نشریه علمی پژوهشی مهندسی فناوری اطلاعات مکانی

سال پنجم، شماره نخست، بهار ۱۳۹۶

Vol.5, No.1, Spring 2017

۸۹-۱۱۰

ارزیابی توانایی الگوریتم سوپرپیکسل SLIC به‌همراه الگوریتم خوشه‌بندی DBSCAN در قطعه‌بندی تصاویر سنجش‌ازدوری با توان تفکیک مکانی بالا از مناطق شهری

احمد هداوند[1*]، محمد سعادت سرشت[2]، سعید همایونی[3]، زینب غریب بافقی[4]

۱- دانشجوی دکترای فتوگرامتری، دانشگاه تهران.

۲- دانشیار دانشکده نقشه‌برداری، دانشکده فنی دانشگاه تهران.

۳- استادیار گروه جغرافیا، دانشگاه اتاوا، کانادا.

۴- دانشجوی دکترای فتوگرامتری، موسسه هوا و فضای آلمان (DLR).

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۹۴/۰۳/۰۵ تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۵/۱۰/۱۲

چکیده

استفاده از سوپرپیسکل‌ها به‌عنوان یک مرحله واسط بین پردازش در سطح پیکسل‌ها و سایر پردازش‌های تصویری کمک شایانی به ساده‌سازی و کاهش حجم محاسبات می‌کند. در این پژوهش توانایی الگوریتم SLIC در تولید سوپرپیکسل‌ها و قطعات تصویری برای تصاویر سنجش‌ازدوری با توان تفکیک مکانی بالا مورد بررسی قرار گرفته است. در روش پیشنهادی سوپرپیکسل‌های مربعی و شش‌ضلعی مورد بررسی قرار گرفته‌اند. همچنین برای تولید قطعات تصویری با استفاده از سوپرپیکسل‌ها از خوشه‌بندی توسط الگوریتم DBSCAN استفاده‌شده است. این سوپرپیکسل‌ها و قطعات تصویری به سه صورت بصری، نظارت‌شده و نظارت‌نشده ارزیابی شده‌اند و بررسی‌ها نشان دادند که سوپرپیکسل‌ها و قطعات تصویری تولیدشده به روش پیشنهادی انطباق مناسبی با مرز عوارض موجود در تصویر دارند. علاوه بر این مقایسه نتایج کمی نشان داد که روش پیشنهادی در مقایسه با روش قطعه‌بندی FNEA نتایج قابل قبولی را تولید می‌کند.

کلیدواژه‌ها: سوپرپیکسل، قطعه‌بندی، سنجش‌ازدور، توان تفکیک مکانی بالا، تصویر.

*نویسنده مکاتبه کننده: تهران-خیابان کارگرشمالی-دانشکده فنی دانشگاه تهران.

تلفن: ۰۹۱۲۸۶۳۱۹۵۹

Email: ahadavand@ut.ac.ir

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-01]

[DOI: 10.29252/jgit.5.1.89]

۱- مقدمه

پس از توسعه و پرتاب سنجنده‌های تصویربرداری ماهواره‌ای مشاهده‌ی زمین با توان تفکیک مکانی بالا، تلاش‌های بی‌شماری در راستای تولید نقشه‌های پوششی با کیفیت به انجام رسیده است [۱]. افزایش روزافزون کیفیت و قابلیت دسترسی به تصاویر هوایی و ماهواره‌ای با توان تفکیک مکانی بالا جایگاه این فناوری را در کاربردهای مختلف در حیطه علوم زمین تثبیت کرده است. از جمله این کاربردها می‌توان به تهیه انواع نقشه‌های پوشش و کاربری اراضی [۲]، مدیریت بحران [۳]، شناسایی تغییرات [۴] و کشاورزی دقیق [۵] اشاره کرد. بهره‌گیری مناسب و موثر از این داده‌ها به استفاده از روش‌های مناسب و نوین پردازشی متناسب با ویژگی‌های خاص داده تصویری مورد استفاده بستگی دارد. با توجه به ماهیت تصویری این نوع داده‌ها، پیکسل‌ها به‌عنوان واحد اصلی پردازش‌ها در نظر گرفته می‌شوند و روش‌های پردازش تصویر و تشخیص الگو برای استخراج اطلاعات از این داده‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرند.

پیکسل‌های تشکیل‌دهنده تصاویر، ورودی مناسبی برای عمده روش‌های پردازش تصاویر مانند الگوریتم‌های شناسایی، ردیابی و همچنین روش‌های پردازش تصویر شئ‌گرا نیستند. دلیل عمده این اتفاق عدم تطابق تک پیکسل‌ها با شکل و توزیع عوارض در سطح تصویر است. به‌این‌ترتیب گروه‌هایی از پیکسل‌های مشابه با انطباق مناسب بر مرزهای عوارض موجود در سطح تصویر می‌توانند به‌عنوان ورودی‌های سطح بالاتر برای این الگوریتم‌ها به‌کار گرفته شوند.

روش رایج به‌منظور گروه‌بندی پیکسل‌ها در پردازش تصاویر تحت عنوان روش قطعه‌بندی تصویر شناخته می‌شود. قطعه‌بندی به‌صورت افراز سطح تصویر به مناطق همگن تعریف می‌شود [۶]. یک قطعه تصویری بهینه شامل پیکسل‌هایی است که دارای کم‌ترین اختلاف با یکدیگر و بیشترین اختلاف با پیکسل‌های موجود در قطعات مجاور هستند.

در کنار روش‌های قطعه‌بندی تصویر روش‌های سوپرپیکسل قرار دارند. روش‌های سوپرپیکسل، پیکسل‌های موجود در سطح تصویر را به‌صورت نواحی کوچک گروه‌بندی می‌کنند [۷]. این گروه‌های کوچک می‌توانند جایگزین مناسبی برای پیکسل‌های تصویر در پردازش‌های آتی باشند و یا به‌عنوان یک ورودی واسط برای تولید قطعات تصویری توسط الگوریتم‌های قطعه‌بندی در نظر گرفته شوند. سوپرپیکسل‌ها از نظر پردازشی امکان مناسبی را فراهم می‌کنند و منجر به کاهش تعداد واحدهای پردازشی می‌شوند.

الگوریتم‌های قطعه‌بندی تصویر به وفور در کاربردهای مربوط به سنجش‌ازدور مورد استفاده قرار گرفته‌اند [۸]. با این وجود استفاده از الگوریتم‌های سوپرپیکسل در پردازش تصاویر سنجش‌ازدوری هنوز در ابتدای راه قرار دارد. اگر چه در برخی تحقیقات استفاده از روش‌های سوپرپیکسل به‌منظور شناسایی عوارض خاص مثل وسایل نقلیه از تصاویر هوایی [۹] و نیز طبقه‌بندی داده‌های سنجش‌ازدوری [۱۰] گزارش شده‌اند اما با این وجود عمده این پژوهش‌ها بر روی داده‌های فراطیفی به انجام رسیده‌اند [۱۱ و ۱۲].

با توجه به عملکرد مناسب الگوریتم‌های سوپرپیکسل و توجه کم‌تر به این الگوریتم‌ها در زمینه پردازش تصاویر سنجش‌ازدوری، در این پژوهش عملکرد یک الگوریتم مناسب و به‌روز سوپرپیکسل و قابلیت‌های آن در تولید سوپرپیکسل‌ها و قطعات تصویری از تصاویر سنجش‌ازدور با توان تفکیک مکانی بالا مورد ارزیابی قرار گرفته است. در اینجا بر آنیم تا با معرفی الگوریتم SLIC به‌عنوان یکی از به‌روزترین و قوی‌ترین الگوریتم‌ها در این زمینه،

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-01]

[DOI: 10.29252/jgit.5.1.89]

عملکرد این روش را در مقایسه با الگوریتم‌های رایج قطعه‌بندی مورد ارزیابی قرار دهیم.

۲- الگوریتم‌های سوپرپیکسل

عمده الگوریتم‌های سوپرپیکسل با بهبود و متمرکزسازی مکانی[1] روش‌های قطعه‌بندی و خوشه‌بندی توسعه‌یافته‌اند. از جمله این الگوریتم‌ها می‌توان به برش نرمال[2] [۱۳] که روشی مبتنی بر گراف است اشاره کرد. این روش به‌صورت بازگشتی از بخش‌بندی یک گراف متشکل از پیکسل‌های تصویر با توجه به اطلاعات لبه و بافت تصویر استفاده می‌کند. نتایج حاصل از این روش معمولا انطباق مناسبی با لبه‌های عوارض تصویری ندارند و از نظر محاسباتی نیز بهینه نمی‌باشد. در [۷] بهینه‌سازی سراسری نواحی همپوشان تصویری با الگوبرداری از روش‌های شبیه‌سازی بافت به‌منظور تولید سوپرپیکسل‌های فشرده و دارای درجه خاکستری ثابت معرفی‌شده است.

از دیگر روش‌های شناخته‌شده برای تولید سوپرپیکسل می‌توان الگوریتم‌های مین شیفت[3] [۱۴] و شناسایی آبراهه[4] [۱۵] راه نام برد، ولی عدم تطابق مناسب نتیجه حاصل با مرزهای موجود در تصویر و عدم امکان کنترل شکل و ابعاد سوپرپیکسل‌ها توسط این الگوریتم‌ها مانع از استفاده همه‌جانبه از آن‌ها شده است. الگوریتم توربوپیکسل [۱۶] نیز از جمله الگوریتم‌های معرفی‌شده به‌منظور تولید سوپرپیکسل‌ها است. این روش مبتنی بر بسط دادن تعدادی نقاط بذر در سطح تصویر با استفاده از جریان هندسی و مجموعه‌های همتراز[5] عمل می‌کند. جریان هندسی در این الگوریتم توسط گرادیان‌های محلی محاسبه می‌شود و با هدف توزیع مناسب نقاط بذر در سطح تصویر مورد استفاده قرار می‌گیرد. از جمله نقاط ضعف این روش می‌توان به حجم بالای محاسبات در آن اشاره کرد.

در میان الگوریتم‌های سوپرپیسکل موجود، در الگوریتم SLIC[6] که در سال ۲۰۱۰ ارائه‌شده است [۱۷]، سعی شده نقایص روش‌های پیشین از منظر حجم محاسبات و پردازش‌ها و نیز انطباق با لبه‌ها برطرف شود. این الگوریتم که اقتباسی از الگوریتم معروف خوشه‌بندی k-means [۱۸] است، با ایجاد محدودیت در محاسبه فاصله در محدوده‌ای که توسط ابعاد سوپرپیکسل تعیین می‌شود در مقایسه با الگوریتم اصلی از منظر محاسبات مربوط به فاصله بهینه‌سازی شده است. همچنین با محاسبه فاصله به‌صورت مجموع وزن‌دار فاصله طیفی و مکانی، امکان کنترل ابعاد و فشردگی سوپرپیکسل‌ها در این الگوریتم میسر است.

۲-۱- الگوریتم SLIC

تنها پارامتر ورودی این الگوریتم که با الهام از الگوریتم k-means توسعه‌یافته، تعداد دلخواه سوپرپیکسل‌ها (n) است [۱۷]. بعد از معرفی این پارامتر به الگوریتم، فرآیند خوشه‌بندی با مقداردهی اولیه مراکز خوشه‌ها به‌صورت $K_i = [l_i \quad a_i \quad b_i \quad r_i \quad c_i]^T$ در سیستم رنگی CIELAB[7] [۱۹] آغاز می‌شود.

[1] Localization
[2] Normalized cut
[3] Mean-shift
[4] Watershed
[5] Level set

[6] Simple linear iterative clustering
[7] A Lab color space is a color-opponent space with dimension L for lightness and a and b for the color-opponent dimensions, based on nonlinearly compressed (e.g. CIE XYZ) coordinates. The terminology originates from the three dimensions of the Hunter 1948 color space, which are L, a, and b. However, Lab is now more often used as an informal abbreviation for the L-a-b representation of the CIE 1976 color space (or CIELAB). The difference between the original Hunter and CIE color coordinates is that the CIE coordinates are based on a cube root transformation of the color data, while the Hunter coordinates are based on a square root transformation. Other examples of color spaces with Lab

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-01]
[DOI: 10.29252/jgit.5.1.89]

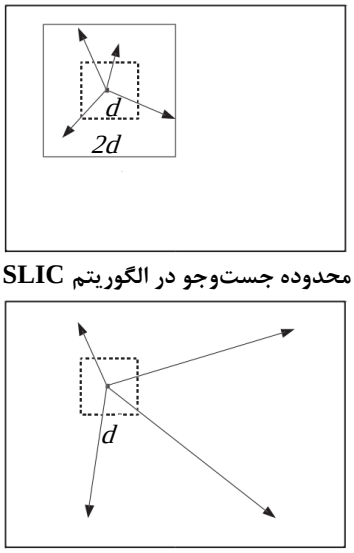
در این الگوریتم یک فضای ویژگی پنج بعدی متشکل از مقادیر رنگی در سیستم رنگی CIELAB شامل l، a و b به همراه مقادیر حاوی اطلاعات مکانی مرکز خوشه در سطح تصویر (r, c) مورد استفاده قرار می‌گیرد. به‌منظور تعیین مراکز خوشه‌ها در سطح تصویر و با هدف تولید سوپرپیکسل‌های با اندازه تقریبا مشابه، یک شبکه منظم از نقاط با فاصله برابر با d روی سطح تصویر ایجاد می‌شود. مقدار این فاصله توسط رابطه (۱) محاسبه می‌شود:

$$d = \sqrt{P/n} \qquad \text{رابطه (۱)}$$

در این رابطه P تعداد پیکسل‌های موجود در تصویر است. بعد از انتخاب مراکز سوپرپیکسل‌ها، هر مرکز در یک پنجره همسایگی با ابعاد ۳ به‌طرف پیکسل دارای کم‌ترین مقدار گرادیان حرکت می‌کند. این امر به دلیل جلوگیری از قرار گرفتن مرکز سوپرپیکسل بر روی لبه‌های تصویر و یا پیکسل‌های نویزی است.

گام بعدی الگوریتم انتساب هر پیکسل به سوپرپیکسلی است که مرکز آن کم‌ترین فاصله را با پیکسل موردنظر دارد. اندازه‌گیری فاصله در این مرحله تفاوت اصلی بین الگوریتم SLIC و الگوریتم k-means را ایجاد می‌کند. همان‌طور که در شکل (۱) نمایش داده‌شده، در الگوریتم k-means فاصله بین هر مرکز خوشه با تمام پیکسل‌ها در تصویر محاسبه می‌شود. در الگوریتم SLIC به‌منظور کاهش حجم محاسبات و بدون کاهش کارآیی الگوریتم، فاصله مراکز خوشه‌ها با پیکسل‌ها در یک همسایگی پیرامون مرکز سوپرپیکسل محاسبه می‌شود [۲۰]. این همسایگی در ساده‌ترین حالت مشابه شکل (۱) به‌صورت مربعی و با طول ضلع دو برابر فاصله شبکه سوپرپیکسل‌ها تعریف می‌شود.

representations include the CIE 1994 color space and the CIE 2000 color space.



محدوده جست‌وجو در الگوریتم **SLIC**

محدوده جست‌وجو در الگوریتم **k-means**

شکل ۱: تفاوت پنجره جست‌وجو در دو الگوریتم SLIC و k-means

در این پژوهش در کنار پنجره مربعی، از پنجره شش‌ضلعی نیز به‌منظور بررسی و ارزیابی استفاده‌شده است. بعد از محاسبه فواصل، هر پیکسل به نزدیک‌ترین سوپرپیکسل منتسب می‌شود. در گام بعد لازم است موقعیت مرکز هر سوپرپیکسل در فضای ویژگی با توجه به پیکسل‌هایی که به آن منتسب شده به‌روز شود. فاصله محاسبه‌شده توسط نرم مرتبه دو بین مراکز سوپرپیکسل‌ها در دو مرحله متوالی به‌عنوان خطای باقی‌مانده محاسبه می‌شود و به‌عنوان معیاری برای همگرایی چرخه تکراری الگوریتم در نظر گرفته می‌شود.

به‌این‌ترتیب ملاحظه شد که الگوریتم SLIC مشابه یک الگوریتم خوشه‌بندی در یک فضای ویژگی پنج‌بعدی و در یک فضای مکانی محدودشده عمل می‌کند. بنابراین باید یک روش محاسبه فاصله برای تعیین فاصله بین هر پیکسل تا مراکز سوپرپیکسل‌ها تعریف کرد. به‌منظور رعایت استحکام در محاسبات مربوط به فاصله با توجه به هم‌جنس نبودن المان‌های فضای ویژگی تعریف‌شده، فاصله به‌صورت مجزا به‌صورت زیر برای اطلاعات رنگی

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-01]
[DOI: 10.29252/jgit.5.1.89]

و اطلاعات مختصاتی پیکسل‌ها در فضای تصویر مطابق روابط (۲و ۳) محاسبه می‌شود.

رابطه (۲)

$$\boldsymbol{d_c} = \sqrt{(\boldsymbol{l_j} - \boldsymbol{l_i})^2 + (\boldsymbol{a_j} - \boldsymbol{a_i})^2 + (\boldsymbol{b_j} - \boldsymbol{b_i})^2}$$

رابطه (۳)

$$\boldsymbol{d_s} = \sqrt{(\boldsymbol{r_j} - \boldsymbol{r_i})^2 + (\boldsymbol{c_j} - \boldsymbol{c_i})^2}$$

در روابط فوق d_c فاصله رنگی و d_s فاصله در فضای مکانی است. در الگوریتم SLIC نیاز به یک معیار یکه برای فاصله داریم. به‌منظور نرمال‌سازی فواصل به‌دست‌آمده و ترکیب آن‌ها به‌صورت یک معیار معین از حداکثر مقدار ممکن برای فاصله رنگی و فاصله مکانی به‌صورت N_c و N_s استفاده می‌کنیم. به‌این‌ترتیب معیار فاصله توسط رابطه (۴) محاسبه می‌شود:

رابطه (۴)

$$\boldsymbol{D} = \sqrt{(\frac{\boldsymbol{d_c}}{\boldsymbol{N_c}})^2 + (\frac{\boldsymbol{d_s}}{\boldsymbol{N_s}})^2}$$

حداکثر فاصله مکانی بین هر پیکسل تا مراکز سوپرپیکسل‌ها را می‌توان برابر با فاصله بین نقاط شبکه منظم تعریف‌شده در نظر گرفت. اما تعیین حداکثر فاصله رنگی کار ساده‌ای نیست و از تصویر به تصویر و بین سوپرپیکسل‌های مختلف ممکن است مقادیر آن متفاوت باشد. اگر در رابطه بالا مقدار حداکثر فاصله مکانی را با d و حداکثر فاصله رنگی را با ثابت m جایگزین کنیم، رابطه (۵) را خواهیم داشت:

رابطه (۵)

$$\boldsymbol{D} = \sqrt{(\frac{\boldsymbol{d_c}}{\boldsymbol{m}})^2 + (\frac{\boldsymbol{d_s}}{\boldsymbol{d}})^2}$$

و به‌این‌ترتیب رابطه به‌صورت زیر بازنویسی می‌شود:

رابطه (۶)

$$\boldsymbol{D} = \sqrt{(\boldsymbol{d_c})^2 + (\frac{\boldsymbol{d_s}}{\boldsymbol{N_s}})^2 \boldsymbol{m^2}}$$

در محاسبه معیار فاصله به شکل اخیر نسبت m/N_s را می‌توان به‌عنوان ضریب وزن در نظر گرفت. با افزایش مقدار m در این رابطه وزن فاصله مکانی افزایش می‌یابد و سوپرپیکسل‌های فشرده‌تری حاصل می‌شود. اگر این مقدار کوچک انتخاب شود، سوپرپیکسل‌های حاصله انطباق بهتری با مرز عوارض موجود در تصویر خواهند داشت و در مقابل شکل و ابعاد منظمی نخواهند داشت [۲۰].

۲-۲- قطعه‌بندی سوپرپیکسل‌ها توسط روش DBSCAN

با توجه به اینکه سوپرپیکسل‌ها را می‌توان به‌مثابه یک بیش قطعه‌بندی[1] از تصویر دانست، به‌منظور تولید قطعات تصویری با استفاده از سوپرپیکسل‌ها می‌توان آن‌ها را به‌عنوان ورودی در الگوریتم‌های قطعه‌بندی در نظر گرفت [۱۶]. با وجود اشاره به این مطلب در برخی منابع [۷، ۱۶و ۲۰]، ارزیابی عملی مناسبی از انجام این فرآیند ارائه نشده است. به‌این‌ترتیب در این پژوهش بعد از تولید سوپرپیکسل‌ها با استفاده از روش پیشنهادی، از یک روش خوشه‌بندی مبتنی بر همسایگی مکانی سوپرپیکسل‌ها تحت عنوان DBSCAN[2] [۲۱] به‌منظور یکپارچه‌سازی سوپرپیکسل‌های مشابه در یک همسایگی و تولید قطعات تصویری مشابه روش‌های قطعه‌بندی استفاده می‌شود.

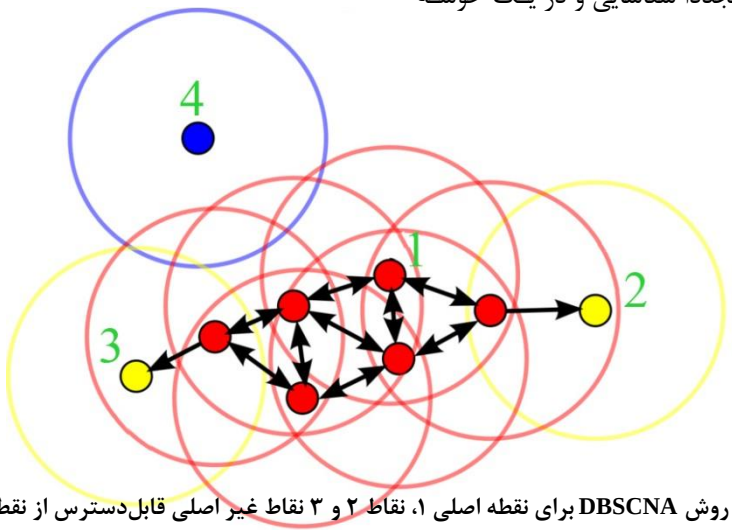
الگوریتم DBSCAN مبتنی بر چگالی نقاط در یک همسایگی مکانی برای خوشه‌بندی داده‌های مکانی توسعه‌یافته است. ایده اصلی این الگوریتم بر اساس این مطلب است که برای مراکز خوشه‌ها، باید تعداد حداقلی از نقاط در یک همسایگی به فاصله معین موجود باشند. در این الگوریتم نقاط موجود در فضای ویژگی به سه دسته نقاط اصلی[3]، نقاط قابل‌دسترس[4] و نقاط خارج از محدوده[5] دسته‌بندی می‌شوند.

[1] Over-segmentation
[2] Density-based spatial clustering of applications with noise
[3] Core points
[4] Reachable points
[5] Outlier

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-01]
[DOI: 10.29252/jgit.5.1.89]

نقاط اصلی در این الگوریتم شامل نقاطی هستند که در یک همسایگی به فاصله ε از آن‌ها تعداد حداقلی از نقاط موجود باشد. فاصله همسایگی به‌عنوان پارامتر ورودی الگوریتم در نظر گرفته می‌شود و میزان حداقل تعداد نقاط نیز باید تعریف شود. نقاط قابل‌دسترس نقاطی هستند که توسط زنجیره‌ای از نقاط اصلی به یک نقطه اصلی متصل هستند. همه نقاطی که اتصالی به نقاط اصلی ندارند شامل نقاط خارج از محدوده خواهند بود[۲۱].

الگوریتم با یک نقطه دلخواه شروع به کار می‌کند. اگر در همسایگی به فاصله معین از نقطه تعداد از پیش تعریف‌شده‌ای از نقاط موجود باشند این نقطه مبدا تشکیل یک خوشه خواهد شد. در غیر این صورت آن نقطه به‌عنوان نقطه خارج از محدوده شناخته می‌شود و ممکن است توسط سایر خوشه‌ها مجددا شناسایی و در یک خوشه قرار بگیرد. در ادامه الگوریتم، همه نقاطی که از نقطه اول قابل‌دسترسی باشند به آن خوشه اضافه می‌شوند. نقاط غیر اصلی که در یک خوشه قرار بگیرند به‌مثابه مرزهای خوشه عمل می‌کنند و این نقاط اجازه دست‌یابی به نقاط بیشتر توسط خوشه را نمی‌دهند. در شکل (۲) مثالی از خوشه‌بندی به روش DBSCAN با در نظر گرفتن شعاع همسایگی مشخص و تعداد همسایگی برابر با ۳ با شروع از نقطه شماره ۱ به‌عنوان نقطه اصلی نمایش داده‌شده است. همان‌طور که دیده می‌شود تعدادی نقطه اصلی در همسایگی این نقطه در خوشه موردنظر قرار می‌گیرند و نقاط ۲ و ۳ نقاط غیر اصلی قابل‌دسترس از نقطه ۱ هستند که نقش نقاط مرزی را برای این خوشه ایفا می‌کنند. همچنین نقطه شماره ۴ تحت عنوان نقطه خارج از محدوده در این گام از اجرای الگوریتم از خوشه موردنظر بیرون می‌ماند.



شکل ۲ : خوشه‌بندی به روش DBSCNA برای نقطه اصلی ۱، نقاط ۲ و ۳ نقاط غیر اصلی قابل‌دسترس از نقطه ۱ هستند و نقطه ۴ نقطه خارج از محدوده

۲-۳- معرفی روش ارزیابی

ارزیابی عملکرد الگوریتم‌های قطعه‌بندی باید از دیدگاه شناسایی اشیا و میزان انطباق قطعات تصویری با عوارض واقعی موجود در تصویر انجام می‌گیرد. عمده روش‌های موجود به این‌منظور را می‌توان در یکی از سه دسته روش‌های ارزیابی بصری[1]، نظارت‌شده[2] و نظارت‌نشده[3] جای داد [۲۲]. ارزیابی بصری به‌عنوان ساده‌ترین روش ارزیابی، نیازمند عامل انسانی است تا

[1] Visual
[2] Supervised
[3] Unsupervised

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-01]
[DOI: 10.29252/jgit.5.1.89]

با توجه به پیش‌فرض‌های ذهنی عمل مقایسه بین نتایج مختلف قطعه‌بندی را انجام دهد. وابستگی این روش به عامل انسانی عمده‌ترین ایراد وارد به این روش است [۲۳].

روش‌های نظارت‌شده که تحت عنوان روش‌های اختلاف تجربی[1] نیز شناخته می‌شوند از مقایسه نتیجه قطعه‌بندی با یک قطعه‌بندی مرجع که ممکن است توسط عامل انسانی ایجاد شود برای محاسبه معیار ارزیابی استفاده می‌کنند [۲۴]. در این دسته از روش‌ها شباهت قطعات توسط معیارهایی مثل رنگ، ابعاد، شکل و موقعیت تعریف می‌شود. در مقابل این روش‌ها، روش‌های نظارت‌نشده یا برتری تجربی[2] قرار دارند که ارزیابی را بدون نیاز به داده‌های مرجع انجام می‌دهند. این روش‌ها برای ارزیابی کمی از معیارهایی مثل همگن‌بودن یا یک دست‌بودن درجات خاکستری و یا اختلاف معنی‌دار قطعات با قطعات همسایه و وجود مرزهای نرم برای قطعات که توسط انسان به‌عنوان معیارهایی از یک قطعه‌بندی مناسب شناخته می‌شوند استفاده می‌کنند [۲۵]. در این پژوهش به‌منظور مقایسه و ارزیابی قطعه‌بندی‌های مختلف از تعدادی روش نظارت‌شده و نظارت‌نشده در کنار ارزیابی بصری استفاده می‌شود که در ادامه به‌اختصار عملکرد هر یک از روش‌ها تشریح می‌شود.

۲-۳-۱- روش‌های ارزیابی نظارت‌شده

سه معیار تحت عناوین بیش‌ادغام[3]، کم‌ادغام[4] و شاخص سازگاری مساحت[5] در این بخش معرفی می‌شوند و در آزمایش‌ها مورد استفاده قرار خواهند گرفت. اگر فرض کنیم برای یک تصویر شامل p پیکسل، $X=\{x_i: i=1,\dots,n\}$ شامل مجموعه n قطعه تصویری مرجع برای تصویر و $Y=\{y_j: j=1,\dots,m\}$ شامل m قطعه تصویری در تصویر قطعه‌بندی‌شده باشند، معیارهای کم‌ادغام و بیش‌ادغام به شکل زیر تعریف می‌شوند [۲۶]:

رابطه (۷)
$$underMerging_{ij}=\frac{area(x_i)-area(x_i\cap y_j)}{area(x_i)},$$

رابطه (۸)
$$overMerging_{ij}=\frac{area(y_j)-area(x_i\cap y_j)}{area(x_i)},\quad y_j\in Y_i^*$$

منظور از Y_i^* در این رابطه مجموعه قطعات تصویری است که با قطعه مرجع x_i مرتبط باشند. قطعات مرتبط به‌این‌ترتیب شناسایی می‌شوند که یا مراکز ثقل یکی در محدوده دیگری قرار گرفته باشد و یا نسبت سطح مشترک به سطح یک قطعه بزرگ‌تر از ۰/۵ باشد. شاخص سازگاری مساحت توسط رابطه (۹) محاسبه می‌شود [۲۷]:

$$AFI_i=\frac{area(x_i)-area(y_{iMax})}{area(x_i)}$$ رابطه (۹)

در این رابطه منظور از y_{iMax} قطعه دارای بیشترین مساحت از بین قطعاتی است که با قطعه مرجع همپوشانی دارند. مقدار ایده‌آل برای این معیارها برابر با صفر است.

۲-۳-۲- روش‌های ارزیابی نظارت‌نشده

شاخص واریانس وزن‌دار و شاخص موران [۲۸] معیارهای نظارت‌نشده مورد استفاده در این پژوهش هستند. واریانس وزن‌دار به‌عنوان شاخصی از یکنواختی درجات خاکستری درون قطعات به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$wv=\frac{\sum_{i=1}^{n}a_i v_i}{\sum_{i=1}^{n}a_i}$$ رابطه (۱۰)

در این رابطه که برای یک تصویر قطعه‌بندی‌شده شامل n قطعه تصویری محاسبه می‌شود، a_i برابر با

[1] Empirical discrepancy
[2] Empirical goodness
[3] Over merging
[4] Under merging
[5] Area fit index

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-01]
[DOI: 10.29252/jgit.5.1.89]

مساحت قطعه است که به‌عنوان وزن در محاسبات وارد می‌شود و v_i مقدار واریانس درجات خاکستری در قطعه تصویری i-ام است. شاخص موران میزان ناهمگنی بین قطعات را در سطح تصویر قطعه‌بندی‌شده به‌صورت یک شاخص کمی بیان می‌کند. این شاخص به‌صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$MI = \frac{n\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} w_{ij}(g_i-\bar{g})(g_j-\bar{g})}{(\sum_{i=1}^{n}(g_i-\bar{g})^2)(\sum_{i\neq j} w_{ij})} \qquad \text{رابطه (۱۱)}$$

در این رابطه g_i میانگین درجات خاکستری مربوط به هر قطعه تصویری و $\bar{g}$ مقدار میانگین درجات خاکستری در سطح تصویر است. همچنین w_{ij} در رابطه فوق به‌صورت وزن مجاورت مکانی تعریف می‌شود. مقدار این پارامتر برای قطعات دارای مرز مشترک برابر با یک و برای قطعات بدون مرز مشترک برابر با صفر تعریف می‌شود. مقادیر کوچک‌تر به‌دست‌آمده برای این معیارها معادل یک قطعه‌بندی موفق در مقابل سایر روش‌ها می‌باشد.

۳- مجموعه داده‌های تصویری مورد استفاده

توان تفکیک مکانی بالا در تصاویر سنجش‌ازدوری باعث کاهش ابعاد پیکسل‌ها در مقایسه با عوارض موجود در سطح زمین شده و به‌این‌ترتیب در این تصاویر هر عارضه توسط تعداد زیادی از پیکسل‌ها تصویر می‌شود. به‌این‌ترتیب در این تصاویر آنالیز آماری مستقل پیکسل‌ها در کاربردهای مختلف تنها باعث افزایش حجم پردازش‌ها می‌شود [۲۹]. به‌این‌ترتیب استفاده از روش‌های قطعه‌بندی به‌منظور یکپارچه‌سازی پیکسل‌های مشابه و استفاده در پردازش‌های آتی در این تصاویر امری اجتناب‌ناپذیر است.

در این پژوهش از تصاویر با توان تفکیک مکانی بالا از مناطق شهری به‌منظور انجام آزمایشات استفاده می‌شود. دو مجموعه داده به این منظور مورد استفاده قرار خواهد گرفت. مجموعه اول توسط جامعه بین‌المللی فتوگرامتری و سنجش‌ازدور[1] به‌منظور انجام تحقیقات در اختیار عموم قرار گرفته است. این مجموعه داده شامل تصاویری با توان تفکیک مکانی ۹ سانتی‌متر از منطقه شهری ویهینگن[2] در کشور آلمان است. سه بخش کوچک با ابعاد ۳۰۰*۳۰۰ پیکسل و یک بخش بزرگ‌تر با ابعاد ۵۰*۵۰ متر از باندهای مادون قرمز نزدیک، قرمز و سبز از این منطقه انتخاب شده و مورد استفاده قرار خواهند گرفت.

مجموعه داده دوم باندهای مرئی اخذشده توسط پهپاد از بخشی از کشور سوئیس است [۳۰]. این تصاویر دارای توان تفکیک مکانی برابر با ۲/۵ سانتی‌متر هستند. سه بخش با ابعاد ۴۰۰*۴۰۰ پیکسل و یک بخش بزرگ‌تر با ابعاد ۵۰*۵۰ متر از این تصویر برای انجام آزمایشات انتخاب شده‌اند. برای هر بخش داده‌های مرجع قطعه‌بندی به‌صورت بصری تولید شده است. در شکل (۳) تصویر مناطق منتخب از این نواحی که در انجام آزمایشات مورد استفاده قرار گرفته‌اند به همراه مرزهای قطعات مرجع نمایش داده‌شده است.

۴- نتایج تجربی

در این پژوهش آزمایشات تحت سه سناریوی مختلف برای همه مجموعه داده‌های مورد استفاده به انجام می‌رسد. در هر سناریو ارزیابی ابتدا به‌صورت بصری و سپس به‌صورت کمی و به دو شکل نظارت‌شده و نظارت‌نشده انجام خواهد گرفت. سناریوی اول شامل اجرای قطعه‌بندی با استفاده از یکی از روش‌های مرسوم قطعه‌بندی و مقایسه آن با قطعات تولیدشده توسط روش پیشنهادی و الگوریتم سوپرپیکسل است.

[1] International society for photogrammetry and remote sensing (ISPRS)
[2] Vaihingen

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-01]
[DOI: 10.29252/jgit.5.1.89]



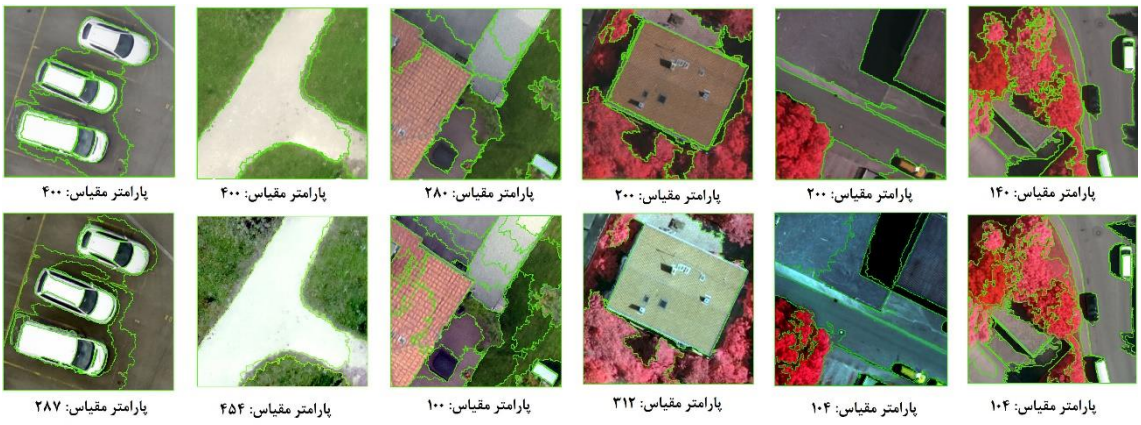
شکل ۳ : تصویر رنگی کاذب بخش‌های انتخابی از تصویر هوایی ویهینگن (۴-۱) و تصویر با رنگ طبیعی پهباد از کشور سوئیس (۸-۵) به همراه مرزهای قطعات مرجع

در این بخش الگوریتم قطعه‌بندی FNEA[1] که در نرم‌افزار تجاری eCognition [۳۱] پیاده‌سازی شده و به‌عنوان یکی از شناخته‌شده‌ترین الگوریتم‌های قطعه‌بندی تصاویر سنجش‌ازدور در کاربردهای مختلف مورد استفاده قرار گرفته [۳۲]، انتخاب شده است. در این الگوریتم، ابعاد قطعات تصویری تولیدشده توسط

[1] Fractal net evolution approach

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-01]
[DOI: 10.29252/jgit.5.1.89]

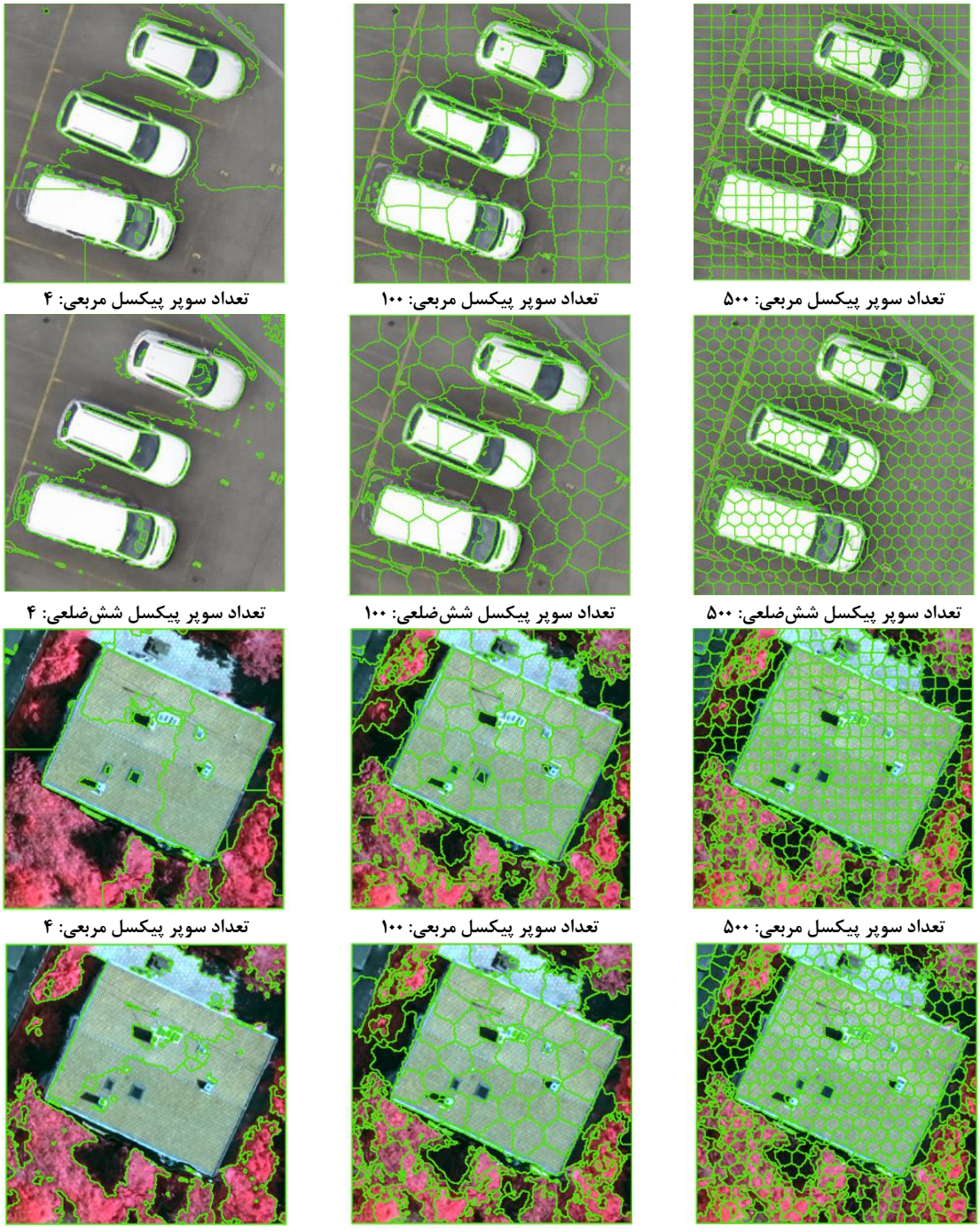
پارامتر مقیاس کنترل می‌شود. برای هر تصویر در سناریوی اول این پارامتر به‌صورت دستی طوری تنظیم شده که بهترین قطعات تصویری با توجه به تشخیص بصری تولید شوند. علاوه بر تعیین پارامترهای مناسب برای قطعه‌بندی به این روش، از یک روش خودکار نیز به‌منظور تعیین پارامتر مقیاس و ارزیابی نتایج استفاده شد. در این روش که در [۳۳] پیشنهاد شده است با تغییر تدریجی پارامتر مقیاس و تعیین نرخ تغییرات مقادیر واریانس محلی درجات خاکستری برای تخمین ضریب مقیاس مناسب استفاده می‌شود. نتایج برای دو حالت تخمین پارامترها توسط کاربر و تخمین خودکار پارامتر مقیاس در نواحی کوچک تصویری در شکل (۴) نمایش داده‌شده‌اند.



شکل ۴ : نتیجه قطعه‌بندی با استفاده از الگوریتم FNEA برای تصاویر مورد استفاده در انجام آزمایشات (ردیف بالا انتخاب پارامتر توسط کاربر و ردیف پایین انتخاب خودکار پارامتر مقیاس)

در سناریوی دوم سوپرپیکسل‌ها برای هر تصویر با استفاده از روش SLIC تولید می‌شوند. همان‌طور که اشاره شد در این الگوریتم باید تعداد سوپرپیکسل‌ها و وزن فاصله مکانی در برابر فاصله رنگی تنظیم شود. در این مرحله این پارامترها به نحوی تنظیم می‌شوند که بهترین انطباق بین مرز سوپرپیکسل‌ها و مرز عوارض با توجه به تحلیل بصری حاصل شود. تعداد سوپرپیکسل‌ها در این الگوریتم می‌تواند حداقل برابر با تعداد قطعات مرجع در نظر گرفته شود. تغییر در سوپرپیکسل‌های تولیدی با افزایش تعداد سوپرپیکسل‌ها در شکل (۵) قابل مشاهده است. ملاحظه می‌شود با توجه به پیچیدگی در شکل عوارض موجود، تعداد حداقل سوپرپیکسل‌ها نتیجه مناسبی را حاصل نمی‌کند. هم‌چنین ملاحظه می‌شود با افزایش تعداد سوپرپیکسل‌ها در مناطق همگن سطح تصویر، سوپرپیکسل‌هایی مستقل از شکل عارضه و به شکل محدوده تعریف‌شده برای سوپرپیکسل‌ها (در اینجا مربع و شش‌ضلعی) پدید می‌آیند. شکل مربع برای سوپرپیکسل‌ها معمولا در اغلب روش‌ها به‌صورت پیش‌فرض در نظر گرفته می‌شود و با توجه به مرزهای سخت و فاصله زیاد بین پیکسل‌های گوشه‌ای با مرکز سوپرپیکسل، در این پژوهش شکل هندسی شش‌ضلعی به‌منظور برطرف کردن این نقص مورد استفاده قرار گرفته است. نکته قابل ملاحظه انطباق مناسب مرز سوپرپیکسل‌ها و مرز عوارض تصویری در حالت‌هایی است که تعداد سوپرپیکسل‌ها بیشتر از حداقل مورد نیاز در نظر گرفته شوند.

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-01]
[DOI: 10.29252/jgit.5.1.89]

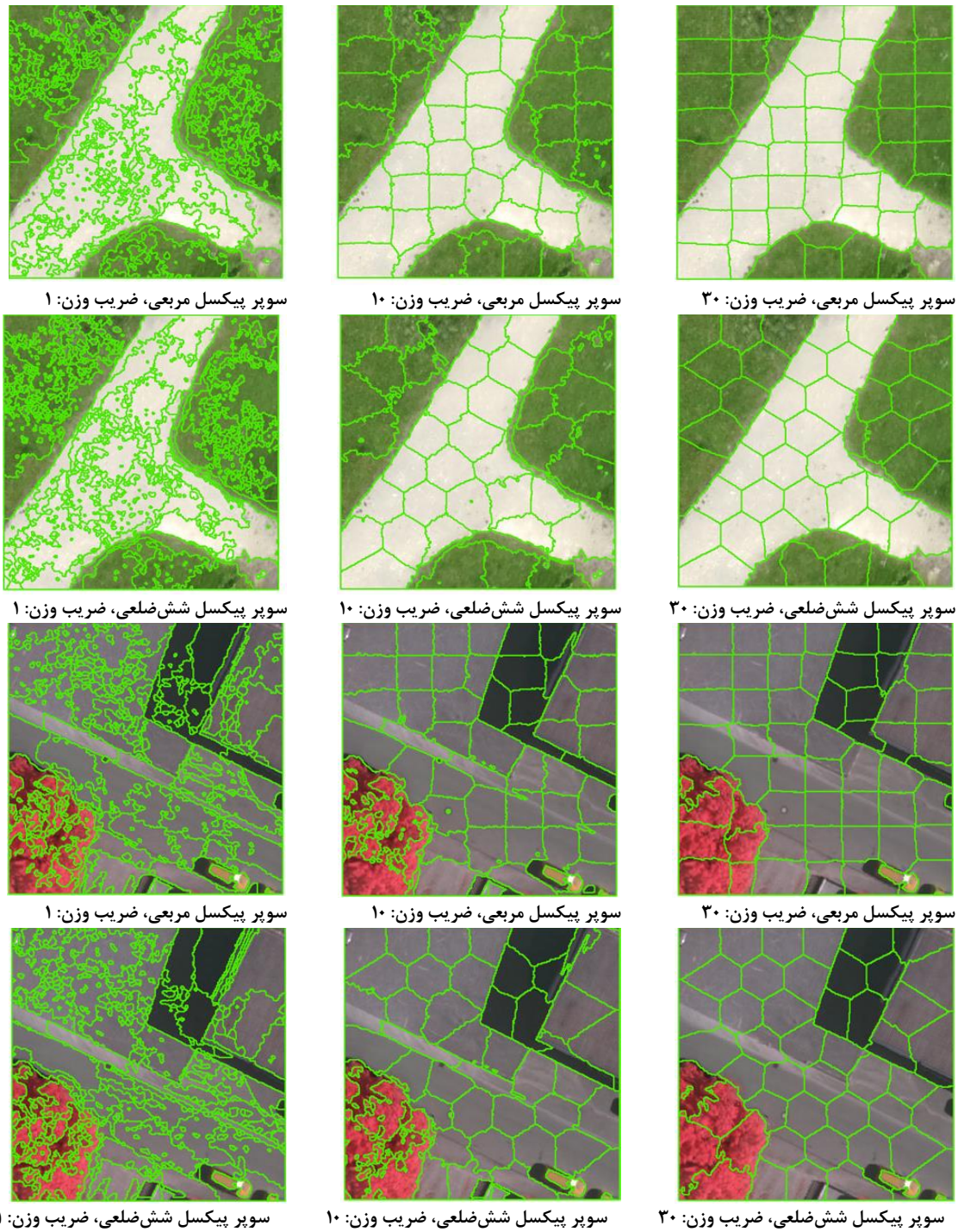


شکل ۵ : بررسی تولید سوپرپیکسل‌های مربعی و شش‌ضلعی با افزایش تعداد سوپرپیکسل (ضریب وزن برابر با ۱۰ برای همه حالت‌ها)

مقدار ضریب وزن بالاتر در این الگوریتم به معنی تولید قطعات با شکل منظم و مرزهای نرم‌تر است. مقدار پارامتر وزن در انجام آزمایش‌ها برابر با ۱، ۱۰ و ۳۰ انتخاب‌شده است. تغییر در سوپرپیکسل‌ها با تغییر پارامتر وزن برای دو ناحیه مورد بررسی در شکل (۶) نمایش داده‌شده است. ملاحظه می‌شود با انتخاب ضریب وزن برابر با ۱ اشکال نامنظمی برای سوپرپیکسل‌ها حاصل می‌شود و با افزایش این مقدار،

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-01]
[DOI: 10.29252/jgit.5.1.89]

جزئیات زائد ناشی از تغییرات محلی درجات خاکستری از بین رفته و سوپرپیکسل‌های مناسب‌تری از نظر بصری به‌دست می‌آید. نتایج بصری بررسی نتایج به‌دست‌آمده در شکل‌های (۵و ۶) تفاوت چشم‌گیری بین استفاده از سوپرپیکسل مربعی و شش‌ضلعی را نشان نمی‌دهد.

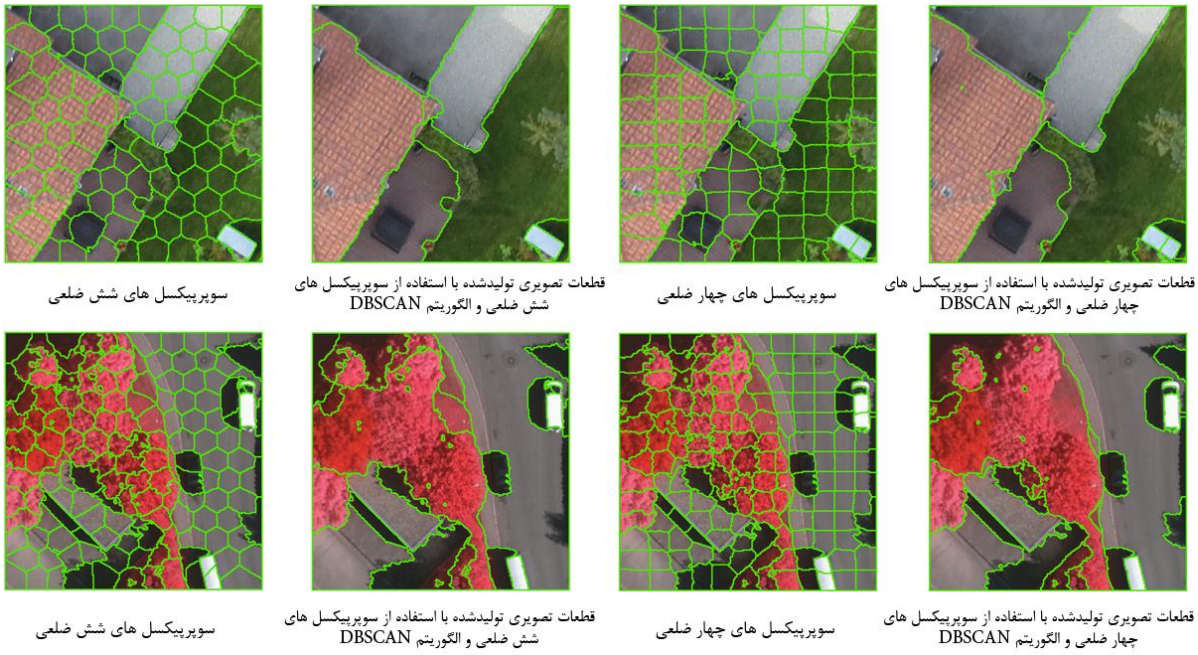


شکل ۶ : بررسی تولید سوپرپیکسل‌های مربعی و شش‌ضلعی با افزایش ضریب وزن (تعداد سوپرپیکسل برابر با ۵۰ برای همه حالت‌ها)

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-01]

[DOI: 10.29252/jgit.5.1.89]

سومین سناریو شامل استفاده از الگوریتم خوشه‌بندی DBSCAN به‌منظور تولید قطعات تصویری با تلفیق سوپرپیکسل‌های مشابه در همسایگی‌های مکانی است. به این منظور ابتدا برای هر یک از تصاویر به‌صورت بصری پارامترهای مناسب برای تولید سوپرپیکسل‌ها انتخاب می‌شود. انتخاب پارامترها به نحوی صورت می‌گیرد که حداقل تعداد سوپرپیکسل‌ها به نحوی تولید شوند که فقط شامل پیکسل‌های عوارض یکسان باشند و مرزهای آن‌ها انطباق مناسبی با مرزهای عوارض تصویری داشته باشند. در شکل (۷) برای دو ناحیه از تصاویر مورد استفاده در آزمایشات قطعات تصویری تولید شده با استفاده از الگوریتم DBSCAN برای سوپرپیسکل‌های شش‌ضلعی و مربعی تولیدشده توسط الگوریتم SLIC نمایش داده‌شده‌اند.

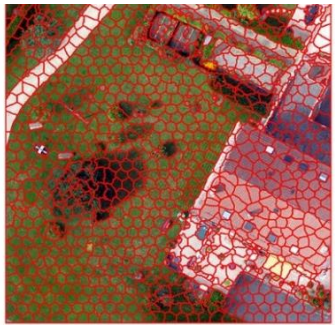


شکل ۷ : تولید قطعات تصویری با استفاده از سوپرپیکسل‌های شش‌ضلعی و مربعی با استفاده از الگوریتم DBSCAN برای دو تصویر نمونه

نتایج حاصل تا این بخش بر روی بخش‌های کوچک تصاویر ارائه شد. در شکل (۸) به‌منظور بررسی و مقایسه بهتر روش‌ها، نتایج حاصل بر روی دو تصویر نمونه با ابعاد بزرگ‌تر نمایش داده‌شده‌اند. ملاحظه می‌شود استفاده از روش قطعه‌بندی FNEA با تعیین خودکار پارامتر مقیاس و همچنین استفاده از سوپرپیکسل‌های شش‌ضلعی و روش DBSCAN نتایج بصری بهتری در مقایسه با سایر روش‌ها ایجاد می‌کنند.

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-01]

[DOI: 10.29252/jgit.5.1.89]



سوپر پیکسل مربعی-تعداد ۱۲۰۰ سوپرپیکسل



قطعه‌بندی به روش FNEA
انتخاب پارامتر مقیاس به‌صورت خودکار برابر با ۷۳۲



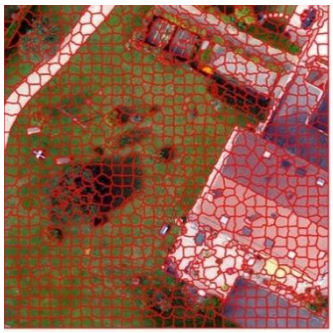
قطعه‌بندی به روش FNEA
انتخاب پارامتر مقیاس توسط اپراتور برابر با ۵۵۰



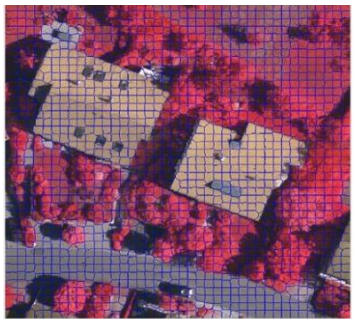
بهبود سوپر پیکسل شش‌ضلعی به روش DBSCAN



بهبود سوپر پیکسل مربعی به روش DBSCAN



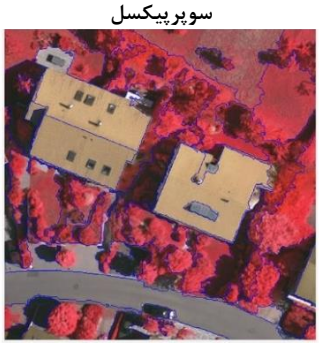
سوپر پیکسل شش‌ضلعی- تعداد ۱۰۰۰ سوپرپیکسل



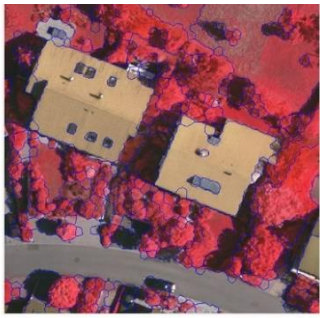
سوپر پیکسل مربعی-تعداد ۱۶۰۰ سوپرپیکسل



قطعه‌بندی به روش FNEA
انتخاب پارامتر مقیاس به‌صورت خودکار برابر با ۶۲۸



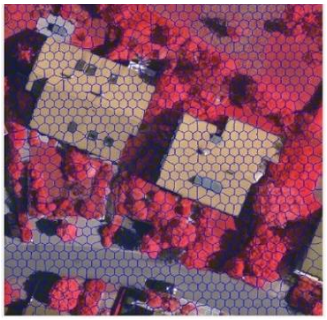
قطعه‌بندی به روش FNEA
انتخاب پارامتر مقیاس توسط اپراتور برابر با ۲۰۰



بهبود سوپر پیکسل شش‌ضلعی به روش DBSCAN



بهبود سوپر پیکسل مربعی به روش DBSCAN



سوپر پیکسل شش‌ضلعی- تعداد ۱۰۰۰ سوپرپیکسل

شکل ۸ : نمایش نتایج بصری بر روی تصاویر نمونه با ابعاد بزرگ

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-01]

[DOI: 10.29252/jgit.5.1.89]

۵- ارزیابی نتایج

به‌منظور ارزیابی مناسب روش پیشنهادی به‌منظور قطعه‌بندی تصویر، آزمایش‌ها مختلفی طراحی شدند و نتایج حاصله به‌صورت بصری در بخش قبل به نمایش درآمدند. به‌منظور انجام بررسی کامل، شش ناحیه از دو مجموعه داده مورد استفاده قرار گرفتند. این تصاویر با استفاده از الگوریتم پیشنهادی و نیز با استفاده از روش قطعه‌بندی FNEA به‌عنوان یک روش شناخته‌شده در حوزه قطعه‌بندی تصاویر سنجش‌ازدوری قطعه‌بندی شدند. آزمایش‌ها با تغییر پارامترهای مختلف به انجام رسید و نتایج ارزیابی‌ها در سه بخش بصری، نظارت‌شده و نظارت‌نشده در ادامه تشریح می‌شود.

۵-۱- ارزیابی بصری

در ارزیابی بصری همان‌طور که عنوان شد، کاربر یا عامل انسانی انطباق مرز قطعات با عوارض موجود در سطح تصویر را مورد ارزیابی قرار می‌دهد. نتایج حاصله در شکل‌های (۴، ۵، ۶، ۷ و ۸) نمایش داده‌شده‌اند. در شکل (۴) نتایج قطعه‌بندی با استفاده از الگوریتم FNEA به تصویر کشیده شده است. همان‌طور که مشخص است این الگوریتم عملکرد مناسبی در قطعه‌بندی تصاویر سنجش‌ازدوری دارد و تنها در مناطق دارای پوشش گیاهی شاهد بیش‌قطعه‌بندی هستیم. همچنین ملاحظه می‌شود که تخمین خودکار پارامتر مقیاس نیز در این الگوریتم منجر به نتایج قابل قبولی می‌شود. در شکل (۵) سوپرپیکسل‌ها برای دو بخش از تصاویر نمونه با افزایش تعداد سوپرپیکسل‌ها به تصویر کشیده شده‌اند. در این بخش سوپرپیسکل‌های مربعی و شش‌ضلعی مورد استفاده قرار گرفته‌اند. ارزیابی بصری نشان می‌دهد عملکرد سوپرپیکسل‌های شش‌ضلعی به‌دلیل فضای جستجوی بازتر بهتر است. همچنین مشاهده می‌شود با افزایش تعداد سوپرپیکسل‌ها به بیش از تعداد اشیای موجود در تصویر، در مناطق همگن تصویر، سوپرپیکسل‌هایی با حداکثر ابعاد ممکن و به شکل پیش‌فرض سوپرپیکسل‌ها (در اینجا مربعی و شش‌ضلعی) تولید می‌شوند.

در شکل (۶) سوپرپیکسل‌ها با تغییر ضریب وزن بین فاصله رنگی و مکانی تولید شده‌اند. همان‌طور که مشخص است وزن برابر بین اطلاعات رنگی و اطلاعات مکانی منجر به حساسیت بالای الگوریتم به نویزها و تغییرات کوچک درجه خاکستری می‌شود. با افزایش ضریب وزن و دخالت بیشتر معیار فاصله، شکل سوپرپیکسل‌ها همگن‌تر شده و وجود لبه‌ها و گوشه‌های تیز در مرز سوپرپیکسل‌ها کاهش می‌یابد. درنهایت در شکل (۷) نتیجه تولید قطعات تصویری با استفاده از سوپرپیکسل‌ها و الگوریتم DBSCAN به نمایش داده می‌شود. نتایج بیان‌گر توانایی مناسب این الگوریتم‌ها در تولید قطعات تصویری مناسب منطبق بر مرز عوارض موجود در تصویر است. در شکل (۸) نیز نتایج در حالت‌های مختلف برای تصاویر نمونه با ابعاد بزرگ‌تر نمایش داده‌شده‌اند. ملاحظه می‌شود با وجود پیچیدگی در تصاویر و تنوع بالای عوارض و درجات خاکستری در تصاویر با حدتفکیک مکانی بالا، استفاده از سوپرپیکسل شش‌ضلعی و تولید قطعات تصویری توسط روش خوشه‌بندی DBSCAN منجر به نتایج قابل قبولی می‌شود.

۵-۲- ارزیابی نظارت‌شده

در این بخش ارزیابی با استفاده از قطعات مرجع نمایش داده‌شده در شکل (۳) و معیارهای معرفی‌شده در بخش ۲-۳-۱ به انجام رسیده است. ارزیابی به‌منظور مقایسه انطباق سوپرپیکسل‌های مربعی و شش‌ضلعی و قطعات تصویری تولیدشده با استفاده از آن‌ها و الگوریتم DBSCAN با قطعات تصویری مرجع به انجام رسیده است. در بخش ارزیابی نظارت‌شده برای روش قطعه‌بندی FNEA نیز به انجام رسیده است. نتایج

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-01]

[DOI: 10.29252/jgit.5.1.89]

حاصله در شکل (۹) نمایش داده‌شده‌اند. مقدار پارامترهای مورد استفاده در این مرحله ارزیابی مقادیر پارامترهای مورد استفاده باید تا حد ممکن کوچک باشند. کوچک بودن این مقادیر به معنی انطباق مناسب بین سوپرپیکسل‌ها و یا قطعات تصویری تولیدشده با قطعات مرجع است. همان‌طور که مشخص است مقادیر محاسبه‌شده برای سوپرپیکسل‌ها در هر دو حالت مربعی و شش‌ضلعی در وضعیت مناسبی قرار ندارند. به‌این‌ترتیب ملاحظه می‌شود به دلیل انجام بیش‌قطعه‌بندی توسط سوپرپیکسل‌ها این اتفاق رخ داده است.

نکته حائز اهمیت بعدی بهبود وضعیت پارامترهای ارزیابی بعد از اعمال الگوریتم DBSCAN است. علاوه بر این مقایسه مقادیر به‌دست‌آمده برای قطعات تولیدی توسط سوپرپیکسل‌ها و الگوریتم DBSCAN با قطعات حاصل از الگوریتم FNEA نشان از توانایی رقابت روش پیشنهادی با الگوریتم شناخته‌شده FNEA را دارد. معیار کم ادغام برای یک حالت از موارد، معیار بیش ادغام برای سه مورد و معیار شاخص سازگاری مساحت در چهار مجموعه داده از شش مجموعه مورد استفاده رای به برتری روش پیشنهادی در برابر الگوریتم FNEA می‌دهند. علاوه بر این بررسی‌ها نشان می‌دهد در خیلی از موارد نیز اختلاف چشم‌گیری بین این مقادیر وجود ندارد و روش پیشنهادی عملکردی نزدیک به روش FNEA را داراست. نتایج به‌دست‌آمده در شکل (۹) نشان می‌دهد که استفاده از روش‌های خودکار به‌منظور تعیین پارامتر مقیاس روش FNEA نیز منجر به بهبود قابل‌ملاحظه نتایج این روش نمی‌شود و حتی در بیشتر موارد انتخاب این پارامتر توسط اپراتور منجر به حصول نتایج بهتری شده است.

۵-۳- ارزیابی نظارت‌نشده

در این بخش مقادیر واریانس وزن‌دار و شاخص موران به‌منظور ارزیابی استفاده شده‌اند. این مقادیر برای هر سه باند موجود در هر تصویر برای قطعات تصویری حاصل از سوپرپیکسل‌های مربعی و شش‌ضلعی و الگوریتم DBSCAN و نیز قطعات تصویری حاصل از الگوریتم FNEA محاسبه‌شده‌اند. کم‌تر بودن مقدار واریانس وزن‌دار به معنی تولید قطعات تصویری همگن‌تر و کم بودن مقدار شاخص موران به معنی تمایز مناسب بین قطعات تصویری مجاور می‌باشد. نتایج حاصله در شکل (۱۰) نمایش داده‌شده‌اند.

همان‌طور که در شکل (۱۰) مشخص است مقادیر واریانس وزن‌دار برای روش پیشنهادی مقدار مناسبی را دارا است. مقایسه بین نتایج نشان می‌دهد در هفت حالت از شانزده حالت انجام آزمایش‌ها مقادیر واریانس وزن‌دار برای روش پیشنهادی کم‌تر از الگوریتم FNEA بوده است. علاوه بر این در هفت حالت مقادیر اختلاف اندکی با هم دارند و تنها در چهار مورد مقادیر حاصله برای الگوریتم FNEA در سطح پایین‌تری قرار گرفته‌اند. همچنین برای مجموعه داده شماره ۶ بیشترین اختلاف بین مقادیر برای الگوریتم پیشنهادی و FNEA مشاهده می‌شود. به‌نظر می‌رسد وجود سایه‌ها و پیچیدگی تصویر باعث رخداد این اتفاق باشد.

مقایسه نتایج حاصله برای سوپرپیسکل‌های مربعی و شش‌ضلعی نشان می‌دهد در ده حالت از هجده حالت واریانس وزن‌دار کم‌تری برای سوپرپیکسل‌های شش‌ضلعی به‌دست‌آمده است. به‌این‌ترتیب مشخص می‌شود انعطاف بیشتر محدوده جست‌وجو می‌تواند منجر به نتایج بهتر در انجام قطعه‌بندی شود.

مقادیر شاخص موران نیز در شکل (۱۰) نمایش داده‌شده است. ملاحظه می‌شود که مقادیر این شاخص به‌جز مجموعه داده شماره ۲ برای سایر حالت‌ها در سطح تقریبا یکسانی قرار دارند و اختلاف چشم‌گیری بین نتایج روش‌های مختلف مورد آزمایش مشاهده نمی‌شود.

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-01]

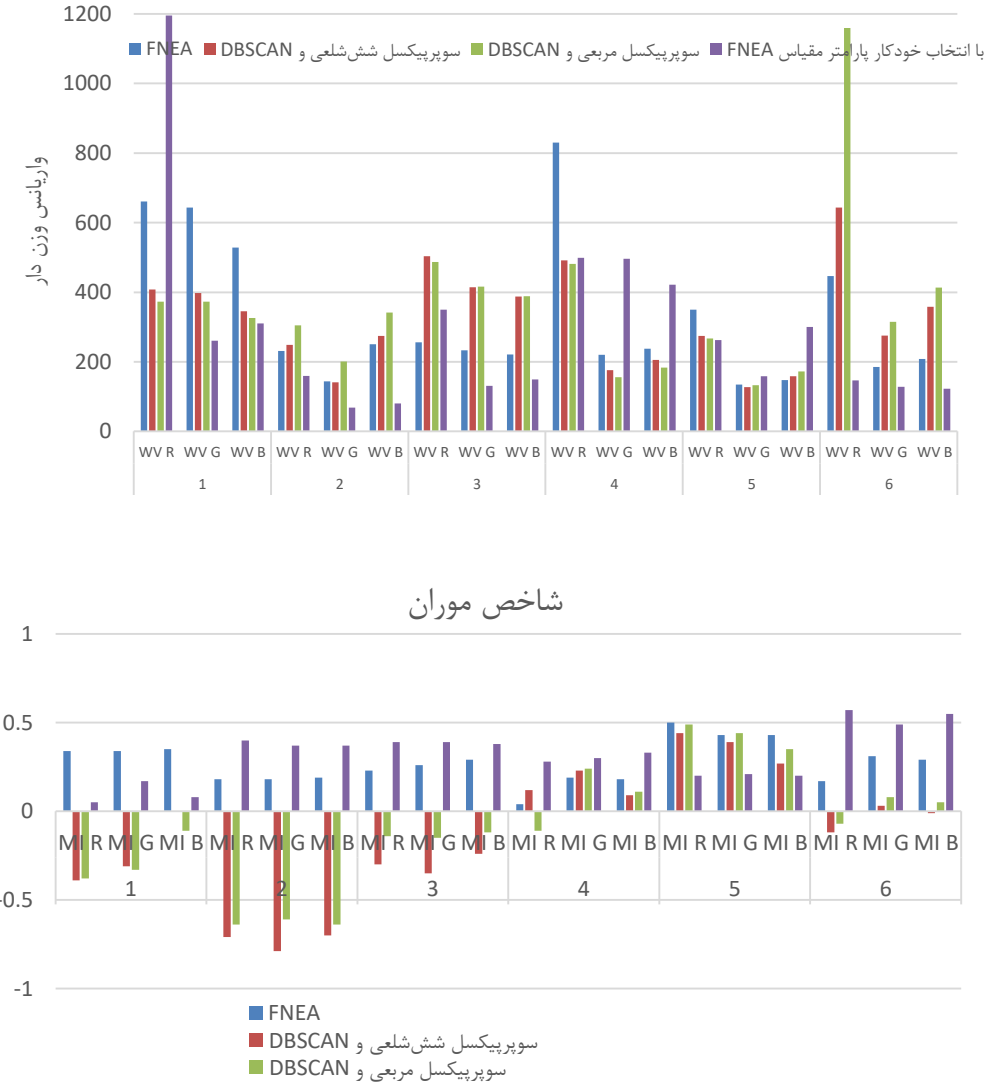
[DOI: 10.29252/jgit.5.1.89]



شکل ۹ : نمودارهای مقادیر کم‌ادغام، بیش‌ادغام و شاخص سازگاری مساحت برای مجموعه داده‌های مورد استفاده.

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-01]

[DOI: 10.29252/jgit.5.1.89]



شکل ۱۰ : نمودارهای مقادیر واریانس وزن‌دار و شاخص موران برای مجموعه داده‌های مورد استفاده.

در نهایت نتایج ارزیابی نظارت‌شده و نظارت‌نشده برای تصاویر نمونه بزرگ‌تر در جدول (۱) نمایش داده‌شده است. بررسی نتایج نشان می‌دهد روش‌های قطعه‌بندی مبتنی بر سوپرپیکسل‌های شش‌ضلعی و مربعی و الگوریتم DBSCAN و همچنین روش قطعه‌بندی FNEA با تعیین پارامتر مقیاس توسط کاربر نتایج بهتری را در مقایسه با سایر روش‌ها تولید کرده‌اند. پیچیدگی مساله قطعه‌بندی تصویر همراه با پیچیدگی ذاتی تصاویر هوایی با حد تفکیک مکانی بالا از مناطق شهری مانع از عملکرد ایده‌آل روش‌های مورد استفاده می‌شود و ملاحظه می‌شود که تخمین خودکار پارامتر مقیاس نیز منجر به حصول نتایج بهینه نمی‌شود. در کنار این مساله، استفاده از سوپرپیکسل‌ها به‌عنوان یک مرحله میانی و تولید قطعات تصویری با استفاده از تلفیق سوپرپیکسل‌ها می‌تواند به‌عنوان راه‌حل جایگزین مورد استفاده قرار بگیرد.

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-01]
[DOI: 10.29252/jgit.5.1.89]

جدول ۱ : نتایج ارزیابی نظارت‌شده و نظارت‌نشده برای دو مجموعه داده با ابعاد بزرگ

مجموعه داده وایهینگن

	AFI	Omerging	Umerging	MI B	MI G	MI R	WV B	WV G	WV R
FNEAبا تعیین پارامتر مقیاس توسط کاربر	۱/۵۱	۳۲/۰۷	۶/۹۵	۰/۱۶	۰/۱۷	۰/۳	۵۷۰/۱۲	۶۴۷/۳۵	۲۷۷۶/۳۶
FNEAبا تعیین خودکار پارامتر مقیاس	۶/۷۶	۳۸/۷۷	۴۶/۵۱	۰/۲	۰/۲۱	۰/۱۳	۳۲۸/۷۶	۳۶۹/۴۹	۹۴۵/۸۸
سوپرپیکسل شش‌ضلعی	۱۹/۶۱	۱۳۴/۴۳	۱۲۵۶/۶۷	۰/۷	۰/۷۶	۰/۵۸	۲۳۷/۴۴	۲۶۳/۲۵	۶۱۳/۶۱
سوپرپیکسل شش‌ضلعی و الگوریتم DBSCAN	۸/۵۶	۴۳/۱۴	۱۴۲/۳۳	۰/۱۵	۰/۲	-۰/۰۳	۳۵۷/۵۳	۳۹۰/۶۴	۱۰۴۴/۱۲
سوپرپیکسل مربعی	۲۱/۶۱	۱۴۷/۶۲	۱۶۳۹/۰۲	۰/۷۳	۰/۷۸	۰/۶۲	۲۱۸/۳۱	۲۳۹/۶۹	۵۷۰/۱۱
سوپرپیکسل مربعی و الگوریتم DBSCAN	۸/۸۷	۴۱/۲۵	۱۴۵/۱۸	۰/۱۳	۰/۲	-۰/۰۱	۴۰۶/۵۳	۴۳۰/۵۴	۱۰۹۹/۵۲

مجموعه داده پهباد

	AFI	Omerging	Umerging	MI B	MI G	MI R	WV B	WV G	WV R
FNEAبا تعیین پارامتر مقیاس توسط کاربر	۵/۸۸	۳۲/۲۷	۳۴/۱۱	۰/۴۶	۰/۲۷	۰/۳۹	۴۴۵/۵۲	۴۳۱/۸۹	۴۸۱/۰۲
FNEAبا تعیین خودکار پارامتر مقیاس	۷/۸۳	۳۷/۹۷	۵۳/۴۱	۰/۴۷	۰/۳۶	۰/۴۸	۴۰۹/۶۲	۳۷۱/۳۴	۴۲۹/۰۳
سوپرپیکسل شش‌ضلعی	۱۹/۴۳	۱۸۷/۹۶	۱۱۸۷/۹۵	۰/۷۶	۰/۶۸	۰/۷۹	۳۳۲/۳۷	۳۰۵/۱۹	۳۲۶/۳۸
سوپرپیکسل شش‌ضلعی و الگوریتم DBSCAN	۴/۶۶	۷۰/۴۵	۱۷۳/۳۲	۰/۳۸	۰/۲۱	۰/۳۸	۷۱۳/۶۵	۸۵۲/۷۹	۸۳۶/۴۵
سوپرپیکسل مربعی	۱۹/۱۴	۱۸۶/۳	۱۱۹۶/۵۳	۰/۷۴	۰/۶۷	۰/۷۷	۳۳۶/۹۸	۳۱۰/۳۶	۳۳۲/۵۱
سوپرپیکسل مربعی و الگوریتم DBSCAN	۴/۳۱	۶۱/۷۸	۱۵۳/۷۶	۰/۳۷	۰/۲۴	۰/۴۱	۷۷۰/۲	۹۲۶/۲	۹۰۶/۵۸

۶- نتیجه‌گیری

در این پژوهش روشی به‌منظور قطعه‌بندی تصاویر سنجش‌ازدوری با استفاده از یک الگوریتم کم‌تر شناخته‌شده در حوزه سنجش‌ازدور پیشنهاد شد. روش پیشنهادی مبتنی بر تولید سوپرپیکسل‌ها با استفاده از الگوریتم SLIC و سپس تلفیق سوپرپیسکل‌ها با استفاده از روش خوشه‌بندی DBSCAN می‌باشد. روش پیشنهادی بر روی مجموعه داده‌های با توان تفکیک مکانی ۲/۵ و ۹ سانتی‌متر شامل عوارض شهری و گیاهی مورد ارزیابی قرار گرفت. ارزیابی‌ها به سه شیوه بصری، نظارت‌شده و نظارت‌نشده به انجام رسید.

بررسی‌ها نشان می‌دهد روش پیشنهادی توانایی مناسبی در تولید سوپرپیکسل‌های همگن و منطبق بر مرز عوارض موجود در تصاویر دارد. به‌علاوه، مقایسه نتایج حاصل از روش پیشنهادی

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-01]

[DOI: 10.29252/jgit.5.1.89]

با روش قطعه‌بندی شناخته‌شده FNEA نشان از برتری نسبی روش پیشنهادی بر این الگوریتم دارد.

به‌منظور ادامه انجام تحقیقات، خودکارسازی انتخاب پارامتر وزن در این الگوریتم و نیز تخمین تعداد سوپرپیکسل‌های بهینه توسط این تیم تحقیقاتی دنبال خواهد شد.

مراجع

[1] G. G. Wilkinson, "Results and implications of a study of fifteen years of satellite image classification experiments," Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on, vol. 43, pp. 433-440, 2005.

[2] A. Hadavand, M. Saadatseresht, and S. Homayouni, "A NEW FRAMEWORK FOR OBJECT-BASED IMAGE ANALYSIS BASED ON SEGMENTATION SCALE SPACE AND RANDOM FOREST CLASSIFIER," The International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, vol. 40, p. 263, 2015.

[3] G. Schumann, R. Hostache, C. Puech, L. Hoffmann, P. Matgen, F. Pappenberger, et al., "High-resolution 3-D flood information from radar imagery for flood hazard management," Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on, vol. 45, pp. 1715-1725, 2007.

[4] Y. Du, P. M. Teillet, and J. Cihlar, "Radiometric normalization of multitemporal high-resolution satellite images with quality control for land cover change detection," Remote sensing of Environment, vol. 82, pp. 123-134, 2002.

[5] C. Zhang and J. M. Kovacs, "The application of small unmanned aerial systems for precision agriculture: a review," Precision agriculture, vol. 13, pp. 693-712, 2012.

[6] N. R. Pal and S. K. Pal, "A review on image segmentation techniques," Pattern recognition, vol. 26, pp. 1277-1294, 1993.

[7] O. Veksler, Y. Boykov, and P. Mehrani, "Superpixels and supervoxels in an energy optimization framework," in Computer Vision–ECCV 2010, ed: Springer, 2010, pp. 211-224.

[8] V. Dey, Y. Zhang, and M. Zhong, A review on image segmentation techniques with remote sensing perspective: na, 2010.

[9] S. Sahli, P.-L. Duval, Y. Sheng, and D. A. Lavigne, "Robust vehicle detection in aerial images based on salient region selection and superpixel classification," in SPIE Defense, Security, and Sensing, 2011, pp. 80200L-80200L-11.

[10] G. Zhang, X. Jia, and N. M. Kwok, "Super pixel based remote sensing image classification with histogram descriptors on spectral and spatial data," in Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2012 IEEE International, 2012, pp. 4335-4338.

[11] L. Fang, S. Li, X. Kang, and J. A. Benediktsson, "Spectral–Spatial Classification of Hyperspectral Images With a Superpixel-Based Discriminative Sparse Model," Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on, vol. 53, pp. 4186-4201, 2015.

[12] G. Zhang, X. Jia, and J. Hu, "Superpixel-Based Graphical Model for Remote Sensing Image Mapping," Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on, vol. 53, pp. 5861-5871, 2015.

[13] J. Shi and J. Malik, "Normalized cuts and image segmentation," Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, vol. 22, pp. 888-905, 2000.

[14] D. Comaniciu and P. Meer, "Mean shift: A robust approach toward feature space analysis," Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, vol. 24,

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-01]

[DOI: 10.29252/jgit.5.1.89]

pp. 603-619, 2002.

[15] L. Vincent and P. Soille, "Watersheds in digital spaces: an efficient algorithm based on immersion simulations," IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, pp. 583-598, 1991.

[16] A. Levinshtein, A. Stere, K. N. Kutulakos, D. J. Fleet, S. J. Dickinson, and K. Siddiqi, "Turbopixels: Fast superpixels using geometric flows," Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, vol. 31, pp. 2290-2297, 2009.

[17] R. Achanta, A. Shaji, K. Smith, A. Lucchi, P. Fua, and S. Süsstrunk, "Slic superpixels," 2010.

[18] J. MacQueen, "Some methods for classification and analysis of multivariate observations," in Proceedings of the fifth Berkeley symposium on mathematical statistics and probability, 1967, pp. 281-297.

[19] C. Connolly and T. Fleiss, "A study of efficiency and accuracy in the transformation from RGB to CIELAB color space," IEEE Transactions on Image Processing, vol. 6, pp. 1046-1048, 1997.

[20] R. Achanta, A. Shaji, K. Smith, A. Lucchi, P. Fua, and S. Susstrunk, "SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods," Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, vol. 34, pp. 2274-2282, 2012.

[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, pp. 226-231.

[22] B. Johnson and Z. Xie, "Unsupervised image segmentation evaluation and refinement using a multi-scale approach," ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, vol. 66, pp. 473-483, 2011.

[23] H. Zhang, J. E. Fritts, and S. A. Goldman, "Image segmentation evaluation: A survey of unsupervised methods," Computer Vision and Image Understanding, vol. 110, pp. 260-280, 2008.

[24] Y. J. Zhang, "Evaluation and comparison of different segmentation algorithms," Pattern recognition letters, vol. 18, pp. 963-974, 1997.

[25] R. M. Haralick and L. G. Shapiro, "Image segmentation techniques," Computer vision, graphics, and image processing, vol. 29, pp. 100-132, 1985.

[26] L. Yang, F. Albregtsen, T. Lønnestad, and P. Grøttum, "A supervised approach to the evaluation of image segmentation methods," in Computer Analysis of Images and Patterns, 1995, pp. 759-765.

[27] A. Lucieer and A. Stein, "Existential uncertainty of spatial objects segmented from satellite sensor imagery," IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 40, pp. 2518-2521, 2002.

[28] G. Espindola, G. Câmara, I. Reis, L. Bins, and A. Monteiro, "Parameter selection for region - growing image segmentation algorithms using spatial autocorrelation," International Journal of Remote Sensing, vol. 27, pp. 3035-3040, 2006.

[29] T. Blaschke, G. J. Hay, M. Kelly, S. Lang, P. Hofmann, E. Addink, et al., "Geographic Object-Based Image Analysis–Towards a new paradigm," ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, vol. 87, pp. 180-191, 2014.

[30] o. r. w. senseFly. (2015). Available: https://www.sensefly.com/drones/example-datasets.html

[31] U. C. Benz, P. Hofmann, G. Willhauck, I. Lingenfelder, and M. Heynen, "Multi-resolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information," ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, vol. 58, pp. 239-258, 2004.

[32] J. Im, L. J. Quackenbush, M. Li, and F. Fang, "Optimum Scale in Object - Based Image Analysis," Scale Issues in Remote Sensing, pp. 197-214, 2014.

[33] L. Drăguţ, D. Tiede, and S. R. Levick, "ESP:

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-01]

[DOI: 10.29252/jgit.5.1.89]

a tool to estimate scale parameter for multiresolution image segmentation of remotely sensed data," International Journal of Geographical Information Science, vol. 24, pp. 859-871, 2010.

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-01]

[DOI: 10.29252/jgit.5.1.89]

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

Journal of Geospatial Information Technology
Vol.5, No.1, Spring 2017

Evaluation of SLIC superpixel and DBSCAN clustering algorithms in segmentation of ultra-high resolution remote sensing imagery over urban areas

Ahmad Hadavand *[1], Mohamad Saadatseresht [2] , Saeed Homayouni [3] , Zeinab Gharib Bafghi [4]

1- PhD student of Photogrammetry in School of Surveying and Geospatial Engineering, College of Engineering, University of Tehran.
2- Associate professor in School of Surveying and Geospatial Engineering, College of Engineering, University of Tehran
3- Assistant professor in Department of Geography, University of Ottawa, Canada
4- PhD student of Photogrammetry, German Aerospace Center (DLR)

Abstract

By increasing the spatial resolution of remote sensing imaging sensors, the image analyzing paradigm is moving towards the object based image analysis approaches, instead of single pixels. Among the common segmentation algorithms, super-pixel methods are presenting themselves as the new tools in computer vision. In this paper, the capabilities of a state-of-the-art super-pixel algorithm, namely called SLIC, is investigated for creating image segments from ultra-high resolution remote sensing images. In our proposed method, square and hexagonal super-pixels were formed and then DBSCAN clustering algorithm is employed to build image segments from these pixels. The results were compared to image segments obtained from FNEA algorithm, a well-known method for remote sensing image segmentation. Visual and quantitative evaluations demonstrate the efficiency of proposed method.

Key words:. Super-pixel, Segmentation, Ultra-high resolution Images, Remote Sensing.

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-01]

[DOI: 10.29252/jgit.5.1.89]

Correspondence Address: Photogrammetry Group, School of Surveying and Geospatial Engineering, College of Engineering, University of Tehran, University of Tehran, Tehran
Tel: +98 912 8631959.
Email : ahadavand@ut.ac.ir