

## قطعه‌بندی تصاویر سنجش از دور با قدرت تفکیک بالا، بر مبنای سوپرپیکسل‌های استخراج شده به کمک الگوریتم *SLIC* بهبود یافته (*E-SLIC*)

نقیسه کاخانی<sup>۱\*</sup>، مهدی مختارزاده<sup>۲</sup>، محمدجواد ولدان زوج<sup>۳</sup>

۱- دانشجوی دکتری سنجش از دور، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی  
۲- دانشیار گروه فتوگرامتری و سنجش از دور، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی  
۳- استاد گروه فتوگرامتری و سنجش از دور، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۹۷/۰۲/۰۲ تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۷/۱۰/۱۷

### چکیده

قطعه‌بندی تصاویر بزرگ مقیاس سنجش از دور یکی از مهم‌ترین پردازش‌هایی است که در استخراج حداکثری و دقیق اطلاعات نقش بسزایی دارد. روش‌های قطعه‌بندی انواع مختلفی داشته که یکی از مهم‌ترین آنها استفاده از سوپرپیکسل‌ها می‌باشد. روش‌های متعددی برای استخراج سوپرپیکسل‌ها ارائه شده که از جمله موفق‌ترین آن‌ها می‌توان به روش خوشه‌بندی ساده خطی و تکراری (*SLIC*) اشاره نمود. اما این روش نیز به نوبه خود دارای معایبی است که از بارزترین آنها می‌توان به تولید قطعات اضافی و عدم انطباق آنها بر اشیاء واقعی اشاره نمود. در این پژوهش تلاش شده تا حد امکان این معایب برطرف گردیده و به کمک افزودن اطلاعات لبه به الگوریتم *SLIC*، روش جدیدی برای قطعه‌بندی تصاویر بزرگ مقیاس ارائه شود. سه نوع داده شهری مختلف از نوع هوایی و ماهواره‌ای با قدرت تفکیک مکانی بالا و با تنوع عوارض مختلف به منظور ارزیابی روش پیشنهادی استفاده شده است. نتایج روش پیشنهادی، علاوه بر الگوریتم اصلی *SLIC* با سایر روش‌های متداول قطعه‌بندی سوپرپیکسل‌ها مانند الگوریتم خوشه‌بندی مکانی چگالی مبنا برای کاربردهای نوین *DBSCAN* و قطعه‌بندی سوپرپیکسل با نرخ آنتروپی مقایسه شده است. مقایسه کمی نتایج به کمک پارامتر انحراف معیار درون کلاسی (*WCSD*) نشان می‌دهد که در مورد تصاویر ماهواره‌ای با میانگین حدود ۷۸۰ و ۱۰۴۰ واحد و در مورد تصاویر هوایی با میانگین حدود ۲۲۰ واحد، انحراف معیار قطعات تولید شده در روش پیشنهادی از سایر روش‌های رقیب کمتر است. هم‌چنین ارزیابی بصری حاکی از آن است که قطعات تولید شده به کمک روش پیشنهادی دارای کمترین میزان انحراف معیار بوده و همگن می‌باشند.

کلید واژه‌ها: پردازش تصاویر بزرگ مقیاس، قطعه‌بندی، سوپرپیکسل‌ها، الگوریتم *SLIC*

\* نویسنده مکاتبه کننده: تهران - خیابان ولیعصر بالاتر از میدان ونک تقاطع میرداماد. کدپستی ۱۹۹۶۷-۱۵۴۳۳

تلفن: ۰۲۱۸۸۸۷۷۷۰۷۱

## ۱- مقدمه

باید توجه داشت که نمی‌توان یک روش خاص استاندارد برای قطعه‌بندی برشمرد چرا که با توجه با کاربردهای مختلف تعاریف مختلفی نیز می‌توان از قطعات درون تصویر داشت و بر همین اساس نیز روش‌های مختلفی برای استخراج این قطعات اعمال می‌شود و بنابراین انتخاب روش مناسب کاملا وابسته به نوع تصویر و کاربرد مورد نظر است.

تکنیک‌های قطعه‌بندی موجود را می‌توان به چهار دسته متمایز تقسیم نمود: (۱) حد آستانه‌گذاری (۲) مرز-مبنا<sup>۶</sup> (۳) ناحیه-مبنا<sup>۷</sup> (۴) روش‌های ترکیبی<sup>۸</sup>. در روش حد آستانه‌گذاری فرض می‌شود که دسته‌های قابل جداسازی در هیستوگرام تصویر نشان‌دهنده‌ی پس زمینه یا اشیاء مورد نظر در تصویر هستند که به کمک اتخاذ حد آستانه برای هیستوگرام می‌توان اشیاء را از یکدیگر جدا نمود. بسیاری از روش‌های دیگر قطعه‌بندی بر اساس دو خاصیت مهم دسته‌بندی می‌شوند که وابسته به شدت پیکسل‌ها بوده و در ارتباط با همسایگی‌شان تعریف می‌شود: شباهت<sup>۹</sup> و اختلاف<sup>۱۰</sup>. روش‌هایی که تمرکز آنها بر اختلاف موجود میان پیکسل‌ها است مرز-مبنا و روش‌هایی که تمرکز آنها بر شباهت موجود میان پیکسل‌ها است ناحیه-مبنا می‌نامند. در روش‌های مرز-مبنا فرض می‌شود که خصوصیات پیکسل مانند شدت، رنگ و بافت بین نواحی مختلف به صورت ناگهانی تغییر می‌کنند [۸] و روش‌های ناحیه-مبنا بر این فرض استوارند که پیکسل‌های همسایه در یک ناحیه دارای مقادیر (مثلا شدت، رنگ و بافت) تقریبا یکسان هستند. هیچ‌کدام از روش‌های مرز-مبنا یا ناحیه-مبنا به تنهایی نمی‌توانند

تصاویر بزرگ مقیاس سنجش از دور با فراهم آوری امکان مشاهده زمین<sup>۱</sup> نقش بسزایی در رشد و توسعه‌ی اطلاعات مکان محور دارا هستند. دقت بالا و قابل ملاحظه‌ی این تصاویر در جمع‌آوری داده در سالیان اخیر توانایی تهیه و تفسیر اطلاعات مورد نیاز را در اختیار محققان حوزه‌های مختلف از جمله کشاورزی، اقتصاد، صنایع نظامی، شهرسازی، مدیریت شهری، منابع طبیعی، معدن و غیره قرار داده است. سنجنده‌های جدید سنجش از دور در حال حاضر تصاویر دقیق تری با قدرت‌های تفکیک مکانی و طیفی بالا از سطح زمین اخذ نموده‌اند و از سوی دیگر دسترسی سریع‌تر و وسیع‌تری به تصاویر ماهواره‌ای دیجیتال به سادگی برای کاربران مختلف فراهم شده است. به همین دلیل این تصاویر به سرعت و به فراوانی در زمینه‌های متعدد به کار گرفته می‌شوند و نیاز به روش‌هایی که بتوانند دقیق‌ترین و بیشترین اطلاعات را از تصاویر ماهواره‌ای استخراج نمایند بیش از پیش احساس می‌شود. یکی از مهم‌ترین این روش‌ها قطعه‌بندی است [۱ و ۲]. قطعه‌بندی یکی از پیش‌پردازش‌های مهمی است که در شناسایی تصویر<sup>۲</sup> [۳]، فشرده‌سازی تصویر<sup>۳</sup> [۴] بصری‌سازی تصویر<sup>۴</sup> [۵] و بازیابی تصویر<sup>۵</sup> [۶] از جایگاه مهمی برخوردار است. قطعه‌بندی فرآیند دسته‌بندی پیکسل‌های تصویر است به گونه‌ای که نواحی، اشیاء یا به عبارت دیگر قطعاتی که در تصویر موجود هستند از پس‌زمینه‌ی آن متمایز گردند. پژوهش‌های زیادی در زمینه‌ی جمع‌آوری و طبقه‌بندی روش‌های قطعه‌بندی انجام شده است [۷].

<sup>۶</sup> Boundary-based<sup>۷</sup> Region-based<sup>۸</sup> Hybrid<sup>۹</sup> Similarity<sup>۱۰</sup> Discontinuity<sup>۱</sup> Earth observation<sup>۲</sup> Image recognition<sup>۳</sup> Image compression<sup>۴</sup> Image visualization<sup>۵</sup> Image retrieval

تصویر واضح نباشد که در مورد تصاویر سنجش از دور اغلب همین گونه است [۱۶]. از آن جا که اشیاء بر روی سطح زمین حتی اگر از یک نوع باشند نیز ویژگی‌های طیفی بسیار مختلفی از خود نشان می‌دهند، عدم موفقیت روش‌های موجود قابل حدس است. این روش‌ها اغلب دچار مشکلاتی از جمله: افزایش بار محاسباتی الگوریتم، نقشه قطعه‌بندی غیردقیق، عدم تطابق ابعاد قطعه‌ها با اشیاء درون تصویر و نیاز به تنظیم پارامترهای متعدد هستند [۱۷].

بر همین اساس در این پژوهش، یک روش جدید برای رفع مشکلات فوق ارائه شده است. این روش بر مبنای بهبود روش خوشه‌بندی ساده خطی و تکراری<sup>۲</sup> (SLIC) طراحی شده است که یکی از مهم‌ترین و پرکاربردترین روش‌های تولید سوپریکسل در حوزه‌ی علوم کامپیوتر می‌باشد [۱۵]. در روش پیشنهادی برای اولین بار به کمک اطلاعات لبه و در یک فرآیند تکراری، معیار تخصیص پیکسل‌ها به قطعات مختلف در روش SLIC بهبود یافته و در نهایت نقشه قطعه‌بندی حاصل تا حد امکان به اشیاء موجود در تصویر اصلی نزدیک می‌شود.

هدف این مقاله، اصلاح روش SLIC به گونه‌ای است که در نهایت یک نقشه قطعه‌بندی بهینه از تصاویر سنجش از دور با قدرت تفکیک مکانی بالا تولید شود و به همین منظور از یک روش مهم کشف لبه [۱۸] استفاده شده که تا حد امکان اطلاعات لبه‌ها را به صورت دقیق استخراج نماید. نوآوری این مقاله اصلاح معیار تولید سوپریکسل‌ها به کمک اضافه نمودن اطلاعات لبه‌ها به اطلاعات شدت رنگ موجود در روش SLIC می‌باشد. هم‌چنین جهت افزایش دقت نقشه نهایی سوپریکسل‌ها، از روش قطعه‌بندی سبدها<sup>۳</sup> SEEDS [۱۴] به عنوان نقشه قطعه‌بندی اولیه استفاده شده است. نتایج نهایی به دست آمده در مقایسه با برخی از

نتایج دقیقی به دست آورند. به همین علت در پژوهش‌های تکمیلی از روش‌هایی استفاده شده که از خصوصیات مکمل هر کدام از روش‌های فوق استفاده شود. این روش‌ها را ترکیبی می‌نامند. روش‌های ترکیبی الگوریتم‌های ناحیه-مبنا و مرز-مبنا را به منظور حصول نتیجه دقیق‌تر ترکیب می‌کنند [۱۰، ۱۱ و ۱۲].

یکی از مهم‌ترین روش‌های قطعه‌بندی، تولید سوپریکسل<sup>۱</sup> در تصویر است که با توجه به الگوریتم به کار رفته در آن می‌تواند جزء هر کدام از دسته‌های فوق طبقه‌بندی شود [۱۳]. الگوریتم‌های سوپریکسل، پیکسل‌های موجود در تصویر را به نواحی معناداری تبدیل می‌کند که می‌توانند جایگزین شبکه‌بندی متداول پیکسل‌ها شوند؛ بدین ترتیب نواحی موجود در تصویر که نیاز به برچسب‌گذاری و یا احیاناً محاسبه ویژگی دارند تا حد زیادی کاهش می‌یابند [۱۴]. روش‌های زیادی برای تولید سوپریکسل‌ها وجود دارد که هر کدام از آن‌ها با توجه به مزایا و معایب‌شان برای کاربرد خاصی مورد استفاده قرار می‌گیرند. یک الگوریتم تولید سوپریکسل باید سه خصوصیت زیر را دارا باشد [۱۵]:

(۱) مرزهای سوپریکسل‌های تولید شده باید با

مرزهای عوارض موجود در تصویر منطبق شوند.

(۲) الگوریتم مورد نظر اگر به عنوان پیش‌پردازش استفاده می‌شود باید ساده و از نظر محاسباتی کارا باشد.

(۳) الگوریتم مورد نظر اگر به عنوان یک روش قطعه‌بندی مورد استفاده قرار می‌گیرد باید سریع بوده و قطعاتی با ابعاد نزدیک به واقعیت تولید نماید.

متأسفانه بیشتر روش‌های موجود نمی‌توانند این شرایط را محقق سازند و از تولید نتایج واضح و صحیح ناتوان هستند خصوصاً زمانی که مرز عوارض و اشیاء در

<sup>۲</sup> Simple Linear Iterative Clustering

<sup>۳</sup> SEEDS

<sup>۱</sup> Superpixel

می‌کند که در آن پیکسل‌ها به صورت فشرده و البته یکسان تقسیم‌بندی می‌شوند. این فضای پنج بعدی شامل مقادیر  $L, a, b$  در فضای رنگی  $CIELAB$ <sup>۴</sup> بوده که با مختصات  $x, y$  تصویر همراه می‌شود [۱۷]. تولید خوشه‌ها بر اساس معیار شباهت در فضای یاد شده و تخمین مکان صورت می‌پذیرد. مزیت استفاده از فضای  $CIELAB$  این است که در فواصل کوتاه همواره یکنواخت<sup>۵</sup> است. هم‌چنین این فضا بیشترین شباهت را به سیستم درک رنگ توسط مغز انسان دارد و اصطلاحاً از نظر مفهومی خطی است<sup>۶</sup>، بدین معنا که کوچکترین تغییرات در مقادیر، قابل حدس و درک توسط سیستم چشم انسان نیز می‌باشد درحالی‌که سیستم رنگی  $RGB$  چنین نیست. از آن‌جا که معیار فاصله اقلیدسی در سیستم رنگی  $L, a, b$  صرفاً برای فواصل کوچک معنادار است؛ اگر فاصله مکانی پیکسل‌ها از یک حد آستانه افزایش یابد، شباهت‌های بین درجات خاکستری پیکسل‌ها بیشتر از حد معمول اثر گذار شده و عدد واقعی برای فواصل پیکسل‌ها به دست نمی‌آید. به همین دلیل استفاده از معیار فاصله اقلیدسی در این فضا توصیه نمی‌شود. در این روش معیار فاصله جدیدی مطرح شده است که در آن ابعاد سوپرپیکسل‌ها نیز لحاظ می‌شود.

روند انجام کار بدین صورت است که در ابتدا تعداد سوپرپیکسل‌ها ( $K$ ) به عنوان ورودی از کاربر گرفته می‌شود. سوپرپیکسل‌های تصویر باید در انتها با سایز یکسان تولید شده و از تولید قطعات خیلی بزرگ یا خیلی کوچک تا حد امکان جلوگیری شود. بنابراین، اگر تعداد کل پیکسل‌ها برابر  $N$  باشد، آنگاه هر سوپرپیکسل به صورت متوسط دارای تعداد  $N/K$  پیکسل خواهد بود و برای هر سوپرپیکسل پارامتر زیر به عنوان مرکز

روش‌های رقیب نشان از برتری روش پیشنهادی در این مقاله دارد.

در ادامه متن ابتدا به معرفی داده‌های مورد استفاده و نیز شرح الگوریتم‌های متداول قطعه‌بندی سوپرپیکسل‌ها پرداخته شده است. سپس در بخش سوم مراحل مختلف الگوریتم روش پیشنهادی به صورت کامل معرفی شده است. در بخش چهارم ارزیابی بصری و کمی نتایج به همراه بررسی تکمیلی آنها آورده شده و بخش آخر مقاله نیز به نتیجه‌گیری نهایی و ارائه‌ی پیشنهادات اختصاص یافته است.

## ۲- مواد و روش‌ها

به منظور درک بهتر عملکرد روش‌های قطعه‌بندی سوپرپیکسل‌ها و علی‌الخصوص الگوریتم  $SLIC$  که مبنای روش پیشنهادی می‌باشد، در این بخش به شرح و بررسی برخی از آنها پرداخته شده است. به این منظور ابتدا الگوریتم  $SLIC$  به صورت کامل معرفی شده و سپس دو روش متداول در قطعه‌بندی سوپرپیکسل‌ها به نام‌های الگوریتم خوشه‌بندی مکانی چگالی مینا برای کاربردهای نوین‌دار<sup>۱</sup> ( $DBSCAN$ ) و قطعه‌بندی سوپرپیکسل‌ها با نرخ آنتروپی انتخاب شده و نحوه کار آنها شرح داده شده است [۱۷، ۱۹ و ۲۰]. هم‌چنین قسمت‌های پایانی این بخش نیز به معرفی داده‌های مورد استفاده در این مقاله اختصاص یافته است.

### ۲-۱- روش قطعه‌بندی $SLIC$

روش خوشه‌بندی ساده خطی و تکراری<sup>۲</sup> ( $SLIC$ ) یکی از روش‌های مهم تولید سوپرپیکسل و به تبع آن قطعه‌بندی است که بار محاسباتی آن کم است. این روش توسط گروه بازنمایی تصویر و بصری‌سازی<sup>۳</sup> ( $IVRG$ ) توسعه داده شده است. این الگوریتم یک فضای پنج بعدی از رنگ و مختصات تصویر تولید

<sup>۴</sup>  $CIEL^*a^*b^*1976$  color space

<sup>۵</sup> Uniform

<sup>۶</sup> Perceptually linear

<sup>۱</sup> Density-based spatial clustering of applications with noise

<sup>۲</sup> Simple Linear Iterative Clustering

<sup>۳</sup> Image and Visual Representation Group

است که به کمک بازه شبکه  $K$  نرمال شده است. پارامتر  $m$  در این فاصله میزان فشردگی سوپریکسل را کنترل می کند. هر چه این پارامتر بزرگتر باشد، فشردگی سوپریکسل ها بیشتر خواهد بود. بازه معرفی شده برای این پارامتر، [۱ تا ۲۰] خواهد بود که در اکثریت موارد، عدد ۱۰ در نظر گرفته می شود.

الگوریتم  $SLIC$  به کمک انتخاب  $K$  مرکز منظم خوشه آغاز می گردد. سپس این مراکز به پیکسلی منتقل می شود که در یک همسایگی  $3 \times 3$  داری کوچکترین گرادیان باشد چرا که انتخاب یک پیکسل لبه یا نویزدار در ابتدای امر به هیچ وجه مطلوب نیست. گرادیان تصویر طبق رابطه (۳) محاسبه می گردد که در آن  $I(x, y)$  بردار پیکسل در سیستم رنگی  $Lab$  بوده و  $\| \cdot \|^2$  نمایانگر نرم  $L2$  می باشد. در رابطه (۳) اطلاعات رنگ و شدت پیکسل به صورت همزمان مورد استفاده قرار می گیرد.

$$d_{lab} = \sqrt{((l_k - l_i)^2 + (a_k - a_i)^2 + (b_k - b_i)^2)}$$

$$d_{xy} = \sqrt{((x_k - x_i)^2 + (y_k - y_i)^2)}$$

$$D_s(x, y) = d_{lab} + (m / s) * d_{xy}$$

$$G(x, y) = \|I(x+1, y) - I(x-1, y)\|^2 + \|I(x, y+1) - I(x, y-1)\|^2 \quad \text{رابطه (۳)}$$

معنا که برخی پیکسل ها در مجاورت یک قطعه بزرگ وجود دارند که برچسب آنها نیز با آن قطعه بزرگ یکسان است اما به آن قطعه متصل نشده اند. در انتهای کار این موارد نیز بررسی شده و قطعات زائد حذف می گردند. شبه کد الگوریتم  $SLIC$  به فرم زیر می باشد [۱۷]:

تعریف می شود که از محل تقاطع های شبکه منظم روی تصویر به وجود آمده اند (رابطه (۱)):

$$S = \sqrt{(N / K)} \quad \text{رابطه (۱)}$$

در ابتدا اگر شبکه بندی تصویر به صورت منظم باشد به تعداد  $K$  مرکز انتخاب می شود. پارامترهای این مراکز برابر است با:  $C_k = [l_k, a_k, b_k, x_k, y_k]$  و  $k = [1, K]$ . از آنجا که مساحت یا بزرگی هر سوپریکسل برابر  $S^2$  است، می توان فرض کرد که پیکسل های متعلق به آن خوشه می توانند در یک محدوده  $2S \times 2S$  در اطراف مرکز آن سوپریکسل در صفحه ی مسطحاتی  $xy$  قرار گیرد.

در الگوریتم  $SLIC$  از معیار فاصله ای استفاده می شود که به کمک آن هماهنگی و فشردگی اشکال سوپریکسل ها حفظ شود. این معیار برای هر دو نوع تصاویر خاکستری و رنگی قابل استفاده است. این معیار فاصله  $D_s(x, y)$  به صورت رابطه (۲) بیان می شود. در رابطه (۲)،  $D_s(x, y)$  مجموع فواصل  $lab$  و صفحه ی  $xy$

رابطه (۲)

هر پیکسل در تصویر به نزدیک ترین مرکز خوشه که در محدوده جستجو قرار گرفته تعلق پیدا می کند. پس از اتمام بررسی تمام پیکسل ها، مراکز جدید خوشه ها به کمک میانگین برداری  $Lab_{xy}$  پیکسل های درون آن محاسبه می شود.

در انتهای عملیات ممکن است برخی برچسب های به اصطلاح انحرافی<sup>۱</sup> در تصویر باقی مانده باشند. به این

<sup>۱</sup> Stray

شبه کد الگوریتم *SLIC*

۱. مقداردهی اولیه‌ی مراکز خوشه‌ها  $C_k = [a_k, b_k, x_k, y_k]^T$  به وسیله شبکه‌بندی تصویر در ابعاد  $S$ .
۲. تغییر مراکز خوشه‌ها در یک همسایگی  $n \times n$  به سمت پیکسلی که کمترین گرادیان را دارد.
۳. تکرار کن
۴. شروع حلقه: برای هر خوشه با مرکز  $C_k$
۵. در یک همسایگی مربعی به ابعاد  $2S \times 2S$  در اطراف مرکز خوشه، پیکسل‌های مرتبط را با توجه به رابطه (۲) بیاب
۶. پایان حلقه
۷. مراکز جدید خوشه‌ها و خطای  $e$  را محاسبه کن. (خطای  $e$ : فاصله  $LI$  بین مرکز خوشه جدید و قدیم)
۸. تکرار را ادامه بده تا زمانیکه حد آستانه  $e <$
۹. بازبینی برچسب‌های پیکسل‌های همسایه

## ۲-۲- روش‌های قطعه‌بندی رقیب

در این بخش روش‌های قطعه‌بندی متداول و مورد استفاده جهت مقایسه با روش پیشنهادی شرح داده می‌شود.

## ۲-۲-۱- روش قطعه‌بندی سوپرپیکسل‌ها به کمک

الگوریتم *DBSCAN*

در روش ساده و در عین حال موثر *DBSCAN* که توسط شین و همکاران [۱۹] در سال ۲۰۱۶ ارائه شده است، برای قطعه‌بندی سوپرپیکسل‌ها از الگوریتم خوشه‌بندی مکانی چگالی مینا برای کاربردهای نوین‌دار (*DBSCAN*) استفاده می‌شود [۲۱]. این روش دارای دو مرحله است. در مرحله اول پیکسل‌ها به سه دسته برچسب گذاری شده<sup>۱</sup>، کاندید<sup>۲</sup> و دانه<sup>۳</sup> تقسیم می‌شوند. پیکسل بالای سمت چپ تصویر در ابتدای امر به عنوان دانه لحاظ می‌شود سپس فاصله ترکیبی<sup>۴</sup> (که ترکیبی از دو نوع فاصله اقلیدسی است) برای پیکسل‌های همسایه‌ی دانه در هر مرحله محاسبه شده و اگر از حد آستانه مورد نظر کمتر باشد آن پیکسل به عنوان کاندید در نظر گرفته می‌شود. پس از آن، پیکسل‌های

<sup>۱</sup> Labeled<sup>۲</sup> Candidate<sup>۳</sup> Seed<sup>۴</sup> Combination distance

دارای برچسب بهنگام سازی شده و تمام پیکسل‌های کاندید برچسب دانه را به خود می‌گیرند. فرآیند بهنگام سازی به کمک دو شرط پایان می‌یابد: (۱) تعداد سوپرپیکسل‌هایی که کاربر از ابتدا مشخص نموده محقق شود. (۲) هیچ کدام از پیکسل‌های درون تصویر بدون برچسب نباشند.

مرحله دوم در روش قطعه‌بندی مذکور ادغام قطعات کوچک با در نظر گرفتن اطلاعات مکانی و رنگ می‌باشد. بدین صورت که اختلاف رنگ و نیز نزدیکی مکانی بین دو قطعه تعیین می‌کند که آیا در هم ادغام شوند یا خیر. این روش بر روی داده‌های استاندارد قطعه‌بندی دانشگاه برکلی<sup>۵</sup> آزمایش شده و نتایج نهایی نشان می‌دهد که علاوه بر دقت مطلوب سرعت بالا نیز از مزیت‌های این قطعه‌بندی خاص است.

## ۲-۲-۲- روش قطعه‌بندی سوپرپیکسل‌ها با نرخ

## آنتروپی

یکی از روش‌های مهم و کاربردی در قطعه‌بندی استفاده از گراف‌ها<sup>۶</sup> است [۲۲]. در این روش که آنرا اختصاراً نرخ آنتروپی می‌نامیم، قطعه‌بندی سوپرپیکسل‌ها به عنوان یک مساله بهینه‌سازی در توپولوژی گراف در نظر گرفته شده و به منظور حل آن

<sup>۵</sup> Berkeley<sup>۶</sup> Graph

ماهواره‌ای از دو سنجندگی متفاوت: داده ماهواره پلایدیس<sup>۵</sup> و داده ماهواره ورلد ویوی<sup>۶</sup>. تصویر ماهواره پلایدیس محصول پن‌شارپن<sup>۷</sup> شده‌ای است که از منطقه‌ی کلرادو در آمریکا اخذ شده و از اینترنت<sup>۸</sup> قابل دانلود است. ابعاد این تصویر  $1000 \times 1000$  بوده و قدرت تفکیک مکانی آن برابر  $0.5$  متر است. هم‌چنین تصویر ماهواره ورلدویوی<sup>۶</sup> از شهر ریاض در عربستان سعودی اخذ شده و از اینترنت<sup>۹</sup> قابل دسترسی می‌باشد. ابعاد تصویر  $1080 \times 1000$  بوده و رزولوشن مکانی آن برابر  $0.46$  متر است. هر دو تصویر در شکل‌های (۲) و (۳) قابل مشاهده هستند.

### ۳- روش قطعه‌بندی پیشنهادی

در روش قطعه‌بندی پیشنهادی، از یک فرآیند بازگشتی برای بهبود عملکرد روش قطعه‌بندی *SLIC* استفاده شده است. همان‌طور که در رابطه (۲) بخش معرفی روش *SLIC* مشاهده شد، در این روش از اطلاعات مکانی پیکسل‌ها  $(x,y)$  و نیز اطلاعات طیف رنگی آن‌ها (*RGB*) در فرآیند قطعه‌بندی استفاده می‌شود. در روش قطعه‌بندی پیشنهادی علاوه بر اطلاعات یاد شده، اطلاعات لبه تصویر نیز به فرآیند تولید و استخراج سوپریپیکسل‌ها اضافه می‌گردد و به همین دلیل این الگوریتم، قطعه‌بندی *SLIC* بر مبنای لبه یا *E-SLIC*<sup>۱۰</sup> نامگذاری شده است. فلسفه‌ی استفاده از اطلاعات لبه‌ها، تولید قطعات یا سوپریپیکسل‌هایی است که اصطلاحاً به لبه‌ها چسبیده باشند<sup>۱۱</sup>. به این ترتیب قطعات تولیدی به گونه‌ای نخواهند بود که مرز عوارض

یک تابع هدف پیشنهاد می‌شود. این تابع از دو جزء تشکیل شده است: (۱) نرخ آنتروپی برای پیمایش تصادفی<sup>۱</sup> (روی گراف (۲) پارامتر برقرار کننده تعادل. نرخ آنتروپی خوشه‌های هموزن و فشرده را مدیریت می‌کند که تلاش می‌شود تنها متعلق به یک شیء درون تصویر باشند. حال آنکه پارامتر برقرار کننده تعادل تولید خوشه‌هایی با سایز یکسان را برعهده دارد و با کنترل خوشه‌های تولید شده از ایجاد قطعه‌های اضافی<sup>۲</sup> جلوگیری می‌کند [۲۰].

### ۲-۳- داده‌های مورد استفاده

در این مقاله دو سری مختلف از داده‌های هوایی و ماهواره‌ای برای آزمایش روش پیشنهادی مورد استفاده قرار گرفته است.

### ۲-۳-۱- داده هوایی

مجموعه اول داده‌های مورد آزمایش از پایگاه داده مسابقه‌ی تلفیق داده‌های *IEEE*<sup>۴</sup> در سال ۲۰۱۵ استخراج شده است. این داده در ۱۳ مارس ۲۰۱۳ به وسیله‌ی یک سنجنده‌ی هوابرد که در ارتفاع ۳۰۰ متر پرواز می‌کرده است اخذ شده است. تصاویر از قسمت شهری و بندری شهر زیروژ بلژیک ( $51,33$  درجه‌ی شمالی و  $3,20$  درجه‌ی شرقی) اخذ شده است. قدرت تفکیک مکانی این تصاویر  $5\text{ cm}$  بوده و در سه باند *RGB* موجود می‌باشند. ۵ قسمت از یکی از تصاویر اصلی این مجموعه که دارای ابعاد  $10000 \times 10000$  پیکسل می‌باشند به عنوان نمونه جهت آزمایش در این تحقیق مورد استفاده قرار گرفته است که در شکل (۱) قابل مشاهده است.

### ۲-۳-۲- داده‌های ماهواره‌ای

مجموعه دوم داده‌های مورد آزمایش شامل دو تصویر

<sup>۵</sup> Pleiades

<sup>۶</sup> World-View2

<sup>۷</sup> Pan-sharpen

<sup>۸</sup> <http://www.intelligence-airbusds.com/en/23-sample-imagery>

<sup>۹</sup> <http://www.spaceimagingme.com>

<sup>۱۰</sup> Edge-based SLIC

<sup>۱۱</sup> Sticky edge adhesive superpixels

<sup>۱</sup> Random walk

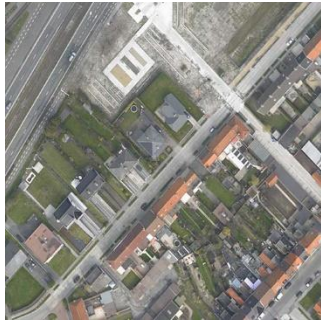
<sup>۲</sup> Balancing term

<sup>۳</sup> Over-segmentation

<sup>۴</sup> GRSS data fusion contest dataset

قدرتمند عمل می‌کند با اضافه نمودن اطلاعات لبه به الگوریتم برچسب‌گذاری پیکسل‌ها می‌توان انتظار داشت که نقاط ضعف این روش علی‌الخصوص در تولید قطعات اضافه برطرف شود. روش پیشنهادی شامل مراحل نشان داده شده در فلوجارت شکل (۴) می‌باشد.

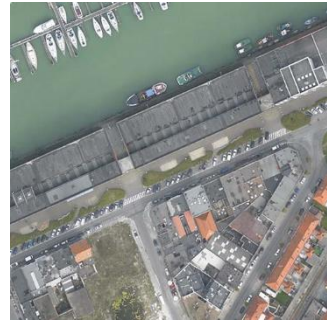
و اشیاء از داخل آن‌ها عبور کند. اساساً بهترین قطعات تولید شده در یک نقشه قطعه‌بندی قطعاتی هستند که تا حد امکان به ابعاد واقعی عارضه در تصویر نزدیک بوده و مرز آنها عملاً لبه عارضه‌ی مورد نظر باشد. از آنجا که الگوریتم *SLIC* در تشخیص قطعات هموزن



ج



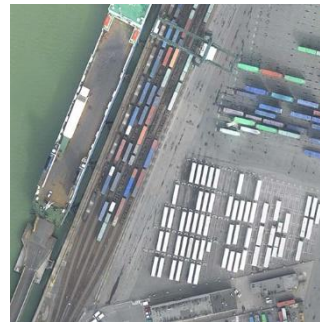
ب



الف



ه



د

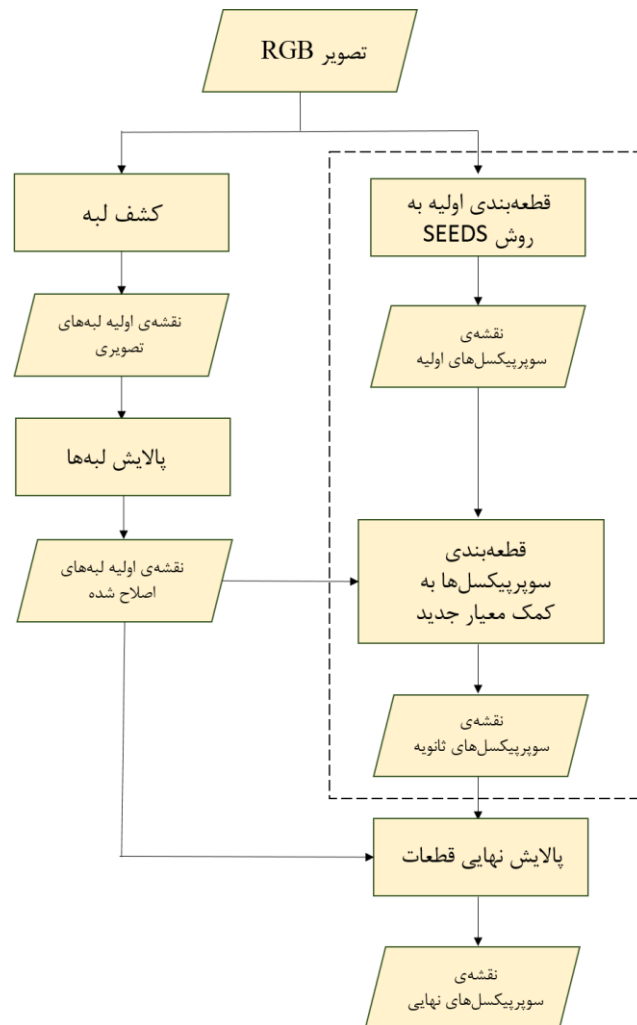
شکل ۱: بخش‌های انتخابی از یک منظر کامل تصویر زیبروژ (الف تا ه)



شکل ۳: تصویر ماهواره وردیوی



شکل ۲: تصویر ماهواره پلایدیس



شکل ۴: الگوریتم روش پیشنهادی

### ۳-۱- کشف و پالایش لبه های تصویر

به منظور کشف و استخراج لبه ها می توان از الگوریتم های متداول مانند روش تشخیص لبه کنی<sup>۱</sup> [۲۳] بهره گرفت. اما روش کنی از تولید یک نقشه لبه دقیق و مبتنی بر واقعیت، ناتوان است. هر چه دقت لبه های استخراج شده بیشتر باشد، نتیجه نهایی قطعه بندی حاصل نیز دقیق تر خواهد بود. به همین

دلیل در این تحقیق از روش پیشنهاد شده در [۱۸] و [۲۴] در سال ۲۰۱۴ جهت استخراج لبه ها بهره گرفته شده است که یکی از کارآمدترین و دقیق ترین روشهای کشف لبه در حوزه علوم کامپیوتر می باشد.

این روش تشخیص لبه که توسط دلار معرفی شده است، به کمک یک تکنیک آموزشی احتمال تعلق پیکسل را به مجموعه لبه های درون تصویر در نظر می گیرد [۱۸]. این تکنیک آموزشی در واقع به دنبال الگوهای شناخته شده لبه ها هستند که در تصویر اصولاً به شکل خطوط موازی،  $Y$  یا  $T$  ظاهر می شوند سپس

<sup>۱</sup> Canny

که  $K: \{1, \dots, N\} \rightarrow \{1, \dots, K\}$ ، آنگاه  $N$  تعداد پیکسل‌ها در تصویر بوده و  $K$  تعداد سوپرپیکسل‌ها می‌باشد. در این صورت مجموعه کل سوپرپیکسل‌های تولید شده را  $S$  می‌نامیم به قسمی که  $s \in S$ . در روش SEEDS تشکیل سوپرپیکسل‌ها به کمک بیشینه شدن یک تابع هدف صورت می‌پذیرد که به فرم روابط (۴) و (۵) می‌باشد.

$$s^* = \arg \max_{s \in S} E(s) \quad \text{رابطه (۴)}$$

به گونه‌ای که:

$$E(s) = H(s) + \gamma G(s) \quad \text{رابطه (۵)}$$

در این تابع  $H(s)$  بر اساس شباهت رنگی پیکسل‌ها و  $G(s)$  مرتبط با مرزهای سوپرپیکسل است. بیشینه شدن تابع هدف به گونه‌ای خواهد بود که هیستوگرام رنگی سوپرپیکسل‌ها الزاماً در یک بین (*bin*) قرار گرفته باشند. این روش به صورت تکراری مرز سوپرپیکسل‌ها را بهنگام می‌نماید یا به عبارت دیگر پیکسل‌های همسایه در مرز قطعات را بین دو قطعه جابجا می‌کند تا زمانیکه شرط فوق محقق شود. در این تحقیق به منظور استفاده از روش SEEDS، از کد این روش در آدرس (<http://www.mvdblive.org/seeds>) استفاده شده است.

### ۳-۳-۳- قطعه‌بندی سوپرپیکسل‌ها به کمک معیار جدید $D_s$

در روش SLIC (رابطه (۲)) دو پارامتر مهم وجود دارد. یکی پارامتر مرتبط با رنگ  $d_{lab}$  و دیگری پارامتر مرتبط با مختصات مکانی  $d_{xy}$ . هر چند که به صورت تئوری به نظر می‌رسد روش SLIC قطعاتی کاملاً منطبق با لبه‌های عوارض در تصویر تولید نماید، اما در عمل این اتفاق نمی‌افتد، زیرا لبه‌ها در تصویر شدت و ضعف یکسانی ندارند و بنا بر شرایط تصویربرداری از قبیل نور، زمان و... این لبه‌ها می‌توانند نمایش مختلفی

با کشف این الگوها پیکسل‌های لبه نیز شناسایی می‌شوند. این ایده خاص به کمک جنگل تصمیم‌گیری رندم<sup>۱</sup> پیاده‌سازی شده است. هر درخت در این جنگل تصمیم‌گیری موظف به یافتن لبه‌های بخشی از پیکسل‌های درون تصویر است به همین دلیل پیش از پیاده‌سازی الگوریتم، تصویر به قطعات کوچک‌تر که می‌تواند ۴، ۱۶، ۳۲ یا ۴۸ تایی باشد، تقسیم می‌شود. در این تحقیق از تقسیم ۳۲ تایی استفاده شده است. نقشه نهایی لبه‌ها مجموع تمام لبه‌هایی است که توسط کل جنگل تشخیص داده شده است که در آن احتمال تعلق هر پیکسل به مجموعه لبه‌ها با عددی بین ۰ و ۱ مشخص شده است. این روش علاوه بر سرعت بالا در مقایسه با سایر روش‌های معمول نیز دقت بیشتری از خود نشان داده است [۱۸].

از آنجا که ممکن است پس از تولید نقشه نهایی، برخی از لبه‌ها حالت پراکنده و پخش<sup>۲</sup> داشته باشند به منظور دستیابی به نقشه‌ای دقیق‌تر طی یک مرحله تیز کردن لبه‌ها<sup>۳</sup> پالایش صورت می‌گیرد و محصول این مرحله به عنوان اطلاعات لبه وارد فرآیند بعدی می‌شود.

### ۳-۲- قطعه‌بندی اولیه به روش SEEDS

بسیاری از روش‌های ترکیبی قطعه‌بندی نیازمند مقداره‌ی اولیه قطعات می‌باشند. ساده‌ترین نوع مقداره‌ی اولیه تخصیص یک برچسب مجزا به هر پیکسل موجود در تصویر می‌باشد. اما در روش پیشنهادی به منظور برچسب‌گذاری اولیه قطعات از روش SEEDS استفاده می‌شود چرا که این روش از جمله‌ی سریع‌ترین روش‌های موجود می‌باشد [۱۴، ۲۵] و نیز در افزایش دقت روش پیشنهادی تاثیر بسزایی دارد. در روش SEEDS اگر  $s$  نگاشت تقسیم‌بندی سوپرپیکسل یک تصویر باشد به گونه‌ای

<sup>۱</sup> Random decision forest

<sup>۲</sup> Diffuse

<sup>۳</sup> Edge Sharpening

از آنجا که شدت و ضعف تأثیر اطلاعات لبه می‌تواند در دقت نهایی تشخیص قطعات تأثیرگذار باشد، پارامتر  $\lambda$  به صورت ضربی در  $E$  به رابطه (۶) افزوده می‌شود. این ضرب می‌تواند تأثیر اطلاعات لبه‌ها را کنترل نماید.

### ۳-۴- پالایش نهایی قطعات

زمانیکه بررسی پیکسل‌های تمام تصویر به پایان برسد قطعاتی که به وسیله لبه‌های ضعیف تر در تصویر جداسازی شده‌اند با یکدیگر تلفیق می‌شوند؛ به این صورت که ابتدا تمامی پیکسل‌های لبه جداسازی می‌شوند چرا که این پیکسل‌ها نباید به هیچ قطعه‌ای تعلق داشته باشند. سپس پیکسل‌هایی که کمتر از مقدار حد آستانه تعیین شده را داشته باشند حذف شده و قطعات کناری آنها با یکدیگر تلفیق می‌شوند. حد آستانه تعیین شده در این مقاله برابر ۰.۴٪ می‌باشد. این فرآیند به داشتن نقشه‌ای صحیح تر و مطابق واقع کمک می‌کند.

### ۴- پیاده‌سازی و ارزیابی نتایج

در این بخش ابتدا به بررسی نتایج پیاده‌سازی الگوریتم‌های معرفی شده در بخش ۲ و نیز الگوریتم پیشنهادی بر روی داده‌های موردنظر پرداخته می‌شود. سپس این نتایج به صورت کمی نیز ارزیابی می‌شوند.

### ۴-۱- پیاده‌سازی روش قطعه‌بندی SLIC ساده و

#### سایر روش‌های رقیب

در ابتدا روش DBSCAN بر سه مجموعه تصویر معرفی شده در بخش دوم پیاده‌سازی گردید و نتایج حاصل در شکل‌های (۵) تا (۷) مشخص شده است. همانگونه که مشاهده می‌شود مشکل افزونگی قطعات<sup>۱</sup> در تصاویر نهایی وجود دارد (خصوصاً در تصاویر هوایی زیبروژ) و مانع از تولید قطعات مطابق با عوارض و اشیاء در تصویر می‌شود.

در تصویر داشته باشند. همین مسأله موجب می‌شود که اتکا به صرف اطلاعات فوق کفایت نکند.

حال مطابق بخش ۳-۲- می‌توان با در اختیار داشتن تصویر برچسب‌گذاری اولیه و نیز لبه‌ها که به کمک الگوریتم فوق به دست آمده است، قطعات موجود در تصویر را در یک فرآیند تکراری بهبود بخشید. ایده اصلی استفاده از لبه‌ها محدود کردن قطعات به مرزهای تشخیص داده شده در تصویر است. به این ترتیب قطعاتی که بزرگتر یا کوچکتر از ابعاد اشیاء درون تصویر باشند به کمک مرزهای آنها تصحیح می‌شوند. از آنجا که عمل اصلی قطعه‌بندی در الگوریتم SLIC به وسیله رابطه (۲) انجام می‌پذیرد، می‌توان با دخیل کردن اطلاعات لبه آن را بهبود بخشید.

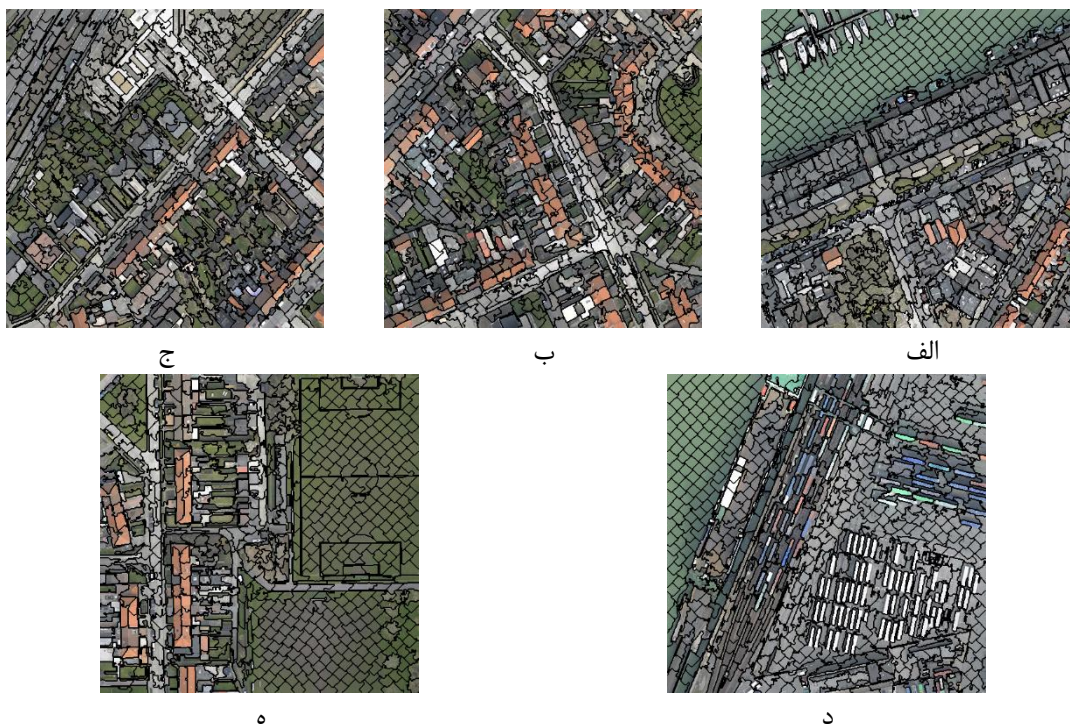
به این منظور یک پارامتر جدید به نام  $E$  تعریف می‌شود. این پارامتر برابر با مقداری است که هر پیکسل در نقشه نهایی لبه‌ها به خود اختصاص داده است. سپس فاصله  $D_s(x, y)$  در رابطه (۲) به کمک این پارامتر جدید به شکل رابطه (۶) تعریف می‌شود:

$$D_s(x, y) = d_{lab} + (m/s) * d_{xy} - \lambda E(x, y)$$

این پارامتر جدید می‌تواند نحوه تعلق پیکسل به برچسب صحیح را تعیین نماید.

نقشه لبه‌ها به همراه تصویر برچسب‌گذاری شده اولیه به عنوان ورودی به الگوریتم داده می‌شود. پس از آن، برچسب تمام پیکسل‌ها بررسی می‌شوند. به این ترتیب که معیار  $D_s$  برای ۴ همسایه پیکسل تحت بررسی (به شرط آنکه برچسب‌های یکسان نداشته باشند) محاسبه شده و پیکسل مورد نظر به قطعه‌ای تعلق می‌یابد که کمترین  $D_s$  را داشته باشد. به این ترتیب علاوه بر لحاظ کردن مختصات مکانی و طیفی پیکسل، اطلاعات لبه نیز در این معیار نقش ایفا می‌کند و پیکسل‌ها به سمت قطعه نزدیک‌ترین لبه همسایه خود سوق داده می‌شوند. پس از آنکه برچسب هر پیکسل تعیین شد قطعات تصویر اولیه از نو به‌نگام‌سازی می‌شوند.

<sup>۱</sup> Oversegmentation



شکل ۵: نتایج الگوریتم *DBSCAN* بر روی داده‌های زیبروز (الف تا ه)



شکل ۶: نتایج الگوریتم *DBSCAN* بر روی داده پلایدیس



شکل ۷: نتایج الگوریتم *DBSCAN* بر روی داده ورلدویدی ۲

ورلدویوی ۲ که دارای عوارض متعدد با ابعاد گوناگون است نیز تشدید شده است.

روش نرخ آنتروپی نیز که در شکل‌های (۸) تا (۱۰) مشخص شده است نیز کماکان دارای همین ایراد می‌باشد و حتی این مسأله در تصویر ماهواره‌ای



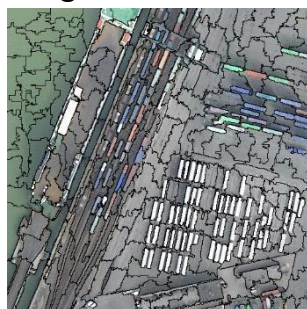
ج



ب



الف



ه



د

شکل ۸: نتایج الگوریتم نرخ آنتروپی بر روی داده‌های زیبروژ (الف تا ه)



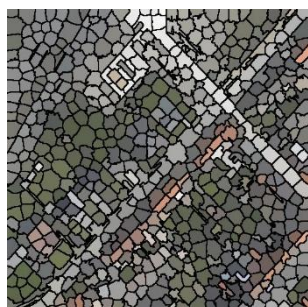
شکل ۹: نتیجه الگوریتم نرخ آنتروپی بر روی داده پلایدیس



شکل ۱۰: نتیجه الگوریتم نرخ آنتروپی بر روی داده وردویوی ۲

نوع اصلاح نشده خود هرچند سریع و ساده بوده اما همچنان ناتوان در حل معضل دو روش قبل می‌باشد.

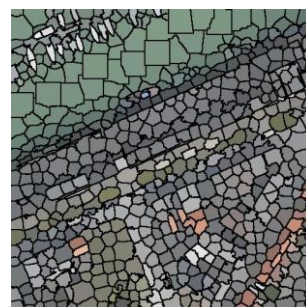
در نهایت نتایج روش *SLIC* نیز در شکل‌های (۱۱) تا (۱۳) مشخص شده‌اند که نشان می‌دهد این روش در



ج



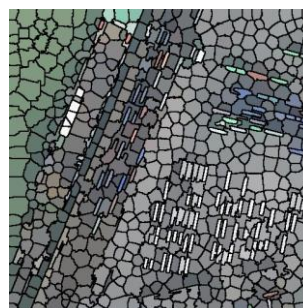
ب



الف



ه



د

شکل ۱۱: نتایج الگوریتم *SLIC* بر روی داده‌های زیبروژ (الف تا ه)



شکل ۱۲: نتیجه الگوریتم *SLIC* بر روی داده پلایدیسی



شکل ۱۳: نتیجه الگوریتم *SLIC* بر روی داده ورد و ویوی ۲

#### ۲-۴- پیاده سازی روش پیشنهادی

در این بخش به منظور بررسی روش پیشنهادی ابتدا با تغییر پارامتر  $k$  تاثیر این ضریب بر نتایج تصاویر هوایی زیبروژ بررسی می شود (شکل های (۱۴) تا (۱۶)). از نتایج بصری چنین بر می آید که مقادیر بزرگ و کوچک  $k$  (۱ و ۱/۲)، از تولید قطعاتی با ابعاد واقعی موجود در تصویر ناتوان هستند مشکل افزونگی قطعات در مورد مقدار بزرگ  $k$  و مشکل عدم تشخیص صحیح قطعات در مورد مقدار کوچک  $k$  به خوبی در تصویر مشخص است. بنابراین توصیه می شود در مورد تصاویر

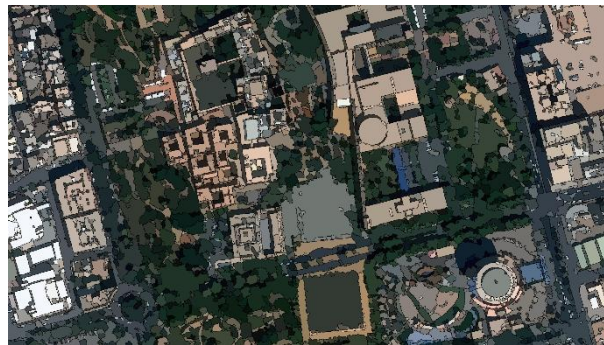
بزرگ مقیاس سنجش از دور که در آنها جزئیات متعدد با ابعاد مختلف وجود دارند  $k$  در بازه [ ۰/۲ تا ۰/۹ ] انتخاب شود. به نظر می رسد در مورد تصاویر زیبروژ عدد ۰/۵ نتایج دقیق تری را به دست می دهد. این نتایج در بخش ۴-۳ به صورت کمی بررسی خواهد شد. با بررسی بصری نتایج روش پیشنهادی بر روی تصاویر ماهواره ای نیز به خوبی مشاهده می شود که قطعات حاصل از این روش نسبت به باقی روش ها بیشترین شباهت به تصویر واقعی را دارند و ابعاد آنها متناسب با اشیاء درون تصویر است.



شکل ۱۴: نتایج الگوریتم *E-SLIC* با تغییر پارامتر  $\lambda$



شکل ۱۵: نتیجه الگوریتم *E-SLIC* بر روی داده پلایدیس



شکل ۱۶: نتیجه الگوریتم E-SLIC بر روی داده ورلدویوی ۲

#### ۳-۴- ارزیابی کمی نتایج

به منظور مقایسه کمی دقت و نیز کارکرد هر الگوریتم از پارامتر متداول انحراف معیار درون کلاسی ( $WCSD^1$ ) انحراف معیار درون کلاسی قطعات بهره گرفته شده است که این پارامتر بر اساس رابطه (۷) بدست می آید [۲۶]:

$$WCSD = \sqrt{\sum_{i=1}^m \left( \frac{N_i \sigma_i^2}{N_{Total}} \right)} \quad \text{رابطه (۷)}$$

پارامترهای موثر در رابطه (۷) عبارتند از:  $m$  تعداد نواحی در تصویر قطعه بندی شده،  $N_i$  تعداد پیکسل‌ها در ناحیه  $i$ ام و  $\sigma_i^2$  واریانس شدت<sup>۲</sup> داخل ناحیه  $i$ ام. مقدار اسمی و ایده آل برای  $WCSD$  برابر صفر است که نشان می‌دهد تمام پیکسل‌های درون قطعه تشکیل شده مورد نظر دارای یک شدت واحد هستند. مقادیر  $WCSD$  طبق گزارشی که در [۲۶] آمده است با توجه به ابعاد و نوع تصویر متفاوت بوده و بازه مشخص از پیش تعریف شده‌ای ندارد؛ به همین دلیل باید مقایسه نسبی آن بین الگوریتم‌های متفاوت لحاظ شود. باید توجه داشت که برای داشتن یک مقایسه صحیح بازه شدت (قدرت تفکیک رادیومتری) تصاویر مورد استفاده باید یکسان باشند، به همین دلیل همه تصاویر مورد نظر پیش از ورود به الگوریتم‌ها، ۸ بیتی شده‌اند. نتایج

محاسبه این پارامتر در جدول‌های (۱) تا (۳) ارائه شده‌اند.

جدول (۱) نتایج حاصل از تفسیر بصری تصاویر را در بخش قبل به درستی تایید می‌کند. هم‌چنین همان‌گونه که در جداول (۱) و (۳) مشاهده می‌شود، انحراف معیار درون کلاسی برای روش پیشنهادی برای تمام تصاویر از سایر روش‌ها کمتر است. به این دلیل که قطعات تولید شده در این روش تا حد امکان منطبق بر تصویر اولیه بوده و با حذف پیکسل‌های لبه (که عملاً شدتی مغایر میانگین شدت پیکسل‌های درون اشیاء دارند)، قطعات یکنواخت‌تر و همسان‌تری به وجود آمده است. انطباق قطعات تولیدی با تصویر اصلی در روش پیشنهادی به کمک ساده‌ترین روش یعنی تفسیر بصری در تصاویر نشان داده شده در بخش قبل نیز کاملاً واضح و مشخص است.

<sup>۱</sup> Within-class standard deviation

<sup>۲</sup> Intensity

جدول ۱: مقایسه معیار WCSD برای تصاویر ماهواره‌ای پلایدیس و ورلدویوی ۲ در الگوریتم‌های مختلف

	تصویر پلایدیس	تصویر ورلدویوی ۲
روش DBSCAN	۹۴۱,۷۴۷۵	۸۰۳,۱۱۲۹
روش نرخ آنتروپی	۱۸۹۷,۱۱۴۲	۲۲۳۳,۴۹۹۷
روش SLIC	۱۲۶۷,۹۲	۱۰۸۲,۹۳
روش پیشنهادی (E-SLIC)	۶۶۰,۷۱۴۵	۳۰۷,۹۶۴۳

جدول ۲: محاسبه معیار WCSD برای تصاویر هوایی زیبروژ با در روش پیشنهادی E-SLIC پارامترهای مختلف  $\lambda$

تصویر ه	تصویر د	تصویر ج	تصویر ب	تصویر الف	پارامتر $\lambda$
۲۴۷,۲۷	۴۱۶,۸۶	۵۸۲,۲۰	۹۷۵,۸۴	۹۶۰,۹۶	۱,۲
۲۶۰,۷۲	۱۵۳,۷۵	۲۸۱,۹۵	۲۶۱,۱۹	۳۰۱,۰۹	۰,۹
۲۰۳,۴۶	۱۲۲,۵۷	۲۱۰,۵۰	۱۹۸,۴۰	۲۲۰,۰۹	۰,۵
۳۴۶,۶۱	۱۴۸,۴۵	۲۶۵,۱۹	۲۱۲,۲۴	۲۹۸,۱۳	۰,۱

جدول ۳: مقایسه معیار WCSD برای تصاویر هوایی زیبروژ در الگوریتم‌های مختلف

تصویر ه	تصویر د	تصویر ج	تصویر ب	تصویر الف	روش مورد آزمایش
۴۴۱,۴۴	۱۷۸,۰۱	۳۰۶,۸۶	۳۴۴,۴۱	۳۲۹,۲۴	DBSCAN
۷۳۸,۱۱	۲۹۸,۷۱	۵۱۴,۳۹	۶۳۳,۱۰	۵۹۳,۶۷	نرخ آنتروپی
۵۴۵,۰۳	۲۵۱,۰۹	۴۲۱,۲۵	۴۶۱,۲۹	۴۴۷,۳۰	SLIC
۲۰۳,۴۶	۱۲۲,۵۷	۲۱۰,۵۰	۱۹۸,۴۰	۲۲۰,۰۹	روش پیشنهادی E-SLIC

## ۵- نتیجه‌گیری و پیشنهادات

قطعه‌بندی سوپرپیکسل‌ها می‌تواند به عنوان یکی از مهم‌ترین پیش پردازش‌ها در حوزه‌ی سنجش از دور باشد که نتایج آن در طبقه‌بندی، فشرده‌سازی، بازیابی و دیگر فرآیندهای پردازشی مورد استفاده قرار گیرد. این الگوریتم‌ها در صورتی سودمند هستند که از نظر محاسباتی کم هزینه بوده و قطعاتی مطابق واقع تولید نمایند. برای تصاویر بزرگ مقیاس سنجش از دور که اصولاً تصاویر با تعداد بالای یک میلیون پیکسل هستند، تعداد کمی از الگوریتم‌های قطعه‌بندی سوپرپیکسل‌ها وجود دارد که می‌تواند توصیه شود. یکی از مهم‌ترین این روش‌ها SLIC است. این روش علیرغم سرعت بالا و سادگی، همچنان از تولید قطعات معنادار در تصویر ناتوان است. از این رو، در این پژوهش تلاش شده تا با

لحاظ کردن اطلاعات دقیق لبه در تصویر و اضافه نمودن آن به معیار دسته‌بندی SLIC، قطعات اولیه در یک روند تکراری بهبود داده شده و نقشه قطعه‌بندی دقیق‌تری به دست آید. این روش پیشنهادی جدید با نام E-SLIC بر روی سه مجموعه داده ماهواره‌ای و هوایی پیاده‌سازی شده و نتایج حاصل با نقشه‌های منتج از دو روش متداول دیگر با نام‌های DBSCAN و نرخ آنتروپی نیز مقایسه شده است. مقایسه کمی برای هر سه مجموعه داده ثابت نمود که روش پیشنهادی نسبت به سایر رقبا از جمله SLIC، برتر است.

از این روش می‌توان به منظور تولید نقشه حاوی اطلاعات مکانی دقیق و به تبع آن، استفاده در الگوریتم طبقه‌بندی‌های طیفی - مکانی بهره گرفت؛ زیرا با اضافه نمودن این اطلاعات به نقشه‌های حاصل از طبقه‌بندی

RGB داشته و یا حتی برای تصاویر پیشنهادی، تمرکز نمود.

پیکسل مبنا، نتایج تا حد زیادی بهبود خواهد یافت. در مطالعات آینده می توان بر توسعه روش پیشنهادی برای تصاویر چند طیفی که بیشتر از سه باند رنگی

## مراجع

- [1] P. Li and X. Xiao, "Multispectral image segmentation by a multichannel watershed-based approach," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 28, no. 19, pp. 4429-4452, 2007.
- [2] Y. Tarabalka, J. Chanussot, and J. A. Benediktsson, "Segmentation and classification of hyperspectral images using minimum spanning forest grown from automatically selected markers," *Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, IEEE Transactions on*, vol. 40, no. 5, pp. 1267-1279, 2010.
- [3] P. W. Pachowicz, "Semi-autonomous evolution of object models for adaptive object recognition," *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, vol. 24, no. 8, pp. 1191-1207, 1994.
- [4] K. Belloulata and J. Konrad, "Fractal image compression with region-based functionality," *IEEE transactions on image processing*, vol. 11, no. 4, pp. 351-362, 2002.
- [5] S. L. Hartmann and R. L. Galloway, "Depth-buffer targeting for spatially accurate 3-D visualization of medical images," *IEEE transactions on medical imaging*, vol. 19, no. 10, pp. 1031-1034, 2000.
- [6] Y. Chen and J. Z. Wang, "A region-based fuzzy feature matching approach to content-based image retrieval," *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 24, no. 9, pp. 1252-1267, 2002.
- [7] N. R. Pal and S. K. Pal, "A review on image segmentation techniques," *Pattern recognition*, vol. 26, no. 9, pp. 1277-1294, 1993.
- [8] A. Khotanzad and J.-Y. Chen, "Unsupervised segmentation of textured images by edge detection in multidimensional feature," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 11, no. 4, pp. 414-421, 1989.
- [9] D. K. Panjwani and G. Healey, "Markov random field models for unsupervised segmentation of textured color images," *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 17, no. 10, pp. 939-954, 1995.
- [10] T. Pavlidis and Y.-T. Liow, "Integrating region growing and edge detection," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 12, no. 3, pp. 225-233, 1990.
- [11] K. Haris, S. N. Efstratiadis, N. Maglaveras, and A. K. Katsaggelos, "Hybrid image segmentation using watersheds and fast region merging," *IEEE Transactions on image processing*, vol. 7, no. 12, pp. 1684-1699, 1998.
- [12] J. Fan, D. K. Yau, A. K. Elmagarmid, and W. G. Aref, "Automatic image segmentation by integrating color-edge extraction and seeded region growing," *IEEE transactions on image processing*, vol. 10, no. 10, pp. 1454-1466, 2001.
- [13] Y. Li, J. Sun, C.-K. Tang, and H.-Y. Shum, "Lazy snapping," in *ACM Transactions on Graphics (ToG)*, 2004, vol. 23, no. 3, pp. 303-308: ACM.
- [14] M. Van den Bergh, X. Boix, G. Roig, B. de Capitani, and L. Van Gool, "SEEDS:

- Superpixels extracted via energy-driven sampling," in European conference on computer vision, 2012, pp. 13-26: Springer.*
- [15] R. Achanta, A. Shaji, K. Smith, A. Lucchi, P. Fua, and S. Süsstrunk, "SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods," *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 34, no. 11, pp. 2274-2282, 2012.
- [16] J. Baek, B. Chung, and C. Yim, "Linear Spectral Clustering with Mean Shift Filtering for Superpixel Segmentation".
- [17] R. Achanta, A. Shaji, K. Smith, A. Lucchi, P. Fua, and S. Süsstrunk, "Slic superpixels," 2010.
- [18] P. Dollár and C. L. Zitnick, "Fast edge detection using structured forests," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 37, no. 8, pp. 1558 - 1570, 2014.
- [19] J. Shen, X. Hao, Z. Liang, Y. Liu, W. Wang, and L. Shao, "Real-Time Superpixel Segmentation by DBSCAN Clustering Algorithm," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 25, no. 12, pp. 5933-5942, 2016.
- [20] M.-Y. Liu, O. Tuzel, S. Ramalingam, and R. Chellappa, "Entropy rate superpixel segmentation," in *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2011 IEEE Conference on, 2011, pp. 2097-2104: IEEE.*
- [21] M. Ester, H.-P. Kriegel, J. Sander, and X. Xu, "A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise," in *Kdd, 1996, vol. 96, no. 34, pp. 226-231.*
- [22] P. F. Felzenszwalb and D. P. Huttenlocher, "Efficient graph-based image segmentation," *International journal of computer vision*, vol. 59, no. 2, pp. 167-181, 2004.
- [23] J. Canny, "A computational approach to edge detection," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, no. 6, pp. 679-698, 1986.
- [24] P. Dollar, Z. Tu, and S. Belongie, "Supervised learning of edges and object boundaries," in *2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2006, vol. 2, pp. 1964-1971: IEEE.*
- [25] M. Van den Bergh, G. Roig, X. Boix, S. Manen, and L. Van Gool, "Online video seeds for temporal window objectness," in *Computer Vision (ICCV), 2013 IEEE International Conference on, 2013, pp. 377-384: IEEE.*
- [26] F. Y. Shih, *Image processing and pattern recognition: fundamentals and techniques.* John Wiley & Sons, 2010.



## Segmentation Improvement of High Resolution Remote Sensing Images based on superpixels using Edge-based SLIC algorithm (E-SLIC)

Nafiseh Kakhani<sup>1\*</sup>, Mahdi Mokhtarzadeh<sup>2</sup>, Mohammad Javad Valadan Zouj<sup>3</sup>

1- Ph.D. student of remote sensing engineering, K.N. Toosi University of Technology. Tehran. Iran.

2- Associate professor, Ph.D. in photogrammetry and remote sensing, K.N. Toosi University of Technology. Tehran. Iran.

3- Professor, Ph.D. in photogrammetry and remote sensing, K.N. Toosi University of Technology. Tehran. Iran.

### Abstract

The segmentation of high resolution remote sensing images is one of the most important analyses that play a significant role in the maximal and exact extraction of information. There are different types of segmentation methods among which using superpixels is one of the most important ones. Several methods have been proposed for extracting superpixels. Among the most successful ones, we can refer to SLIC method. This method has some disadvantages among which can refer to over segmentation and noncompliance with the real objects. Here, in this study, we have tried to overcome these drawbacks and propose a novel method for segmentation of large-scale images by adding edge information to the SLIC algorithm. Three different urban data including airborne and spaceborne images with high space resolution and different objects diversity have been chosen with evaluate the proposed method. The results of the proposed method have been compared to the original SLIC algorithm and other common superpixel segmentation techniques, such as DBSCAN, and superpixel segmentation with entropy rates. The quantitative comparison of the results with the help of the standard deviation parameter within the class (WCSD) shows that in case of satellite images with an average of about 780 and 1040 units and in the case of aerial images with an average of about 220 units, the standard deviation of the produced segments in the proposed method is less than the other competing methods. The visual comparison also indicates that the components produced by the proposed method have the lowest standard deviation and are homogeneous.

**Key words:** high resolution remote sensing image processing, segmentation, superpixels, SLIC algorithm.