].

یکی دیگر از راهبردهای رایج استفاده از اطلاعات مکانی در خوشه‌بندی تصاویر، ایجاد قطعه‌ها و سپس خوشه‌بندی آنها می‌باشد. این کار معمولاً با دو هدف انجام می‌پذیرد. هدف اول استفاده از مزایای روش‌های مبتنی بر شیء^۱ است که بالقوه می‌تواند دقت را بالا ببرد. هدف دوم، قطعه‌بندی تصویر است که در این صورت خوشه‌بندی، هدف اصلی پردازش نخواهد بود. در [۱۱] از فرآیند خوشه‌بندی به همراه اطلاعات مکانی برای قطعه‌بندی یک تصویر استفاده شده است. در تحقیق مذکور ابتدا قطعه‌های ریز و کوچکی بر اساس تئوری گراف و قطعه‌بندی به روش بخش‌بندی حوزه آبریز^۲ ایجاد شده است. در مرحله دوم، مقدار عدم شباهت قطعات همسایه بر اساس نزدیکی بردارهای ویژگی آنها در فضای ویژگی محاسبه می‌شود و سپس قطعات خوشه‌بندی می‌شوند. در مرحله سوم تصویر بر اساس این اطلاعات قطعه‌بندی نهایی می‌شود.

منطق اکثریت محلی^۳ از جمله روش‌هایی محسوب می‌شود که در آن به نحوی اطلاعات همسایگی مکانی در نظر گرفته می‌شود [۱۳]. نسخه‌های متعددی از این راهکار تا به حال ارایه شده است. مثلاً در [۱۰] الگوریتمی بر اساس ترکیب خوشه‌بندی و روش ادغام ناحیه‌ها^۴ برای قطعه‌بندی تصاویر تک بانندی ارایه شده است. در این روش ابتدا تصویر توسط روش k-means خوشه‌بندی می‌شود. سپس نتایج خوشه‌بندی به الگوریتم ادغام ناحیه داده می‌شود تا نویزها و ناهمگونی‌های ناشی از خوشه‌بندی کاهش یابند. در ادغام نواحی، از اعمال یک ماسک

۱ Object based

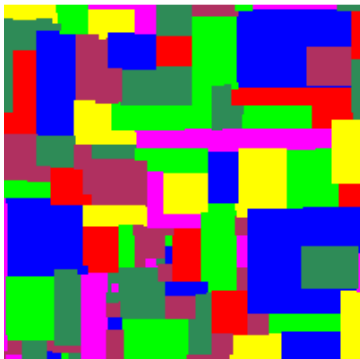
۲ Watershed Partitioning

۳ Local Majority

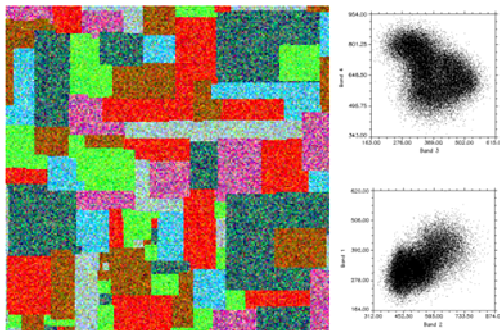
۴ Region Merging

۵ Majority Filter
۶ Fuzzy C-means

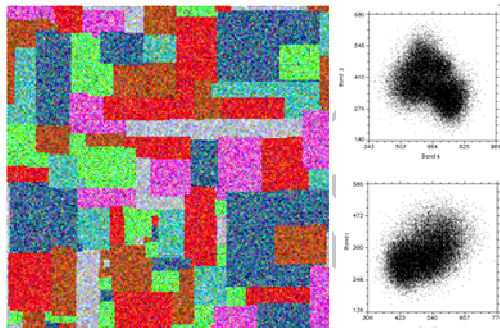
نظر گرفته شد. دیاگرام پراکنش تصاویر شبیه سازی شده نشان می دهند که وضعیت تمایز خوشه ها مطلوب نیست و همپوشانی طیفی بالایی بین کلاس ها وجود دارد.



الف



ب



ج

شکل ۱- الف: نقشه مرجع با ۷ کلاس (ابعاد 200×200) برای تولید تصاویر شبیه سازی شده. ب و ج: ترکیب رنگی (باندهای ۴۳۲) تصاویر شبیه سازی شده و دیاگرام پراکنش مربوط به باند ۴۳ (بالایی)، و ۲ (پایینی) این تصاویر.

با توجه به شرایط اخذ تصاویر واقعی که اثر چهار مولفه منبع انرژی، عوارض، اتمسفر، و سنجنده در تشکیل تصویر ظاهر می شود، برای آزمون الگوریتم از دو تصویر واقعی با قدرت تفکیک بالا استفاده شد. تصویر واقعی اول از سنجنده QuickBird از منطقه ای زراعی در ۱۱ کیلومتری جنوب شرق اصفهان، اخذ شده در تاریخ ۱۳۸۷/۶/۲۶

استفاده از ویژگی های همسایگی نظیر بافت، می تواند تا حدی اثر همسایگی مکانی را با خود به فضای ویژگی انتقال دهد ولی دقیقاً موقعیت مکانی و ویژگی های مکانی تصویر را در تصمیم گیری لحاظ نمی کند. تولید قطعه ها و خوشه بندی آنها یکی از مهمترین راه حل هایی است که تا کنون ارایه شده است. البته گاه تولید قطعه، نیاز به الگوریتم های خاص قطعه بندی دارد و کار را دشوار می نماید. همچنین تولید قطعه ها که معمولاً بر اساس مشابهت پیکسل های همسایه در فضای تصویر صورت می پذیرد، از قابلیت ها و روش های ممکن در فضای ویژگی بهره کمتری می برند. در ادامه به صورت عملی برخی از این روش ها را با یکدیگر مقایسه می نماییم.

۳- داده های مورد آزمایش

در این تحقیق از دو دسته داده شبیه سازی شده و واقعی برای آزمایش الگوریتم ها استفاده شد. داده های شبیه سازی شده از این جهت به کار گرفته می شوند که دارای یک نقشه مرجع کامل و صد درصد دقیق هستند که ارزیابی دقت را با اطمینان بالا ممکن می سازند. علاوه بر این روند ایجاد آنها تحت کنترل است و می توان خصوصیات طیفی و هندسی عوارض را (از جمله میزان همپوشانی طیفی، تعداد کلاس ها، شکل و هندسه عوارض) طبق دلخواه تنظیم نمود. برای تولید تصاویر شبیه سازی شده، ابتدا یک نقشه مرجع به ابعاد $200 * 200$ پیکسل با ۷ کلاس (با شماره گذاری از ۱ تا ۷) تهیه شد. عوارض در این نقشه مرجع از ابعاد و شکل های متنوعی برخوردارند. بر اساس این نقشه مرجع، دو تصویر شبیه سازی شده چهار باندهای تهیه گردید. برای ایجاد تصویر اول از یک سری اطلاعات آماری (شامل میانگین و واریانس هر کلاس به تفکیک باند) که از یک عملیات آموزشی ۱ از روی یک تصویر واقعی ۴ باندهای به دست آمده بودند، استفاده شد. به این ترتیب تصاویر شبیه سازی شده با ۴ باند طیفی و با ابعاد $200 * 200$ پیکسل تولید شدند. برای ایجاد تصویر شبیه سازی شده دوم تا حدی سعی شد که شباهت طیفی کلاس ها بیشتر شود. بنابراین مقدار بردار میانگین کلاس ها به یکدیگر نزدیک تر و مقدار انحراف معیار مقادیر طیفی برخی کلاس ها، بزرگ تر در

[۱۱] و استفاده از میدان‌های تصادفی مارکوف^۳ [۱] پیاده‌سازی شدند.

در کنار این روش‌ها روش خوشه‌بندی ساده k-means [۱۳] نیز جهت مقایسه بررسی شده است. بنابراین جمعاً پنج روش خوشه‌بندی در این تحقیق بررسی شده‌اند و برای هر روش پارامترهای ارزیابی دقت و همچنین زمان و تعداد قطعات تولیدی محاسبه شده است. در روش‌هایی که برای مقایسه به کار رفته است آزمون‌های متعددی برای حالت‌های مختلف آن الگوریتم با تغییر پارامترهای موثر هر روش انجام شده است و نتایج مندرج در این مقاله مربوط به بیشترین دقت‌های حاصله می‌باشد. در ادامه شرایط پیاده‌سازی این روش‌ها توضیح داده شده است.

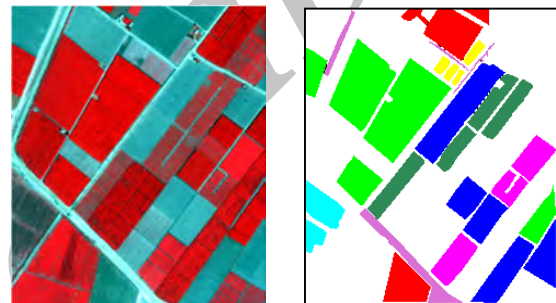
۴-۱- روش اعمال فیلتر اکثریت

این روش از جمله روش‌های پس‌پردازشی محسوب می‌شود [۱۳]. در این روش ابتدا الگوریتم k-means ساده روی داده اعمال می‌شود و سپس یک پنجره با ابعاد مشخص روی محصول نهایی که در آن هر پیکسل یک برچسب دارد حرکت می‌کند. خروجی این پنجره بر مبنای شمارش تعداد پیکسل‌های با یک برچسب معلوم در پنجره فیلتر و انتساب برچسب با بیشترین فراوانی، در پنجره به پیکسل مرکزی، تولید می‌گردد. به این صورت اثر برچسب همسایگان روی پیکسل مرکزی بر اساس منطق اکثریت اعمال می‌شود. برای اعمال این روش ابتدا روش k-means ساده روی همه تصاویر تحقیق اعمال شد و سپس یک فیلتر اکثریت 3×3 روی نتایج آن اعمال گردید. ابعاد بزرگتر (نظیر 5×5 ، و 5×3) نیز روی همه داده‌ها تست شدند که هیچکدام به دقت ابعاد 3×3 نرسیدند. بنابراین برای تست نهایی نیز از همین ابعاد استفاده شد.

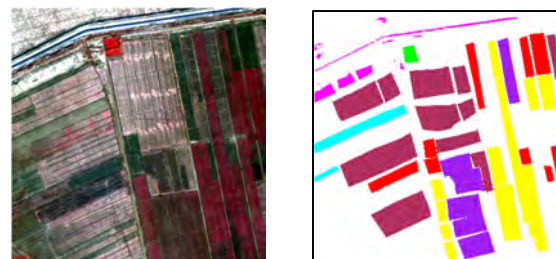
۴-۲- استفاده از داده‌های بافت

استفاده از داده‌های بافت به عنوان ویژگی در استخراج اطلاعات از تصاویر مرسوم است و تاکنون پارامترهای مختلفی به عنوان بافت تعریف شده است [۱۵ و ۸ و ۲]. برای استفاده از بافت راهکارهای زیادی وجود دارد. در

(۲۰۰۸/۹/۱۶) با کیفیت مناسب و بدون ابر، با قدرت تفکیک ۲٫۴ متر، با ۴ باند طیفی با ابعاد 270×230 پیکسل انتخاب شد. از این منطقه یک نقشه مرجع با ۸ کلاس پوششی وجود دارد که از طریق نقشه‌برداری زمینی تهیه شده است. تصویر واقعی دوم از سنجنده GeoEye از منطقه‌ای زراعی در ۵ کیلومتری شمال شرق شاهین‌شهر اصفهان، اخذ شده در تاریخ ۱۳۹۱/۱۰/۱۰ (۲۰۱۲/۱۲/۳۰) با کیفیت مناسب و بدون ابر، با قدرت تفکیک ۲ متر، با ۴ باند طیفی با ابعاد 300×300 پیکسل انتخاب شد. به کمک تفسیر چشمی روی تصویر، نقشه مرجع تصویر واقعی دوم ترسیم و تبدیل به رستر شد. این نقشه از ۷ کلاس طیفی تشکیل شده است (شکل ۲).



الف



ب

شکل ۲- الف: تصویر QuickBird با قدرت تفکیک ۲٫۴ متر، با ۴ باند طیفی با ابعاد 270×230 پیکسل و نقشه مرجع مربوطه ب: تصویر GeoEye با قدرت تفکیک ۲ متر، با ۴ باند طیفی با ابعاد 300×300 پیکسل و نقشه مرجع مربوطه.

۴-۳- روش تحقیق

برای مقایسه نتایج الگوریتم‌های خوشه‌بندی که از داده‌های مکانی تصویر استفاده می‌کنند چهار روش اعمال فیلتر اکثریت^۱ [۱۰ و ۶]، استفاده از داده‌های بافت به عنوان عنوان ورودی خوشه‌بندی [۱۴]، خوشه‌بندی شیء مبنای^۲

^۱ Majority Filter

^۲ Object Based Clustering

^۳ Markov Random Fields

یکی از روش‌های متداول ابتدا نوع بافت مورد نظر و همچنین ابعاد پنجره بافت مشخص و بافت‌های مورد نظر تولید می‌گردد. سپس محصولات تولید شده به عنوان ورودی الگوریتم خوشه‌بندی یا طبقه‌بندی وارد می‌شوند. در این تحقیق تولید بافت توسط نرم‌افزار ENVI 5.0 انجام پذیرفت. بعضی از پارامترهایی که این نرم‌افزار در قالب دو دسته توصیفگرهای آماری مرتبه اول و توصیفگرهای آماری مرتبه دوم محاسبه می‌کند عبارتند از:

Data Range, Mean, Variance, Entropy, Skewness, Contrast, Dissimilarity, Correlation, Homogeneity

از میان این پارامترها، چندین پارامتر برای داده‌های مختلف مورد ارزیابی قرار گرفت و مشخص گردید برای دو تصویر شبیه‌سازی شده و همچنین تصویر QuickBird، میانگین باندها بهترین دقت را حاصل نمود. برای تصویر GeoEye از میانگین باندها به همراه آنتروپی^۱ باندها بهره گرفته شد که به این ترتیب برای خوشه‌بندی تصویر GeoEye از ۸ باند (۴ باند برای میانگین و ۴ باند برای آنتروپی) استفاده شد. با توجه به مقدار آنتروپی که تفاوت فاحشی با مقادیر میانگین داشت و این کار در هنگام آغازسازی خوشه‌بندی مشکل ایجاد می‌کرد، مقادیر آنتروپی با ضرب عدد ۱۰۰، به مقیاس مقادیر میانگین نزدیک شدند و سپس خوشه‌بندی انجام پذیرفت. ویژگی‌های انتخاب شده توسط روش k-means، خوشه‌بندی شدند.

۴-۳- خوشه‌بندی شیء گرا

خوشه‌بندی بر اساس قطعات ایجاد شده، نوعی از خوشه‌بندی است که اطلاعات مکانی همسایگی را قبل از خوشه‌بندی اعمال می‌کند و سپس در حین خوشه‌بندی از آنها استفاده می‌نماید. در این روش ابتدا تصویر طبقه‌بندی می‌گردد و سپس برای هر قطعه (که در اینجا شیء نامیده می‌شود) یک سری ویژگی قابل محاسبه است [۱۱]. بنابراین ورودی خوشه‌بندی عملاً بردارهایی به تعداد قطعه‌ها و با ابعاد ویژگی‌های محاسبه شده می‌شود. در این حالت تعداد نمونه‌ها پایین است و سرعت خوشه‌بندی بالا می‌رود. هر قطعه‌ای که به یک خوشه منتسب می‌شود

عملاً همه پیکسل‌های تشکیل دهنده آن قطعه نیز به آن خوشه منتسب می‌شوند.

برای پیاده‌سازی این روش از نرم‌افزار ENVI 5.0 کمک گرفته شد. روش طبقه‌بندی بر اساس لبه انتخاب گردید و پارامترهای مربوط به طبقه‌بندی و همچنین ادغام قطعه‌ها تعیین شدند. برای تنظیم پارامترها از روش سعی و خطا استفاده شد و بهترین حالت که نتایجی منطبق با وضعیت عوارض در تصویر تولید می‌کرد انتخاب گردید. پس از طبقه‌بندی، برای به دست آوردن بیشترین دقت، پارامترهای مختلفی نظیر میانگین، واریانس، و آنتروپی برای هر قطعه محاسبه و نتایج خوشه‌بندی شدند؛ و برای هر ۴ تصویر بهترین نتیجه خوشه‌بندی برای میانگین ۴ باند بود. بنابراین تصویر به روش گفته شده طبقه‌بندی گردید. پس از این مرحله روی محصول نهایی و بر اساس قطعات، خوشه‌بندی k-means انجام گردید.

۴-۴- استفاده از میدان‌های تصادفی مارکوف

یکی از روش‌های استفاده از اطلاعات مکانی تصویر در طبقه‌بندی و خوشه‌بندی، مفهوم میدان‌های تصادفی مارکوف است که از اطلاعات همسایگی برای برآورد احتمال برچسب‌دهی استفاده می‌کند. اگر برچسب ω_{cm} پیکسل‌هایی باشد که در یک همسایگی مشخص از پیکسل مورد نظر m قرار دارند، و ω_{cm} برچسب کلاس c برای پیکسل m و بردار طیفی پیکسل m باشند در این روش احتمال تعلق پیکسل به کلاس m به صورت زیر در نظر گرفته می‌شود [۱۳]:

$$p(\omega_{cm} | x_m, \omega_{cm}) \propto p(x_m | \omega_{cm}) p(\omega_{cm} | \omega_{cm}) \quad (1)$$

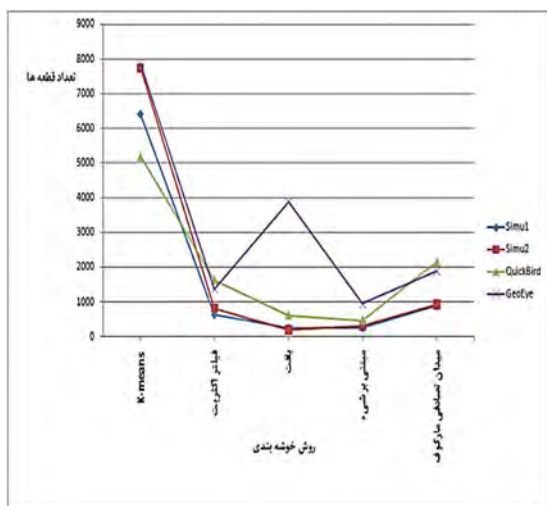
احتمال شرطی کلاس c برای پیکسل m به شرط برچسب ω_{cm} برای همسایگان پیکسل است. به خاطر این احتمال شرطی وابسته به همسایگان، میدان تصادفی برچسب‌ها را در اینجا میدان تصادفی مارکوف می‌نامند چون همه شروط مربوطه را دارا است [۱۷]. معمولاً این توزیع احتمال شرطی را بر اساس توزیع گیبز بیان می‌کنند:

^۱ Entropy

پایاده سازی شده اند. با توجه به نقشه های مرجع موجود برای هر آزمایش یک دقت کلی و یک ضریب کاپا محاسبه شده است. نتایج این محاسبات در جدول ۱ آمده است.

همانطور که از جدول ۱ مشخص است روش بافت برای تصویر شبیه سازی شده دوم و GeoEye، و روش میدان های تصادفی مارکوف برای تصویر شبیه سازی شده اول و تصویر QuickBird دقت بهتری ارائه داده اند.

به منظور بررسی کیفیت نتایج، میزان پیچیدگی نتایج هر روش بر اساس شمارش تعداد قطعات تولید شده در هر روش محاسبه شد. برای این کار محصول نهایی هر روش بر اساس ارتباط ۴ تایی، با استفاده از برچسب ها، قطعه بندی شد و سپس تعداد کل قطعه های تولید شده توسط هر روش محاسبه گردید. این نتایج در شکل ۳ مشاهده می شوند. بررسی و تحلیل این نتایج در بخش ۶ آمده است.



شکل ۳- نمودار تعداد قطعات ایجاد شده روش های مختلف خوشه بندی به تفکیک تصاویر مورد آزمون.

$$p(\omega_{cm} | \omega_{\hat{c}m}) = \frac{1}{Z} \exp\{-U(\omega_{cm})\} \quad (2)$$

تابع U را تابع انرژی می نامند [۱۷] که در آن Z نقش بهنجار سازی دارد. $U(\omega_{cm})$ را به شکل های گوناگونی می توان نوشت اما معمولاً به صورت زیر محاسبه می شود:

$$U(\omega_{cm}) = \sum_{c \in C} V_c(\omega_{cm}) \quad (3)$$

که به V_c تابع پتانسیل^۱ گویند که برحسب همسایگان پیکسل مورد نظر محاسبه می شود. انتخاب نوع تابع پتانسیل و پارامترهای تابع انرژی در نتایج تاثیر گذار است. در این تحقیق برای تابع پتانسیل از تابع زیر استفاده شد (مدل جنرال Ising) [۱۳]:

$$U(\omega_{cm}) = \sum_{\hat{c}m} \beta [1 - \delta(\omega_{cm}, \omega_{\hat{c}m})] \quad (4)$$

که در آن $\delta(\omega_{cm}, \omega_{\hat{c}m})$ تابع دلتای کروکرنر^۲ است. خروجی این تابع اگر آرگمان های آن با هم مساوی باشند یک و در غیر این صورت خروجی آن صفر خواهد بود. مقدار پارامتر β در رابطه ۴ که اثر همسایگی را کنترل می کند برابر ۰٫۵ در نظر گرفته شد [۱۳] و مقدار پارامتر Z در رابطه ۲ برابر با یک در نظر گرفته شد [۱۷]. برای محاسبه جمله $p(x_m | \omega_{cm})$ در رابطه ۱، ابتدا تصویر با روش k -means خوشه بندی گردید و برای هر پیکسل یک برچسب نهایی (برای استفاده در تابع دلتا) و میزان فاصله اقلیدسی پیکسل تا مراکز خوشه ها محاسبه گردید. احتمال $p(x_m | \omega_{cm})$ برحسب این فواصل اقلیدسی محاسبه شد [۱۸].

۵- نتایج

همانطور که در بخش های قبلی گفته شد، این تحقیق روی چهار دسته داده انجام شده است. همچنین پنج روش خوشه بندی k -means ساده، اعمال فیلتر اکثریت روی نتایج خوشه بندی k -means ساده، استفاده از پارامترهای بافت، خوشه بندی شیء مبنا، و همچنین استفاده از میدان های تصادفی مارکوف جهت مقایسه

^۱ Potential Function

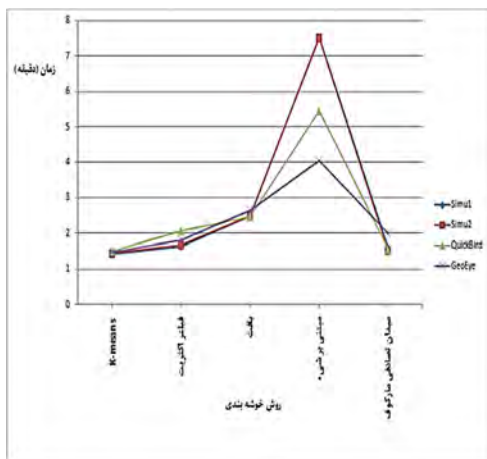
^۲ Kroneker Delta Function

جدول ۱- نتایج ارزیابی دقت روش‌های مختلف خوشه‌بندی به کمک نقشه‌های مرجع. مقدار بالاترین دقت برای هر تصویر با حروف درشت و کمترین دقت حاصله به صورت ایتالیک درج شده است.

(O. A: Overall Accuracy , K: Kappa Coefficient)

شماره	روش / داده	خوشه‌بندی ساده k-means		استفاده از منطق اکثریت		استفاده از داده‌های بافت		خوشه‌بندی مبتنی بر شیء		استفاده از میدان‌های تصادفی مارکوف	
		O.A. %	K %	O. A. %	K%	O.A.%	K%	O.A.%	K%	O.A.%	K%
۱	Simulated IMG1	۷۱,۲	۶۶,۲	۷۶,۳	۷۱,۵	۸۳,۲	۷۹,۵	۸۰,۵	۷۶,۸	۹۴	۹۱,۹
۲	Simulated IMG2	۶۸,۹۵	۶۳,۵	۸۰,۶	۷۷,۱	۸۰,۷	۷۶	۷۹,۹	۷۵,۷	۸۰,۴۸	۷۷
۳	QuickBird	۷۴,۷	۶۸,۳	۷۵,۹	۶۹,۹	۷۴,۲	۶۷,۹	۷۷,۶	۷۱	۸۱,۸۵	۷۷,۳۸
۴	GeoEye	۵۴,۹	۴۵,۶	۶۴,۹	۵۴,۲	۶۵,۷	۵۵	۵۹,۲	۴۷,۹	۶۱,۵۸	۵۰,۵۸

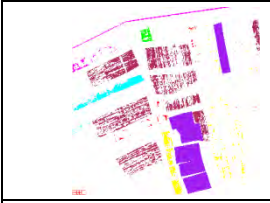
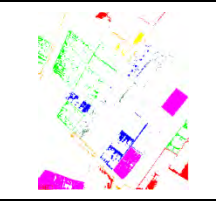
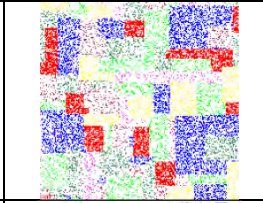
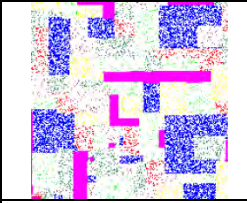
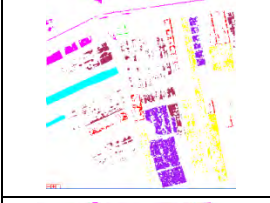
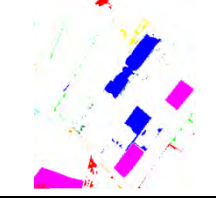
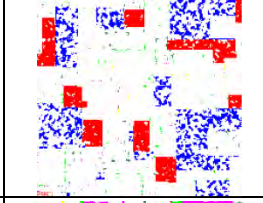
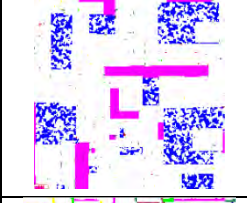
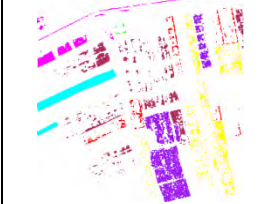
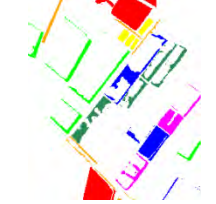


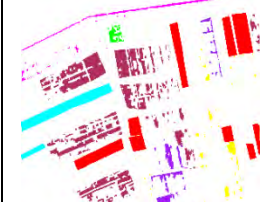

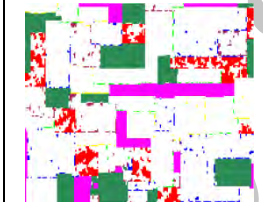
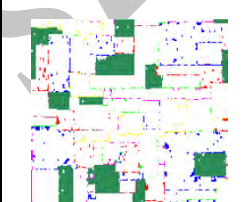
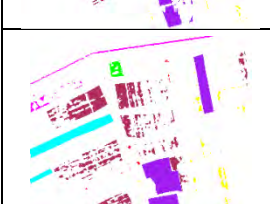
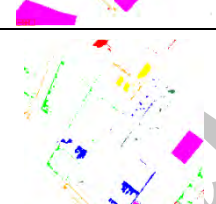
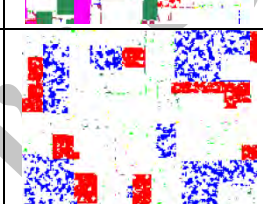
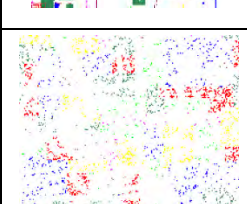
پنج روش مورد آزمایش به تفکیک تصاویر مورد آزمون را نشان می‌دهد.



شکل ۴- نمودار زمان اجرای روش‌های مختلف خوشه‌بندی به تفکیک تصاویر مورد آزمون بر اساس تصویری با ابعاد ۲۷۰ * ۲۳۰ پیکسل

محاسبات درون تکراری مربوط به خوشه‌بندی باعث تاخیر در حصول نتیجه می‌شود. این امر مخصوصاً در مواردی که ابعاد و تعداد باندهای تصویر بزرگ است بیشتر نمود پیدا می‌کند. به منظور بررسی میزان زمان لازم برای انجام پردازش هر پنج روش، نمودار شکل ۴ بر حسب زمان محاسبات هر روش و تصویر ترسیم شده است. با توجه به این که ابعاد تصاویر با یکدیگر همخوانی نداشت زمان بر اساس ابعاد تصویر واقعی اول محاسبه گردید و زمان مربوط به تصاویر شبیه‌سازی شده و تصویر واقعی دوم با توجه به ابعاد (تعداد پیکسل‌ها)، در ضرابی ضرب شد تا به مقیاس تصویر واقعی اول تبدیل شود. به این ترتیب زمان‌های مندرج در شکل ۴ بر حسب تصویری با ابعاد ۲۳۰ در ۲۷۰ با ۴ باند طیفی می‌باشد.

یکی از روش‌های بررسی نتایج، استفاده از نقشه‌های پراکندگی خطا می‌باشد. این نقشه‌ها علاوه بر میزان خطا، نحوه توزیع خطا را نیز مشخص می‌کنند. به این منظور به ازای هر آزمایش، نتایج خوشه‌بندی با نقشه واقعیت زمینی پیکسل به پیکسل مقایسه گردید و یک نقشه الگوی پراکندگی خطا به تفکیک کلاس‌ها برای هر روش به تفکیک تصاویر ایجاد شد. شکل ۵ الگوی پراکندگی خطای

GeoEye	QuickBird	Second Simulated Image	First Simulated Image	روش / داده
				k-means ساده
				استفاده از فیلتر اکثریت
				استفاده از بافت
				خوشه‌بندی مبتنی بر شیء
				میدان‌های تصادفی مارکوف

شکل ۵- نقشه‌های الگوی خطا برای پنج روش خوشه‌بندی به تفکیک تصاویر مورد آزمون که از طریق مقایسه نتایج خوشه‌بندی با نقشه واقعیت زمینی تولید شده‌اند.

۶- بررسی نتایج

۶-۱- بررسی نتایج بر اساس نقشه‌های مرجع

برای ارزیابی دقت از مطابقت نتایج با نقشه‌های مرجع بهره برده شد. این مقایسه در قالب دقت کلی و ضریب کاپا محاسبه گردید که به علت رفتار مشابه این دو پارامتر، در ارزیابی از دقت کلی استفاده شد. مطابق جدول ۱، برای تصویر شبیه‌سازی شده اول و تصویر QuickBird، روش میدان تصادفی مارکوف دقت بهتری را نسبت به روش‌های دیگر داشته است. برای دو تصویر دیگر روش استفاده از بافت دقت بهتری را ارائه کرده است. دقت در

تصویر شبیه‌سازی شده دوم و تصویر GeoEye به علت همپوشانی طیفی بالا و وجود پیکسل‌های مختلط بیشتر نسبت به تصاویر دیگر پایین آمده است. نظیر همه روش‌های آنالیز موجود، هرچه مشابهت طیفی بیشتر باشد دقت الگوریتم نیز بیشتر کاهش می‌یابد. با این حال دقت اکثریت قریب به اتفاق روش‌های آزمایش شده نسبت به روش k-means ساده افزایش یافته است. به نظر می‌رسد رفتار روش‌های مختلف دقیقاً به نوع داده و وضعیت ارتباط مکانی پیکسل‌ها وابسته باشد. همان‌طور که از جدول ۱ پیداست منحنی دقت هر یک از روش‌ها با توجه به تغییر نوع داده، نوسان دارد. از میان خصوصیات که روی دقت روش‌های خوشه‌بندی بر اساس

اطلاعات مکانی تصویر اثر می‌گذارد می‌توان به میزان همپوشانی طیفی، میزان بزرگی قطعات سطح تصویر، میزان همگنی^۱ سطح تصویر، وجود و تعداد پیکسل‌های مختلط اشاره نمود. بزرگ و همگن بودن قطعات منجر به بالا رفتن دقت (تصویر QuickBird) و همپوشانی طیفی و پیکسل‌های مختلط منجر به پایین رفتن دقت می‌شود (تصویر GeoEye).

با توجه به داده‌های جدول ۱ مشخص می‌گردد که دقت خوشه‌بندی تصویر GeoEye از سه تصویر دیگر در همه روش‌ها پایین‌تر می‌باشد. با نگاه به وضعیت این تصویر می‌توان به این نتیجه رسید که در آن علاوه بر حضور مشابهت طیفی و پیکسل‌های مختلط، وجود پیکسل‌های نوفه‌ای و غیرهمگن، اثر قابل توجهی روی دقت روش‌های خوشه‌بندی گذاشته است. البته استفاده از اطلاعات مکانی تصویر تا حدی توانسته است بر این مشکل غلبه نماید. به طوری که اعمال یک فیلتر میانگین ساده روی تصویر (در روش بافت) باعث شده است که در اغلب مواقع دقت خوشه‌بندی از حالت معمولی k-means در حد قابل توجهی (حدود ۱۰ درصد) بیشتر شود. تنها در یک مورد تصویر QuickBird، استفاده از پارامترهای بافت جواب مناسبی ارائه نکرده است و باعث افزایش دقت نشده است (حدود نیم درصد کمتر از خوشه‌بندی k-means). این تصویر در اغلب قسمت‌های خود (که برای آن واقعیت زمینی وجود دارد) تفاوت بافت کمی دارد و بنابراین طبیعی است که استفاده از ویژگی‌های مختلف بافت تاثیر چندانی روی دقت نهایی نگذارد.

روش خوشه‌بندی مبتنی بر شیء، برای همه تصاویر دقت بالاتری نسبت به حالت خوشه‌بندی k-means ارائه کرده است و بجز تصویر شبیه‌سازی شده اول در بقیه تصاویر، دقتی در حد روش‌های دیگر ارائه کرده است. همانطور که در بخش ۲ هم گفته شد، عیب این گونه روش‌ها این است که در فرآیند خوشه‌بندی از خطاهای هنگام قطعه‌بندی صرف‌نظر می‌شود و قطعه‌ها درست فرض می‌شوند. بنابراین همه این خطاها در نتایج نهایی تاثیر گذار خواهد بود. به همین دلیل کمترین دقت در میان روش‌هایی که از اطلاعات مکانی استفاده می‌کنند برای تصویر GeoEye با این روش اتفاق افتاده است که به دلیل

ناهمگونی و شباهت طیفی زیاد در سطح تصویر است که باعث می‌شود تشکیل قطعات با دشواری و خطای زیادی صورت گیرد. این روش به همراه روش اکثریت هیچگاه کمترین یا بالاترین دقت را برای هیچ یک از چهار تصویر مورد آزمایش حاصل نکرده است.

اعمال فیلتر اکثریت که به نحوی همسایگی مکانی را لحاظ می‌کند باعث افزایش دقت نتایج خوشه‌بندی k-means تا حداکثر ۱۱٫۶۵ درصد (برای تصویر شبیه‌سازی شده دوم) شده است. این روش که بسیار آسان و سریع می‌باشد توانسته است تا حدی دقت نتایج را بالا ببرد. دقت اعمال فیلتر اکثریت بسیار به نتایج استفاده از بافت شبیه می‌باشد و بجز تصویر شبیه‌سازی شده اول، در مابقی داده‌ها نتایج بسیار به هم شبیه هستند. این موضوع نشان می‌دهد که این دو روش گرچه یکی قبل از خوشه‌بندی و دیگری بعد از خوشه‌بندی اعمال می‌شوند ولی با توجه به نحوه محاسبات و منطقی (محاسبه میانگین در یک پنجره در این تحقیق برای بافت) که در پیش می‌گیرند نتیجه یکسان دارند. لذا با توجه به راحتی اعمال فیلتر اکثریت نسبت به محاسبات مربوط به بافت، می‌توان در این حالت خاص آن را ارجح دانست. نکته دوم این که با بالا رفتن میزان ناهمگونی تصویر که در تصویر شبیه‌سازی شده دوم و تصویر GeoEye وجود دارد اثر اعمال این فیلتر نیز بیشتر شده است و بیشترین بهبود دقت برای این دو تصویر در این روش اتفاق افتاده است. کمترین بهبود دقت (حدود ۱٫۲ درصد) برای تصویر QuickBird اتفاق افتاده است که به دلیل وجود قطعات همگن و بزرگ در این تصویر است.

دقت روش استفاده از میدان تصادفی مارکوف قابل قبول و بالاتر یا حداقل در حد دیگر روش‌ها می‌باشد. تنها در تصویر GeoEye است که دقت آن کمی پایین‌تر از روش‌های خوشه‌بندی استفاده از بافت و فیلتر اکثریت قرار می‌گیرد. روش میدان‌های تصادفی مارکوف بر اساس احتمالات همسایگی عمل می‌کند و با توجه به وجود تعداد زیادی پیکسل‌های مختلط و همچنین وجود همپوشانی طیفی بالا، این خطا برای روش رخ می‌دهد که احتمالات بر اساس مناطق مشترک در فضای ویژگی محاسبه شوند که خود منشاء اصلی ابهام و خطا در خوشه‌بندی می‌باشد. البته پارامترهای زیادی در این روش درگیر می‌شوند و می‌توان انتظار داشت که با تغییر برخی

^۱ Homogeneity

کلاس‌ها، وجود پیکسل‌های مختلط، نحوه پراکندگی کلاس - ها در نقشه مرجع و تصویر می‌باشند.

روش خوشه‌بندی به کمک بافت بجز در تصویر GeoEye، الگوی کاملا متفاوتی را از پراکندگی خطا نسبت به روش‌های دیگر تولید کرده است. در این روش بیشترین خطا برای تصاویر شبیه‌سازی شده، در مرزها اتفاق افتاده است که کاملا طبیعی است. زیرا که در تولید تصاویر شبیه‌سازی شده (علیرغم وجود پیکسل‌های مختلط) اثر تداخل مرزی پیکسل‌ها دیده نشده است و بنابراین تولید بافت (در اینجا میانگین) به علت انجام عملیات در یک پنجره ثابت به جای کمک به بهبود دقت، روش خوشه‌بندی را در بخش‌های مرزی همراه کرده است. برعکس در میان قطعات تولید بافت میانگین باعث شده است تا ناهمگونی کاهش یابد و به همین دلیل، خطای کمتری را در میانه قطعات شاهد باشیم. دقت کلی سه روش خوشه‌بندی k-means ساده، استفاده از فیلتر اکثریت و استفاده از بافت تقریبا برای تصویر QuickBird مشابه است ولی قسمت‌هایی که به صورت خطا تشخیص داده شده‌اند متفاوت است. به این صورت می‌توان نتیجه گرفت که ترکیبی از روش‌های خوشه‌بندی شاید بتواند دقت بهتری را نسبت به روش‌های مجزای خوشه‌بندی تولید نماید. روش خوشه‌بندی k-means ساده حساسیت زیادی به شباهت طیفی و پیکسل‌های مختلط نشان داده است و الگوی پراکندگی خطای نتایج آن، کاملا از این موضوع تبعیت می‌کند. به هر حال در نتایج این روش پراکندگی پیکسل‌هایی که به خطا خوشه‌بندی شده‌اند بیشتر است و نسبت به روش‌های دیگر تمرکز کمتری دارد. در روش شیء مبنا علاوه بر اثر همپوشانی طیفی خوشه‌ها و شباهت طیفی پیکسل‌ها، هر جا که در مرحله تولید و تشخیص محدوده اشیاء در تصویر روش قطعه‌بندی دچار خطا شده است، روش خوشه‌بندی نیز دچار خطا شده است. در این روش چون قطعه‌ها خوشه‌بندی می‌شوند، گاه خوشه‌بندی غلط یک قطعه باعث می‌شود یک قطعه کاملا به عنوان خطا در الگوی پراکندگی خطا ظاهر شود که می‌تواند جزو ضعف‌های روش محسوب گردد.

روش استفاده از فیلتر اکثریت الگوی خطایی کاملا پراکنده در سطح تصویر ایجاد کرده است. عملا هر جا که منطق اکثریت با محتوی تصویر همخوانی نداشته است باعث ایجاد یک الگوی خطا گردیده است. این موضوع درباره کلاس‌هایی (خوشه‌ها) که شباهت طیفی با کلاس دیگر

پارامترها (نظیر تابع پتانسیل) وضعیت دقت برای این روش تغییر نماید. به هر حال هنوز این روش بین ۶,۷ تا حدود ۲۳ درصد نسبت به روش k-means ساده افزایش دقت نشان داده است. هرچه تصویر دارای ناهمگونی بیشتری بوده است اثر این روش نیز کمتر شده است. به طوری که بهبود دقت این روش نسبت به روش k-means برای تصویر شبیه‌سازی شده اول (۰,۲۲,۸٪) نسبت به تصویر شبیه‌سازی شده دوم (۰,۱۱,۵۳٪)، و تصویر QuickBird (۰,۷,۱۵٪) نسبت به تصویر GeoEye (۰,۶,۶۸٪) بیشتر بوده است.

نکته دیگری که در جدول ۱ قابل ملاحظه است، درصد بهبود دقت توسط روش‌های مکانی نسبت به روش خوشه‌بندی k-means است. بهبود دقت به ترتیب بیشترین تا کمترین درصد عبارت است از: تصویر شبیه‌سازی شده اول، تصویر شبیه‌سازی شده دوم، تصویر GeoEye، تصویر QuickBird. در حقیقت خوشه‌بندی تصویر GeoEye بر اساس اطلاعات طیفی و مکانی تصویر بیشتر از تصویر QuickBird بهره برده است. این قضیه به این خاطر است که روش‌های معمول خوشه‌بندی تاثیر بیشتری از ناهمگونی اطلاعات طیفی تصویر می‌پذیرند.

۶-۲- بررسی نتایج براساس نقشه‌های پراکندگی خطا

شکل ۵ شامل نقشه الگوی پراکندگی خطا به تفکیک روش خوشه‌بندی برای چهار تصویر مورد آزمایش می‌باشد. با یک نگاه اجمالی به نقشه‌های ایجاد شده می‌توان متوجه شد که تشخیص برخی عوارض و قسمت‌ها (مثلا پلیگونی در قسمت شرقی تصویر QuickBird) در یک تصویر برای همه روش‌های خوشه‌بندی مشکل بوده است و در اکثر نقشه‌ها الگوی خطای مربوط به آن قسمت از تصویر ظاهر شده است این قضیه مخصوصا درباره مرز عوارض و پیکسل‌های مرزی کاملا مصداق دارد. با توجه به منطق هر روش و نوع تصویر، نقشه‌های پراکندگی نیز تغییر کرده‌اند. در برخی تصاویر (به خصوص تصاویر واقعی) یک قطعه پیوسته از تصویر کاملا جزء خطا محسوب شده است که به علت شباهت طیفی با کلاس دیگر و عدم قدرت تشخیص و تمیز آن توسط روش خوشه‌بندی می‌باشد. در برخی دیگر فقط بخش‌هایی از آن قطعه جزو خطا محسوب شده‌اند و قسمت‌هایی از آن درست خوشه‌بندی شده‌اند. موارد مهم در تشکیل الگوی پراکندگی خطا، منطق روش خوشه‌بندی، میزان همپوشانی طیفی

داشته‌اند به صورت حادثه ظاهر شده است. گاه تعداد زیادی از پیکسل‌های یک خوشه به یک خوشه دیگر منتسب شده‌اند (مثلا پلیگون وسط تصویر شبیه‌سازی شده اول، یا قطعه پلیگونی در جنوب غربی تصویر واقعی اول) و از این رو الگوی خطای مترامی را ایجاد کرده‌اند و یک عارضه به طور کامل در الگوی خطا ظاهر شده است. الگوی خطای حاصل از روش استفاده از میدان‌های تصادفی مارکوف روندی تصادفی با پیروی از میزان شباهت طیفی و پیکسل‌های مختلط را نشان می‌دهد. در این روش نیز گاه یک عارضه مخصوصا در تصاویر واقعی به طور کامل به خطا برچسب‌دهی شده است (مثلا در تصویر GeoEye قسمت جنوبی).

۶-۳- زمان و پیچیدگی

شکل شماره ۳ نمودار تعداد قطعات ایجاد شده در هر روش به تفکیک تصاویر مورد آزمون را نشان می‌دهد. همانطور که از شکل مشخص است روش خوشه‌بندی k -means ساده بیشترین تعداد قطعه را ایجاد کرده است و روش مبتنی بر شیء بجز تصویر شبیه‌سازی شده دوم، در مابقی موارد کمترین تعداد قطعه را ایجاد کرده است. هرچه تنوع طیفی تصویر بالاتر باشد تعداد قطعه ایجاد شده نیز بیشتر است مگر این که منطق روش به کاربرده شده بتواند عوارض را تشخیص دهد یا این که به نوعی محدودیت در تعداد قطعات تولید شده ایجاد شود. تقریبا همه روش‌ها در تصاویر مختلف رفتاری یکسان داشته‌اند. به جز روش استفاده از بافت که برای تصویر GeoEye رفتاری غیر روند معمول دیگر روش‌ها داشته است. این پدیده را می‌توان به استفاده از آنتروپی در کنار پارامتر میانگین برای این تصویر نسبت داد. با توجه به دقت بالاتری که برخی روش‌ها ارایه کرده‌اند و تعداد بالای قطعات تولیدی، نمی‌توان ارتباط مستقیمی بین دقت و تعداد قطعات ایجاد شده برقرار کرد و این موضوع به قدرت تفکیک سنجنده، خصوصیات هندسی و خصوصیات طیفی عوارض بستگی دارد. البته همه روش‌ها ضمن بالا بردن دقت، حجم قطعات تولید شده را نسبت به روش خوشه‌بندی k -means ساده از نصف تا یک‌چهارم پایین آورده‌اند و نتایج همگن‌تری را ایجاد نموده‌اند.

همانطور که از شکل ۴ مشخص است خوشه‌بندی ساده k -means سریع‌ترین روش نسبت به روش‌های دیگر محسوب می‌شود که البته موضوعی قابل پیش‌بینی است.

پس از آن روش‌های استفاده از میدان‌های تصادفی مارکوف، فیلتر اکثریت و بافت، زمان‌های کمتری را صرف کرده‌اند. بیشترین زمان مربوط به روش مبتنی بر شیء است که بیشتر این زمان مربوط به زمان قطعه‌بندی تصویر و تولید اشیاء می‌باشد. در تصویر شبیه‌سازی شده دوم که وضعیت پیچیده‌تری وجود دارد زمان بیشتری نیز در روش مبتنی بر شیء صرف شده است. به طور کلی با توجه به منطق روش خوشه‌بندی، هرچه تصویر پیچیده‌تر (از لحاظ طیفی و پراکنش مکانی) و روش نیز مراحل بیشتری داشته باشد زمان مورد نیاز بیشتر خواهد بود. این در حالی است که لزوما دقت بالاتری حاصل نمی‌شود و دقت با نوع داده و همچنین منطق روش، وابستگی مستقیمی دارد.

۷- نتیجه‌گیری

در این تحقیق چهار روش خوشه‌بندی که از اطلاعات مکانی سطح تصویر استفاده می‌کنند با یکدیگر مقایسه گردیدند. این چهار روش شامل اعمال فیلتر اکثریت، استفاده از داده‌های بافت، خوشه‌بندی شیء مبنای و استفاده از میدان‌های تصادفی مارکوف در کنار روش خوشه‌بندی k -means ساده روی چهار نمونه تصویر آزموده شدند. دو روش میدان‌های تصادفی مارکوف و استفاده از داده‌های بافت برای تصاویر شبیه‌سازی شده و واقعی بیشترین دقت را نسبت به روش‌های دیگر ارایه کرده‌اند. دقت روش خوشه‌بندی k -means ساده نسبت به روش‌هایی که از اطلاعات همسایگی استفاده می‌کنند پایین‌تر می‌باشد. نتایج این پژوهش و همچنین تحقیقات قبلی نشان می‌دهند که استفاده از خوشه‌بندی k -means در شکل ساده‌اش همه توانایی اطلاعاتی تصویر را به کار نمی‌گیرد و نتایج دلخواه کاربر نخواهد بود. زمان و پیچیدگی روش، ارتباط مستقیمی با دقت خوشه‌بندی ارایه نداد. به این صورت که با بالا رفتن زمان محاسبات یا پیچیدگی نتایج، لزوما دقت نتایج بالا نمی‌رود. به هر حال استفاده از اطلاعات همسایگی و مکانی در همه حالات مورد آزمون، دقت مناسبی را برای خوشه‌بندی تصویر حاصل نموده است. نتایج این تحقیق نشان داد که استفاده از این اطلاعات که به طور ذاتی در تصویر وجود دارند باعث می‌شود دقت خوشه‌بندی بالا رود در صورتی که روش مناسب با جنس تصویر و خصوصیات عوارض آن انتخاب شود.

- [1] Blake A., Kohli P., Rother C. (2011). "Markov Random Fields for Vision and Image Processing." MIT Press, 463 pages, ISBN 0262015773, 9780262015776
- [2] Chica-Olmo M. and Abarca-Hernandez F. (2000). "Computing geostatistical image texture for remotely sensed data classification." *Computers & Geosciences* 26, 4 (May 2000), 373-383.
- [3] Dubes, R.C. , Jain, A.K. (1976), "Clustering techniques: The user's dilemma." *Pattern Recognition*, VOLUME 8, number 4, pp 247-260.
- [4] Duda, R.O., Hart, P.E., Stork, D.G. (2001). "Pattern classification." 2nd edition, Wiley.
- [5] Gan, G., Ma, C., Ma, C., Wu, J.(2007). "Data clustering: theory, algorithms, and applications." SIAM, Society for Industrial and Applied Mathematics, 2007, Volume 20 of ASA-SIAM series on statistics and applied probability, 466 p.
- [6] Jain A. K. (2010). "Data clustering: 50 years beyond k-means." *Pattern Recognition Letters* 31 (2010) 651-666.
- [7] Jain A. K., Dubes, R. C. (1988). "Algorithms for Clustering Data." Prentice Hall.
- [8] Haralick, R.M., Shanmugam, K., Dinstein, I. (1973). "Textural Features for Image Classification, Systems, Man and Cybernetics." *IEEE Transactions on*, vol.SMC-3, no.6, pp.610,621, Nov.1973, doi: 10.1109/TSMC.1973.4309314
- [9] HongLei Y., JunHuan P., BaiRu X., DingXuan Z. (2013). "Remote Sensing Classification Using Fuzzy C-means Clustering with Spatial Constraints Based on Markov Random Field." *European Journal of Remote Sensing-2013*,46:305-316. doi:10.5721/EuJRS20134617
- [10] Liao T. (2003). "Image Segmentation - Hybrid Method Combining Clustering and Region Merging." BCompSc Thesis, Monash University, November, 2003.
- [11] Makrogiannis S., Economou G., Fotopoulos S. (2005). "A Region Dissimilarity Relation That Combines Feature-Space and Spatial Information for Color Image Segmentation." *IEEE TRANSACTIONS ON SYSTEMS, MAN, AND CYBERNETICS—PART B: CYBERNETICS*, VOL. 35, NO. 1, FEBRUARY 2005.
- [12] Puzicha J., Hofmann T., Buhmann J.M. (1999). "Histogram Clustering for Unsupervised Image Segmentation." *Proceedings of CVPR99*, pp: 602-608.
- [13] Richards J.A. (2006). "Remote Sensing Digital Image Analysis: An Introduction." 4th ed, ISBN-10 3-540-25128-6 , New Yourk, Springer
- [14] Terauchi, M.; Nagamachi, M.; Ito, K.; Tsuji, T. (1989). "Image Segmentation By Local Feature Based Clustering For Understanding Natural Scene." *International Workshop on Industrial Applications of Machine Intelligence and Vision, (MIV-89)*, Tokyo Japan, April 10-12,1989, pp: 124 – 127.
- [15] Theodoridis S., Koutroumbas K. (2008). "Pattern Recognition." 4th edition, Academic Press, 984 pages, ISBN 0080949126, 9780080949123.
- [16] Tran T. N., Wehrens R., Buydens L. M. (2005). "Clustering multispectral images: a tutorial." *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems In FESTSCHRIFT HONOURING PROFESSOR D.L. MASSART*, Vol. 77, No. 1-2. (28 May 2005), pp. 3-17.
- [17] Tso, B., Mather, P.M. (2009). "Classification methods for remotely sensed data." 2nd edition, CRC Press
- [18] Xuchao L., Suxuan B. (2009). "Multiresolution Fuzzy C-Means Clustering Using Markov Random Field for Image Segmentation." *I.J. Information Technology and Computer Science*, 2009, 1, 49-57 Published Online October 2009 in MECS (<http://www.mecs-press.org/>)