نشریه علمی پژوهشی مهندسی فناوری اطلاعات مکانی

سال هفتم، شماره دوم، تابستان ۱۳۹۸

Vol.7, No.2, Summer 2019

۱ -۲۰

مقاله پژوهشی

شناسایی مناطق بارز در تصاویر ماهواره‌ای با استفاده از ترکیب آشکارساز عوارض موضعی *MSER* و مدل‌های برجستگی تصویر

فریبرز قربانی[1*]، حمید عبادی[2]، امین صداقت[3]

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه فتوگرامتری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

۲- استاد دانشکده مهندسی نقشه‌برداری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

۳- استادیار گروه مهندسی نقشه‌برداری، دانشگاه تبریز

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۹۵/۰۴/۰۵ تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۵/۱۱/۱۳

چکیده

امروزه با توجه به پیشرفت تصاویر ماهواره‌ای در زمینهٔ کیفیّت بحث تشخیص اتوماتیک اهداف بر روی این تصاویر مورد توجه محققان قرارگرفته است. تصاویر سنجش‌ازدور مرئی شامل اهداف مکانی متنوعی هستند. این اهداف عموماً دست‌ساز بشر بوده و دارای یک ساختار مشخص و متمایز از نواحی اطراف خود می‌باشند. روش‌های مختلفی جهت شناسایی اتوماتیک اهداف مکانی ارائه شده است که در اکثر این روش‌ها جستجوی اهداف در تصاویر جهت استخراج و یا تطبیق ویژگی‌ها به منظور شناسایی اهداف مکانی صورت می‌پذیرد. در همین راستا در این تحقیق با هدف سرعت بخشیدن به مراحل شناسایی، مناطقی در تصویر انتخاب می‌شوند که در آنها احتمال وجود اهداف مکانی بسیار بالا خواهد بود. این امر به اتوماتیک نمودن فرآیند و نیز سرعت بخشیدن به پردازش‌های آتی مرتبط کمک شایانی خواهد نمود. برای این منظور از ترکیب مدل‌های برجستگی تصویر و ویژگی‌های الگوریتم‌های آشکارسازی عوارض موضعی بهره گرفته شده است. روش ارائه شده از سه مرحلهٔ اصلی تشکیل شده است. این مراحل شامل استخراج عوارض موضعی توسط الگوریتم *MSER* (*Maximally Stable Extremal Regions*)، تولید نقشه‌های برجستگی با اعمال مدل‌های *AWS (Adaptive Whitening Saliency)* و *WMAP* (*Weighted Maximum Alignment Phase*) برروی تصویر و تعیین مناطق بارز تصویری است. در این تحقیق حدآستانه‌ای با محاسبهٔ مقادیر برجستگی در کل تصویر تعریف شده است که با اعمال آن به هر ناحیهٔ استخراج شده، مناطق بارز تصویر شناسایی می‌شوند. این روش، روی تصاویر متعددی شامل ۶ تصویر ماهواره‌ای از سنجنده‌های مختلف و ۶ تصویر ماهواره‌ای اخذ شده از نرم‌افزار گوگل ارث که حاوی اهداف مکانی مختلف با پس‌زمینه‌های متفاوت هستند؛ آزمایش شد. به‌منظور ارزیابی کمّی مناطق شناسایی‌شده از دو معیار استفاده شده است. همچنین این روش با رویکرد اعمال الگوریتم قطعه‌بندی انتقال میانگین جهت شناسایی مناطق بارز مورد مقایسه قرار گرفت. نتایج به‌دست آمده از اعمال روش پیشنهادی نشان می‌دهد، به طور متوسط مساحت مناطق شناسایی شده معادل با ۵/۱ درصد از مساحت کل تصاویر استفاده شده است؛ به طوری‌که حدود ۹۸/۲۸ درصد از اهداف مکانی در این مناطق واقع شده‌اند. همچنین میزان متوسط زمان محاسباتی برابر ۲۲/۱ ثانیه گزارش شده است. نتایج نشان دهندهٔ برتری روش پیشنهادی از نظر دقت و سرعت محاسبات است.

کلید واژه‌ها : مناطق بارز، تصاویر ماهواره‌ای، الگوریتم *AWS*، الگوریتم *WMAP*، الگوریتم*MSER*

* نویسندهٔ مکاتبه کننده: تهران، خیابان ولیعصر، بالاتر از میدان ونک، تقاطع میرداماد، دانشکدهٔ مهندسی نقشه برداری

تلفن: ۰۲۱۸۸۸۷۷۰۷۱

Email: F_ghorbani95@yahoo.com

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-22]

[DOI: 10.29252/jgit.7.2.1]

۱- مقدمه

امروزه تصاویر ماهواره‌ای از لحاظ کمیت و کیفیت رشد فراوانی داشته به‌طوری‌که با توجه به قدرت تفکیک بالای این تصاویر اطلاعات بصری ارزشمندی جهت توصیف سطح ظاهری زمین ارائه می‌شود. به تبع این پیشرفت، تکنیک‌های سنجش‌ازدور نیز رشد قابل توجّهی یافته‌اند. در همین راستا به منظور به‌دست‌آوردن اطّلاعات مفید از تصاویر، ضروری است که پردازش اتوماتیک تصویر و درک درستی از محتوای بصری آن مورد مطالعه قرار گیرد.

شناسایی اتوماتیک اهداف مکانی[۱]، بر روی تصاویر هوایی و ماهواره‌ای یکی از موضوعات اساسی و پر چالشی است که در چند سال اخیر مورد توجه محققان قرارگرفته است. تصاویر سنجش‌ازدور مرئی شامل اهداف مکانی متنوعی هستند. این اهداف عموماً دست‌ساز بشر بوده و دارای یک ساختار مشخص و متمایز از ناحیه اطراف خود هستند (همانند هواپیماها، کشتی‌ها، مخازن و ...)[۱]. روش‌های مختلفی جهت شناسایی عوارض و اهداف مکانی ارائه شده است که مطابق دسته‌بندی صورت گرفته[۲]، این روش‌ها شامل: ۱- تناظریابی الگو [۲][۳] ۲- روش‌های دانش پایه[۳][۴] ۳- روش‌های شیء مبنا [۴][۵] و ۴- روش‌های آموزش مبنا[۵][۶] هستند. یکی از مهم‌ترین وجه اشتراکات این روش‌ها استخراج و تطبیق ویژگی‌ها به منظور شناسایی اهداف مکانی است. این فرآیند در تحقیقات معمولاً با استفاده از رویکرد پنجره‌های جستجو اعمال می‌گردد[۶] در نتیجه درصورتی‌که این فرآیند بر روی کلّ تصویر اجرایی شود؛ تبدیل به امری پرهزینه و زمان‌بر خواهد شد. با توجّه به محدودیت سرعت سخت افزارها، نیاز به ارائهٔ روش‌های واسطه‌ای است تا زیرمجموعه‌هایی از اطّلاعات تصویری و قابل دسترس را قبل از انجام پردازش‌های بیشتر شناسایی و انتخاب نمایند[۷]. این پردازش‌های تصویری پیچیدگی‌های صحنه را جهت تحلیل و بررسی منطقهٔ موردمطالعه کاهش خواهند داد [۸].

عوارض موضعی به‌عنوان یکی از مسائل بنیادی و اساسی در زمینه‌های مختلف ماشین بینایی به شمار می‌رود. اخیراً کاربرد این عوارض در رشته‌های فتوگرامتری و سنجش‌ازدور نیز به عنوان یکی از مباحث مهم مطرح شده است. یک عارضهٔ موضعی در واقع یک الگوی تصویری است که با عوارض همسایهٔ خود متفاوت است. معمولاً این تفاوت در یک یا چند ویژگی[۶] به‌طور همزمان اتفاق می‌افتد. ازجمله این ویژگی‌ها می‌توان به رنگ، بافت و درجهٔ خاکستری اشاره نمود. اغلب اندازه‌گیری‌ها از مرکز یک ناحیه صورت پذیرفته و به توصیفگرهایی تبدیل شده که در کاربردهای گوناگون، نظیر تناظریابی تصاویر [۹و۱۰]، ثبت تصاویر[۱۱]، شناسایی تغییرات [۱۲]، استخراج اهداف [۱, ۶]، مدل‌سازی سه بعدی [۱۳]، بازیابی تصاویر [۱۴] و غیره مورداستفاده قرار می‌گیرند. الگوریتم‌هایی که برای استخراج این الگوها ارائه شده‌اند؛ امکان شناسایی عوارض را بدون نیاز به قطعه‌بندی[۷] فراهم می‌آورند. مطابق تحقیقات صورت گرفته کاربردهای الگوریتم‌های آشکارسازی عوارض موضعی به سه دستهٔ مختلف تقسیم‌بندی شده‌اند[۱۵]:

دستهٔ اول یک نوع خاص از عوارض موضعی را در نظر گرفته که تفسیر معنایی خاص در یک زمینهٔ محدود و تنها در یک کاربری خاص داشته باشند. برای مثال برای شناسایی لبه‌های جاده در تصاویر هوایی از حباب‌های تصویری استفاده کرده و عوارض نامرتبط را حذف می‌نمایند. این دسته از ابتدایی‌ترین کاربردهای عوارض موضعی به‌شمار می‌رود[۱۵].

در دستهٔ دوم، با شناسایی عوارض موضعی یک

[1] *Geospatial target*
[2] *Template matching*
[3] *Knowledge based*
[4] *Object-based*
[5] *Machine learning*
[6] *Feature*
[7] *Segmentation*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-22]
[DOI: 10.29252/jgit.7.2.1]

مجموعهٔ محدود از موقعیت‌های مناسب و منحصربه‌فرد با استحکام بالا در اختیار قرار می‌گیرد. عوارض در این دسته، زمانی نمایش داده می‌شود که موقعیت مکانی آنها با دقت بالا استخراج و در یک فرآیند تکراری به پایداری برسد. این دسته از تقسیم‌بندی برای انجام عملیات تناظریابی، ردیابی، کالیبراسیون دوربین و مدل‌سازی سه بعدی که نیاز به دقت بالایی دارند، مناسب است [۱۵].

دستهٔ بعدی را می‌توان به‌عنوان نمایشگر تصویری پایدار نام برد که امکان شناسایی عوارض و یا محیط را بدون نیاز به قطعه‌بندی فراهم می‌آورد. در این دسته، تعیین دقیق موقعیّت مکانی عوارض، اهمیّتی ندارد؛ زیرا هدف آن‌ها فرآیندی همچون تناظریابی نیست که نیازمند دقت بالایی باشد؛ بلکه هدف تجزیه و تحلیل آماری آن‌ها است. از کاربردهای این دسته می‌توان به طبقه‌بندی محیط[1]، آنالیز بافت[2]، بازیابی تصویر[3] و تفسیر ویدئویی[4] اشاره نمود[۱۵].

یکی از اصلی‌ترین قابلیّت‌های الگوریتم‌های آشکارسازی عوارض موضعی پایدار بودن در برابر تغییرات روشنایی و تبدیلات هندسی است که موجب به‌کارگیری آن در کاربردهای مختلف می‌شود. در سال ۲۰۱۰ سیرماچک[5] و همکاران، عوارض موضعی را با استفاده از فیلتر گابور استخراج کردند و از این عوارض برای رأی دهی به مناطق شهری کاندید بهره‌بردند و درنهایت یک تصمیم‌گیری بهینه با توجه به توزیع رأی‌ها جهت شناسایی مناطق شهری از تصاویر هوایی انجام دادند[۱۶]. صداقت و همکاران، به‌منظور شناسایی تغییرات مناطق شهری در تصاویر ماهواره‌ای بزرگ‌مقیاس، از عوارض موضعی استفاده نمودند که شامل سه مرحلهٔ استخراج عوارض، تناظر یابی عوارض استخراج شده و تشکیل ماتریس تشابه است [۱۲].

سان[6] و همکاران در زمینهٔ شناسایی اهداف از تصاویر سنجش‌ازدور از یک پنجره‌ی جستجو در کل تصویر استفاده نموده و با استخراج و توصیف عوارض موضعی و تشکیل کتابخانه‌ای از کد[7] اقدام به شناسایی اهداف مکانی نمودند [۶]. این رویکرد با توجه به استفاده از پنجره‌ی جستجو در کل تصویر هزینه‌ی محاسباتی فراوانی را در پی دارد.

با درنظر گرفتن ویژگی‌های بیان شده برای الگوریتم‌های آشکارسازی عوارض موضعی، این الگوریتم‌ها قادرند آن نواحی از تصویر را، که نسبت به همسایگی خود متفاوت هستند، استخراج کنند. با توجّه به ویژگی‌های اهداف مکانی، این الگوریتم‌ها قابلیت شناسایی اهداف مکانی را خواهند داشت؛ اما درصد زیادی از نواحی استخراج شده دارای محتوای اطلاعاتی مناسبی ازلحاظ بارز بودن و تمایز نیستند؛ به طوری‌که در راستای شناسایی مناطق بارز تصویری قرار نخواهند گرفت.

انسان‌ها دارای توانایی قابل توجّهی به منظور تفسیر صحنه‌های پیچیده به‌صورت آنی هستند؛ به‌طوری‌که در یک تصویر، عوارضی را که از لحاظ بصری قابل توجّه باشند، به سرعت و با دقت بالایی شناسایی می‌کنند. این عوارض غالباً به صورت پیش‌زمینه[8] در تصاویر نمایان هستند که به عنوان عوارض برجسته[9] شناخته می‌شوند؛ به‌طوری‌که توجه ما بر روی این مناطق مهم جلب می‌شود.

در همین راستا مدل‌های‌برجستگی تصویر[10] ارائه شد تا این توانایی انسان را در غالب پردازش‌های تصویری شبیه‌سازی کنند. مدل‌های محاسباتی برجستگی تصویر با هدف پیش‌بینی موقعیت اهداف در تصویر مورد مطالعه قرارگرفته‌اند. این مدل‌ها به‌طورکلی فرض می‌کنند، موقعیت‌هایی که در زمینه‌های بصری از

[1] *Scene classification*
[2] *Texture analysis*
[3] *Image retrieval*
[4] *Video mining*
[5] *Sirmaçek*
[6] *Sun*
[7] *Codebook*
[8] *Foreground*
[9] *Salient objects*
[10] *Saliency models*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-22]
[DOI: 10.29252/jgit.7.2.1]

پس‌زمینه‌هایشـــان متمایزند؛ با احتمال بســـیار بالایی عوارض مورد نظر خواهند بود. محصولات الگوریتم‌های برجســتگی شامل یکسری نقشه‌های پیوسته است‌که با استفاده از ویژگی‌های رنگ، شدت، جهت، فرکانس و...، مقادیر برجســتگی[1] را در یک تصویر محاسبه می‌کنند. در واقع تعیین منــاطق برجســـتــه[2] در این رویکرد بــه‌گونــه‌ای اســـت کــه نواحی پیش‌زمینــه از نواحی پس‌زمینهٔ خود مجزا شـــوند[۱۷] که در عمل به‌عنوان یــک مرحلهٔ اولیه از کاربردهای متنوع ماشـــین بینایی شـــامـل نـاحیه بندی عارضـــه مبنا [۱۸]، شـــناخت عوارض[۱۹]، فشـــرده‌ســـازی تصـــاویر[۲۰]، ویرایش محتوای تصویر[۲۱]، بازیابی تصویر [۲۲] و غیره به کار گرفته شوند.

یکی از اولین مدل‌های ارائه شـده در زمینهٔ شـناسـایی مقادیر برجســتگی در تصاویر، توسط ایتی[3] و همکاران در سال ۱۹۹۸ پیشنهاد شد. این مدل از نوع مدل‌های پـایین به بالا[4] که مبتنی بر ویژگی‌های ســـطح پایین نظیر رنگ، شـدت، جهت و... هسـتند، ارائه شده است. ایتی و همکـاران نمونه‌هایی را ارائه نمودند که نشـــان دهندهٔ قابلیت مدل آنها در شـناسایی مکان‌های متمایز در صـــحنه‌های مختلف اســـت[۲۳]. موج دوم توجه محققان به مدل‌های برجســـتگی تصـــویر با تحقیقات آچانتا[5] و همکاران [۲۴] در سال ۲۰۰۹ و تحقیقات لی یو[6] و همکاران [۲۵] در ســال ۲۰۱۱ پدیدار شـد. این روش‌ها جهت شناسایی مناطق بارز در تصاویر معمولی، الگوریتم‌های قطعه‌بندی را روی تصـاویر، پیاده سـازی کردند و با محاسـبهٔ مقادیر برجسـتگی در کلّ تصـویر، قطعاتی را که به‌عنوان قطعات بارز به شـــمار می‌روند؛ شـــناســـایی کردند. آنها با اختصـــاص مقادیر یک برای پیکسل‌های پیش‌زمینه و مقادیر صفر برای پیکسل‌های پس‌زمینه در تصـویر، شـناسایی برجستگی را به عنوان یک مسئلهٔ ناحیه‌بندی در نظر گرفتند. در همین راستا آچانتا و همکاران به منظور شناسایی برجستگی تصویر، روش کم کردن رنگ میانگین از تصـــویر فیلتر شـــده پایین‌گذر[7] را پیشنهاد نمودند [۲۴]. لی یو و همکاران، بـه‌منظور ترکیـب تمـایز چند مقایســـه و تمایز محلی مبتنی بر همسایگی، پس‌زمینه‌ی تصویر و توزیع مکانی رنـگ یـک چـارچوبی بـه نـام CRF[8] تعریف کردند و مقادیر برجسـتگی را به‌دست آوردند [۲۵]. جوفرمن[9] و همکاران، به‌منظور ادغام نمودن پس‌زمینهٔ کلّی تصویر، از رویکرد مبتنی بر تکّـه‌هـای تصـــویری[10] بـاهـدف شـناسایی نواحی تصویر استفاده نمودند [۲۶]. چنگ[11] و همکاران، یک روش مبتنی بر تمایز ناحیه‌ای را جهت انـدازه‌گیری تمایز کلی در فضـــای رنگی L^*a^*b ارائه کردنـد [۲۷]. جی یـانگ[12] و همکاران با اســـتفاده از اختلاف بین هیســتوگرام رنگ‌ها از یک ناحیه و نواحی همسایگی آن مقادیر برجستگی را جهت تولید نقشه‌ی برجستگی اندازه‌گیری نمودند [۲۸]. شن[13] و همکاران یـک تصـــویر را به‌صـــورت ماتریســـی با مرتبهٔ پایین (پس‌زمینه) و نویزهای پراکنده (مناطق برجسته) را در یک فضای ویژگی مدل نمودند[۲۹]. اخیراً مارگولینو[14] و همکاران تمایز رنگ و الگو را با نشـانه‌های سطح بالا ادغام کرده و با اســـتفاده از یک تکّهٔ تصـــویری، میزان برجستگی تصویر را محاسبه نمودند [۳۰].

با این حال اکثر روش‌های شـناسـایی مناطق برجستهٔ مـوجود، بر روی تصـــاویر معمولی کـه تصـــاویر سـنجش‌ازدوری نیسـتند؛ اعمال شده‌اند. همان‌طور که بیان شـد تصـاویر سـنجش‌ازدور مرئی شـامل اهداف و

[1] *Saliency value*
[2] *Salient areas*
[3] *Itti*
[4] *Bottom-up*
[5] *Achanta*
[6] *Liu*
[7] *low pass*
[8] *Condition Random Field*
[9] *Goferman*
[10] *Patch*
[11] *Chang*
[12] *Jiang*
[13] *Shen*
[14] *Margolin*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-22]
[DOI: 10.29252/jgit.7.2.1]

عوارض متنوعی هستند که به‌عنوان مناطق بارز با نواحی پیرامون خود در تمایزند. این ویژگی نشان می‌دهد مدل‌های محاسباتی بصری قابلیّت استفاده جهت شناسایی آنها را دارند. اخیراً تحقیقاتی صورت گرفته[۳۲،۳۱و۳۳] که در آن‌ها مدل‌های برجستگی تصویر را جهت آنالیز تصاویر سنجش‌ازدور استفاده کرده‌اند. به‌عنوان مثال لی[1] و همکاران ویژگی‌های برجستگی را با ویژگی‌های اصلی ترکیب نموده و قطعات کوچک تصویری را با برچسب وجود و یا عدم وجود اهداف در آنها طبقه بندی نمودند[۳۲]. سان[2] و همکاران در سال ۲۰۱۰ و بی[3] و همکاران در سال ۲۰۱۲ به‌طور مستقیم مدل‌های برجستگی موجود را، که برای تصاویر معمولی تولید شده‌اند، به ترتیب جهت شناسایی کشتی‌ها و مناطق بارز از تصاویر سنجش‌ازدور به کار برده‌اند[۳۱و۳۳]. هان[4] و همکاران در سال ۲۰۱۴ الگوریتم‌های برجستگی تصویر را برای کاهش فضای جستجو در فرآیند شناسایی اهدف مکانی بکار بردند [۱]. آنها برای این منظور از انواع مختلفی از الگوریتم‌های برجستگی استفاده کرده و با ایجاد یک مدل آموزشی، مناطقی از تصویر را، که اهداف با احتمال بالا در آنها وجود دارند، شناسایی کردند و فرآیند تشخیص اهداف مکانی را انجام دادند. این آثار نشان می‌دهند که امکان استفاده از مدل‌های برجستگی تصویر برای تحلیل تصاویر سنجش‌ازدور وجود دارد. با توجه به قابلیت‌های ذکر شده برای الگوریتم‌های آشکار سازی عوارض موضعی و نیز مدل‌های برجستگی تصویر، ترکیب این دو مدل کمک شایانی در زمینهٔ شناسایی مناطق بارز تصویر خواهد نمود که منجربه افزایش سرعت و دقت فرآیند شناسایی عوارض و اهداف با توجه به خصوصیات بیان شده برای آنها می‌شود.

هدف از این تحقیق ارائهٔ روشی کارآمد جهت تعیین مناطق محتمل از وجود اهداف مکانی است. قابل ذکر است که اقدامات صورت گرفته در این تحقیق موجب شناسایی آنی اهداف مکانی نخواهد شد؛ بلکه در راستای افزایش سرعت و دقت فرآیند شناسایی اهداف مکانی است. در این تحقیق از خصوصیات عوارض موضعی و الگوریتم آشکارساز نواحی تصویر *MSER* استفاده شده است. مهم‌ترین قابلیّت‌های این نوع از الگوریتم‌ها در کاربردهایی نظیر شناسایی عوارض یا محیط، عدم استفاده از قطعه‌بندی در تصاویر است. همان‌طور که اشاره شد در برخی از تحقیقات از خصوصیات الگوریتم قطعه‌بندی در شناسایی مناطق بارز تصویری استفاده شده است؛ به‌طوری‌که این الگوریتم‌ها غالبا با محاسبهٔ فاصلهٔ تک‌تک پیکسل‌های تصویر در فضای ویژگی، تصویر را به قطعات مختلف تفکیک می‌نماید که هزینه‌ی محاسباتی فراوانی را در پی دارد. از طرفی این الگوریتم‌ها هیچ‌گونه تقسیم‌بندی از لحاظ بارز بودن انجام نمی‌دهند. بر همین اساس در این تحقیق استفاده از الگوریتم *MSER* با رویکرد استفاده از الگوریتم قطعه‌بندی مورد مقایسه قرار می‌گیرد. در ادامه یک معیار با استفاده از مقادیر برجستگی به‌دست آمده از الگوریتم‌های موجود تعیین می‌شود و مناطق با احتمال بالای وجود اهداف شناسایی می‌شوند. در بخش بعدی الگوریتم آشکارساز نواحی تصویری مورد استفاده در این تحقیق تشریح می‌شود. سپس در بخش سوم الگوریتم‌های به کار گرفته‌شده جهت تولید نقشه‌های برجستگی بیان خواهند شد. در بخش چهارم جزئیات روش پیشنهادی شرح داده می‌شود. در بخش پنجم نتایج پیاده‌سازی بیان و مورد بحث قرار می‌گیرد و درنهایت در بخش ششم نتیجه‌گیری و پیشنهادات ارائه خواهد شد.

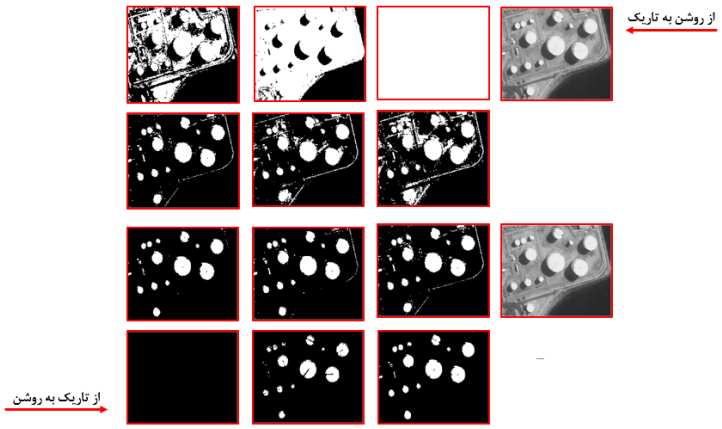
۲- استخراج عوارض

برای استخراج عوارض موضعی الگوریتم‌های مختلفی ارائه شده است که می‌توان آن‌ها را بر اساس نوع عارضهٔ شناسایی شده به سه دسته‌ی کلی الگوریتم‌های

[1] *Li*
[2] *Sun*
[3] *Bi*
[4] *Han*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-22]
[DOI: 10.29252/jgit.7.2.1]

شناسایی گوشه، شناسایی حباب‌های تصویری و الگوریتم‌های استخراج نواحی تصویری تقسیم‌بندی نمود[۱۵]. با توجه به هدف تحقیق که در ارتباط با شناسایی نواحی در تصویر است، الگوریتم‌های آشکارسازی نواحی تصویری مورد استفاده قرار خواهند گرفت. نواحی استخراج شده در این الگوریتم‌ها، ساختارهای تصویری هستند که در هر یک از آن‌ها ویژگی پیکسل‌ها با یکدیگر مشابه بوده و با پیکسل‌های خارج از ناحیه متفاوت است و به صورت مرزهای بسته نمایان می‌شوند. در تحقیقات صورت گرفته توسط میکولاچزیک[۱] و همکاران[۳۴] الگوریتم *MSER*[۲] [۳۵] به‌عنوان کارآمدترین الگوریتم مستقل از افاین[۳] معرفی‌شده است. اساس این روش بر مبنای حد آستانه‌گذاری روی تصاویر است؛ به‌طوری‌که تمام پیکسل‌های درون نواحی شناسایی شده توسط این الگوریتم دارای درجات خاکستری بیشتر و یا کمتر از پیکسل‌های خارج از مرز این نواحی هستند. ایده اصلی کار به‌این صورت است که با انتخاب حد آستانه‌های مختلف، تصاویر باینری متفاوت از تصویر اصلی ایجاد می‌شود. آن نواحی از تصویر، که طی فرآیند حد آستانه‌گذاری کمترین تغییر در آن‌ها ایجاد شود، به‌عنوان نواحی پایدار شناسایی می‌شوند. در اغلب الگوریتم‌های مستقل از افاین، شکل خروجی به صورت یک بیضی است. حال آنکه الگوریتم *MSER* نواحی نامنظمی از تصویر را استخراج می‌کند. با توجّه به مومنت[۴] های اول و دوم می‌توان این شکل نامنظّم را با یک بیضی جایگزین نمود. شکل(۱) فرآیند حد آستانه‌گذاری را برای یک تصویر ماهواره‌ای در فرایند استخراج عوارض *MSER* نشان می‌دهد. دقت این الگوریتم در تعیین موقعیّت عوارض تصویری نسبت به الگوریتم‌های استخراج‌کنندهٔ حباب‌های تصویر بیشتر است و همچنین سرعت این الگوریتم در شناسایی عوارض تصویری بسیار بالاست [۳۵].



شکل ۱: روش حدّ آستانه‌گذاری (روشن به تاریک و تاریک به روشن) جهت استخراج عوارض*MSER*.

۳- مدل برجستگی تصویر

مدل‌های برجستگی تصویر اخیراً توجه بسیاری از محقّقان را در زمینه‌ی ماشین بینایی به خود جلب کرده است؛ به‌طوری‌که هدف از آنها شبیه‌سازی قابلیت شگفت‌انگیز تمرکز انسان بر روی اشیا و عوارض در یک صحنه و استفاده از آنها به منظور پردازش‌ها در سطوح بالاتر است. در نتیجه به موجب اعمال این مدل‌ها روی تصاویر پردازش‌های سنگین جهت شناسایی مناطق و

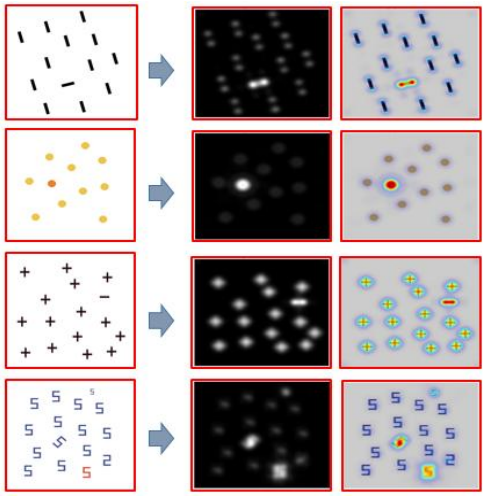
[1] *Mikolajczyk*
[2] *Maximally Stable Extremal Region*
[3] *Affine*
[4] *Moment*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-22]
[DOI: 10.29252/jgit.7.2.1]

اهـداف مـدنظر کاهش خواهد یافت. شـــکل (۲) نتایج اعمـال الگوریتم‌هـای برجســـتگی بر روی برخی از پدیده‌های فیزیکی را نشـــان می‌دهد که در آن عوارض متمایز در حوزه‌های جهت، رنگ و تقارن شـــناســـایی شده‌اند.

مدل‌های توجه بصـری به طور کلی به دو دسته تقسیم می‌شـــونـد: ۱) مـدل‌های پایین به بالا که مبتنی بر ویژگی‌های ســـطح پایین نظیر رنگ، شـــدت، جهت، فرکـانس و... هســـتنـد. این مـدل‌ها آن نواحی را که ویژگی‌های متفاوتی از محیط اطرافشان دارند، برجسته تشـــخیص می‌دهند. ۲) مدل‌های بالا به پایین که با عوامل شـناختی سـطح بالاتری سـروکار دارند و معیار انتخاب، وابسـته به کاری است که باید انجام شود. این مدل‌ها اغلب مبتنی بر یافتن هدف خاص هسـتند و از دانش اولیه شی هدف استفاده می‌کنند.

در میان الگوریتم‌های متنوع تعیین برجستگی در تصویر مدل *AWS*[1] [۳۶و ۳۷] و *WMAP*[2] [۳۸] برروی مجموعه داده‌های مختلف نتایج بسیار مناسبی را ارائه نموده است[۳۹].



شکل ۲: نتایج اعمال مدل برجستگی تصویر بر روی برخی پدیده‌های فیزیکی، سطر اول: شناسایی ناهمگونی در حوزهٔ جهت سطر دوم: شناسایی ناهمگونی در حوزهٔ رنگ. سطر سوم: شناسایی وجود تقارن و یا عدم وجود تقارن سطر چهارم: شناسایی تمایزها در حوزهٔ جهت رنگ و مقیاس *[۳۳]*

۳-۱-مدل *AWS*

اســاس روش *AWS* مبتنی بر تجزیهٔ ســلســله مراتبی تصـــویر اســـت. در این مدل مؤلفه‌های رنگی از یکدیگر جدا شـــده و هرکدام از آنها به چندین جهت و مقیاس تجزیه می‌شـوند. تمایزات در این مدل با محاسبه‌ی نرم بردار در یک سـیسـتم مختصـات تبدیل یافته محاسـبه می‌گردد. این تبـدیـل بـا اعمال فرآیند ســـفید کردن[3] صـورت می‌پذیرد که برای ناهمبسته نمودن رشته‌ای از داده‌ها، مورد اسـتفاده قرار می‌گیرد. رشـتهٔ سـفید شده دارای میانگین صـفر، واریانس یک و همبسـتگی صـفر اســت. شـــکل(۳) جزئیات مرتبط با این مدل را نشـــان می‌دهد.

رویکرد این مدل از سه بخش کلّی تشکیل شده است:

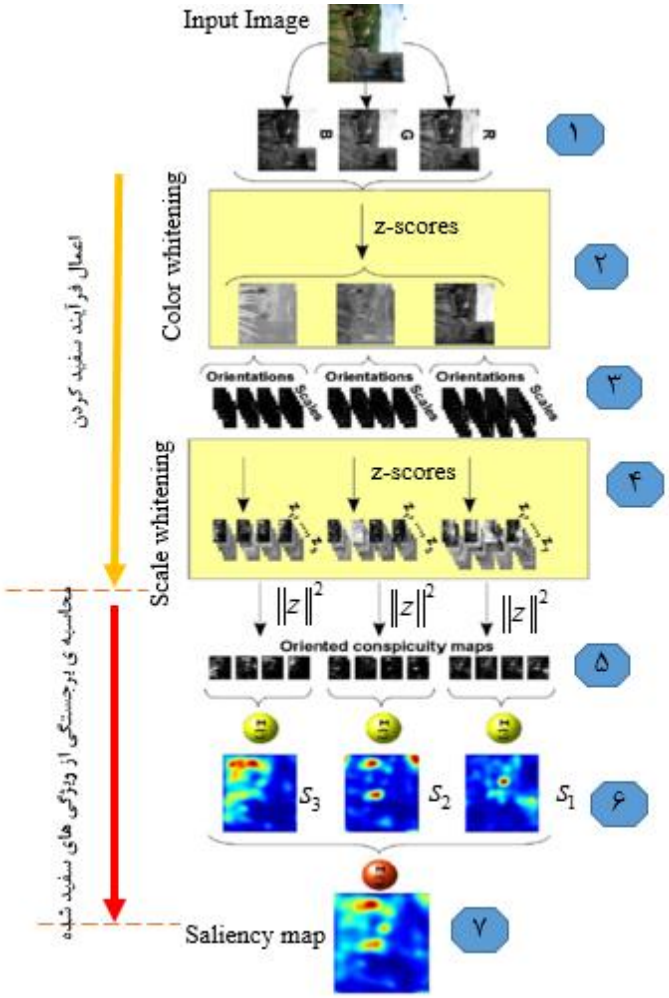
۱-تجزیهٔ مؤلّفه‌های رنگی و اعمال فرآیند سفید کردن.

۲-تجزیـهٔ مؤلّفه‌های ســـفید شـــده به چندین جهت و مقیاس و اعمال فرآیند سفید کردن بر هر یک از آنها.

۳-محاسبهٔ برجستگی تصویر.

[1] *Adaptive Whitening Saliency*
[2] *Weighted Maximum Phase Alignment*
[3] *Whitening*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-22]
[DOI: 10.29252/jgit.7.2.1]



شکل۳: نمودار تشکیل نقشهٔ برجستگی توسط روش *AWS* [۳۸]

با توجّه به شـــکل(۳)، در ابتدا تصـــاویر به ســـه مؤلّفهٔ (R,G,B) تجزیه شـده‌اند. به دلیل وجود همبستگی بین مؤلّفه‌ها، فرآیند سفید کردن بر هر مؤلّفه به‌صورت مجزا اعمـال گردیده اســـت. در نتیجه مختصـــّات *RGB* هر پیکســـل به صـــورت برداری با مؤلّفه‌های $(Z1,Z2,Z3)$ نمایش داده می‌شـــود. در این حالت ماتریس کواریانس بین مؤلّفه‌ها یکه و واریانس آنها یک خواهد شد. در این مرحله با محاسـبهٔ نرم بردار تولیدی که به‌صورت فاصلهٔ هر نقطهٔ رنگی تا رنگ میانگین اســـت؛ تمایزی از رنگ به‌دست خواهد آمد.

در گام سـوم، الگوریتم برای هر مؤلّفهٔ رنگی سفید شده، نمایشـی از سـاختار مکانی را توسـط اندازه‌گیری انرژی محلّی[1] در چندین جهت و مقیاس ارائه می‌دهد. در این مـدل برای محاســـبهٔ انرژی محلّی از فیلتر لاپلاســـین گوســن گابور[2] استفاده شده است. این فیلتر بهبود یافتهٔ فیلتر گابور اسـت که نسـبت به آن برازش مناسـب‌تری روی داده‌های حاصـل از تصـاویر معمولی دارد[۴۰]. هر مؤلّفهٔ رنگی سـفید شـده توسـط فیلتر لاپلاسین گوسن

[1] *Local energy*
[2] *Log Gabor*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-22]
[DOI: 10.29252/jgit.7.2.1]

گابور به چندین جهت و مقیاس تجزیه می‌شود. در این مدل تصاویر به چهار جهت $(0^o, 45^o, 90^o, 135^o)$، هفت مقیاس برای Z_1 و پنج مقیاس برای دو مؤلفهٔ دیگر (Z_2 و Z_3) تجزیه شده است. مطابق رابطهٔ(۱) انرژی محلّی برای جهت‌ها و مقیاس‌های مختلف محاسبه می‌شود.

$$e_{\cos} = \sqrt{\left(z_c * f_{os}\right)^2 + \left(z_c * h_{os}\right)^2} \quad \text{رابطه(۱)}$$

در این رابطه، پارامتر c نشان دهندهٔ شاخص هر مؤلّفهٔ رنگی سفید شده است. Z_c نمایشی از مؤلّفه‌های رنگی سفید شده در گام دوم هستند و پارامترهای f و h به‌ترتیب قسمت حقیقی و موهومی فیلتر لاپلاسین گوسن گابور هستند که برای هرجهت o و مقیاس s به‌دست می‌آیند. با محاسبهٔ انرژی محلّی، نمایشی متمایز برای هر مؤلّفهٔ سفید شده در چندین جهت و مقیاس ارائه می‌شود. در ادامه به‌منظور حذف همبستگی برروی هریک از مؤلّفه‌های به‌دست آمده، تبدیل سفید کردن اعمال می‌شود. در بخش بعدی میزان برجستگی هر پیکسل از مجموع نرم مربعات بردارها در نمایش جدید، محاسبه می‌گردد که برآوردی از پیکسل‌های متمایز هستند. با ادغام مقادیر برجستگی در تمامی جهت‌ها، نقشهٔ برجستگی برای هر مؤلّفهٔ رنگی محاسبه می‌شود. درنهایت با ادغام نقشهٔ برجستگی تمامی مؤلّفه‌ها، نقشهٔ برجستگی نهایی به‌دست می‌آید.

۳-۲- مدل *WMAP*

مدل *WMAP* یک مدل برجستگی پایین به بالا است که از ۳ بخش کلّی تشکیل شده است. شکل(۴) نمودار تولید نقشهٔ برجستگی تصویر توسط مدل *WMAP* را نشان می‌دهد. هدف اصلی در مرحلهٔ اولیهٔ این مدل حذف اطّلاعات اضافی است. برای این منظور تصویر در فضای *RGB* توسط الگوریتم تحلیل اجزای اصلی[1] به سه کانال با کمترین وابستگی تجزیه می‌شود. اطّلاعات اضافی پیکسل‌ها در میان هر مؤلّفهٔ رنگی با استفاده از یک رویکرد فیلتر مبنا با نام سفید کردن طیفی [2] حذف می‌شود. این فیلتر تبدیل فوریه‌ای از تصویر ورودی را نرمالایز می‌کند که باعث دست‌یابی به الگوهای تکراری کمتری می‌شود. در بخش دوم با محاسبهٔ فاز محلّی[3] ویژگی‌هایی از تصویر به‌دست می‌آید و نمایش اولیه‌ای از تصویر، ارائه می‌شود. در این بخش به‌منظور محاسبهٔ فاز، هرسیگنال به فضای مقیاس مونوژنیک[4] نگاشت می‌شود. در ادامه ماکزیمم فاز هر سیگنال در میان مقیاس‌های مختلف محاسبه شده و نمایشی از تصویر ارائه می‌شود. در بخش نهایی با ادغام نمودن تمامی اندازه‌گیری‌های انجام‌شده در هر سه باند رنگی و اعمال فیلتر گوسین، نقشه‌های برجستگی نهایی تولید می‌شود.

۴- روش پیشنهادی جهت تعیین مناطق بارز تصویر

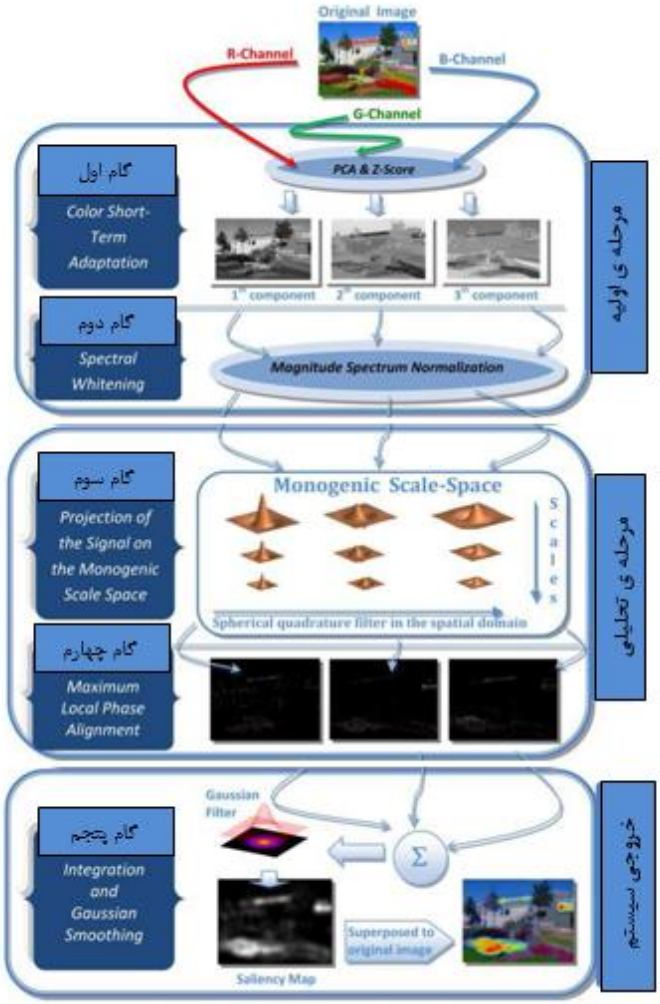
در این قسمت جزئیات روش پیشنهادی جهت شناسایی مناطق بارز در تصاویر ماهواره‌ای ارائه می‌شود. در شکل(۵) نمایشی از نحوهٔ عملکرد الگوریتم پیشنهادی به‌طورکلّی نشان داده شده است که در آن پس از ورود تصاویر الگوریتم نقشه‌های برجستگی تولیدشده و بااستفاده از الگوریتم‌های آشکارسازی عوارض موضعی نواحی تصویری استخراج می‌شود و در نهایت نواحی که از میزان برجستگی بالاتری در تصویر بهره‌مند باشند؛ به‌عنوان مناطق هدف برگزیده می‌شوند.

اساس روش پیشنهادی بر مبنای شناسایی نواحی تصویری عوارض موضعی و تولید نقشه‌های برجستگی است. الگوریتم‌های استخراج عوارض موضعی می‌توانند الگوهای تصویر متمایز را نسبت به همسایگی نزدیک خود استخراج کنند؛ امّا ممکن است این تمایز در مقایسه با تمام تصویر بسیار ضعیف بوده و قابل صرف نظر باشد. بنابراین استفاده از این الگوریتم به تنهایی حالت بهینه‌ای جهت شناسایی مناطق بارز تصویر در پی نخواهد داشت. همان‌طور که در بخش قبلی اشاره شد؛ نقشه‌های برجستگی می‌تواند به‌منظور پیش‌بینی

[1] *PCA*
[2] *Spectral Whitening*
[3] *Local phase*
[4] *Monogenic*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-22]
[DOI: 10.29252/jgit.7.2.1]

موقعیتی از پتانسیل اهداف بارز استفاده شود؛ زیرا این اهداف در حالت کلّی از پس‌زمینهٔ خود متمایزند[۱]. درنتیجه این الگوریتم‌ها می‌توانند در شناسایی نواحی استخراج شده توسط الگوریتم‌های آشکارسازی عوارض موضعی با عنوان مناطقی با احتمال بالای وجود اهداف مکانی بسیار کارآمد باشند.



شکل ۴: نمودار تشکیل نقشهٔ برجستگی توسط روش *WMAP*[۳۸]

در این تحقیق با توجّه به پیچیدگی تصاویر سنجش‌ازدور از دو مدل ارائه شده توسط گارسیا[1] و همکاران با نام‌های *AWS* و *WMAP* که به عنوان یکی از کارآمدترین الگوریتم‌ها در زمینهٔ تولید نقشه‌های برجستگی در مجموعه داده‌های مختلف معروفند، استفاده می‌شود[۳۹]. پس از اعمال این دو مدل بر روی تصاویر

[1] *Garcia*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-22]
[DOI: 10.29252/jgit.7.2.1]

خروجی رادیومتریکی، آنها را هم مقیاس کرده و از هر دوی این مدل‌ها به‌عنوان نقشه‌های برجستگی در فرآیند شناسایی استفاده می‌گردد. به‌منظور استخراج عوارض موضعی به‌صورت نواحی تصویری، الگوریتم آشکارساز *MSER* بر روی تصویر اعمال می‌شود و نواحی نامنظّمی با عنوان نواحی اولیهٔ *MSER* استخراج می‌شود. درصورتی‌که تصویر I را به‌عنوان ورودی به الگوریتم معرفی کنیم؛ r_i نواحی منتخب استخراج‌شده توسط *MSER* در تصویر هستند و مقادیر برجستگی به‌دست آمده توسط مدل‌ها برای یک ناحیه از روابط(۲ و ۳) محاسبه می‌شود.

رابطه(۲) $$Sa_i = \frac{1}{m}\sum_{j=1}^{m} Sar_{ij}$$

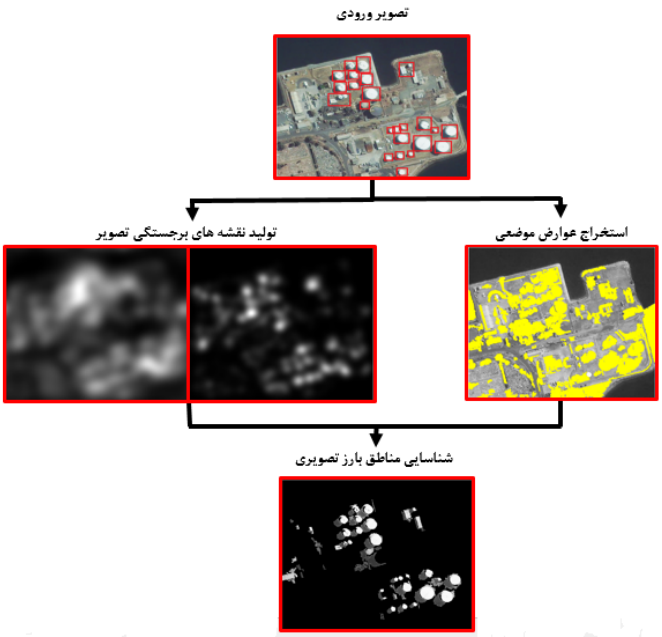
رابطه(۳) $$Sw_i = \frac{1}{m}\sum_{j=1}^{m} Swr_{ij}$$

در روابط (۲) و (۳) ، *Sar* و *Swr* مقادیر برجستگی محاسبه‌شده توسط دو مدل *AWS* و *WMAP* برای هر پیکسل در ناحیهٔ استخراج‌شدهٔ i و مقادیر m تعداد پیکسل‌های موجود در هر ناحیه هستند.

در میان نواحی استخراج شده تنها آن‌هایی که مقادیر برجستگی‌شان بزرگ‌تر از یک حد آستانه باشد؛ به‌عنوان مناطق بارز حفظ و سایر نواحی حذف می‌شوند. این حدّ آستانه مطابق با مقادیر برجستگی به‌دست آمده از کلّ تصویر، برای هر یک از مدل‌های برجستگی به‌صورت مجزا محاسبه می‌شود. رابطهٔ (۴) نحوهٔ محاسبهٔ حدّ آستانه را نشان می‌دهد [۲۴]:

رابطه(۴) $$ST = \frac{k}{n}\sum_{t=1}^{n} S_t$$

در این رابطه، n تعداد کل پیکسل‌های موجود در تصویر، k ضریب ثابتی که مطابق پیشنهاد هان و همکاران[۱] برابر ۱٫۶ تنظیم شده و S_t مقادیر برجستگی محاسبه شده از تصویر برای هر پیکسل است.



شکل ۵: مراحل روش پیشنهادی جهت شناسایی مناطق بارز تصویر

به‌طور خلاصه فرآیند پیشنهاد شده در این مقاله به منظور شناسایی مناطق بارز تصویر با استفاده از ترکیب عوارض موضعی استخراج شده و نقشه‌های برجستگی تولید شده به‌صورت زیر است:

- گام اول: اعمال الگوریتم *MSER* جهت آشکارسازی عوارض موضعی بر روی تصویر؛
- گام دوم: اعمال الگوریتم *AWS* و *WMAP* به‌منظور تولید نقشه‌های برجستگی از تصویر؛

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-22]
[DOI: 10.29252/jgit.7.2.1]

- گام سوم: محاسبهٔ مقدار برجستگی برای هر ناحیهٔ استخراج شده مطابق روابط(۲) و (۳)؛
- گام چهارم: محاسبهٔ *ST* به‌وسیلهٔ قرار دادن نتایج گام دوم در رابطهٔ(۴)؛
- گام پنجم: انتخاب مناطق بارز درصورتی‌که مقادیر $(S a_{i \text{ or } Sw_i}) \succ ST$ باشند.

۵- پیاده‌سازی و ارزیابی نتایج

جهت پیاده‌سازی روش پیشنهادی، از نرم‌افزار متلب *2015* آی و کدهای توسعه داده شده جهت آشکارسازی عوارض موضعی و تولید نقشه‌های برجستگی توسط نویسندگان *MSER* [۳۹]، *AWS*[۳۶و۳۷] و *WMAP* [۳۸] استفاده شده است. پارامترهای اولیهٔ استفاده شده در هرکدام از این الگوریتم‌ها، پارامترهایی هستند که توسط نویسندگان پیشنهاد شده‌اند. در فرآیند پیاده‌سازی آشکارساز *MSER* از هر دو رویکرد حد آستانه گذاری روشن-تیره و تیره-روشن با توجه به احتمال در برگیری اهداف مکانی در هر کدام از این رویکردها، استفاده می‌شود. با توجه به تک باندی بودن روند حد آستانه گذاری در شناسایی عوارض *MSER* تصاویر *RGB* به یک تصویر سیاه سفید تبدیل شده است. همچنین در مدل‌های تولید نقشه‌های برجستگی برای تصاویر پانکروماتیک فرایند تجزیه چند مقیاسه تنها روی یک باند انجام پذیرفت. سایر قسمت‌های روش پیشنهادی مطابق با جزئیات بیان‌شده در بخش قبلی برنامه‌نویسی شده است. جدول(۱) لیست پارامترهای ورودی و مقادیر مورد استفاده برای آنها در این تحقیق نشان می‌دهد.

در این تحقیق عملکرد روش پیشنهادی در شناسایی مناطق بارز بر روی ۶ تصویر ماهواره‌ای از سنجنده‌های مختلف و ۶ تصویر گوگل ارث مورد بررسی قرار گرفت. میزان بی‌نظمی و تنوع عوارض موجود در تصاویر انتخابی متفاوت است؛ به‌طوری‌که برخی تصاویر دارای پس‌زمینهٔ یکنواخت و برخی دیگر دارای پس‌زمینهٔ شلوغ هستند. جدول (۲) لیست این تصاویر و جزئیات مربوط با آن را نشان می‌دهد.

به منظور ارزیابی کمی مناطق شناسایی شده در تصویر از دو معیار مطابق با روابط ۵ و ۶ بهره گرفته شد[۱].

معیار اول: نسبت تعداد اهداف مکانی صحیحی که در مناطق شناسایی‌شده وجود دارند؛ به تعداد کل اهداف مکانی موجود در تصویر است.

معیار دوم: نسبت اختلاف مساحت مناطق شناسایی شده و مساحت اهداف صحیح شناسایی شده، به‌کل پیکسل‌های موجود در تصویر است.

$$\text{معیار اول} = \frac{T_p}{N} \qquad \text{رابطه(۵)}$$

$$\text{معیار دوم} = \frac{A_d - A_T}{A} \qquad \text{رابطه(۶)}$$

در رابطهٔ (۵) مقادیر T_p برابر تعداد اهداف مکانی صحیحی است که مراکز آنها در مناطق شناسایی شده واقع هستند، N تعداد کل اهداف مکانی موجود در تصویر است که توسط کاربر از پیش تعریف شده و نشانه‌گذاری شده‌اند. در رابطه‌ی (۶) مقادیر A_d برابر مساحت مناطق شناسایی شده، A_T مساحت اهداف صحیح شناسایی شده در تصویر است به طوریکه مساحت آنها توسط کاربر ماسک شده‌اند و A مساحت کل تصویر است. هر چه معیار اول بیشتر و معیار دوم کمتر باشد گویای کیفیت مناسب در شناسایی مناطق بارز تصویر خواهد بود.

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-22]

[DOI: 10.29252/jgit.7.2.1]

جدول ۱: پارامترهای ورودی الگوریتم‌های مورد استفاده در این تحقیق

بخش	نام الگوریتم	مقدار ورودی
استخراج عوارض	*MSER*	مطابق با [۳۵]
برجستگی تصویر	*AWS*	مطابق با [۳۶]
	WMAP	مطابق با [۳۸]
قطعه بندی	انتقال میانگین	عرض باند ۰٫۱

جدول ۲: مشخصات تصاویر مورداستفاده

شماره	نام سنجنده	ابعاد تصویر	باند طیفی	اندازه‌ی پیکسل	بارزترین پدیده‌های موجود در تصویر
۱	*QuickBird*	۹۰۷×۴۷۸	پانکروماتیک	۰٫۶	مخزن سوخت
۲	*IKONOS*	۳۷۳×۳۸۷	پانکروماتیک	۱	هواپیما
۳	*IKONOS*	۴۲۱×۳۵۸	*RGB*	۱	مخزن سوخت
۴	*SPOT*	۶۳۴×۴۹۵	*RGB*	۲	مخزن سوخت
۵	*QuickBird*	۷۵۱×۵۵۳	*RGB*	۰٫۶	هواپیما
۶	*SPOT*	۶۸۴×۶۳۱	*RGB*	۲	کشتی
۷-۱۲	*Google Earth*	۱۲۸۰×۷۲۰	*RGB*	-	مخزن سوخت- هواپیما ـ کشتی

همان‌طور که در بخش اول بیان شده است؛ برخی از روش‌ها به منظور شناسایی مناطق بارز تصویر رویکرد قطعه بندی تصویر را مورد استفاده قرار داده‌اند. بر همین اساس ابتدا تصاویر به قطعات مختلفی تفکیک شده و با محاسبهٔ مقادیر برجستگی در کلّ تصویر قطعاتی که به عنوان قطعات بارز به شمار می‌روند؛ شناسایی می‌گردند. در ادامه نتایج روش پیشنهادی با رویکرد استفاده از قطعه بندی انتقال میانگین[1] [۴۱] جهت شناسایی مناطق بارز [۱, ۲۴]، مقایسه می‌شود. در رویکرد شناسایی مناطق بارز تصویر با استفاده از قطعه بندی، قطعه‌های به‌دست آمده، جایگزین نواحی *MESR* شده و سایر بخش‌ها مطابق روند اعمال شده در این تحقیق است. شکل (۶) نتایج حاصل از روش پیشنهادی و روش قطعه‌بندی انتقال میانگین با استفاده از هستهٔ گوسی با پارامتر عرض باند ۰٫۱ را نشان می‌دهد. در شکل (۶) ستون «الف» تصاویر استفاده شده در این تحقیق به همراه اهداف مکانی مورد نظر را که با مستطیل‌های قرمز رنگ مشخص شده‌اند، نشان می‌دهد. ستون‌های «ب» و «ج» نقشه‌های برجستگی به‌دست آمده از اعمال الگوریتم‌های *AWS* و *WMAP* بر روی تصاویر است. ستون «د» بیانگر عوارض موضعی استخراج شده توسط الگوریتم شناسایی نواحی تصویر *MSER* است. ستون «ه» خروجی الگوریتم پیشنهادی به‌عنوان مناطق بارز تصویر با احتمال بالای وجود اهداف مکانی را نشان می‌دهد و ستون‌های «و» و «ز» به ترتیب نتایج قطعه‌بندی و مناطق شناسایی شده به‌عنوان مناطق بارز تصویر توسط اعمال الگوریتم قطعه‌بندی انتقال میانگین است. همان‌طور که از نتایج برمی‌آید؛ الگوریتم انتقال میانگین در شناسایی مناطق بارز در تصاویری با پس‌زمینه‌های شلوغ که دارای مشابهت طیفی بین اهداف مکانی مورد نظر و پس‌زمینهٔ تصویر هستند؛ با مشکل مواجه شده و مناطق

[1] *Mean_shift*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-22]
[DOI: 10.29252/jgit.7.2.1]

گسترده‌ای از پس‌زمینه را به‌عنوان مناطق بارز شناسایی نموده است؛ به‌طوری‌که حتی این شباهت طیفی در تصویر ۷ باعث شده الگوریتم در شناسایی اهداف ناتوان باشد و تمام نواحی را پس‌زمینه در نظر بگیرد. این در حالی است که روش پیشنهادی در این تحقیق با استفاده از ویژگی‌های عوارض موضعی هر عارضه را به‌طور مستقل بررسی نموده و نسبت به عارضهٔ هدف بودن یا نبودن آن تصمیم‌گیری می‌نماید و در صورت وجود شباهت طیفی نیز قابلیّت شناسایی مناطق بارز تصویر را خواهد داشت.

الگوریتم *MSER* بر روی تصاویر مورد آزمایش، تعداد ۳۳۶۷ ناحیه با عنوان نواحی تصویری شناسایی کرده است که با اعمال الگوریتم پیشنهادی تعداد ۲۲۵۶ ناحیه به‌عنوان مناطق بارز مورد تائید قرارگرفته‌اند و سایر نواحی، در حدود ۳۳٪ نواحی شناسایی شده به‌عنوان مناطق غیر مرتبط در نظر گرفته و از فرآیند حذف شده‌اند.

جهت تعیین دقّت کمّی روش از دو معیار بیان شده در روابط (۵) و (۶) استفاده شد. در این تحقیق تنها اهدافی که مراکز آنها در مناطق شناسایی شده واقعند؛ لحاظ می‌شوند. نتایج حاصل از این ارزیابی در جدول(۳) نشان داده شده است.

نتایج روش پیشنهادی حاکی از شناسایی ۵/۱ درصد از مساحت کل تصویر به عنوان مناطق بارز تصویری است. طبق جدول(۳)، میانگین معیار اول نشان می‌دهد که نسبت ۹۸/۲۸ درصد از اهداف مورد نظر به‌طور صحیح در مناطق شناسایی شده واقع شده‌اند. این در حالی است که در رویکرد استفاده از الگوریتم انتقال میانگین میزان ۱۰/۷۴ درصد از مساحت کل تصاویر به عنوان مناطق بارز تصویر شناسایی شده و معیار اول برای آن به‌میزان ۹۱/۲۸ درصد گزارش شده است.

با توجّه به نتایج اخذ شده، روش پیشنهادی در مقایسه با الگوریتم انتقال میانگین دارای دقّت بالاتری بوده و میزان بالاتری از اهداف مکانی را در مناطق کم‌تری شناسایی نموده است.

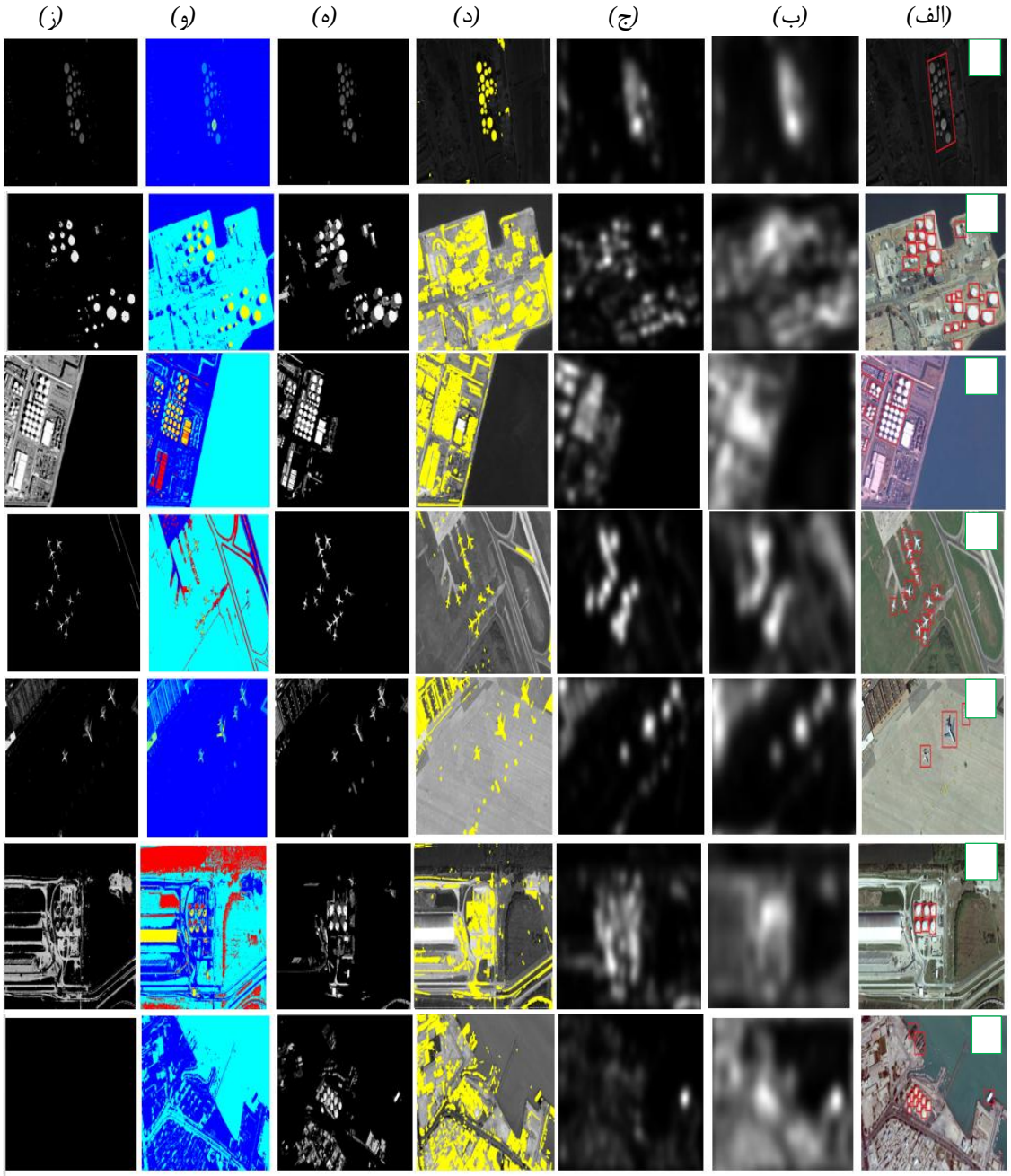
معیار دوم ارائه شده در جدول (۳)، نشان دهندهٔ اختلاف بین مساحت‌های مناطق شناسایی شده و مساحت اهداف مکانی مورد نظر است. کمتر بودن این معیار درصورت وجود اهداف مورد نظر در مناطق شناسایی شده نشان دهندهٔ کمتر شدن فضای تصویر مورد آزمایش جهت شناسایی اهداف مکانی خواهد بود. این معیار در تصاویر با پس‌زمینه‌های یکنواخت بسیار کوچک بوده و در تصاویر با پس‌زمینه‌های شلوغ‌تر افزایش می‌یابد. با توجّه به این معیار شناسایی مناطق با احتمال بالای وجود اهداف مکانی در تصاویر با پس‌زمینه‌های شلوغ در روش پیشنهادی حالتی بسیار بهینه‌تر نسبت به روش انتقال میانگین ارائه نموده است.

روش پیشنهادی ازلحاظ مدت‌زمان محاسبات نیز مورد ارزیابی قرار گرفت. به این صورت که الگوریتم بر روی یک سیستم با پردازندهٔ *COR i7* و با سرعت پردازشی ۲/۶ گیگاهرتز و حافظهٔ ۶/۰۰ گیگابایت اجرا شده است. شکل (۷) مدت زمان پردازش روش ارائه شده و روش قطعه‌بندی انتقال میانگین را، که هر دو با نرم‌افزار متلب *2015* آی پیاده سازی شده‌اند، نشان می‌دهد.

نتایج بدست آمده از شکل (۷) نشان می‌دهد مدت‌زمان متوسط محاسبات در روش پیشنهادی برابر با ۲۲/۱۲۶ ثانیه است. و به دلیل زمان‌بر بودن فرآیند قطعه‌بندی این میزان برای روش قطعه‌بندی انتقال میانگین برابر ۸۰/۴۳ ثانیه می‌باشد که نشان می‌دهد روش پیشنهاد شده از نظر مدت زمان پردازش، حالت بسیار بهینه‌تری نسبت به رویکرد استفاده از الگوریتم‌های قطعه‌بندی ارائه نموده است.

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-22]

[DOI: 10.29252/jgit.7.2.1]



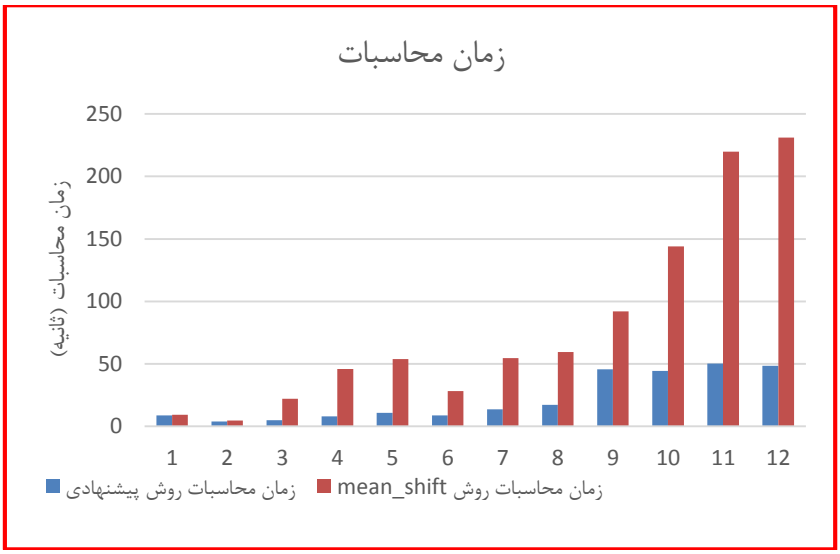
شکل ۶: مناطق شناسایی‌شده به‌عنوان مناطق با احتمال بالای وجود اهداف مکانی. الف) تصاویر مورد آزمایش، ب) و ج) به‌ترتیب خروجی مدل‌های *AWS* و *WMAP*. د) نواحی تصویری شناسایی‌شده توسط الگوریتم *MSER*. ه) نتایج مناطق بارز شناسایی‌شده توسط روش پیشنهادی. و) نتایج قطعه‌بندی انتقال میانگین. ز) مناطق بارز شناسایی‌شده توسط اعمال الگوریتم قطعه‌بندی انتقال میانگین

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-22]

[DOI: 10.29252/jgit.7.2.1]

جدول ۳: معیارهای ارزیابی کمی نتایج روش پیشنهادی و روش قطعه‌بندی انتقال میانگین.

روش	معیار/	تصویر ۱	تصویر ۲	تصویر ۳	تصویر ۴	تصویر ۵	تصویر ۶	تصویر ۷	تصویر ۸	تصویر ۹	تصویر ۱۰	تصویر ۱۱	تصویر ۱۲
روش پیشنهادی	معیار اول	۱۰۰	۹۰	۸۹٫۱	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
	معیار دوم	۰٫۱۸۶	۰٫۴۳۲	۷٫۱۹۰	۷٫۸۸۷	۴٫۴۳۳	۰٫۰۴۶	۰٫۱۹۲	۵٫۵۷۹	۲٫۴۹۹	۲٫۵۰۲	۵٫۳۴۶	۶٫۲۲
روش قطعه بندی	معیار اول	۸۵٫۷۱	۸۰	۹۲٫۸۲	۱۰۰	۷۱٫۴۳	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۶۶٫۶۷	۰
	معیار دوم	۰٫۰۸۰	۰٫۱۹۰	۰٫۵۸۹	۳۸٫۴۹	۱۵٫۹۰	۰٫۰۰۳	۰٫۰۲۸	۵٫۷۸	۱۱٫۰۶	۹٫۸۸	۲۰٫۷۵	۰



شکل ۷: مدت‌زمان انجام محاسبات برای روش پیشنهادی و روش قطعه‌بندی انتقال میانگین.

۶- نتیجه‌گیری و پیشنهادات

در این تحقیق یک روش کار آمد ارائه شد که طی آن مناطقی از تصویر با احتمال بسیار بالای وجود اهداف مکانی شناسایی گردید؛ به طوری‌که این فرآیند باعث افزایش دقّت و سرعت دهی به پردازش‌های مختلف تصویری می‌شود. اساس روش پیشنهادی برمبنای خصوصیّات عوارض موضعی در تصاویر و مدل‌های برجستگی تصویر است. روش ارائه شده شامل سه مرحلهٔ اصلیِ آشکارسازی عوارض موضعی، تولید نقشه‌های برجستگی و تعیین مناطق بارز با احتمال بالای وجود اهداف مکانی است.

در قسمت اول با توجّه به دسته‌بندی‌های صورت گرفته و همچنین هدف این تحقیق از الگوریتم آشکارسازی نواحی تصویری استفاده شد. در این بین از الگوریتم *MSER* که یکی از پایدارترین الگوریتم‌های مستقل از افاین معرفی شده است؛ جهت آشکارسازی نواحی

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-22]
[DOI: 10.29252/jgit.7.2.1]

تصویری بهره گرفته شد. در قسمت دوم با استفاده از الگوریتم‌های *AWS* و *WMAP* نقشه‌های برجستگی تولید و از مقادیر آنها جهت شناسایی مناطق بارز تصویر استفاده شد. درنهایت با استفاده از مقادیر برجستگی محاسبه شده در کل تصویر، حدّ آستانهٔ ی تعریف شد و در مورد شناسایی هر ناحیه به عنوان ناحیهٔ بارز تصمیم‌گیری صورت پذیرفت.

روش پیشنهادی بر روی شش تصویر ماهواره‌ای از سنجنده‌های مختلف و شش تصویر اخذشده از نرم‌افزار گوگل ارث که دارای پس‌زمینه با بی‌نظمی‌های مختلف می‌باشند، پیاده‌سازی شد. همچنین به‌دلیل استفادهٔ برخی روش‌ها از رویکرد قطعه بندی تصویر (برای شناسایی مناطق بارز تصویر) نتایج به‌دست آمده از روش پیشنهادی، با رویکرد الگوریتم قطعه‌بندی انتقال میانگین، مقایسه شد. همان‌طور که نتایجِ حاصل نشان می‌دهند الگوریتم انتقال میانگین درصورتی‌که طیف اهداف مدنظر با پس‌زمینهٔ تصویر مشابهت داشته باشند؛ اهداف را به‌صورت پس‌زمینهٔ تصویر در نظر گرفته و در شناسایی آنها به عنوان مناطق بارز ناتوان خواهد بود. درحالی‌که در روش پیشنهادی با استفاده از ویژگی‌های عوارض موضعی، هر عارضه به‌طور مستقل بررسی شده و نسبت به عارضهٔ هدف بودن یا نبودن آن تصمیم‌گیری انجام می‌شود و در صورت وجود شباهت طیفی نیز قابلیّت شناسایی مناطق بارز را خواهد داشت.

به‌منظور ارزیابی کمّی روش پیشنهادی از دو معیار استفاده شد. نتایج روش پیشنهادی حاکی از شناسایی ۵/۱ درصد از مساحت کل تصویر به عنوان مناطق بارز تصویری است. با توجّه به میانگین معیار اول نسبت ۹۸/۲۸ درصد از اهداف مورد نظر به‌طور صحیح در مناطق شناسایی شده واقع شده‌اند. این در حالی است که در رویکرد استفاده از الگوریتم انتقال میانگین میزان ۱۰/۷۴ درصد از مساحت کل تصاویر به‌عنوان مناطق بارز تصویر شناسایی شده است. معیار اول برای این روش میزان ۹۱/۲۸ درصد گزارش شده است. همچنین معیار دوم نشان‌دهندهٔ اختلاف مساحت مناطق شناسایی شده با مساحت واقعی اهداف در تصاویر است که کوچک‌تر بودن آن نشانهٔ اختلاف کم بین مساحت اهداف مکانی موردنظر و مساحت مناطق شناسایی شده است. این معیار در تصاویر با پس‌زمینه‌های یکنواخت بسیار کوچک بوده و در تصاویر با پس‌زمینه‌های شلوغ‌تر افزایش می‌یابد. با توجّه به این معیار شناسایی مناطق بارز در تصاویر با پس‌زمینه‌های شلوغ در روش پیشنهادی حالتی بسیار بهینه‌تر نسبت به روش انتقال میانگین ارائه نموده است.

با در نظر گرفتن خصوصات الگوریتم های قطعه‌بندی، این الگوریتم‌ها هیچ گونه تقسیم بندی از لحاظ بارز بودن انجام نمی‌دهند و غالبا با محاسبهٔ فاصلهٔ تک‌تک پیکسل‌های تصویر در فضای ویژگی، تصویر را به قطعات مختلف تفکیک می‌نماید که هزینهٔ محاسباتی فراوانی را در پی دارند. در این راستا استفاده از آشکارسازهای عوارض موضعی سرعت پردازش این مرحله را تا حد بسیار زیادی افزایش داد.

روش ارائه شده قادر است علاوه بر استفاده برای تصاویر چند طیفی بر روی تصاویر تک باندی نیز قابلیّت اجرا داشته باشد. همچنین روش پیشنهادی بدون داشتن اطّلاعات قبلی از تصویر و محیط انجام شده و هیچ‌گونه فرآیند آموزشی در نتایج آن دخیل نمی‌باشد.

جهت انجام تحقیقات بعدی پیشنهاد می‌شود رتبه‌بندی عوارض موضعی *MSER* بر اساس ویژگی‌های آنها نظیر مساحت و کنتراست جهت شناسایی منسجم‌تر اهداف مکانی مورد استفاده قرار گیرد و همچنین فرآیند شناسایی مناطق بارز توسط انواع مدل‌های برجستگی تصویر و نیز سایر الگوریتم‌های آشکارسازی عوارض موضعی انجام و نتایج آنها با یکدیگر مقایسه شوند.

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-22]

[DOI: 10.29252/jgit.7.2.1]

مراجع

[1] J. Han, D. Zhang, and G. Cheng, "Efficient, simultaneous detection of multi-class geospatial targets based on visual saliency modeling and discriminative learning of sparse coding". ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2014.

[2] G. Cheng, and J. Han, "A survey on object detection in optical remote sensing images". ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 117: p. 11-28, 2016.

[3] J. Weber and S. Lefèvre, "Spatial and spectral morphological template matching". Image and Vision Computing, 30(12):p. 934-945, 2012.

[4] U. Weidner and W. Förstner, "towards automatic building extraction from high-resolution digital elevation models". ISPRS journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 50(4): p.38-49, 1995.

[5] G.J. Hay, G. Castilla and M.A. Wulder, "An automated object-based approach for the multiscale image segmentation of forest scenes". International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 7(4): p.339-359, 2005

[6] H. Sun, X. Sun, and W. Hongqi, "Automatic target detection in high-resolution remote sensing images using spatial sparse coding bag-of-words model". Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE, 9[42]: p. 109-113, 2012.

[7] J.K. Tsotsos, S.M. Culhane, and W.Y.K Wai, "Modeling visual attention via selective tuning". Artificial intelligence, 78[42]: p. 507-545, 1995.

[8] E. Niebur, and C. Koch, "Computational architectures for attention." The attentive brain, p. 163-186, 1998.

[9] A. Sedaghat, H. Ebadi, and M. Mokhtarzadeh, "Develop of SIFT algorithm for satellite image matching." Journal of remote sensing & GIS, 2(8), 2010.

[10] A. Sedaghat, H. Ebadi, and M. Mokhtarzade, "Image matching of satellite databased on quadrilateral control networks." The Photogrammetric Record, 27(140): p. 423-442, 2012.

[11] A. Sedaghat, "an Optimised Automatic HR image Registration Methodology Based on the Integration of Advanced Area Based and Feature Based Methods." Faculty of Geodesy and Geomatic, K.N Toosi University of Technology, 2010. (Persian)

[12] A. Sedaghat, H. Ebadi, and M. Sahebi, "Change detection in urban areas in large-scale satellite images using local features." Jornal of Geomatics Science and Technology, 2(4): p. 1-16, 2013. (Persian)

[13] Y. Furukawa, and J. Ponce, "Accurate, dense, and robust multiview stereopsis." Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, 32(8): p. 1362-1376, 2010.

[14] Y. Yang, and S. Newsam, "Geographic image retrieval using local invariant features." Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on, 51[42]: p. 818-832, 2013.

[15] T. Tuytelaars, and K. Mikolajczyk, "Local invariant feature detectors: a survey." Found. Trends. Comput. Graph. Vis., 3[42]: p. 177-280, 2007.

[16] B. Sirmaçek, and C. Ünsalan, "Urban area detection using local feature points and spatial voting." Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE, 7[42]: p. 146-150, 2010.

[17] A. Borji, M.M. Cheng, and H. Huaizu, "Salient object detection: A benchmark." Image Processing, IEEE Transactions on, 24(12): p. 5706-5722, 2015.

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-22]

[DOI: 10.29252/jgit.7.2.1]

[18] M. Donoser, M. Urschler, and M. Hirzer, "Saliency driven total variation segmentation." in Computer Vision, 2009 IEEE 12th International Conference on, IEEE, 2009.

[19] U. Rutishauser, D. Walther, and C. Kochet, "Is bottom-up attention useful for object recognition in Computer Vision and Pattern Recognition", 2004. CVPR 2004. Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on. IEEE. 2004.

[20] C. Christopoulos, A. Skodras, and T. Ebrahimi, "The JPEG2000 still image coding system: an overview." Consumer Electronics, IEEE Transactions on. 46(4): p. 1103-1127, 2000.

[21] G.X. Zhang, M.M. Cheng, and S.M. Hu, "A Shape-Preserving Approach to Image Resizing." in Computer Graphics Forum. Wiley Online Library. 2009.

[22] T. Chen, M.M. Cheng, and P. Tan, "Sketch2Photo: internet image montage." ACM Transactions on Graphics (TOG). 28(5): p. 124, 2009.

[23] L. Itti, C. Koch, and E. Niebur, "A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis." IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, (11): p. 1254-1259, 1998.

[24] R. Achanta, S. Hemami, F. Estrada, "Frequency-tuned salient region detection." In Computer vision and pattern recognition, 2009. Cvpr 2009. IEEE conference on. IEEE. 2009.

[25] T. Liu, Z. Yuan, and J. Sun, "Learning to detect a salient object." Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on. 33[42]: p. 353-367, 2011.

[26] S. Goferman, L. Zelnik-Manor, and A. Tal, "Context-aware saliency detection." Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on. 34(10): p. 1915-1926, 2012.

[27] K.Y. Chang, T.L. Liu, and H.T. Chen, "Fusing generic objectness and visual saliency for salient object detection." In Computer Vision (ICCV), 2011 IEEE International Conference on. IEEE. 2011.

[28] H. Jiang, J. Wang, and Z. Yuan, "Automatic salient object segmentation based on context and shape prior." In BMVC. 2011.

[29] Shen, X. and Y. Wu. "A unified approach to salient object detection via low rank matrix recovery." In Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2012 IEEE Conference on. IEEE. 2012.

[30] R. Margolin, A. Tal, and L. Zelnik-Manor. "What makes a patch distinction in Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition." 2013.

[31] F. Bi, B. Zhu, and L. Gao, "A visual search inspired computational model for ship detection in optical satellite images." Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE, 9(4): p. 749-753, 2012.

[32] Z. Li, and L. Itti, "Saliency and gist features for target detection in satellite images." Image Processing, IEEE Transactions on, 20(7): p. 2017-2029, 2011.

[33] J. Sun, Y. Wang and Z. Zhang, "Salient region detection in high-resolution remote sensing images." In Wireless and Optical Communications Conference (WOCC), 2010 19th Annual. IEEE. 2010.

[34] K. Mikolajczyk, T. Tuytelaars, and C. Schmid, "A comparison of affine region detectors." International journal of computer vision. 65(1-2): p. 43-72, 2005.

[35] J. Matas, O. Chum, and M. Urban, "Robust wide-baseline stereo from maximally stable extremal regions." Image and vision computing, 22(10): p. 761-767, 2004.

[36] A. Garcia-Diaz, X.R. Fdez-Vidal, and X.M Pardo, "Saliency from hierarchical adaptation through decorrelation and variance normalization." Image and Vision Computing, 30[42]: p. 51-64, 2012. http://persoal.citius.usc.es/xose.vidal/code.php?person=xose

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-22]

[DOI: 10.29252/jgit.7.2.1]

[37] A. Garcia-Diaz, V. Leboran, and X.R. Fdez-Vidal, "On the relationship between optical variability, visual saliency, and eye fixations: A computational approach." Journal of vision, 12(6): p. 17-17, 2012.

[38] F. López-García, R. Dosil, and X.M Pardo, "Scene Recognition through Visual Attention and Image Features: A Comparison between SIFT and SURF Approaches", INTECH Open Access Publisher, 2011. http://persoal.citius.usc.es/xose.vidal/code.php?person=xose

[39] A. Borji, D.N. Sihite, and L. Itti, "Quantitative analysis of human-model agreement in visual saliency modeling: a comparative study." Image Processing, IEEE Transactions on, 22[42]: p. 55-69, 2013.

[40] Field, D.J., "Relations between the statistics of natural images and the response properties of cortical cells." JOSA A, 1987. **4**[1] p. 2379-2394

[41] C.M. Christoudias, B. Georgescu, and P. Meer. "Synergism in low-level vision." In Pattern Recognition, 2002. Proceedings. 16th International Conference on. IEEE. 2002.

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-22]

[DOI: 10.29252/jgit.7.2.1]

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

Journal of Geospatial Information Technology
Vol.7 No.2, Summer 2019

Research Paper

Salient regions detection in satellite images using the combination of MSER local features detector and saliency models

Fariborz Ghorbani [1]*, Hamid Ebadi [2], Amin Sedaghat [3]

1-Ms.c student of Photogrammetry and Remote Sensing Department of Geodesy and Geomatics Engineering, K.N. Toosi University of Technology
2- Full Professor in Department of Photogrammetry and Remote Sensing, Faculty of Geodesy and Geomatics Engineering, K.N. Toosi University of Technology
3- Assistant professor in Department of Surveying Engineering, Tabriz University

Abstract

Nowadays, due to quality development of satellite images, automatic target detection on these images has been attracted many researchers' attention. Remote-sensing images follow various geospatial targets; these targets are generally man-made and have a distinctive structure from their surrounding areas. Different methods have been developed for automatic target detection. In most of these methods, target searching was used for features extraction or matching in order to detect the geospatial targets. Hence, in this paper, in order to improve computational time in target detection process, the areas of images with high probability of geospatial target existence, were selected. This will significantly improve the automation level of the process and computational time in following processes. For this purpose, a combination of saliency models and the of-local features detector's algorithm were used. The proposed method consists of three main steps, including local feature extraction by applying MSER algorithm, saliency maps generation by applying AWS and WMAP models and regions determination with high probability of geospatial target existence. In this paper, a threshold was defined by calculating the saliency values in the whole image. Salient regions were detected by applying the threshold for each extracted area. This method was implemented on six satellite images by different sensors and the mentioned six satellite images derived from Google Earth software that consist several geospatial targets with various backgrounds. Two criteria were used in order to quantitatively assess the results. Moreover, this method was compared with the mean shift segmentation algorithm in the color space images that was applied to detect saliency regions of an image. The results of the proposed method showed that the average of the detected areas was 5.1% of the total area of the images in which 98.28% of the targets were located in these regions. In addition, the average amount of computational time was 22.1 seconds. The results showed the superiority of the proposed method in terms of accuracy and computational speed.

***Keywords**: Salient areas, Satellite images, AWS algorithm, WMAP algorithm, MSER algorithm*

***Correspondence Address** : No.1346, ValiAsr Street, Mirdamad cross, Geomatic Engineering Faculity, K.N. Toosi University of Technology, Tehran, Iran*
***Tel** : +9821-88877071.*
***Email**: F_ghorbani95@yahoo.com*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-22]

[DOI: 10.29252/jgit.7.2.1]