نشریه علمی مهندسی فناوری اطلاعات مکانی

سال نهم، شماره نخست، بهار ۱۴۰۰
Vol.9, No.1, Spring 2021
۶۵ -۸۴
مقاله پژوهشی
DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.1.1.8

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

نفیسه کاخانی[1*]، مهدی مختارزاده[2]، محمدجواد ولدان زوج[3]

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 سوپرپکسل‌ها مانند الگوریتم خوشه‌بندی مکانی چگالی مبنا برای کاربردهای نویزدار (*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

Email: nkakhani@mail.kntu.ac.ir

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-08]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.1.1.8]
[DOI: 10.52547/jgit.9.1.65]

۱- مقدمه

تصاویر بزرگ مقیاس سنجش از دور با فراهم آوری امکان مشاهده زمین[۱] 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 دقیق‌تری 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[۲] [۳]، فشرده‌سازی تصویر[۳] [۴] بصری‌سازی تصویر[۴] [۵] و بازیابی تصویر[۵] [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].

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[۶] ۳) ناحیه-مبنا[۷] ۴) روش‌های ترکیبی[۸]. 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[۹] و اختلاف[۱۰]. روش‌هایی که تمرکز آنها بر اختلاف موجود میان پیکسل‌ها است مرز-مبنا و روش‌هایی که تمرکز آنها بر شباهت موجود میان پیکسل‌ها است را 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 ۹]. 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

---

[۱] *Earth observation*
[۲] *Image recognition*
[۳] *Image compression*
[۴] *Image visualization*
[۵] *Image retrieval*
[۶] *Boundary-based*
[۷] *Region-based*
[۸] *Hybrid*
[۹] *Similarity*
[۱۰] *Discontinuity*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-08]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.1.1.8]
[DOI: 10.52547/jgit.9.1.65]

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 سوپرپیکسل‌ها[۱] در تصویر است که با توجه به الگوریتم به کار رفته در آن می‌تواند جزء هر کدام از دسته‌های فوق طبقه‌بندی شود [۱۳]. الگوریتم‌های سوپرپیکسل، 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 احیانا محاسبه ویژگی دارند تا حد زیادی کاهش می‌یابند [۱۴]. روش‌های زیادی برای تولید سوپرپیکسل‌ها وجود دارد که هر کدام از آن‌ها با توجه به مزایا و معایب‌شان برای کاربرد خاصی مورد استفاده قرار می‌گیرند. یک الگوریتم تولید سوپرپیکسل باید سه خصوصیت زیر را دارا باشد [۱۵]:

۱) مرزهای سوپرپیکسل‌های 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 خصوصا زمانی که مرز عوارض و اشیاء در تصویر واضح نباشد که در مورد تصاویر سنجش از دور اغلب همین‌گونه است [۱۶]. از آن‌جا 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[۲] *(SLIC)* طراحی شده است که یکی از مهم‌ترین و پرکاربردترین روش‌های تولید سوپرپیکسل 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 سوپرپیکسل‌ها به کمک اضافه نمودن اطلاعات لبه‌ها به اطلاعات شدت رنگ موجود در روش *SLIC* می‌باشد. هم‌چنین جهت افزایش دقت نقشه نهایی سوپرپیکسل‌ها، از روش قطعه‌بندی سبدها[۳] *SEEDS* [۱۴] به عنوان نقشه قطعه‌بندی اولیه استفاده شده است. نتایج نهایی به دست آمده در مقایسه با برخی از

[۱] *Superpixel*

[۲] *Simple Linear Iterative Clustering*

[۳] *SEEDS*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-08]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.1.1.8]
[DOI: 10.52547/jgit.9.1.65]

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 علی الخصوص 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 مبنا برای کاربردهای نویزدار[۱] (*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[۲] *(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[۳] *(IVRG)* توسعه داده شده است. این الگوریتم یک فضای پنج بعدی از رنگ و مختصات تصویر تولید 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*[۴] 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[۵] است. هم‌چنین این فضا بیشترین شباهت را به سیستم درک رنگ توسط مغز انسان دارد و اصطلاحا از نظر مفهومی خطی است[۶]، 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 صرفا 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

[۱] *Density-based spatial clustering of applications with noise*

[۲] *Simple Linear Iterative Clustering*

[۳] *Image and Visual Representation Group*

[۴] *CIEL*a*b*1976 color space*

[۵] *Uniform*

[۶] *Perceptually linear*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-08]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.1.1.8]
[DOI: 10.52547/jgit.9.1.65]

تعریف می‌شود که از محل تقاطع‌های شبکه منظم روی تصویر به وجود آمده‌اند (رابطه (۱)):

رابطه(۱) $S = \sqrt{(N / K)}$

در ابتدا اگر شبکه‌بندی تصویر به صورت منظم باشد به تعداد K مرکز انتخاب می‌شود. 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 سوپرپیکسل برابر S^2 است، می‌توان فرض کرد که پیکسل‌های متعلق به آن خوشه می‌توانند در یک محدوده $2S \times 2S$ در اطراف مرکز آن سوپرپیکسل در صفحه‌ی مسطحاتی xy قرار گیرد.

در الگوریتم $SLIC$ از معیار فاصله‌ای استفاده می‌شود که به کمک آن هماهنگی و فشردگی اشکال سوپرپیکسل‌ها 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 می‌شود. در رابطه(۲)، $D_s(x, y)$ مجموع فواصل lab و صفحه‌ی xy است که به کمک بازه شبکه S نرمال شده است. پارامتر m در این فاصله میزان فشردگی سوپرپیکسل را کنترل می‌کند. هر چه این پارامتر بزرگتر باشد، فشردگی سوپرپیکسل‌ها بیشتر خواهد بود. بازه معرفی شده برای این پارامتر، [۲۰ تا ۱] خواهد بود که در اکثریت موارد، عدد ۱۰ در نظر گرفته می‌شود.

الگوریتم $SLIC$ به کمک انتخاب K مرکز منظم خوشه آغاز می‌گردد. سپس این مراکز به پیکسلی منتقل می‌شود که در یک همسایگی ۳×۳ 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) محسابه می‌گردد که در آن $I(x, y)$ بردار پیکسل در سیستم رنگی Lab بوده و $\| \|^2$ نمایانگر نرم $L2$ می‌باشد. در رابطه(۳) اطلاعات رنگ و شدت پیکسل به صورت همزمان مورد استفاده قرار می‌گیرد.

رابطه(۲)

$$d_{lab} = \sqrt{((l_k - l_i)^2 + (a_k - a_i)^2 + (b_k - b_i)^2)}$$
$$d_{xy} = \sqrt{((x_k - x_i)^2 + (y_k - y_i)^2)}$$
$$D_s(x, y) = d_{lab} + (m / s) * d_{xy}$$

رابطه(۳)

$$G(x, y) = \|I(x+1, y) - I(x-1, y)\|^2 + \|I(x, y+1) - I(x, y-1)\|^2$$

هر پیکسل در تصویر به نزدیک‌ترین مرکز خوشه که در محدوده جستجو قرار گرفته تعلق پیدا می‌کند. پس از اتمام بررسی تمام پیکسل‌ها، مراکز جدید خوشه‌ها به کمک میانگین برداری $Labxy$ پیکسل‌های درون آن محاسبه می‌شود.

در انتهای عملیات ممکن است برخی برچسب‌های به اصطلاح انحرافی[۱] در تصویر باقی مانده باشند. به این معنا که برخی پیکسل‌ها در مجاورت یک قطعه بزرگ وجود دارند که برچسب آنها نیز با آن قطعه بزرگ یکسان است اما به آن قطعه متصل نشده‌اند. در انتهای کار این موارد نیز بررسی شده و قطعات زائد حذف می‌گردند. شبه کد الگوریتم $SLIC$ به فرم زیر می‌باشد [۱۷]:

[۱] *Stray*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-08]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.1.1.8]
[DOI: 10.52547/jgit.9.1.65]

شبه کد الگوریتم *SLIC*

۱. مقداردهی اولیه‌ی مراکز خوشه‌ها $C_k = [l_k, a_k, b_k, x_k, y_k]^T$ 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 $L1$ 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 شِن و همکاران [۱۹] در سال ۲۰۱۶ ارائه شده است، برای قطعه‌بندی سوپرپیکسل‌ها از الگوریتم خوشه‌بندی مکانی چگالی مبنا برای کاربردهای نویزدار (*DBSCAN*) استفاده می‌شود[۲۱]. این روش دارای دو مرحله است. در مرحله اول پیکسل‌ها به سه دسته برچسب گذاری شده[۱]، کاندید[۲] و دانه[۳] تقسیم می‌شوند. پیکسل بالای سمت چپ تصویر در ابتدای امر به عنوان دانه لحاظ می‌شود سپس فاصله ترکیبی[۴] (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 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[۵] 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[۶] 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

[۱] *Labeled*
[۲] *Candidate*
[۳] *Seed*
[۴] *Combination distance*
[۵] *Berkeley*
[۶] *Graph*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-08]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.1.1.8]
[DOI: 10.52547/jgit.9.1.65]

یک تابع هدف پیشنهاد می‌شود. این تابع از دو جزء تشکیل شده است: ۱) نرخ آنتروپی برای پیمایش تصادفی[۱] روی گراف ۲) پارامتر برقرار کننده تعادل[۲]. نرخ آنتروپی خوشه‌های هموژن 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[۳] 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*[۴] 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 زیبروژ بلژیک (۵۱,۳۳ درجه‌ی شمالی و ۳,۲۰ درجه‌ی شرقی) اخذ شده است. قدرت تفکیک مکانی این تصاویر *cm* ۵ بوده و در سه باند *RGB* موجود می‌باشند. ۵ قسمت از یکی از تصاویر اصلی این مجموعه که دارای ابعاد ۱۰۰۰۰× ۱۰۰۰۰ 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 ماهواره‌ای از دو سنجندی متفاوت: داده ماهواره پلایدیس[۵] و داده ماهواره ورلد ویوی ۲[۶]. تصویر ماهواره پلایدیس محصول پن‌شارپن[۷] شده‌ای است که از منطقه‌ی کلرادو در آمریکا اخذ شده و از اینترنت[۸] قابل دانلود است. ابعاد این تصویر ۱۰۰۰×۱۰۰۰ بوده و قدرت تفکیک مکانی آن برابر ۰/۵ متر است. هم‌چنین تصویر ماهواره ورلدویو۲ از شهر ریاض در عربستان سعودی اخذ شده و از اینترنت[۹] قابل دسترسی می‌باشد. ابعاد تصویر ۱۰۸۰×۱۰۰۰ بوده و رزولوشن مکانی آن برابر ۰/۴۶ متر است. هر دو تصویر درشکل‌های (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)ر 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 سوپرپیکسل‌ها اضافه می‌گردد و به همین دلیل این الگوریتم، قطعه‌بندی *SLIC* بر مبنای لبه یا *E-SLIC*[۱۰] نامگذاری شده است. فلسفه‌ی استفاده از اطلاعات لبه‌ها، تولید قطعات یا سوپرپیکسل‌هایی است که اصطلاحاً به لبه‌ها چسبیده باشند[۱۱]. به این ترتیب قطعات تولیدی به گونه‌ای نخواهند بود که مرز عوارض

---

[۱] *Random walk*

[۲] *Balancing term*

[۳] *Over-segmentation*

[۴] *GRSS data fusion contest dataset*

[۵] *Pleiades*

[۶] *World-View2*

[۷] *Pan-sharpen*

[۸] *http://www.intelligence-airbusds.com/en/23-sample-imagery*

[۹] *http://www.spaceimagingme.com*

[۱۰] *Edge-based SLIC*

[۱۱] *Sticky edge adhesive superpixels*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-08]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.1.1.8]
[DOI: 10.52547/jgit.9.1.65]

و اشیاء از داخل آن‌ها عبور کند. اساسا 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 عملا لبه عارضه‌ی مورد نظر باشد. از آنجا که الگوریتم *SLIC* در تشخیص قطعات هموژن قدرتمند عمل می‌کند با اضافه نمودن اطلاعات لبه به الگوریتم برچسب‌گذاری پیکسل‌ها می‌توان انتظار داشت که نقاط ضعف این روش علی الخصوص در تولید قطعات اضافه برطرف شود. روش پیشنهادی شامل مراحل نشان داده شده در فلوچارت شکل(۴) می‌باشد.



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

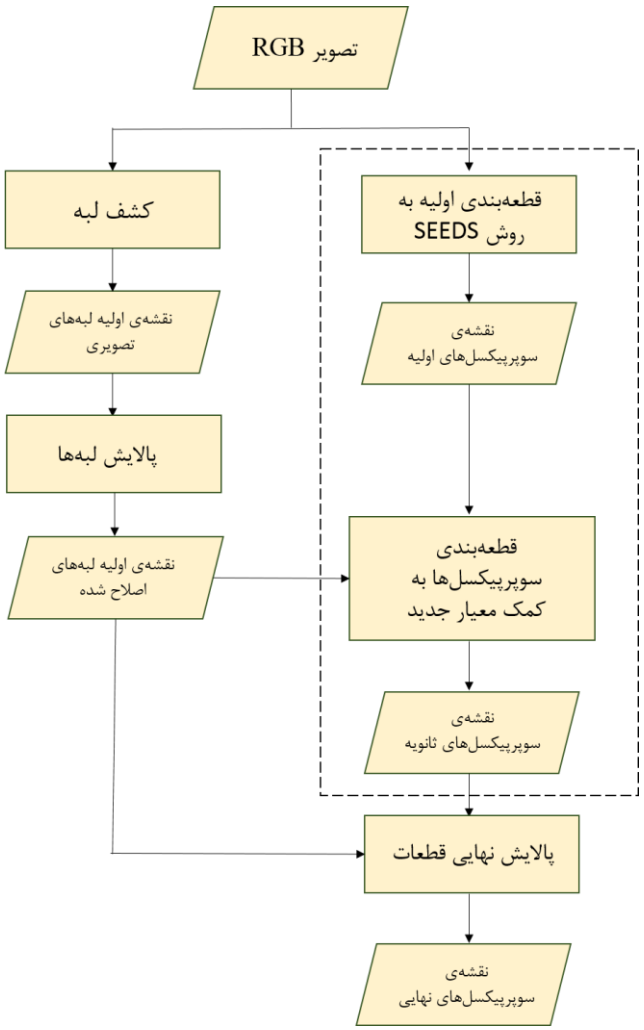


شکل ۲: تصویر ماهواره پلایدیس



شکل ۳: تصویر ماهواره ورلدویوی۲

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-08]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.1.1.8]
[DOI: 10.52547/jgit.9.1.65]



شکل ۴: الگوریتم روش پیشنهادی

۳-۱- کشف و پالایش لبه‌های تصویر

به منظور کشف و استخراج لبه‌ها می‌توان از الگوریتم‌های متداول مانند روش تشخیص لبه کنی[۱] [۲۳] بهره گرفت. اما روش کنی از تولید یک نقشه لبه دقیق و مبتنی بر واقعیت، ناتوان است. هر چه دقت لبه‌های استخراج شده بیشتر باشد، نتیجه نهایی قطعه‌بندی حاصل نیز دقیق‌تر خواهد بود. به همین دلیل در این تحقیق از روش پیشنهاد شده در [۱۸ و ۲۴] در سال ۲۰۱۴ جهت استخراج لبه‌ها بهره گرفته شده است که یکی از کارآمدترین و دقیق‌ترین روشهای کشف لبه در حوزه علوم کامپیوتر می‌باشد.

این روش تشخیص لبه که توسط دلار معرفی شده است، به کمک یک تکنیک آموزشی احتمال تعلق پیکسل را به مجموعه لبه‌های درون تصویر در نظر می‌گیرد [۱۸]. این تکنیک آموزشی در واقع به دنبال الگوهای شناخته شده لبه‌ها هستند که در تصویر اصولا به شکل خطوط موازی، Y یا T ظاهر می‌شوند سپس

[۱] *Canny*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-08]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.1.1.8]
[DOI: 10.52547/jgit.9.1.65]

با کشف این الگوها پیکسل‌های لبه نیز شناسایی می‌شوند. این ایده خاص به کمک جنگل تصمیم‌گیری رندم[۱] 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[۲] داشته باشند به منظور دست‌یابی به نقشه‌ای دقیق‌تر طی یک مرحله تیز کردن لبه‌ها[۳] 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 مقداردهی اولیه قطعات می‌باشند. ساده‌ترین نوع مقداردهی 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 که $s:\{1,...,N\}\rightarrow\{1,...,K\}$، 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.

$$s^* = \arg\max_{s\in S} \mathrm{E(s)}$$

رابطه(۴)

به گونه‌ای که:

$$E(\mathrm{s}) = \mathrm{H(s)} + \gamma\,\mathrm{G(s)}$$

رابطه(۵)

در این تابع $\mathrm{H(s)}$ بر اساس شباهت رنگی پیکسل‌ها و $\mathrm{G(s)}$ مرتبط با مرزهای سوپرپیکسل است. بیشینه شدن تابع هدف به گونه‌ای خواهد بود که هیستوگرام رنگی سوپرپیکسل‌ها الزاما 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- 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 کاملا 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

[۱] *Random decision forest*

[۲] *Diffuse*

[۳] *Edge Sharpening*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-08]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.1.1.8]
[DOI: 10.52547/jgit.9.1.65]

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:

رابطه(۶)

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

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.

از آنجا که شدت و ضعف تأثیر اطلاعات لبه می‌تواند در دقت نهایی تشخیص قطعات تاثیرگذار باشد، پارامتر λ به صورت ضریبی در E به رابطه (۶) افزوده می‌شود. این ضریب می‌تواند تاثیر اطلاعات لبه‌ها را کنترل نماید.

۳-۴- پالایش نهایی قطعات

زمانیکه بررسی پیکسل‌های تمام تصویر به پایان برسد قطعاتی که به وسیله‌ی 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 ۴٪ می‌باشد. این فرآیند به داشتن نقشه‌ای صحیح‌تر 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[1] در تصاویر نهایی وجود دارد (خصوصا در تصاویر هوایی زیبروژ) و مانع از تولید قطعات مطابق با عوارض و اشیاء در تصویر می‌شود.

[1] *Oversegmentation*

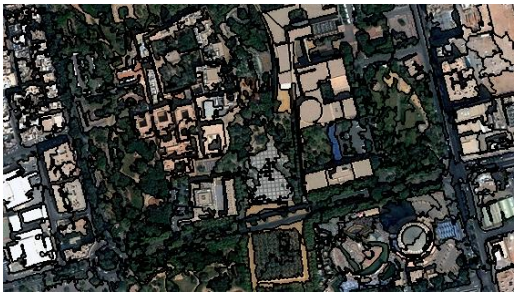
[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-08]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.1.1.8]
[DOI: 10.52547/jgit.9.1.65]



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



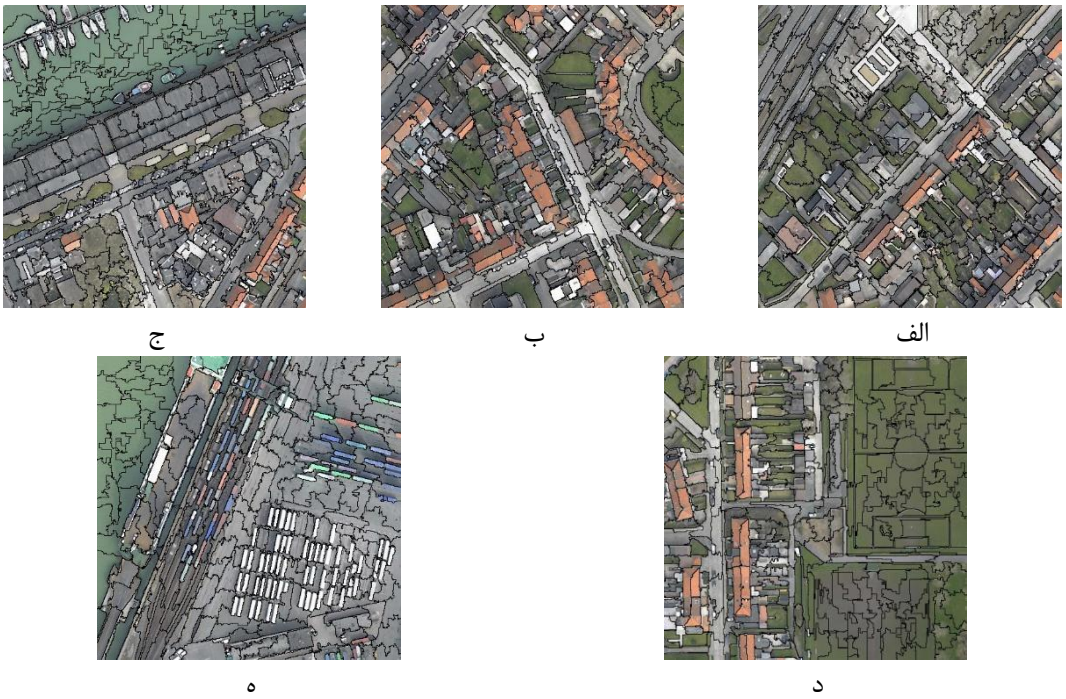
شکل ۶: نتایج الگوریتم *DBSCAN* بر روی داده پلایدیس



شکل ۷: نتایج الگوریتم *DBSCAN* بر روی داده ورلدویدی۲

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-08]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.1.1.8]
[DOI: 10.52547/jgit.9.1.65]

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 ورلدویوی۲ که دارای عوارض متعدد با ابعاد گوناگون است نیز تشدید شده است.



الف ب ج

د ه

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



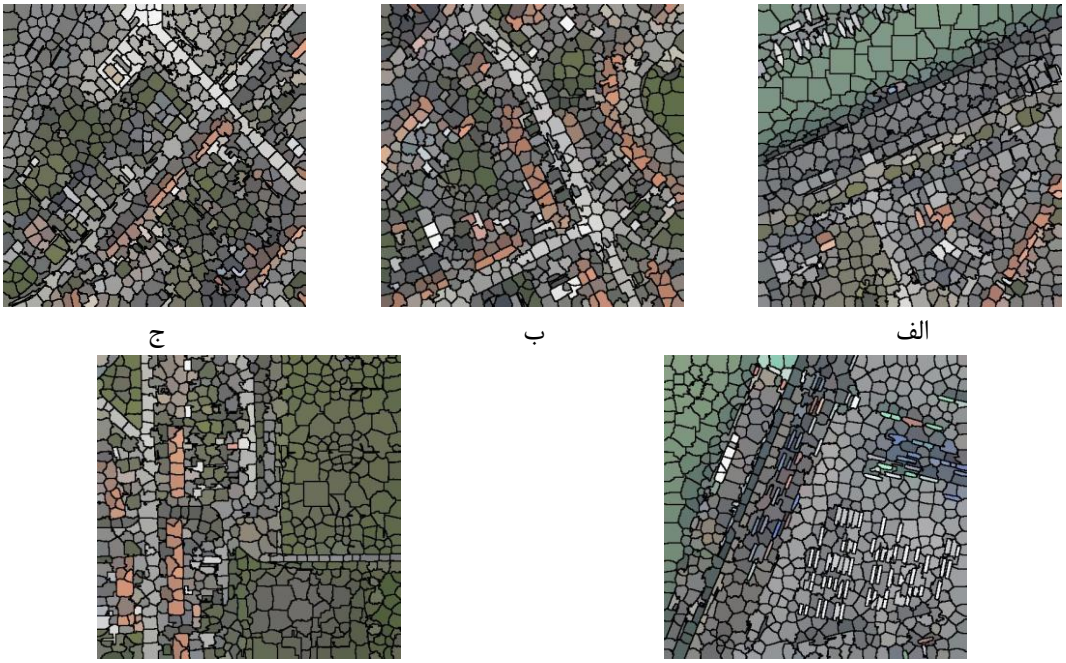
شکل ۹: نتیجه الگوریتم نرخ آنتروپی بر روی داده پلایدیس

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-08]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.1.1.8]
[DOI: 10.52547/jgit.9.1.65]



شکل ۱۰: نتیجه الگوریتم نرخ آنتروپی بر روی داده ورلدویوی۲

در نهایت نتایج روش *SLIC* نیز در شکل‌های (۱۱) تا (۱۳) مشخص شده‌اند که نشان می‌دهد این روش در نوع اصلاح نشده خود هرچند سریع و ساده بوده اما همچنان ناتوان در حل معضل دو روش قبل می‌باشد.



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

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-08]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.1.1.8]
[DOI: 10.52547/jgit.9.1.65]



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



شکل ۱۳: نتیجه الگوریتم *SLIC* بر روی داده ورلد ویوی۲

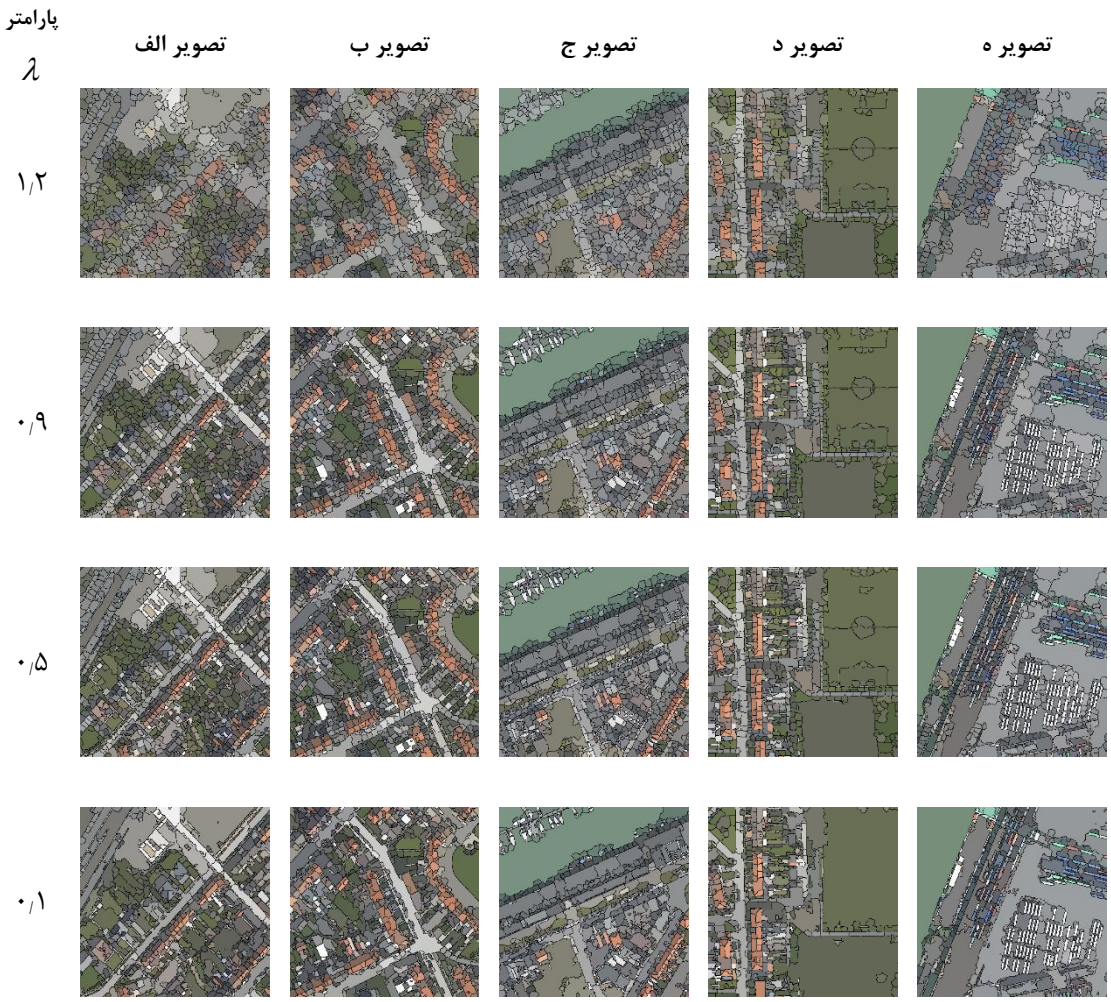
۴-۲- پیاده‌سازی روش پیشنهادی

در این بخش به منظور بررسی روش پیشنهادی ابتدا با تغییر پارامتر λ تاثیر این ضریب بر نتایج تصاویر هوایی زیبروژ بررسی می‌شود (شکل‌های (۱۴) تا (۱۶)).

از نتایج بصری چنین بر می‌آید که مقادیر بزرگ و کوچک λ (۰/۱ و ۱/۲)، از تولید قطعاتی با ابعاد واقعی موجود در تصویر ناتوان هستند مشکل افزونگی قطعات در مورد مقدار بزرگ λ و مشکل عدم تشخیص صحیح قطعات در مورد مقدار کوچک λ به خوبی در تصویر مشخص است. بنابراین توصیه می‌شود در مورد تصاویر بزرگ مقیاس سنجش از دور که در آنها جزئیات متعدد با ابعاد مختلف وجود دارند λ در بازه [۰/۲ تا ۰/۹] انتخاب شود. به نظر می‌رسد در مورد تصاویر زیبروژ عدد ۰/۵ نتایج دقیق‌تری را به دست می‌دهد. این نتایج در بخش ۴-۳- به صورت کمی بررسی خواهد شد.

با بررسی بصری نتایج روش پیشنهادی بر روی تصاویر ماهواره‌ای نیز به خوبی مشاهده می‌شود که قطعات حاصل از این روش نسبت به باقی روش‌ها بیشترین شباهت به تصویر واقعی را دارند و ابعاد آنها متناسب با اشیاء درون تصویر است.

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-08]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.1.1.8]
[DOI: 10.52547/jgit.9.1.65]



شکل ۱۴: نتایج الگوریتم *E-SLIC* با تغییر پارامتر λ



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

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-08]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.1.1.8]
[DOI: 10.52547/jgit.9.1.65]



شکل ۱۶: نتیجه الگوریتم *E-SLIC* بر روی داده ورلدویوی۲

۴-۳- ارزیابی کمی نتایج

به منظور مقایسه کمی دقت و نیز کارکرد هر الگوریتم از پارامتر متداول انحراف معیار درون کلاسی *(WCSD)*[۱] انحراف معیار درون کلاسی قطعات بهره گرفته شده است که این پارامتر بر اساس رابطه(۷) بدست می‌آید [۲۶] :

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

پارامترهای موثر در رابطه(۷) عبارتند از: m تعداد نواحی در تصویر قطعه بندی شده، N_i تعداد پیکسل‌ها در ناحیه‌ی iام و σ_i^2 واریانس شدت[۲] داخل ناحیه‌ی iام. مقدار اسمی و ایده‌آل 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 عملا 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 کاملا واضح و مشخص است.

[۱] *Within-class standard deviation*

[۲] *Intensity*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-08]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.1.1.8]
[DOI: 10.52547/jgit.9.1.65]

جدول ۱: مقایسه معیار *WCSD* برای تصاویر ماهواره‌ای پلایدیس و ورلدویوی۲ در الگوریتم‌های مختلف

	تصویر پلایدیس	تصویر ورلدویووی۲
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 *WCDS* برای تصاویر هوایی زیبروژ با در روش پیشنهادی *E-SLIC* پارامترهای مختلف λ

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

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

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

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 اصولا 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 کمّی 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

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-08]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.1.1.8]
[DOI: 10.52547/jgit.9.1.65]

پیکسل مبنا، نتایج تا حد زیادی بهبود خواهد یافت. در مطالعات آینده می‌توان بر توسعه روش پیشنهادی برای تصاویر چند طیفی که بیشتر از سه باند رنگی *RGB* داشته و یا حتی برای تصاویر پیشنهادی، تمرکز نمود.

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. 10* ،۱۰۳۱-۲۴ .۲۰۰۰

[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:*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-08]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.1.1.8]
[DOI: 10.52547/jgit.9.1.65]

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.

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-08]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.1.1.8]
[DOI: 10.52547/jgit.9.1.65]

K. N. TOOSI UNIVERSITY OF TECHNOLOGY
FACULTY OF GEODESY AND GEOMATICS ENGINEERING

Journal of Geospatial Information Technology
Vol.9 No.1, Spring 2021

Research Paper

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

Nafiseh Kakhani[1*], Mahdi Mokhtarzadeh[2], Mohammad Javad Valadan Zouj[3]

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 airborn and spaceborn 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.*

Correspondence Address*: Vali-Asr St, Mirdamad Cross, Tehran, Iran. Postal code: 19967-15433.*
Tel*: +982188877070.*
Email: *nkakhani@mail.kntu.ac.ir*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-08]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.1.1.8]
[DOI: 10.52547/jgit.9.1.65]