

ارزیابی توانایی الگوریتم سوپرپیکسل SLIC به همراه الگوریتم خوشه‌بندی DBSCAN در قطعه‌بندی تصاویر سنجش از دوری با توان تفکیک مکانی بالا از مناطق شهری

احمد هداوند^{۱*}، محمد سعادت سرشت^۲، سعید همایونی^۳، زینب غریب بافقی^۴

۱- دانشجوی دکتری فتوگرامتری، دانشگاه تهران.

۲- دانشیار دانشکده نقشه‌برداری، دانشکده فنی دانشگاه تهران.

۳- استادیار گروه جغرافیا، دانشگاه اتاوا، کانادا.

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

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

چکیده

استفاده از سوپرپیکسل‌ها به عنوان یک مرحله واسطه 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 سنجش از دوری 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 استفاده شده 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، سنجش از دور، توان تفکیک مکانی بالا، تصویر.

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

تلفن: ۰۹۱۲۸۶۳۱۹۵۹

Email: ahadavand@ut.ac.ir

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 به عنوان 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 شی‌گرا نیستند. دلیل عمده این اتفاق عدم تطابق تک پیکسل‌ها با شکل و توزیع عوارض در سطح تصویر است. به این ترتیب گروه‌هایی از پیکسل‌های مشابه با انطباق مناسب بر مرزهای عوارض موجود در سطح تصویر می‌توانند به عنوان ورودی‌های سطح بالاتر برای این الگوریتم‌ها به کار گرفته شوند.

روش رایج به منظور گروه‌بندی پیکسل‌ها در پردازش تصاویر تحت عنوان روش قطعه‌بندی تصویر شناخته می‌شود. قطعه‌بندی به صورت 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 به صورت نواحی کوچک گروه‌بندی می‌کنند [۷]. این گروه‌های کوچک می‌توانند جایگزین مناسبی برای پیکسل‌های تصویر در پردازش‌های آتی باشند و یا به عنوان 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 به منظور 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 به روز 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 به عنوان یکی از به روزترین و قوی‌ترین الگوریتم‌ها در این زمینه،

این الگوریتم توسط گرادین‌های 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 سوپرپیکسل موجود، در الگوریتم SLIC^۶ که در سال ۲۰۱۰ ارائه شده 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 به صورت مجموع وزن دار 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 توسعه یافته، تعداد دلخواه سوپرپیکسل‌ها (n) است [۱۷]. بعد از معرفی این پارامتر به الگوریتم، فرآیند خوشه‌بندی با مقداردی اولیه مراکز خوشه‌ها به صورت $K_i = [l_i \ a_i \ b_i \ r_i \ c_i]^T$ در سیستم رنگی CIELAB^۷ [۱۹] آغاز می‌شود.

^۶ Simple linear iterative clustering

^۷ 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

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^۱ روش‌های قطعه‌بندی و خوشه‌بندی توسعه یافته‌اند. از جمله این الگوریتم‌ها می‌توان به برش نرمال^۲ [۱۳] که روشی مبتنی بر گراف است اشاره کرد. این روش به صورت بازگشتی از بخش‌بندی یک گراف متشکل از پیکسل‌های تصویر با توجه به اطلاعات لبه و بافت تصویر استفاده می‌کند. نتایج حاصل از این روش معمولاً 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 به منظور تولید سوپرپیکسل‌های فشرده و دارای درجه خاکستری ثابت معرفی شده است.

از دیگر روش‌های شناخته شده برای تولید سوپرپیکسل می‌توان الگوریتم‌های مین شیف^۳ [۱۴] و شناسایی آبراهه^۴ [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 معرفی شده به منظور تولید سوپرپیکسل‌ها است. این روش مبتنی بر بسط دادن تعدادی نقاط بذر در سطح تصویر با استفاده از جریان هندسی و مجموعه‌های همتراز^۵ عمل می‌کند. جریان هندسی در

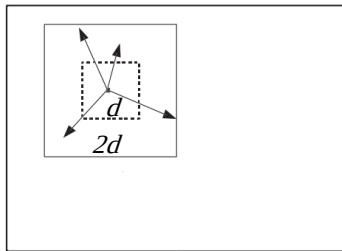
^۱ Localization

^۲ Normalized cut

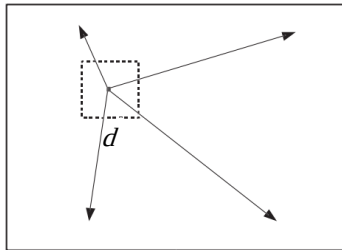
^۳ Mean-shift

^۴ Watershed

^۵ Level set



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 استفاده شده است. بعد از محاسبه فواصل، هر پیکسل به نزدیک‌ترین سوپریکسل منتسب می‌شود. در گام بعد لازم است موقعیت مرکز هر سوپریکسل در فضای ویژگی با توجه به پیکسل‌هایی که به آن منتسب شده به‌روز شود. فاصله محاسبه‌شده توسط نرم مرتبه دو بین مراکز سوپریکسل‌ها در دو مرحله متوالی به‌عنوان خطای باقی‌مانده محاسبه می‌شود و به‌عنوان معیاری برای همگرایی چرخه تکراری الگوریتم در نظر گرفته می‌شود.

به‌این ترتیب ملاحظه شد که الگوریتم SLIC مشابه یک الگوریتم خوشه‌بندی در یک فضای ویژگی پنج‌بعدی و در یک فضای مکانی محدود شده عمل می‌کند. بنابراین باید یک روش محاسبه فاصله برای تعیین فاصله بین هر پیکسل تا مراکز سوپریکسل‌ها 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

در این الگوریتم یک فضای ویژگی پنج‌بعدی متشکل از مقادیر رنگی در سیستم رنگی CIELAB شامل a ، b و c ، مورد استفاده قرار می‌گیرد. به‌منظور تعیین مراکز خوشه‌ها در سطح تصویر و با هدف تولید سوپریکسل‌های با اندازه تقریباً مشابه، یک شبکه منظم از نقاط با فاصله برابر با d روی سطح تصویر ایجاد می‌شود. مقدار این فاصله توسط رابطه (۱) محاسبه می‌شود:

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

در این رابطه P تعداد پیکسل‌های موجود در تصویر است. بعد از انتخاب مراکز سوپریکسل‌ها، 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 سوپریکسل بر روی لبه‌های تصویر و یا پیکسل‌های نویزی است.

گام بعدی الگوریتم انتساب هر پیکسل به سوپریکسلی 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 داده شده، 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 کارایی الگوریتم، فاصله مراکز خوشه‌ها با پیکسل‌ها در یک همسایگی پیرامون مرکز سوپریکسل محاسبه می‌شود [۲۰]. این همسایگی در ساده‌ترین حالت مشابه شکل (۱) به‌صورت مربعی و با طول ضلع دو برابر فاصله شبکه سوپریکسل‌ها تعریف می‌شود.

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

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 به مثابه یک بیش قطعه‌بندی^۱ از تصویر دانست، به منظور تولید قطعات تصویری با استفاده از سوپرپیکسل‌ها می‌توان آن‌ها را به عنوان ورودی در الگوریتم‌های قطعه‌بندی در نظر گرفت [۱۶]. با وجود اشاره به این مطلب در برخی منابع [۷، ۱۶ و ۲۰]، ارزیابی عملی مناسبی از انجام این فرآیند ارائه نشده است. به این ترتیب در این پژوهش بعد از تولید سوپرپیکسل‌ها با استفاده از روش پیشنهادی، از یک روش خوشه‌بندی مبتنی بر همسایگی مکانی سوپرپیکسل‌ها تحت عنوان DBSCAN^۲ [۲۱] به منظور 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 توسعه یافته 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^۳، نقاط قابل دسترسی^۴ و نقاط خارج از محدوده^۵ دسته‌بندی می‌شوند.

^۱ Over-segmentation

^۲ Density-based spatial clustering of applications with noise

^۳ Core points

^۴ Reachable points

^۵ Outlier

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

رابطه (۲)

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

$$d_s = \sqrt{(r_j - r_i)^2 + (c_j - c_i)^2} \quad \text{رابطه (۳)}$$

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. به منظور نرمال‌سازی فواصل به دست آمده و ترکیب آن‌ها به صورت یک معیار معین از حداکثر مقدار ممکن برای فاصله رنگی و فاصله مکانی به صورت N_s و N_c استفاده می‌کنیم. به این ترتیب معیار فاصله توسط رابطه (۴) محاسبه می‌شود:

$$D = \sqrt{\left(\frac{d_c}{N_c}\right)^2 + \left(\frac{d_s}{N_s}\right)^2} \quad \text{رابطه (۴)}$$

حداکثر فاصله مکانی بین هر پیکسل تا مراکز سوپرپیکسل‌ها را می‌توان برابر با فاصله بین نقاط شبکه منظم تعریف شده 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:

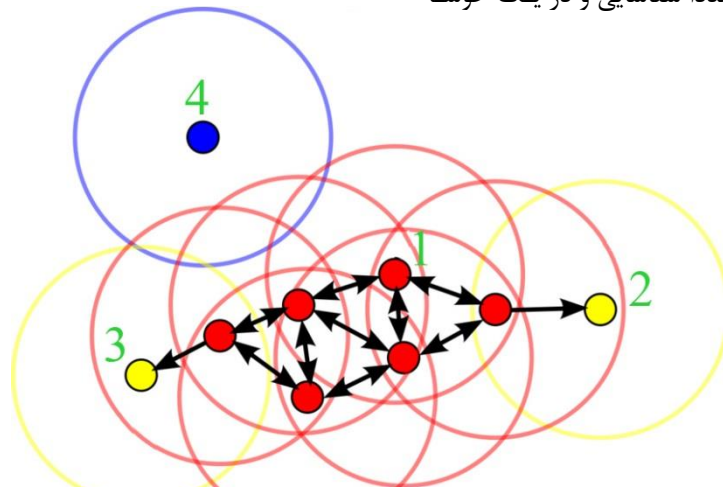
$$D = \sqrt{\left(\frac{d_c}{m}\right)^2 + \left(\frac{d_s}{d}\right)^2} \quad \text{رابطه (۵)}$$

و به این ترتیب رابطه به صورت زیر بازنویسی می‌شود:

$$D = \sqrt{(d_c)^2 + \left(\frac{d_s}{N_s}\right)^2 m^2} \quad \text{رابطه (۶)}$$

در محاسبه معیار فاصله به شکل اخیر نسبت m/N_s را می‌توان به عنوان ضریب وزن در نظر گرفت. با افزایش مقدار m در این رابطه وزن فاصله مکانی افزایش می‌یابد و سوپرپیکسل‌های فشرده تری حاصل می‌شود. اگر این

قرار بگیرد. در ادامه الگوریتم، همه نقاطی که از نقطه اول قابل دسترسی باشند به آن خوشه اضافه می‌شوند. نقاط غیر اصلی که در یک خوشه قرار بگیرند به مثابه 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 به عنوان نقطه اصلی نمایش داده شده است. همان‌طور که دیده می‌شود تعدادی نقطه اصلی در همسایگی این نقطه در خوشه مورد نظر قرار می‌گیرند و نقاط ۲ و ۳ نقاط غیر اصلی قابل دسترسی 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 مورد نظر بیرون می‌ماند.



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

۲-۳- معرفی روش ارزیابی

از سه دسته روش‌های ارزیابی بصری^۱، نظارت‌شده^۲ و نظارت‌نشده^۳ جای داد [۲۲]. ارزیابی بصری به عنوان ساده‌ترین روش ارزیابی، نیازمند عامل انسانی است تا

ارزیابی عملکرد الگوریتم‌های قطعه‌بندی باید از دیدگاه شناسایی اشیاء و میزان انطباق قطعات تصویری با عوارض واقعی موجود در تصویر انجام می‌گیرد. عمده روش‌های موجود به این منظور را می‌توان در یکی

¹ Visual

² Supervised

³ Unsupervised

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 قطعه‌بندی شده 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)

$$overMerging_{ij} = \frac{area(y_j) - area(x_i \cap y_j)}{area(x_i)},$$

$y_j \in Y_i^*$

منظور از Y_i^* در این رابطه مجموعه قطعات تصویری است که با قطعه مرجع x_i مرتبط باشند. قطعات مرتبط به این ترتیب 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]:

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

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 وزن دار و شاخص موران [۲۸] معیارهای نظارت‌نشده مورد استفاده در این پژوهش هستند. واریانس وزن دار به عنوان شاخصی از یکنواختی درجات خاکستری درون قطعات به صورت زیر تعریف می‌شود:

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

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

با توجه به پیش فرض‌های 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^۱ 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^۲ قرار دارند که ارزیابی را بدون نیاز به داده‌های مرجع انجام می‌دهند. این روش‌ها برای ارزیابی کمی از معیارهایی مثل همگن بودن یا یک دست بودن درجات خاکستری و یا اختلاف معنی دار قطعات با قطعات همسایه و وجود مرزهای نرم برای قطعات که توسط انسان به عنوان معیارهایی از یک قطعه‌بندی مناسب شناخته می‌شوند استفاده می‌کنند [۲۵]. در این پژوهش به منظور مقایسه و ارزیابی قطعه‌بندی‌های مختلف از تعدادی روش نظارت‌شده و نظارت‌نشده در کنار ارزیابی بصری استفاده می‌شود که در ادامه به اختصار عملکرد هر یک از روش‌ها تشریح می‌شود.

۲-۳-۱- روش‌های ارزیابی نظارت‌شده

سه معیار تحت عناوین بیش‌ادغام^۳، کم‌ادغام^۴ و شاخص سازگاری مساحت^۵ در این بخش معرفی می‌شوند و در آزمایش‌ها مورد استفاده قرار خواهند گرفت. اگر فرض کنیم برای یک تصویر

^۱ Empirical discrepancy

^۲ Empirical goodness

^۳ Over merging

^۴ Under merging

^۵ Area fit index

مورد استفاده قرار خواهد گرفت. مجموعه اول توسط جامعه بین‌المللی فتوگرامتری و سنجش‌ازدور^۱ به‌منظور انجام تحقیقات در اختیار عموم قرار گرفته است. این مجموعه داده شامل تصاویری با توان تفکیک مکانی ۹ سانتی‌متر از منطقه شهری ویهینگن^۲ 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 داده شده 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.

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:

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

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

¹ International society for photogrammetry and remote sensing (ISPRS)

² Vaihingen



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

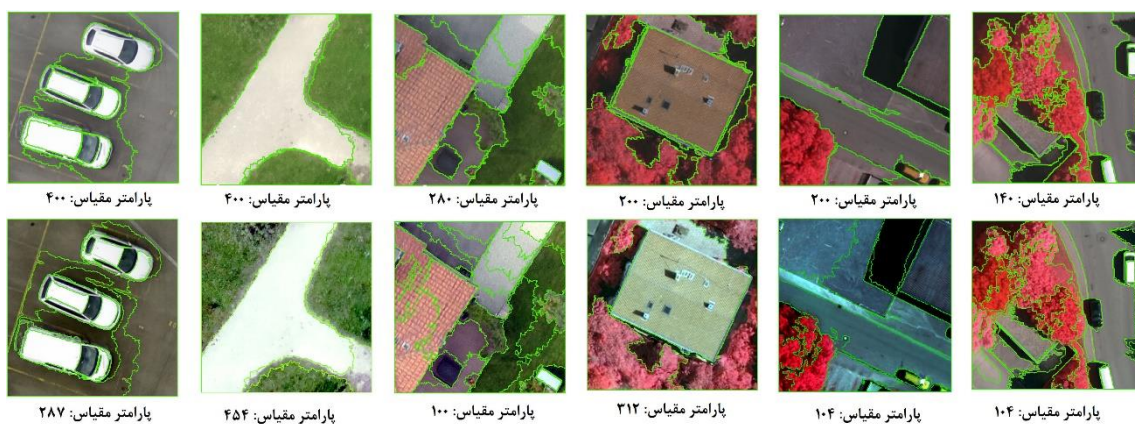
به‌عنوان یکی از شناخته‌شده‌ترین الگوریتم‌های قطعه‌بندی تصاویر سنجش‌ازدور در کاربردهای مختلف مورد استفاده قرار گرفته [۳۲]، انتخاب شده است. در این الگوریتم، ابعاد قطعات تصویری تولیدشده توسط

در این بخش الگوریتم قطعه‌بندی ^۱FNEA که در نرم‌افزار تجاری eCognition [۳۱] پیاده‌سازی شده و

^۱ Fractal net evolution approach

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 داده شده‌اند.

پارامتر مقیاس کنترل می‌شود. برای هر تصویر در سناریوی اول این پارامتر به صورت 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 به منظور تعیین پارامتر مقیاس و ارزیابی نتایج استفاده شد. در این روش که در [۳۳] پیشنهاد شده است با تغییر تدریجی



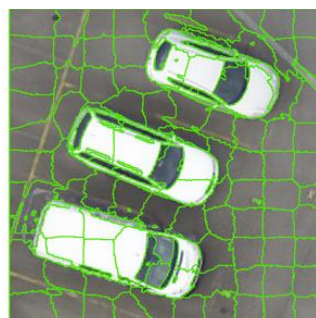
شکل ۴: نتیجه قطعه‌بندی با استفاده از الگوریتم FNEA برای تصاویر مورد استفاده در انجام آزمایشات (ردیف بالا انتخاب پارامتر توسط کاربر و ردیف پایین انتخاب خودکار پارامتر مقیاس)

ملاحظه می‌شود با افزایش تعداد سوپرپیکسل‌ها در مناطق همگن سطح تصویر، سوپرپیکسل‌هایی مستقل از شکل عارضه و به شکل محدوده تعریف شده برای سوپرپیکسل‌ها (در اینجا مربع و شش ضلعی) پدید می‌آیند. شکل مربع برای سوپرپیکسل‌ها معمولاً در اغلب روش‌ها به صورت پیش فرض در نظر گرفته می‌شود و با توجه به مرزهای سخت و فاصله زیاد بین پیکسل‌های گوشه‌ای با مرکز سوپرپیکسل، در این پژوهش شکل هندسی شش ضلعی به منظور 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.

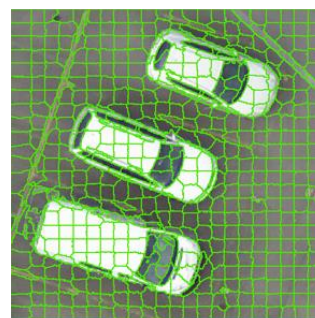
در سناریوی دوم سوپرپیکسل‌ها برای هر تصویر با استفاده از روش SLIC تولید می‌شوند. همان‌طور که اشاره شد در این الگوریتم باید تعداد سوپرپیکسل‌ها و وزن فاصله مکانی در برابر فاصله رنگی تنظیم شود. در این مرحله این پارامترها به نحوی تنظیم می‌شوند که بهترین انطباق بین مرز سوپرپیکسل‌ها و مرز عوارض با توجه به تحلیل 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



تعداد سوپر پیکسل مربعی: ۴



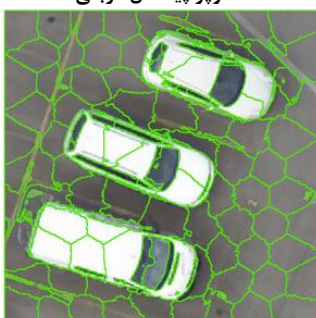
تعداد سوپر پیکسل مربعی: ۱۰۰



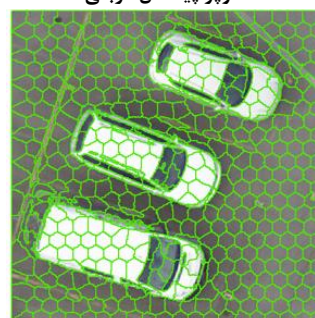
تعداد سوپر پیکسل مربعی: ۵۰۰



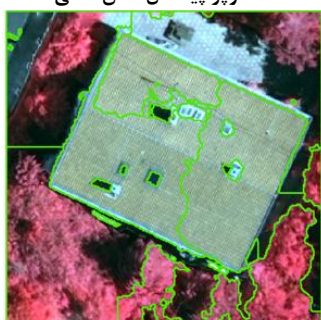
تعداد سوپر پیکسل شش ضلعی: ۴



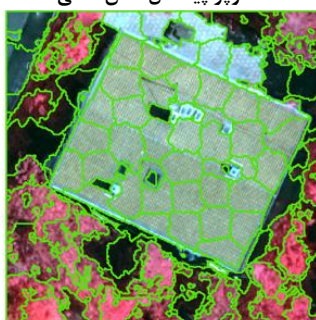
تعداد سوپر پیکسل شش ضلعی: ۱۰۰



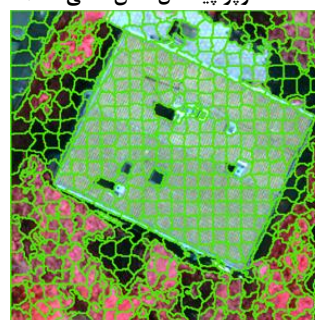
تعداد سوپر پیکسل شش ضلعی: ۵۰۰



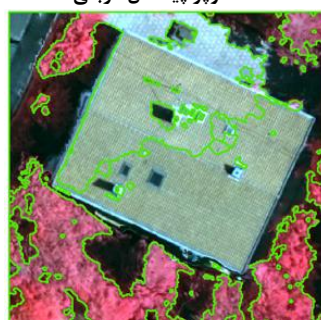
تعداد سوپر پیکسل مربعی: ۴



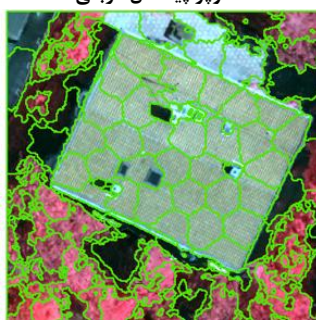
تعداد سوپر پیکسل مربعی: ۱۰۰



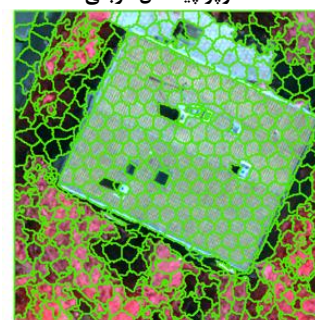
تعداد سوپر پیکسل مربعی: ۵۰۰



تعداد سوپر پیکسل شش ضلعی: ۴



تعداد سوپر پیکسل شش ضلعی: ۱۰۰



تعداد سوپر پیکسل شش ضلعی: ۵۰۰

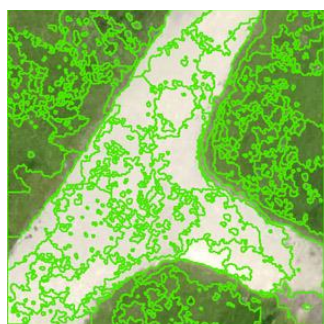
شکل ۵: بررسی تولید سوپر پیکسل های مربعی و شش ضلعی با افزایش تعداد سوپر پیکسل (ضریب وزن برابر با ۱۰ برای همه حالت ها)

تغییر پارامتر وزن برای دو ناحیه مورد بررسی در شکل (۶) نمایش داده شده است. ملاحظه می شود با انتخاب ضریب وزن برابر با ۱ اشکال نامنتظمی برای سوپر پیکسل ها حاصل می شود و با افزایش این مقدار،

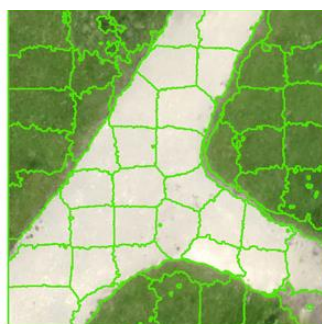
مقدار ضریب وزن بالاتر در این الگوریتم به معنی تولید قطعات با شکل منظم و مرزهای نرم تر است. مقدار پارامتر وزن در انجام آزمایش ها برابر با ۱، ۱۰ و ۳۰ انتخاب شده است. تغییر در سوپر پیکسل ها با

بررسی نتایج به‌دست‌آمده در شکل‌های (۵ و ۶) تفاوت چشم‌گیری بین استفاده از سوپرپیکسل مربعی و شش‌ضلعی را نشان نمی‌دهد.

جزئیات زائد ناشی از تغییرات محلی درجات خاکستری از بین رفته و سوپرپیکسل‌های مناسب‌تری از نظر بصری به‌دست می‌آید. نتایج بصری



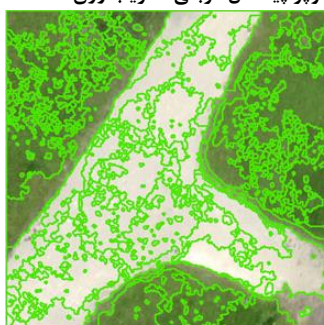
سوپر پیکسل مربعی، ضریب وزن: ۱



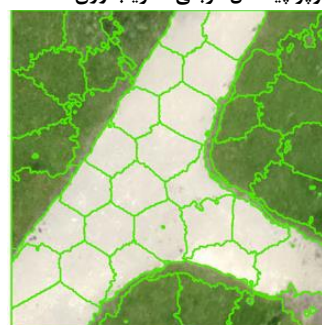
سوپر پیکسل مربعی، ضریب وزن: ۱۰



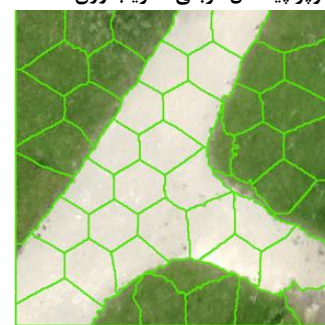
سوپر پیکسل مربعی، ضریب وزن: ۳۰



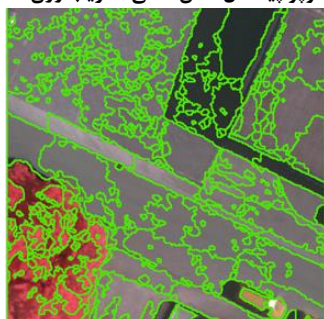
سوپر پیکسل شش‌ضلعی، ضریب وزن: ۱



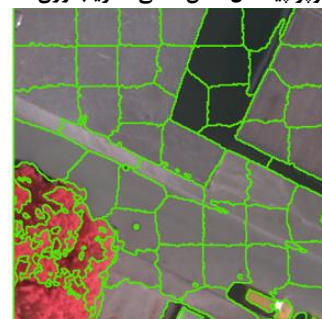
سوپر پیکسل شش‌ضلعی، ضریب وزن: ۱۰



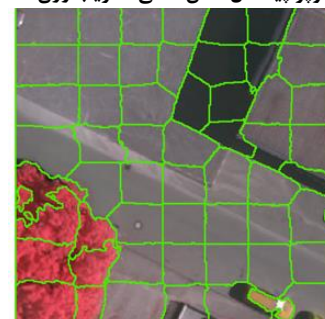
سوپر پیکسل شش‌ضلعی، ضریب وزن: ۳۰



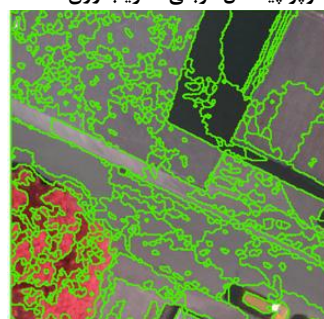
سوپر پیکسل مربعی، ضریب وزن: ۱



سوپر پیکسل مربعی، ضریب وزن: ۱۰



سوپر پیکسل مربعی، ضریب وزن: ۳۰



سوپر پیکسل شش‌ضلعی، ضریب وزن: ۱



سوپر پیکسل شش‌ضلعی، ضریب وزن: ۱۰

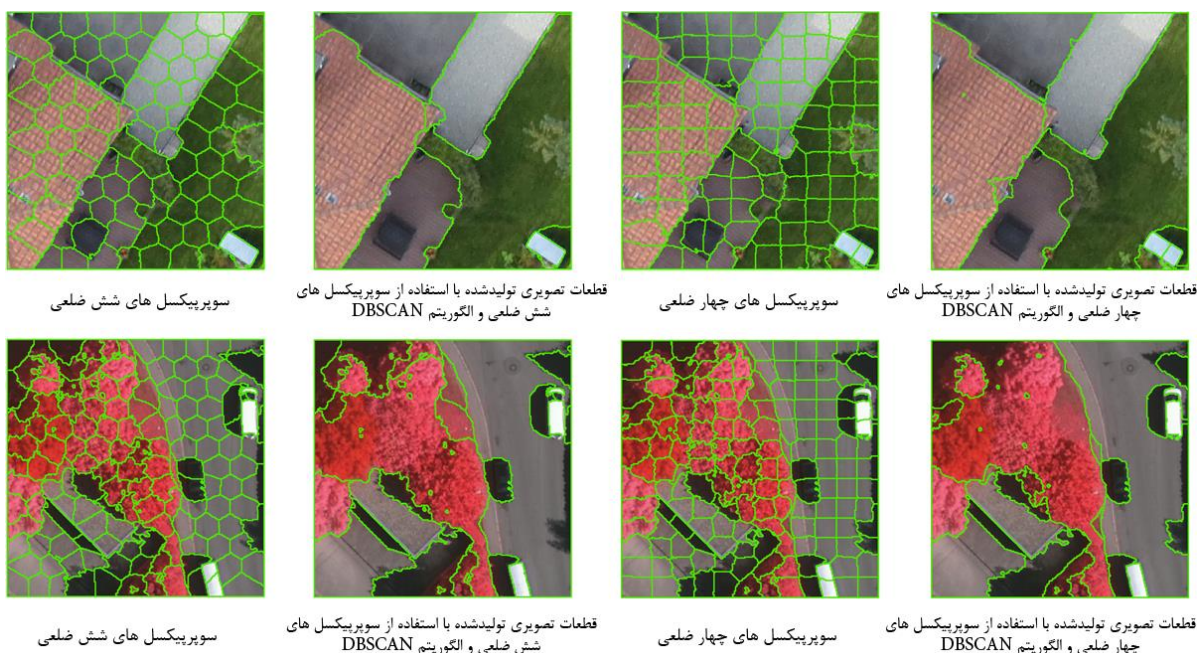


سوپر پیکسل شش‌ضلعی، ضریب وزن: ۳۰

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

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 سوپرپیکسل‌های شش‌ضلعی و مربعی تولیدشده توسط الگوریتم SLIC نمایش داده شده‌اند.

سومین سناریو شامل استفاده از الگوریتم خوشه‌بندی DBSCAN به منظور تولید قطعات تصویری با تلفیق سوپرپیکسل‌های مشابه در همسایگی‌های مکانی است. به این منظور ابتدا برای هر یک از تصاویر به صورت بصری پارامترهای مناسب برای تولید سوپرپیکسل‌ها انتخاب می‌شود. انتخاب پارامترها به نحوی صورت می‌گیرد که حداقل تعداد سوپرپیکسل‌ها



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

با تعیین خودکار پارامتر مقیاس و همچنین استفاده از سوپرپیکسل‌های شش‌ضلعی و روش DBSCAN نتایج بصری بهتری در مقایسه با سایر روش‌ها ایجاد می‌کنند.

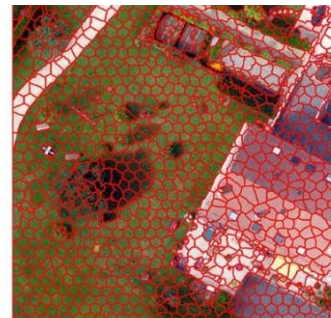
نتایج حاصل تا این بخش بر روی بخش‌های کوچک تصاویر ارائه شد. در شکل (۸) به منظور بررسی و مقایسه بهتر روش‌ها، نتایج حاصل بر روی دو تصویر نمونه با ابعاد بزرگ‌تر نمایش داده شده‌اند. ملاحظه می‌شود استفاده از روش قطعه‌بندی FNEA



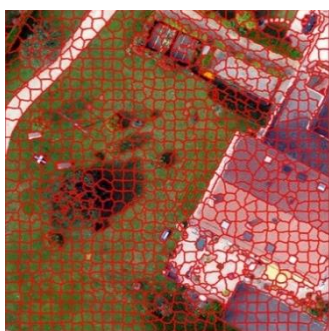
قطعه‌بندی به روش FNEA
انتخاب پارامتر مقیاس توسط اپراتور برابر با ۵۵۰



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



سوپر پیکسل مربعی - تعداد ۱۲۰۰
سوپر پیکسل



سوپر پیکسل شش ضلعی - تعداد ۱۰۰۰
سوپر پیکسل



بهبود سوپر پیکسل مربعی به روش DBSCAN



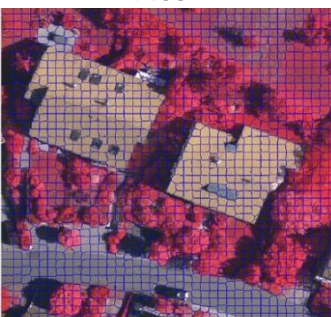
بهبود سوپر پیکسل شش ضلعی به روش DBSCAN



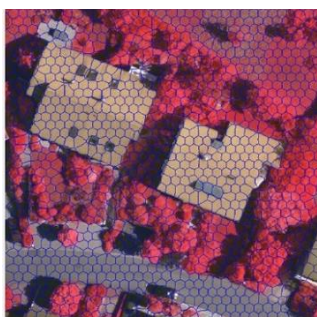
قطعه‌بندی به روش FNEA
انتخاب پارامتر مقیاس توسط اپراتور برابر با ۲۰۰



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



سوپر پیکسل مربعی - تعداد ۱۶۰۰
سوپر پیکسل



سوپر پیکسل شش ضلعی - تعداد ۱۰۰۰
سوپر پیکسل



بهبود سوپر پیکسل مربعی به روش DBSCAN



بهبود سوپر پیکسل شش ضلعی به روش DBSCAN

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

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. در نهایت 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 داده شده‌اند. 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 داده شده در شکل (۳) و معیارهای معرفی شده 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

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 داده شده‌اند. 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 سوپرپیکسل‌های مربعی و شش‌ضلعی مورد استفاده قرار گرفته‌اند. ارزیابی بصری نشان می‌دهد عملکرد سوپرپیکسل‌های شش‌ضلعی به‌دلیل فضای جستجوی بالاتر بهتر است. همچنین مشاهده می‌شود با افزایش تعداد سوپرپیکسل‌ها به بیش از تعداد اشیای موجود

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 محاسبه شده‌اند. کم‌تر بودن مقدار واریانس وزن دار 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 داده شده‌اند.

همان‌طور که در شکل (۱۰) مشخص است مقادیر واریانس وزن دار برای روش پیشنهادی مقدار مناسبی را دارا است. مقایسه بین نتایج نشان می‌دهد در هفت حالت از شانزده حالت انجام آزمایش‌ها مقادیر واریانس وزن دار 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. به نظر می‌رسد وجود سایه‌ها و پیچیدگی تصویر باعث رخداد این اتفاق باشد.

مقایسه نتایج حاصله برای سوپرپیکسل‌های مربعی و شش‌ضلعی نشان می‌دهد در ده حالت از هجده حالت واریانس وزن دار کم‌تری برای سوپرپیکسل‌های شش‌ضلعی به دست آمده است. به این ترتیب مشخص می‌شود انعطاف بیشتر محدوده جست‌وجو می‌تواند منجر به نتایج بهتر در انجام قطعه‌بندی شود.

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

حاصله در شکل (۹) نمایش داده شده‌اند. 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 تولید شده با قطعات مرجع است. همان‌طور که مشخص است مقادیر محاسبه شده برای سوپرپیکسل‌ها در هر دو حالت مربعی و شش‌ضلعی در وضعیت مناسبی قرار ندارند. به این ترتیب ملاحظه می‌شود به دلیل انجام بیش‌قطعه‌بندی توسط سوپرپیکسل‌ها این اتفاق رخ داده است.

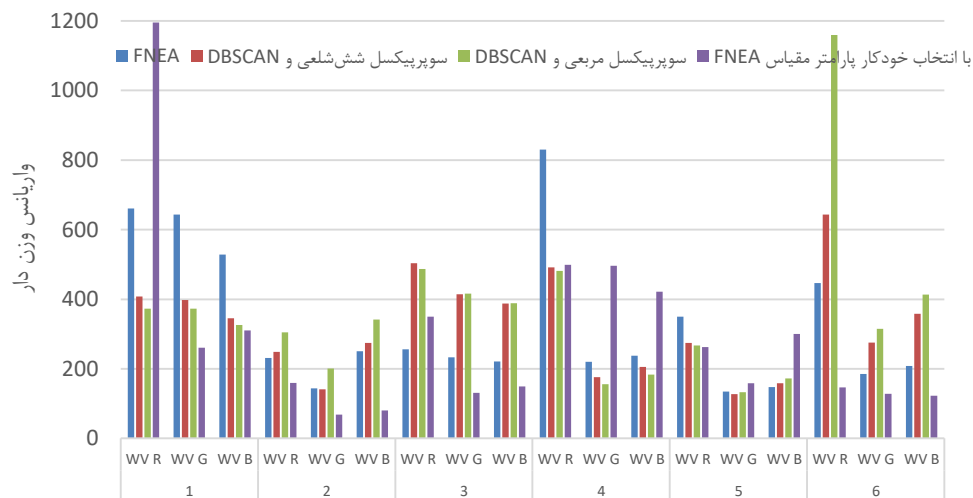
نکته حائز اهمیت بعدی بهبود وضعیت پارامترهای ارزیابی بعد از اعمال الگوریتم DBSCAN است. علاوه بر این مقایسه مقادیر به دست آمده برای قطعات تولیدی توسط سوپرپیکسل‌ها و الگوریتم DBSCAN با قطعات حاصل از الگوریتم FNEA نشان از توانایی رقابت روش پیشنهادی با الگوریتم شناخته شده FNEA را دارد. معیار کم ادغام برای 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 به دست آمده در شکل (۹) نشان می‌دهد که استفاده از روش‌های خودکار به منظور تعیین پارامتر مقیاس روش FNEA نیز منجر به بهبود قابل ملاحظه نتایج این روش نمی‌شود و حتی در بیشتر موارد انتخاب این پارامتر توسط اپراتور منجر به حصول نتایج بهتری شده است.

۵-۳- ارزیابی نظارت نشده

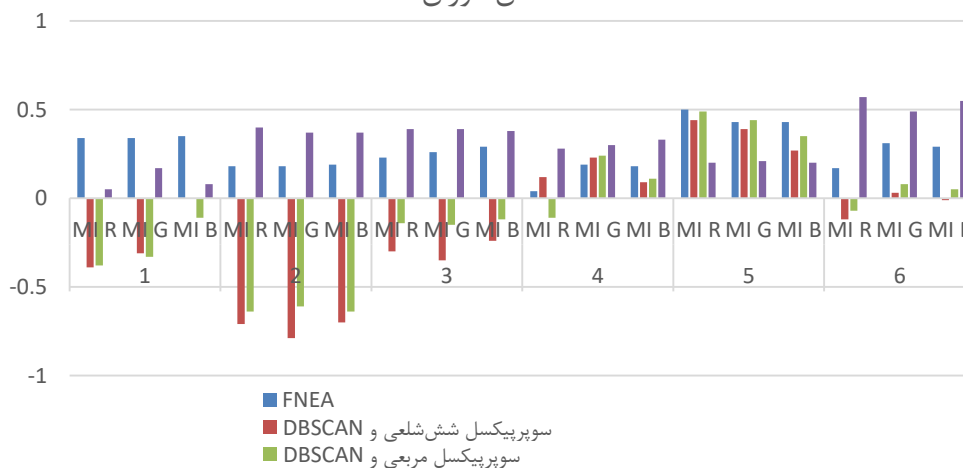
در این بخش مقادیر واریانس وزن دار و شاخص موران به منظور ارزیابی استفاده شده‌اند. این مقادیر برای



شکل ۹: نمودارهای مقادیر کم ادغام، بیش ادغام و شاخص سازگاری مساحت برای مجموعه داده‌های مورد استفاده.



شاخص موران



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

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 راه حل جایگزین مورد استفاده قرار بگیرد.

در نهایت نتایج ارزیابی نظارت‌شده و نظارت‌نشده برای تصاویر نمونه بزرگ‌تر در جدول (۱) نمایش داده شده است. بررسی نتایج نشان می‌دهد روش‌های قطعه‌بندی مبتنی بر سوپرپیکسل‌های شش ضلعی 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

جدول ۱: نتایج ارزیابی نظارت شده و نظارت نشده برای دو مجموعه داده با ابعاد بزرگ

مجموعه داده وابهینگن

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

مجموعه داده پهباد

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

۶- نتیجه گیری

مکانی ۲/۵ و ۹ سانتی متر شامل عوارض شهری و گیاهی مورد ارزیابی قرار گرفت. ارزیابی ها به سه شیوه بصری، نظارت شده و نظارت نشده به انجام رسید.

بررسی ها نشان می دهد روش پیشنهادی توانایی مناسبی در تولید سوپرپیکسل های همگن و منطبق بر مرز عوارض موجود در تصاویر دارد. به علاوه، مقایسه نتایج حاصل از روش پیشنهادی

در این پژوهش روشی به منظور قطعه بندی تصاویر سنجش از دوری با استفاده از یک الگوریتم کم تر شناخته شده در حوزه سنجش از دور پیشنهاد شد. روش پیشنهادی مبتنی بر تولید سوپرپیکسل ها با استفاده از الگوریتم SLIC و سپس تلفیق سوپرپیکسل ها با استفاده از روش خوشه بندی DBSCAN می باشد. روش پیشنهادی بر روی مجموعه داده های با توان تفکیک

تخمین تعداد سوپرپیکسل‌های بهینه توسط این تیم تحقیقاتی دنبال خواهد شد.

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

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,

- 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. Levinstein, 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. Albrechtsen, 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. Drăguț, D. Tiede, and S. R. Levick, "ESP:

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.



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.