نشریه علمی مهندسی فناوری اطلاعات مکانی

سال دهم، شماره دوم، تابستان ۱۴۰۱

Vol.10, No.2, Summer 2022

۶۳ -۸۸

مقاله پژوهشی

DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.2.4.0

ارزیابی عملکرد آشکارسازهای عوارض موضعی در حضور نویز، به‌منظور تناظریابی تصاویر چندسنجنده‌ای سنجش‌ازدوری

نگار جوهری[1*]، امین صداقت[2]، نازیلا محمدی[2]

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی نقشه‌برداری - سنجش ازدور، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه تبریز

۲- استادیار دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه تبریز

تاریخ دریافت مقاله: ۱۴۰۰/۱۰/۱۲ تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۱/۰۳/۱۶

چکیده

تناظریابی خودکار، کارآ، دقیق و پایدار تصاویر یکی از مسائل اساسی در حوزه‌های سنجش ازدور، فتوگرامتری و بینایی‌ماشین است. در دهه‌های گذشته، الگوریتم‌های متنوعی مبتنی بر چارچوب تناظریابی عارضه‌مبنا ارائه شده‌است که هسته اصلی آنها را تشخیص و توصیف عوارض موضعی تشکیل می‌دهد. شناخت خصوصیات الگوریتم‌های مختلف تناظریابی در کاربردهای گوناگون، هم‌چون هم‌مرجع‌سازی تصاویر، تشخیص تغییرات و بازسازی سه‌بعدی، یک ضرورت اساسی بوده و تاثیر زیادی در انتخاب صحیح یک الگوریتم مناسب در یک کاربرد مشخص خواهد داشت. مطالعات متعددی در خصوص ارزیابی و مقایسه بسیاری از الگوریتم‌های تناظریابی انجام گرفته است. با این وجود تحقیقات انجام گرفته در خصوص ارزیابی عملکرد الگوریتم‌های مختلف تناظریابی در تصاویر چندسنسوری خصوصا تصاویر راداری و نوری بسیار محدود است. در این تحقیق عملکرد مجموعه‌ای از آشکارسازهای شاخص و متداول عوارض موضعی در تناظریابی تصاویر چندسنسوری نوری و راداری مورد ارزیابی قرار گرفته است. به منظور استخراج عوارض پایدار و با توزیع یکنواخت در این الگوریتم‌ها از روش شایستگی یکنواخت استفاده خواهد شد. علاوه بر این به منظور توصیف عوارض از نسخه مستقل از مقیاس توصیفگر جدید هیستوگرام خودشباهتی محلی جهتی (*HOSS*) بهره‌گیری شده است. نتایج حاکی از برتری آشکارساز کازه مبتنی بر شایستگی یکنواخت(*UC-KAZE*) در حضور سطوح متوالی نویز و سایر اختلافات هندسی و رادیومتریکی است.

کلید واژه‌ها : تصاویر چندسنسوری، ارزیابی آشکارسازهای عوارض موضعی در برابر نویز، آشکارساز *UC-KAZE*، الگوریتم شایستگی یکنواخت، توصیفگر *HOSS*

* نویسنده مکاتبه کننده: دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران.

تلفن: ۰۹۱۰۹۸۳۶۲۴۷

Email: negarjovhari77@gmail.com

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]

[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.2.4.0]

[DOI: 10.52547/jgit.10.2.63]

۱- مقدمه

هدف از تناظریابی، شناسایی موجودیت‌های متناظر میان دو یا چند تصویر است [۱و ۲]. تناظریابی تصاویر چندسنسوری از نقش به‌سزایی به‌عنوان یک مرحله اساسی در بسیاری از زمینه‌های تحقیقاتی و پردازش-های سطح بالا برخورداراست. الگوریتم‌های متعددی برای تناظریابی تصاویر چندسنسوری ارائه شده است [۳،۶،۵،۴و۷]. لازمه انتخاب یک الگوریتم مناسب، شناخت هرچه بهتر ماهیت تصاویر سنجش از دوری و اختلافات میان آن‌هاست. برای مثال، تفاوت در هندسه و نحوه تشکیل تصویر درتصاویر نوری و رادار منجر به تقسیرپذیری متفاوت این تصاویر شده‌است [۸ و ۹]. ویژگی‌ها و قابلیت‌های منحصربه‌فرد تصاویر راداری نسبت به تصاویر نوری مانند تفاوت در هندسه و نحوه تشکیل تصویر به تفسیر ویژگی‌های مختلف از ناحیه تصویربرداری خواهد انجامید [۱۰ و ۱۱]. در مثال دیگری، می‌توان به تصاویر اخذ شده در باندهای طیفی گوناگون از جمله نوری با مادون‌قرمز اشاره کرد. تصاویر نوری، نور بازتابی را ثبت کرده، درحالی‌که تصاویر مادون‌قرمز می‌توانند تابش حرارتی را ثبت کنند. درنتیجه ترکیب این تصاویر نیز اطلاعات تکمیلی را از عوارض و صحنه‌های یکسان در جنبه‌های گوناگون فراهم می‌آورد [۱۲و ۱۳].

به منظور حصول نتیجه صحیح و دقت بالاتر، نیاز به تصاویر هم‌مرجع بوده که لازمه چنین امری انجام فرایند تناظریابی خودکار، پایدار، دقیق و کارآ است. الگوریتم‌های ارائه‌شده برای تناظریابی تصویری به‌طور کلی در دو دسته ناحیه‌مبنا و عارضه‌مبنا جای می-گیرند. موقعیت‌های متناظر درچارچوب تناظریابی ناحیه‌مبنا با استفاده از تحلیل یک معیار مقایسه (تشابه یا تفاوت) و جست‌وجوی آن در تصویر هدف به‌کمک یک پنجره سراسری یا محلی، انجام می‌گیرد [۱۴،۱۶،۱۵و۱۷]. محدودیت‌های متعددی به‌هنگام استفاده از چارچوب تناظریابی ناحیه‌مبنا برای تصاویر چندسنسوری سنجش از دور ممکن است به‌وجود بیاید. این تصاویر عموما با قدرت‌تفکیک بالا و تحت نویز شدید حاصل از سنجنده تصویربرداری و شرایط اتمسفری اخذ شده‌اند، که منجر به بار محاسباتی سنگین در فرآیند بهینه‌سازی خواهد شد. به‌علاوه چنین جفت تصاویری اغلب دارای اختلافات هندسی هم‌چون دوران‌های بزرگ، اختلافات مقیاس و هم-پوشانی اندک بوده، درنتیجه فضای پاسخ، پیچیده شده و بهینه‌سازی با مشکل مواجه خواهد شد [۳و ۱۸]

چارچوب دیگر تناظریابی، چارچوب عارضه‌مبنا بوده که بر تشخیص و توصیف عوارض موضعی استوار است [۵]. این چارچوب کاربرد گسترده‌تری در حوزه تناظریابی تصاویر داشته چراکه عوارض موضعی نمایش ساده‌ای از یک تصویر بوده درنتیجه انعطاف‌پذیری و پایداری بیشتری در برابر اعوجاجات هندسی و نویز خواهند داشت [۸]. شروع فرایند تناظریابی عارضه‌مبنا با استخراج عوارض موضعی همراه است عوارض موضعی تصویری ساختارهای برجسته تصویر هستند که نسبت به همسایگی اطراف خود متمایز بوده و در برابر انواع تبدیل های هندسی و رادیومتریکی از جمله مقیاس دوران، تغییر منظر، تغییرات روشنایی، تغییرات ناشی از نویز، تارشدگی و غیره پایدار هستند [۵]. طراحی یک آشکارساز کلی دشوار بوده، بنابراین بایستی مطابق با داده‌ای که دراختیار هست، به طراحی آن پرداخت. به-طور کلی عوارض مستخرج به‌منظور حصول نتایج هرچه بهتر و با قابلیت‌اعتماد بالاتر در فرایند تناظریابی، باید از چندین ویژگی مهم برخوردار باشند، از جمله اینکه به-صورت موضعی و در یک همسایگی کوچک و نزدیک به‌خود استخراج شوند، چراکه با افزایش فاصله از مرکز، اعوجاجات هندسی افزایش پیدا کرده و ممکن است پنهان‌شدگی بیشتر شود. همچنین بایستی استحکام بالایی داشته، که بیانگر میزان پایداری عوارض در برابر تبدیلات مختلف هندسی و رادیومتریکی است. بدین معنی که عوارض مستخرج در حضور چنین اختلافاتی، مجددا قابل شناسایی باشند. به‌علاوه این عوارض به-منظور متناظرسازی باید از تمایز کافی برخوردار باشند.

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.2.4.0]
[DOI: 10.52547/jgit.10.2.63]

درغیر این‌صورت، به‌هم‌دیگر شبیه بوده و تطبیق آن‌ها امکان‌پذیر نخواهد بود [۳]. همچنین در عین کارآیی مناسب، حتی‌الامکان از دقت موقعیتی بالایی برخوردار بوده و اگر شکل دارند، شکل و ابعاد آن‌ها با دقت بالا تعیین گردد. در نهایت اینکه باید به تعداد و تراکم عوارض نیز توجه لازم داشت. این ویژگی در ارتباط با سرعت و کارایی بوده و متناسب با کاربرد موردنظر، تعیین می‌شود [۴, ۵ و ۱۹].

در مرحله بعد توصیفگر عوارض ایجاد می‌شود. توصیفگر عوارض در واقع توصیف مقادیر محلی شدت، گرادیان یا هر اندازه‌گیری دیگری حول عارضه شناسایی شده در قالب برداری پایدار و متمایز بوده، درنتیجه باعث تسهیل و تسریع فرآیند تناظریابی می‌شود [۸]. بردار توصیف‌گر عوارض متناظر بایستی حتی‌الامکان مشابه و بردار توصیف‌گر عوارض نامتناظر حتی‌الامکان نامشابه بوده و درعین‌حال در برابر تبدیلات هندسی، نویز، اختلافات ظاهری و کیفیت تصاویر پایدار باشند [۲۰]. درنهایت عوارض متناظر به‌کمک یک معیار شباهت مناسب تطبیق داده می‌شوند.

همانطور که اشاره گردید، تناظریابی تصویر با وجود اینکه همیشه از موضوعات تحقیقاتی شاخص بوده، اما هنوز هم به ویژه به هنگام استفاده از تصاویر چند سنسوری، با چالش‌ها و عدم قطعیت‌های مختلفی مواجه است. یکی از عواملی که عملکرد بسیاری از الگوریتم‌های تناظریابی را تحت‌الشعاع قرار می‌دهد نویز حاضر در تصاویر به‌ویزه نویز اسپکل مربوط به تصاویر راداری است [۹]. باتوجه به استفاده روزافزون از الگوریتم‌های مربوط به استخراج عوارض موضعی، پرسشی مهم درخصوص میزان پایداری الگوریتم‌های ارائه‌شده مطرح می‌گردد. چراکه تمامی الگوریتم‌ها برای یک کاربرد ویژه قابل استفاده نمی‌باشند و در صورتی که تصاویر دارای اعوجات مختلفی باشند، تناظرهای صحیح به میزان قابل‌توجهی کاهش خواهند یافت. بنابراین نیازمند مطالعه‌ای جامع مبنی بر بررسی عملکرد الگوریتم‌ها درخصوص جفت تصاویر اخذشده در شرایط مختلف هستیم.

۲- بررسی منابع

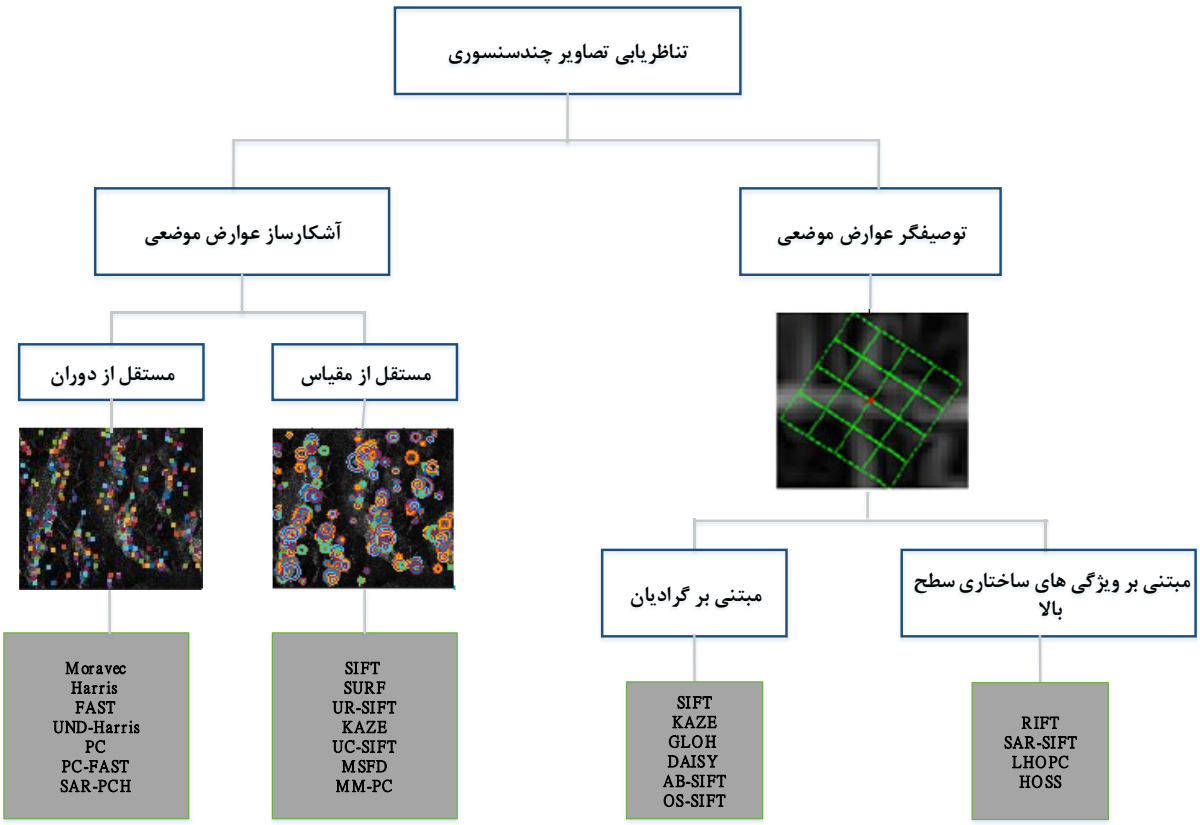
الگوریتم‌های متعددی برای تناظریابی تصاویر ارائه شده است. در این تحقیق، از چارچوب تناظریابی عارضه‌مبنا استفاده شده که از سه مرحله اساسی استخراج عوارضی موضعی، محاسبه توصیفگر عوارض، شناسایی مطابقت‌ها و پالایش اشتباهات تشکیل می‌شود. بطورکلی عملکرد الگوریتم‌های عارضه‌مبنا وابسته به استخراج و توصیفگر عوارض موضعی است، که در زیربخش‌های زیر توضیح داده خواهند شد.

۲-۱- استخراج عوارض موضعی

عوارض موضعی ساختارهای متمایزی در تصویر بوده که با ناحیه همسایگی خود متفاوت هستند [۵]. الگوریتم‌های متعددی برای استخراج عوارض موضعی ارائه شده که تمرکز اصلی این تحقیق بر همین قسمت است. عوارض موضعی میتوانند به‌صورت گوشه، خط/لبه، حباب و عوارض مورفولوژیکی ناحیه ای باشند. موقعیت عوارض موضعی به‌طور خودکار توسط الگوریتم‌های پردازش تصویر همچون مشتقات اول و دوم [۲۱]، لاپلاسین [۲۲] و مدل‌های تناسب فاز [۶, ۸ و ۲۳] استخراج می‌گردد.

پرکاربردترین عوارض موضعی که به‌منظور تناظریابی مورد استفاده قرار می‌گیرند، به طور کلی به دو دسته عوارض مستقل از دوران و عوارض مستقل از مقیاس تقسیم می‌شوند که در شکل(۱) نشان داده شده است:

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.2.4.0]
[DOI: 10.52547/jgit.10.2.63]



شکل۱: انواع آشکارسازها و توصیفگرهای عوارض موضعی

۲-۱-۱- عوارض مستقل از دوران

این عوارض که عوارض نقطه‌ای نیز نامیده می‌شوند، ذاتا مستقل از دوران و انتقال بوده و پایداری محدودی در برابر تغییرات روشنایی و اختلاف منظر جزیی دارند [۷]. عوارض نقطه‌ای، خود به دو دسته مبتنی بر شدت و مبتنی بر منحنی تقسیم می‌شوند.

در روش‌های مبتنی بر منحنی، ابتدا منحنی‌هایی از تصویر استخراج میشود. در واقع لبه‌ها استخراج و تصحیح شده، سپس گپ ها پوشش داده می‌شود. در این روش‌ها به‌منظور کاهش اثر نویز، به الگوریتم‌های نرم‌کنندگی نیاز است، که خود دقت مکانی را تحت-الشعاع قرار می‌دهد [۲۴]. همچنین از لحاظ پایداری در برابر تغییرات منظر و مقیاس، مشکلات زیادی داشته، درنتیجه از کاربرد کمتری نسبت به روش های مبتنی بر شدت برخوردارند [۳].

عوارض نقطه‌ای مبتنی بر شدت، موقعیت های متمایزی از تصویر بوده که تغییرات درجه خاکستری اطراف آنها شدید است. از جمله آشکارسازهای عوارض نقطه‌ای می‌توان به هریس (*Harris*)[۱] اشاره کرد [۲۱] . پاسخ عارضه نقطه‌ای *Harris* از اطلاعات مشتق مرتبه اول تصویر به کمک خودهمبستگی محلی درجات خاکستری در یک پنجره متحرک استفاده می‌کند .اخیرا، نسخه توسعه‌یافته‌ای از آن و مبتنی بر انتشارغیرخطی یکنواخت *(UND-Harris)*[۲] ارائه شده-است [۲۵]. این آشکارساز که در بلوک‌های منظم اعمال می‌شود، با به‌کارگیری مدل انتشارغیرخطی، سعی در مقابله با نویز حاضر در تصاویر راداری، در عین

[۱] نام نویسنده ارائه‌دهنده الگوریتم

[۲] *Uniform Nonlinear Diffusion Harris*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.2.4.0]
[DOI: 10.52547/jgit.10.2.63]

حفظ جزییات و لبه‌ها داشته، لذا عوارض متمایز با توزیع مکانی مناسب، شناسایی خواهند شد. از دیگر آشکارسازهای مستقل از دوران، می‌توان به الگوریتم عوارض حاصل از قطعات شتاب‌یافته *(FAST)*[۱] اشاره کرد [۲۶]. در این الگوریتم، برای هر پیکسل یک پنجره دایره‌ای شکل درنظر گرفته شده و به مقایسه پیکسل مرکزی با پیکسل‌های مرزی دایره پرداخته می‌شود. اگر بیشترین تعداد پیکسل‌های مشابه یا متفاوت از یک حدآستانه بیشتر باشد، پیکسل مرکزی به‌عنوان گوشه شناخته خواهد شد. این الگوریتم که در واقع به‌منظور پوشش ضعف الگوریتم کوچک‌ترین بخش تک ارزشی جذب کننده هسته‌ها *(SUSAN)*[۲] [۲۷] توسعه داده شده، از انجا که برخلاف *SUSAN* روی دایره و نه داخل آن بررسی می‌شود، عوارض پایدار را انتخاب می‌کند. درنتیجه اگر داخل دایره یک ناحیه نویزی با تغییرات شدید وجود داشته باشد، انتخاب نخواهد شد.

آشکارسازهای فوق‌الذکر در حوزه مکان ایجاد شده‌اند. دسته جدیدتری از آشکارسازها هم‌چون اطلاعات موضعی فاز، ارائه شده که مبتنی بر حوزه فرکانس هستند [۶ و ۲۳]. پایه نظری فاز، تبدیل فوریه است. بر این اساس، یک تصویر را می‌توان به دو عنصر فاز و دامنه تجزیه کرد. درجه ثبات و تناسب اطلاعات محلی فاز در زوایای مختلف اندازه گیری، تناسب فاز *(PC)*[۳] نامیده می‌شود. براین اساس، الگوریتم عوارض حاصل از قطعات شتاب‌یافته مبتنی بر تناسب‌فاز *(PC FAST)*[۴] با ادغام کمترین و بیشترین گشتاور، ارائه شده است [۸]. سرعت بالای محاسباتی آشکارسازهای نقطه‌ای، دلیلی بر کاربرد گسترده آن در بسیاری از فرایندهای تناظریابی عارضه‌مبنا است [۲۸،۳۱،۳۰،۲۹و۳۲].

[۱] *Smallest Univalue Segment Assimilating Nucleus*

[۲] *Features from Accelerated Segment Test*

[۳] *Phase Congruency*

[۴] *Phase Congruency FAST*

۲-۱-۲- عوارض مستقل از مقیاس

آشکارسازهای مستقل از دوران، به‌طور کلی پایداری خوبی در برابر دوران داشته، اما مستقل از تغییرات مقیاس و تغییرات مناظر تصویربرداری نیستند. بدین‌معنی که اگر میان تصاویر، اختلاف مقیاس یا اختلاف منظر وجود داشته باشد، تعداد زیادی از متناظرهای صحیح از دست خواهد رفت. به‌منظور حل این مسئله، عوارض ناحیه‌ای مستقل از مقیاس ارائه شده است.

آشکارسازهایی که به‌منظور استخراج عوارض مستقل از مقیاس ارائه شدند، به‌طور کلی عوارض دایروی را به کمک تئوری فضای مقیاس و تقریباتش استخراج می‌کنند [۵]. ایده اساسی، ایجاد یک فضای ویژه تحت‌عنوان فضای مقیاس است که شبیه‌سازی توصیف‌های متعددی از تصویر را در مقیاس‌های مختلف، امکان‌پذیر سازد. بنابراین اگر میان تصاویر اختلاف مقیاس وجود داشته باشد، پیکسل‌های درون دوایر مربوط به عوارض متناظر، یکسان بوده، هرچند شعاع دایره‌ها ممکن است متفاوت باشد. درنهایت فرآیند تناظریابی بااستفاده از چنین رویکردی، به‌صورت مستقل از مقیاس انجام خواهد گرفت. از شناخته‌شده‌ترین آشکارسازهای مستقل از مقیاس می‌توان به تبدیل ویژگی مستقل از مقیاس *(SIFT)*[۵] اشاره کرد[۳۳]. آشکارساز *SIFT*، بهینه‌های سه بعدی فضای مقیاس را مبتنی بر تصاویر تفاضل گوسی، استخراج کرده و یکی از پرکاربردترین آشکارسازهای موجود است. نسخه‌های متعددی از *SIFT* توسعه داده شده است، از جمله: عوارض پایدار شتاب‌یافته (*SURF*[۶]) [۳۴] ، بهینه‌های مرکز متقارن (*CenSurE*[۷]) [۳۵] و کازه *(KAZE)*[۸] [۳۶]. صداقت و محمدی (۲۰۱۸) نسخه دیگری را از *SIFT*، به‌منظور به‌کار گیری در تصاویر چندسنسوری، چندطیفی و چندزمانه، تحت‌عنوان الگوریتم *SIFT* مبتنی بر شایستگی

[5] *Scale invariant Feature Transform*

[6] *Speeded Up Robust Features*

[7] *Center_ Surrounded Extremas*

[۸] واژه ژاپنی به‌معنی باد

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.2.4.0]
[DOI: 10.52547/jgit.10.2.63]

یکنواخت (*UC SIFT*[1]) توسعه داده‌اند [۵]. عوارض موضعی اولیه در این روش، ابتدا با استفاده از آشکارسازهایی مانند *SIFT* یا *SURF*، استخراج می‌شوند. سپس با استفاده از سه معیار ثبات، توزیع در فضای مقیاس و توزیع در فضای مکان، پالایش شده، درنتیجه عوارض نهایی پایداری، تمایز و دقت موقعیتی بالاتری خواهند داشت. ژینگ و دائی[2] (۲۰۲۱) نیز در پی بهبود توزیع مکانی *SIFT* بوده، بااین تفاوت که، آشکارساز حاصل به‌طور ویژه برای توصیفگرهای خطی، طراحی شده‌است [۳۷]. آشکارساز تشخیص چندمقیاسه و مبتنی بر قطعه‌بندی (*MSFD*[3]) [۳۸] برای تصاویر دارای طول‌مبنای بلند، طراح شده‌است. ابتدا تصاویر بااستفاده از روش‌های قطعه‌بندی، هم‌چون حوضه آبخیز[4] [۳۹] به قطعات متعدد، تقسیم‌بندی شده، سپس عوارض موضعی در تقاطع مرزی قطعات چندگانه، استخراج می‌شوند. روش کمینه گشتاور تناسب‌فاز لاپلاس (*MMPC-Lap*[5]) [۶] نیز آشکارساز مستقل از مقیاس دیگری بوده که از هریس‌لاپلاس[6] [۴۰] الهام گرفته‌است. بااین تفاوت که به‌جای عملگر *Harris* از گشتاور کوچک مدل *PC* استفاده می‌کند. درنتیجه پایداری بالاتری در برابر تغییرات پیچیده رادیومتریکی تصاویر چندسنسوری سنجش ازدور خواهد داشت. یو[7] و همکاران (۲۰۲۱) با الهام از هریس‌لاپلاس، آشکارساز دیگری را به‌منظور تناظریابی تصاویر نوری و رادار طراحی کرده‌اند [۹]. بدین‌صورت که در هر کدام از تصاویر فضای مقیاس، مبتنی بر تعاریف جداگانه‌ای از گرادیان ایجاد شده، به نحوی که با ماهیت هر کدام از تصاویر و اعوجاجات مربوط به خود، سازگاری بالایی داشته باشد. بدین‌منظور در تصویر نوری، از گرادیان سوبل[8] و در تصویر رادار، از عملگر نسبت میانگین‌های وزندار نمایی (*ROEWA*[9]) استفاده شده، لذا، با افزایش پایداری در برابر نویز و حفظ اطلاعات ساختاری و لبه‌ها، عوارض متمایز در توزیع مکانی مناسب، استخراج شده‌است. در رویکردی مشابه، چی[10] و همکاران (۲۰۱۹) مقیاس‌های متعدد از تصاویر را با استفاده از تابع انتشارغیرخطی ایجاد کرده، لذا در مقایسه با فضای مقیاس گوسین، پایداری بیشتری در برابر اختلافات روشنایی تصاویر چندسنسوری خواهد داشت [۴۱]. درنهایت عوارض متمایز با استفاده از گشتاور کوچک مدل *PC* شناسایی شده‌اند. آشکارسازهای مستقل از مقیاس به دلیل پایداری بالا در برابر اعوجاجات هندسی، از کاربرد گسترده‌ای در تناظریابی تصاویر چندسنسوری برخوردارند. برای جزییات بیشتر به [۱۸, ۴۲،۴۴،۴۳و۴۵] ارجاع داده می‌شود.

۲-۲- توصیفگر عوارض موضعی

عوارض تشخیص داده شده بایستی به کمک توصیفگرها، مشخصه سازی شوند تا مطابقت میان آنها در جفت تصاویر تعیین گردد. توصیفگرها بردارهای عددی بوده که برای نمایش و توصیف ناحیه اطراف عوارض به کار می‌روند. روش‌های سنتی مانند *SIFT* [۳۳] و مشتقات آن، بیشتر از اطلاعات شدت و گرادیان استفاده کرده که از پایداری کافی دربرابر تغییرات پیچیده رادیومتریکی تصاویر چندسنسوری برخوردار نیستند. از قدرتمندترین توصیفگرهای پایدار در برابر اعوجاجات پیچیده رادیومتریکی، می‌توان به توصیفگر خودشباهتی محلی جهتی (*HOSS*)[11] اشاره کرد[۲۰]. این توصیفگر بر مبنای ساختاری خودشباهتی محلی در قالب یک نقشه شاخص مناسب بوده، لذا از پایداری

[1] *Uniform Competency SIFT*
[2] *Xing and Dai*
[3] *Multi scale Segmentation-based Feature detection*
[4] *watershed*
[5] *Minimum Moment of Phase Congruency-Laplacian*
[6] *Harris-Laplace*
[7] *Yu*
[8] *Sobel*
[9] *Ratio of Exponentially Weighted Averages*
[10] *Chi*
[11] *Histogram of Oriented Self-Similarity*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.2.4.0]
[DOI: 10.52547/jgit.10.2.63]

بالایی در برابر اختلافات روشنایی غیرخطی تصاویر چندسنسوری، برخوردار است.

۲-۳- تحقیقات انجام گرفته حول مرور و ارزیابی عوارض موضعی

در سال‌های اخیر، تحقیقات متعددی به مرور و ارزیابی الگوریتم‌های تشخیص و توصیف عوارض موضعی پرداخته‌اند [۳, ۴, ۱۹, ۴۶, ۴۷ و ۴۸]. تارین و سالیم[1] (۲۰۱۸) چندی از الگوریتم‌های تشخیص و توصیف عوارض موضعی، شامل الگوریتم نقاط کلیدی مستقل از مقیاس مستحکم باینری (*BRISK*[2])، *AKAZE*[3]، *SIFT* *KAZE*, *SURF*,و الگوریتم عوارض جهتی حاصل از قطعات شتاب‌یافته و ویژگی‌های اساسی دوران‌یافته مستحکم باینری (*ORB*[4]) را در تصاویر بینایی‌ماشین، مورد ارزیابی قرار داده‌اند [۴۹]. ارزیابی‌ها حاکی از پایداری بالاتر *SIFT* در برابر اختلافات مقیاس و *AKAZE* و *ORB* در برابر دوران است. همچنین الگوریتم‌های *BRISK* و *ORB* به دلیل ماهیت باینری‌بودن از کارآیی بالاتری برخوردارند. در تحقیقی دیگر، آربن و وینمان[5](۲۰۱۵) چارچوبی برای ارزیابی ترکیب چندین از آشکارسازها و توصیفگرهای عوارض موضعی را برای هم‌مرجع‌سازی تصاویر پانوراما‌ی حاصل از ابرنقاط تک-سنجنده، ارائه داده و به این نتیجه رسیدند که ترکیب انواع آشکارسازها و توصیفگرها به جای استفاده مستقیم از الگوریتم‌های *SIFT* و *SURF* نتیجه بهتری به‌دنبال خواهد داشت [۵۰]. هژدر و پوسزتائی[6](۲۰۱۶) ترکیبات متنوعی از انواع آشکارسازها و توصیفگرها را به‌کار گرفته‌اند [۵۱]. باتوجه به نتایج حاصل، آشکارساز نواحی بهینه با بیشینه پایداری *MSER*[7]، قادر به استخراج عوارض بیشتری بوده، اما *SURF* از دقت موقعیتی بالاتری برخوردار بوده‌است. پس از آن الگوریتم‌های *KAZE* و *AKAZE* عملکرد بهتری داشته‌اند. در تحقیقی دیگر، مصطفی و همکاران (۲۰۱۸) به مقایسه عملکرد *MSFD* با چندین از آشکارسازها از جمله *SIFT AKAZE*, *MSER* پرداخته‌اند [۳۸]. علیرغم برتری کلی *MSFD* در ادغام با توصیفگر *SIFT*، عملکرد آن، هنگام مواجهه با توزیع یکنواخت درجات خاکستری و بافت پس‌زمینه‌ای تکراری، مانند آسمان یا درختان، تقلیل می‌یابد. چین[8]و همکاران (۲۰۱۶) نیز به مقایسه عملکرد آشکارسازهای *SURF*,*SIFT*,*AKAZE* و *ORB* در کاربردهای بینایی ماشین پرداخته‌اند [۵۲]. بالاترین و پایین-ترین دقت، به ترتیب توسط *SURF* و *ORB* حاصل شده-است. عملکرد *SIFT* قابل‌مقایسه با *SURF* بوده و *AKAZE* نیز، حدواسط دقت و زمان‌محاسباتی را درپی داشته‌است. اشمید[9]و همکاران (۲۰۰۰) عملکرد چندی از آشکارسازهای نسبتا قدیمی را تحت اختلافات هندسی و روشنایی بررسی کرده، که نتایج حاکی از برتری نسخه توسعه‌یافته‌ای از *Harris* می‌باشد [۵۳]. گیل[10]و همکاران (۲۰۱۰) نیز، به‌منظور ردیابی و نقشه-برداری و موقعیت‌یابی همزمان بصری (*VSLAM*[11])، عملکرد تعدادی از آشکارسازها و توصیفگرهای عوارض موضعی را بررسی کرده‌اند [۵۴]. به‌طور کلی آشکارساز *Harris* عملکرد بهتری داشته، اما آشکارساز *MSER* نیز به‌هنگام مواجهه با اعوجاجات مختلف، بر سایر روش‌ها غلبه کرده‌است. همانطور که مشاهده می‌شود، ارزیابی‌ها اغلب به‌منظور بررسی الگوریتم‌های تشخیص و توصیف عوارض موضعی تواما بوده، لذا عملکرد آشکارسازها، به-تنهایی مورد بررسی قرار نگرفته‌است. از طرفی‌دیگر، بسیاری از این تحقیقات، در حوزه بینایی‌ماشین انجام گرفته‌است. چالش اصلی در این تصاویر، اختلافات هندسی بوده، درنتیجه بیشتر ارزیابی‌ها در برابر

[1] *Tareen and Saleem*
[2] *Binary Roust Invariant Scalable Keypoints*
[3] *Accelerated KAZE*
[4] *Oriented FAST and Rotated BRIEF*
[5] *Urban and Weinmann*
[6] *Hajdar and Pusztai*
[7] *Maximally Stable External Region*

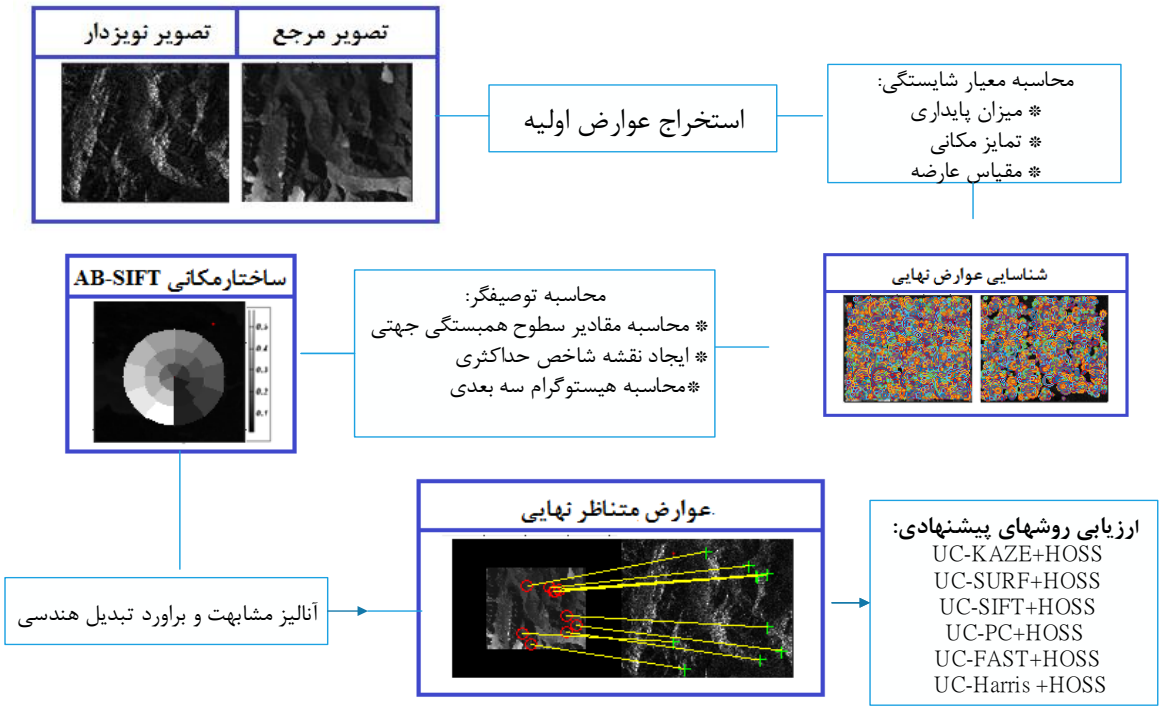
[8] *Chien*
[9] *Schmid*
[10] *Gil*
[11] *Visual Simultaneous Localization and Mapping*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.2.4.0]
[DOI: 10.52547/jgit.10.2.63]

اعوجاجات هندسی انجام گرفته‌است. به‌علاوه، الگوریتم-های به‌کاررفته، پایداری کافی در برابر نویز و تغییرات پیچیده رادیومتریکی تصاویر چندسنسوری سنحش از دوری را ندارند. بنابراین، باتوجه به موارد مذکور و گستردگی روش‌های ارائه شده، انتخاب چارچوب مناسب تناظریابی برای کاربردهای خاص همانند تناظریابی تصاویر چند سنسوری و تصاویر نویزی با چالش رو به رو بوده، درنتیجه، تحقیق پیش‌رو راهنمای مناسبی برای تحقق چنین هدفی می‌باشد. به‌همین جهت چندی از قدرتمندترین و جدیدترین آشکارسازهای موجود در دسته‌های فوق‌الذکر انتخاب شده و به ارزیابی و مقایسه عملکرد آن‌ها در ادغام با توصیفگر *HOSS*، درجفت تصاویر چندسنسوری آمیخته به سطوح مختلف نویز پرداخته خواهد شد.

۳-تناظریابی ترکیبی بر مبنای عوارض موضعی در تصاویر آغشته به نویز

همانطور که در بخش‌های قبلی بیان گردید، هدف عمده این تحقیق، مقایسه عملکرد آشکارسازهای موضعی در برابر نویز است. به‌همین منظور تعدادی از رایج‌ترین و قدرتمندترین آشکارسازهای فوق‌الذکر انتخاب شده و به‌طور جداگانه در هر کدام از تصاویر مقایسه اعمال شده‌اند. در مرحله بعد، عوارض متناظر بااستفاده از توصیفگر شاخص و پایدار *HOSS*، شناسایی می‌شوند. از تصاویر مقایسه به‌عنوان تصاویر مرجع و هدف یاد می‌شود. تصویر هدف علاوه بر اختلافاتی که خود ذاتا می‌تواند با تصویر مرجع داشته باشد(اختلاف مقیاس، اختلافات منظر، اختلافات غیرخطی رادیومتریکی و ...)، در گام‌های متوالی نیز به نویز آغشته می‌شود. در شکل(۲) مراحل روش پیشنهادی که مبتنی بر چارچوب عارضه‌مبنا بوده ،بیان شده است.



شکل۲: مراحل روش پیشنهادی

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.2.4.0]
[DOI: 10.52547/jgit.10.2.63]

۳-۱-افزودن نویز به یکی از تصاویر

در این مرحله نویز اسپکل به تصاویر راداری موجود در جفت تصاویر اول و دوم و نویز گوسین به تصویر نوری موجود در جفت تصویر سوم، در سطوح متوالی افزوده می‌شود. گام‌های افزایش نویزهای گوسین و اسپکل مطابق جدول (۱) است.

جدول۱: مراحل اعمال نویزهای گوسین و اسپکل

میزان آفست	نویز گوسین		نویز اسپکل
	میانگین	انحراف‌معیار	انحراف‌معیار
گام ۱	۰	۰/۰۱	۰/۰۱
گام ۲	۰	۰/۶۸	۰/۰۶۸
گام ۳	۰	۰/۱۲۶	۰/۱۲۶
گام ۴	۰	۰/۱۸۴۰	۰/۱۸۴۰
گام ۵	۰	۰/۲۴۲	۰/۲۴۲
گام ۶	۰	۰/۳۰	۰/۳۰

۳-۲- محاسبه آشکارساز عوارض

همانطور که اشاره گردید، شروع فرآیند تناظریابی عارضه‌مبنا با استخراج عوارض موضعی همراه است. به منظور استخراج عوارض موضعی، از آشکارسازهای مستقل از دوران *Harris*، *FAST*، *PC* و آشکارسازهای مستقل از مقیاس *SIFT*، *SURF* و *KAZE* استفاده شده‌است. این آشکارسازها به‌صورت جداگانه در هر کدام از تصاویر اعمال شده و سپس وارد الگوریتم شایستگی یکنواخت خواهند شد[۵].

۳-۳- الگوریتم شایستگی یکنواخت

ایده اساسی الگوریتم شایستگی یکنواخت رتبه‌دهی وزن‌دار سه معیار کیفیت، از جمله پایداری ، تمایز در فضای مکان و مقیاس است.

معیار پایداری: هر آشکارساز از یک معیار کمی به‌منظور تعیین میزان ثبات عارضه در برابر اتواع تبدیلات هندسی و رادیومتریکی استفاده می‌کند. برای مثال می‌توان به معیار گوشه‌بودن در عارضه *Harris* به‌کمک ماتریس خودهمبستگی اشاره کرد. در الگوریتم شایستگی یکنواخت از پاسخ عارضه ورودی برای معیار پایداری استفاده می‌شود.

معیار تمایز مکانی: عوارض مستخرج به‌منظور تناظریابی موفقیت‌امیز، باید از سطوح اطلاعات کافی برخوردار بوده و بعبارتی مقادیر درجات خاکستری حول هرعارضه، تنوع کافی داشته باشند. در این الگوریتم از میانگین مقادیر فاز محلی هارمونیک‌های فوریه به‌منظور تعیین میزان تمایز مکانی استفاده می‌شود.

معیار تمایز در فضای مقیاس: اندازه عوارض نقش مهمی را در تناظریابی ایفا می‌کند. به‌طور کلی عوارض کوچک از دقت موقعیتی بالایی برخوردار هستند. از طرفی عوارض بزرگ قدرت تمایز و پایداری بالاتری در برابر انواع تبدیلات هندسی دارند. نکته مهم آنست که از انتخاب عوارض خیلی بزرگ و خیلی کوچک بایستی اجتناب ورزید. در این الگوریتم از اختلاف اندازه هر عارضه با میانگین اندازه عوارض به‌عنوان معیار تمایز در فضای مقیاس استفاده می‌شود.

رابطه (۱)، مقدار هر معیار در نظر گرفته‌شده را بای هر عارضه مستخرج نشان می‌دهد. فرضا اگر تعداد عوارض اولیه n و تعداد معیارها m باشد، مقدار هر معیار عارضه برابرست با تعداد عوارضی که مقدار معیار آن‌ها کمتر از معیار عارضه مورد نظر باشد.

$$r_i^j = \left\{ x_k^j : x_k^j \le x_i^j \right\} \qquad \text{رابطه(۱)}$$

حال مطابق رابطه(۲)، میزان شایستگی هر عارضه بااستفاده از ترکیب وزن‌دار معیارهای درنظر گرفته‌شده محاسبه می‌شود.

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.2.4.0]
[DOI: 10.52547/jgit.10.2.63]

رابطه(۲) $$c_j = \sum_{j=1}^{m} w^j (n - r_i^j)$$

در رابطه (۲)، C_i مقدار نهایی شایستگی عارضه i و w^j مقدار وزن درنظر گرفته شده برای معیار j می‌باشد. بدیهیست که مجموع مقادیر وزن‌ها برابر با ۱ خواهد بود. همانطور که اشاره گردید، هرچقدر شایستگی عوارض بیشتر باشد، احتمال موفقیت تناظریابی بالاتر خواهد بود.

به منظور حصول تناظریابی مستقل از مقیاس، عوارض مستخرج باید توزیع یکنواختی در فضای مقیاس داشته باشند. درنتیجه عوارض در سه لایه مقیاس تقسیم شده و میانگین اندازه عوارض در هرلایه به‌عنوان ضریب مقیاس درنظر شده‌است. رابطه (۳)، تعداد عوارض مربوط به هر لایه را نشان می‌دهد.

رابطه(۳) $$N_i = N * F_i$$

در رابطه(۳)، N تعداد کل عوارض مستخرج در تصویر و F_i وزن لایه i بوده و با توجه به ضریب مقیاس لایه محاسبه می‌شود. جزییات بیشتر در [۵] موجود است. از انجایی که عوارض نقطه‌ای فاقد اندازه هستند، توزیع در فضای مقیاس برای آن‌ها مطرح نیست.

درنهایت، مطابق با رابطه (۴)، به‌منظور توزیع یکنواخت در فضای مکان، تصویر ورودی به سلول‌های منظمی تقسیم شده و تعداد عوارض در هر سلول محاسبه خواهد شد.

رابطه(۴)

$$N_{cx} = N\left[\frac{w_S * S_k}{\sum S_k} + \frac{w_C * C_k}{\sum C_k} + \frac{(1 - w_S * w_C) * n_k}{\sum n_k}\right]$$

در رابطه(۴)، S_k مجموع مقادیر تمایز مبنی بر فاز محلی برای پیکسل‌های درون سلول k، C_k میانگین مقادیر شایستگی عوارض موجود در سلول k ، n_k تعداد عوارض اولیه موجود در سلول k است. w_S و w_C نیز مقادیر وزن شایستگی و تمایز مکانی هستند. در نهایت در هر سلول، عوارضی که بالاترین مقدار شایستگی را داشته باشند، انتخاب خواهند شد.

۳-۴- محاسبه توصیفگر *HOSS*

به‌منظور حصول تناظریابی مستقل از دوران، بایستی به هر عارضه جهتی اختصاص داده و نسبت به ان دوران داده شود. درنتیجه عوارض ساختار هندسی یکسانی خواهند داشت. بنابراین انتظار می‌ری ود باعمال تخصیص جهت اصلی به عوارض مستخرج در تصاویری که از اختلاف جهت برخوردارند، پایداری در برابر اختلافات هندسی افزایش یابد. در این تحقیق از روش استاندارد[۱] [۳۳] استفاده شده که برمبنای هیستوگرام جهتی است، بدین‌معنی که محدوده ۰ تا۳۶۰ درجه به n قسمت تقسیم شده و در هرقسمت، مجموع گرادیان وزن‌دهی شده به‌عنوان مقدار هیستوگرام، در نظرگرفته می‌شود.

همانطور که گفته شد، توصیفگر *HOSS* از جمله شاخص‌ترین و جدیدترین توصیفگرهای توزیع‌مبنا بوده و از یک هیستوگرام سه بعدی بر مبنای نمایش جدیدی از مقادیر خودشباهتی محلی[۲] استفاده می‌کند. بدین‌صورت که ناحیه حول هر عارضه مستخرج، به قطعات کوچکتر تقسیم شده و مقدار همبستگی هر کدام از آن‌ها با قطعه مرکزی، در جهات مختلف، محاسبه می‌شود. سپس یک هیستوگرام سه بعدی بر مبنای نقشه شاخص حداکثری از مقادیر همبستگی جهتی، در قالب ساختار مکانی *AB-SIFT*[3] [۵۵] ایجاد می‌شود. در تحقیق پیش‌رو، از آنجا که از عوارض دایره-ای استفاده شده‌است، برای هر موقعیت، یک ناحیه دایروی با توجه با شعاع سه‌برابر مقیاس عارضه، استخراج شده، که به‌منظور حصول استقلال از مقیاس، به یک ناحیه ۴۱ در ۴۱ پیکسل، نرمال‌سازی می‌شود. تصاویر سطوح همبستگی به‌جای اینکه به‌طور سراسری و برای کل تصویر استخراج شوند، داخل ناحیه نرمال-

[۱] *Standard Method*

[۲] *Local Self Similarity*

[۳] *Adaptive Binning SIFT*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.2.4.0]
[DOI: 10.52547/jgit.10.2.63]

شده حول مرکز عارضه، محاسبه می‌شوند. درنتیجه توصیفگر حاصل مستقل از مقیاس خواهد شد. انتظار می‌رود که استفاده از مقادیر خودشباهتی محلی در جهات مختلف به جای تصویر درجات خاکستری و یا گرادیان، پایداری بالاتری در برابر نویز و تغییرات غیرخطی درجات خاکستری داشته باشد. همچنین علاوه بر پایداری در برابر تغییرات رادیومتریکی پیچیده، پایداری در برابر اختلافات هندسی از جمله تغییرات مقیاس و سایر اعوجاجات محلی نیز، به نحو احسن فراهم گردد.

در مرحله بعد، متناظرهای اولیه، مطابق با [۵۵] استفاده از معیار فاصله اقلیدسی و با در نظر گرفتن قید منحصربه‌فردی تعیین می‌شوند. از آن‌جا که تصاویر مورد استفاده، تصاویر واقعی بودند، به تعداد کافی نقاط کنترل دستی دقیق به‌منظور برآورد پارامترهای تبدیل هندسی مورد نیاز است. ما در این تحقیق از تبدیل هندسی پروژکتیو استفاده کردیم. در مرحله بعد متناظرهای برآوردشده به‌عنوان نقاط چک به تبدیل هندسی معرفی می‌گردد. درنهایت برای تمامی جفت تصاویر و الگوریتم‌ها، نقاطی که دقت‌مکانی کمتر از ۳ پیکسل داشته، بعنوان متناظرهای صحیح، درنظر گرفته‌خواهند شد. شایان ذکر است که تمامی الگوریتم-های ارزیابی توسط نویسندگان مقاله پیاده‌سازی شده و پارامترهای مورد نیاز برای الگوریتم شایستگی یکنواخت و توصیفگر مطابق [۵و۲۰] تنظیم شده‌اند.

۴- نتایج و بحث

مطابق توضیحات پیشین، هدف عمده این تحقیق، ارزیابی عملکرد آشکارسازهای عوارض موضعی در برابر نویز در تصاویر چندسنسوری ماهواره‌ای است. بدین-منظور، عملکرد آشکارسازهای عوارض موضعی به‌همراه توصیفگر *HOSS* در تصاویر انتخابی با استفاده از ۵ معیاراساسی تکرارپذیری[۱]، صحت[۲]، دقت‌مکانی (*RMSE*[۳])، تعداد متناظرهای صحیح و بازخوانی[۴]، که از معیارهای اساسی ارزیابی الگوریتم‌های تناظریابی هستند، مورد مقایسه قرار گرفتند. حائز اهمیت است، نرخ تکرارپذیری به‌طور ویژه در ارتباط با آشکارساز عوارض موضعی بوده و مطابق رابطه (۵) محاسبه می-شود. این معیار که قبل از انجام فرایند تناظریابی، محاسبه می‌شود، عبارت است از نسبت عوارض تکرار پذیر به تعداد کل عوارض استخراج شده .به‌منظور تعیین عوارض تکرار شده، ابتدا ارتباط هندسی میان جفت تصویر، بااستفاده از نقاط کنترل دقیق برآورد می-شود. بدین صورت که هر عارضه در تصویر سمت چپ بااستفاده از تبدیل هندسی پروژکتیو به تصویر سمت راست منتقل می‌شود. اگر فاصله عارضه منتقل شده، از نزدیکترین عارضه در تصویر راست، از یک مقدار حداستانه، کمتر بود، جفت عارضه مورد نظر به‌عنوان عوارض تکرار شده، انتخاب می‌شوند. نرخ تکرارپذیری به‌تنهایی کافی نیست. عوارض مستخرج بایستی از میزان تمایز و اطلاعات ساختاری بالایی برخوردار باشند. لذا سایر معیارها پس از محاسبه توصیفگر و انجام تناظریابی محاسبه می‌شوند. معیار بازخوانی به-معنای نسبت متناظرهای صحیح بر کل متناظرها و معیار صحت به‌معنای نسبت متناظرهای صحیح بر مجموع متناظرهای صحیح و اشتباه است. روش محاسباتی سایر معیارها در روابط (۶) تا (۸) نشان داده شده است.

$$R_{rate} = \frac{N_C}{\min(N_L, N_R)} \qquad \text{رابطه(۵)}$$

$$recall = \frac{N_{correct}}{N_C} \qquad \text{رابطه(۶)}$$

$$precision = \frac{N_{correct}}{N_{totall}} \qquad \text{رابطه(۷)}$$

[۱] *Repeatability*

[۲] *Precision*

[3] *Root Mean Square Error*

[۴] *Recall*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.2.4.0]
[DOI: 10.52547/jgit.10.2.63]

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N_{correct}} d_i^2}{N_{correct}}} \quad \text{رابطه(۸)}$$

که R_{rate}، N_L، N_R و N_C به‌ترتیب نرخ تکرارپذیری، تعداد عوارض مستخرج در تصاویر چپ و راست و عوارض تکرار پذیر است. همچنین $N_{correct}$، N_{total} و d_i به‌ترتیب تعداد متناظرهای صحیح، کل متناظرهای شناسایی‌شده توسط الگوریتم و میزان جابه‌جایی *ith* را نشان می‌دهند. هرچه بازخوانی بالاتر، محتوای اطلاعاتی و قابلیت الگوریتم در شناسایی متناظرها بالاتر و هرچه صحت بالاتر، تمایز بالاتر و میزان اشتباهات پایین‌تر خواهد بود. *RMSE* بیانگر دقت‌مکانی بوده و معیاری از میزان جابه‌جایی جفت‌های متناظر است. لازم به ذکر است تمامی ارزیابی‌ها در محیط *MATLAB 2020b* و سیستم با مشخصات *(Core i7, CPU 2.2 GH, RAM 8.0 GB)* انجام گرفته‌است.

۴-۱- داده‌های مورد استفاده

داده‌های مورد استفاده در تحقیق پیش‌رو، شامل چهار جفت تصویر ماهواره‌ای بوده که در شکل(۳) نشان داده شده‌اند. جفت تصویر اول مربوط به سنجنده‌های لندست[۱] و رادارست[۲] بوده که علاوه بر اختلافات غیرخطی رادیومتریکی تصاویر چندسنسوری، از اختلافات مقیاس و جهت قابل‌توجهی برخوردارند. جفت‌تصاویر دوم و سوم توسط سنجنده‌های سنتینل۱[۳]و سنتینل۲[۴] اخذ شده‌اند. این تصاویر نیز علاوه بر اختلافات غیرخطی رادیومتریکی، از قدرت-تفکیک مکانی متفاوت برخوردارند. درنهایت جفت تصویر چهارم مربوط به یک سنجنده، اما باندهای طیفی گوناگون (نوری–مادون قرمز) هستند. این تصاویر که از همپوشانی نسبتا پایینی برخوردار بوده، عمدتا دارای درجات خاکستری معکوس هستند.

ملاحظه می‌گردد که تصاویر انتخابی از اختلافات هندسی و رادیومتریکی متنوعی برخوردار بوده، چراکه هدف آنست که عملکرد الگوریتم‌های انتخابی علاوه بر سطوح مختلف نویز، در برابر چالش‌های احتمالی مختلف، مورد بررسی قرار گیرد. به‌همین‌منظور از اعمال هرگونه پیش‌پردازش، اعم از بازنمونه‌برداری، فیلترهای نرم‌کننده، کاهش نویز و ... بر روی تصاویر، اجتناب ورزیده شده است.

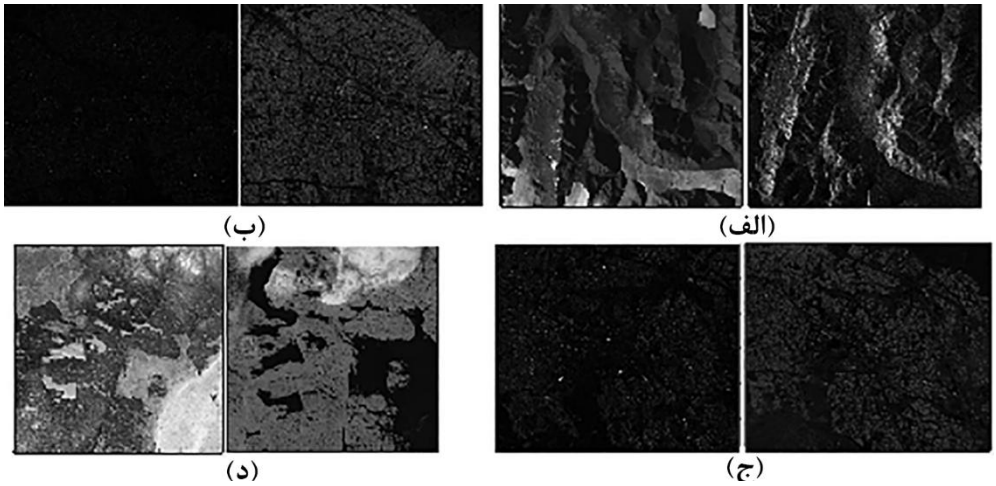
۴-۲- ارزیابی آشکارسازهای موضعی

همانطورکه اشاره گردید، در این تحقیق عملکرد سه آشکارساز مستقل از دوران *Harris*، *FAST* و *PC* و سه آشکارساز مستقل از مقیاس *SURF*، *KAZE* و *SIFT* در تصاویر چندسنسوری مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. در ابتدا به‌منظور یکپارچه‌سازی ارزیابی‌ها، در هر کدام از تصاویر، ۳۵۰۰ عدد از عوارض نهایی الگوریتم شایستگی یکنواخت معرفی می‌شود. لذا پایدارترین عوارض موضعی با توزیع مناسب در فضای مکان و مقیاس انتخاب خواهد شد.

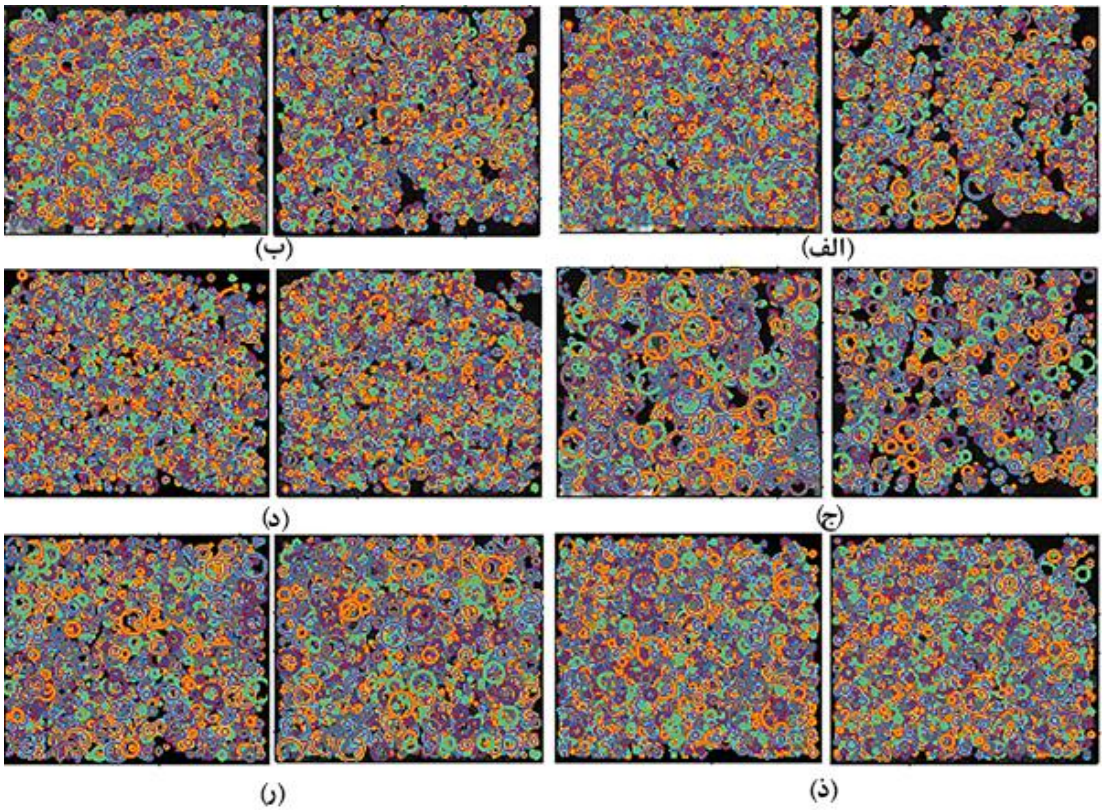
در شکل(۴) توزیع عوارض مستقل از مقیاس در فضای مقیاس برای جفت تصاویر نشان داده شده است. باتوجه به اینکه شعاع دایره مستخرج در ارتباط با مقیاس عارضه ناحیه‌ای است، مشاهده می‌شود که الگوریتم شایستگی‌یکنواخت، عمدتا اقدام به انتخاب عوارض با مقیاس متوسط، نموده‌است.

[۱] *LandSat*
[۲] *RadarSat*
[۳] *Sentinel1*
[۴] *Sentinel2*

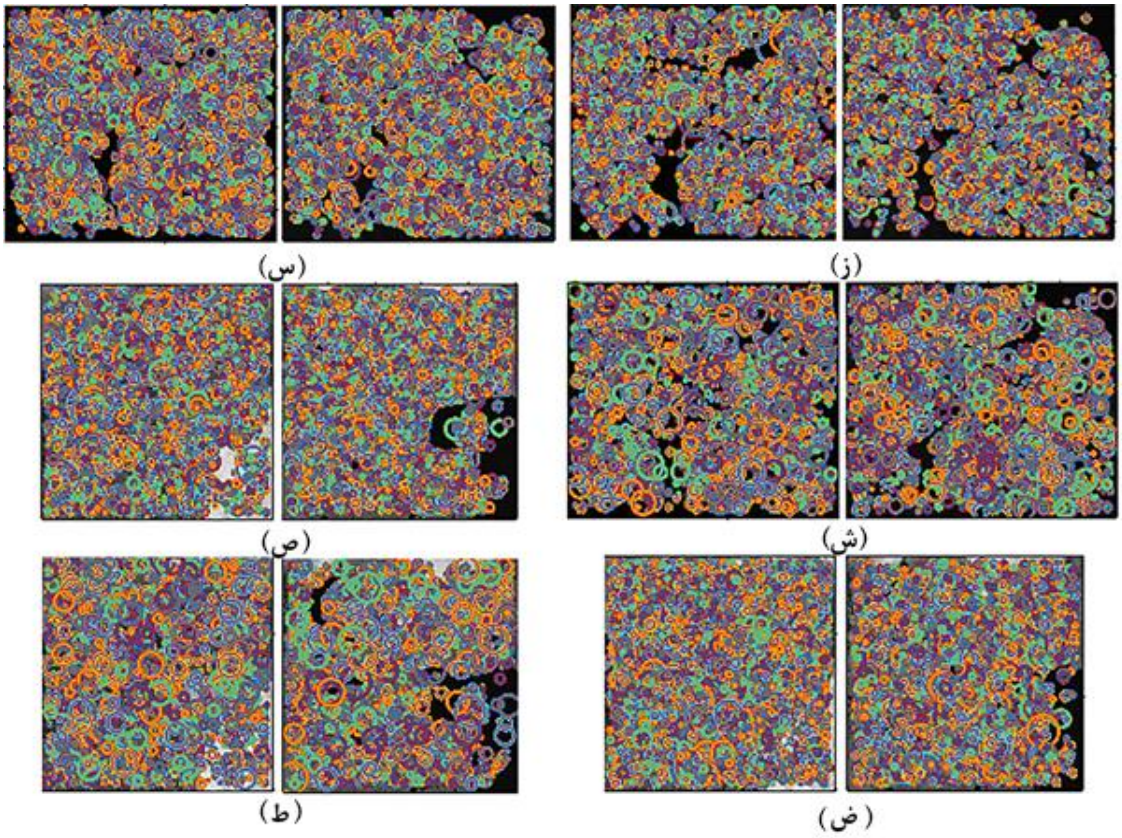
[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.2.4.0]
[DOI: 10.52547/jgit.10.2.63]



شکل ۳: جفت‌تصاویر چندسنسوری مورد استفاده، الف) جفت تصویر اول (لندست-رادارست) ، ب) جفت‌تصویر دوم (سنتینل۱-سنتینل۲)، ج) جفت‌تصویر سوم (سنتینل۱-سنتینل۲)، د) جفت‌تصویر چهارم (تصاویر چندطیفی نوری-مادون‌قرمز)

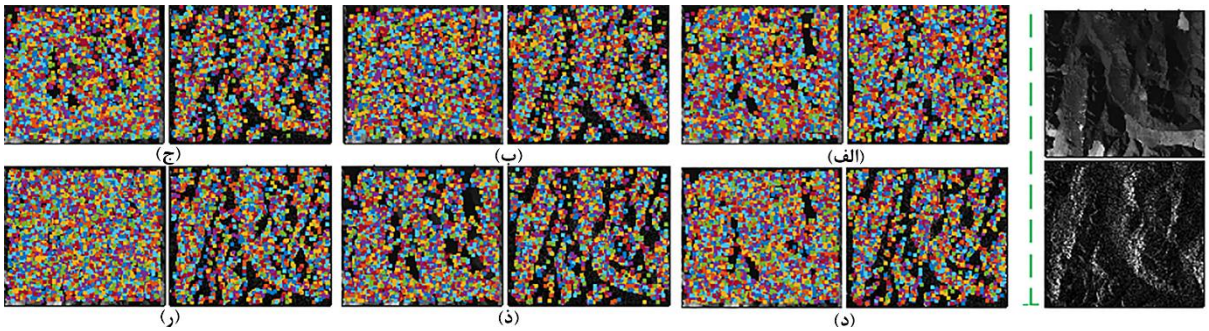


[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.2.4.0]
[DOI: 10.52547/jgit.10.2.63]



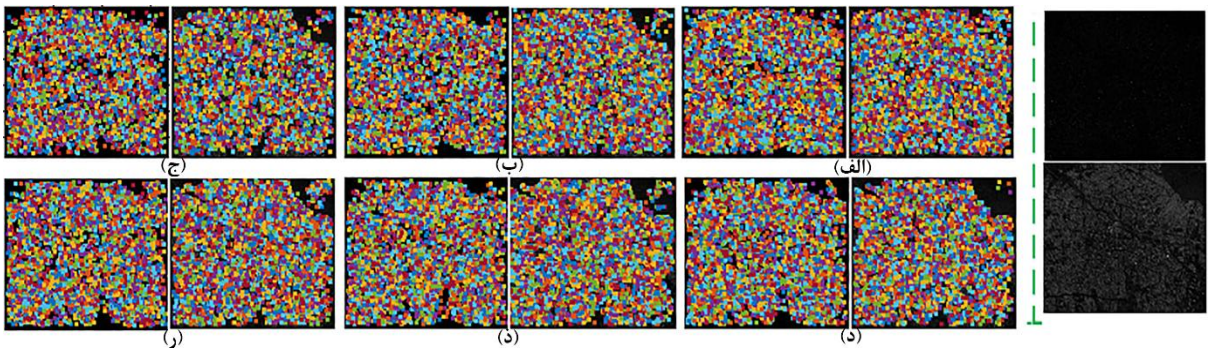
شکل۴: توزیع عوارض دایروی در فضای مقیاس.(الف) تا (ج): به ترتیب عوارض *UC-SURF*، *UC-KAZE* و *UC-SIFT* در جفت‌تصویر اول. (د) تا (ر): به ترتیب عوارض *UC-SURF*، *UC-KAZE* و *UC-SIFT* در جفت‌تصویر دوم. (ز) تا (ش): به ترتیب عوارض *UC-SURF*، *UC-KAZE* و *UC-SIFT* در جفت‌تصویر سوم. (ص) تا (ط): به ترتیب عوارض *UC-SURF*، *UC-KAZE* و *UC-SIFT* در جفت‌تصویر چهارم

در شکل(۵) تا شکل(۸)، توزیع مکانی عوارض مختلف برای جفت تصاویر، در حضور نویزهای اسپکل و گوسین مطابق جدول (۱) با گام چهارم نشان داده شده است. مشاهده می‌شود که علی‌رغم اینکه این تصاویر در کنار نویز اعمال‌شده از اعوجاجات متفاوت هندسی و رادیومتریکی برخوردارند، الگوریتم شایستگی یکنواخت برای تمامی عوارض اولیه، اعم از نقطه‌ای و ناحیه‌ای، توزیع مکانی مناسبی فراهم آورده است.

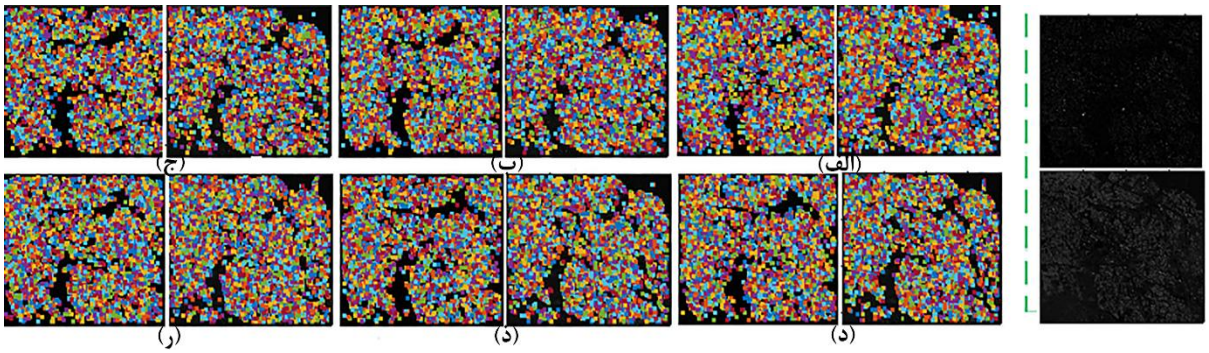


شکل۵: توزیع عوارض در فضای مکان برای جفت‌تصویر اول ،(الف): عوارض *UC-SIFT*، (ب): عوارض *UC-SURF*، (ج): عوارض *UC-KAZE*، (د): عوارض *UC-Harris*، (ذ): *UC-FAST*، (ر): عوارض *UC-PC*

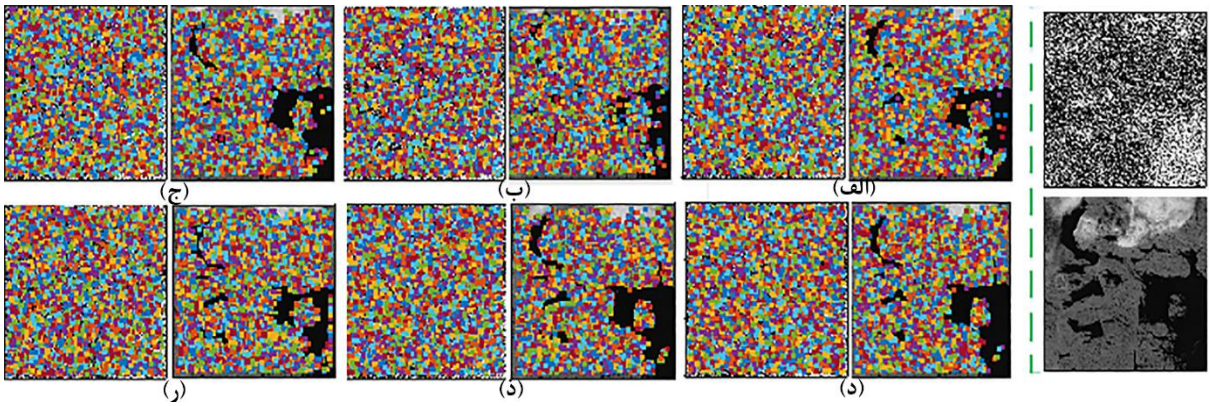
[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.2.4.0]
[DOI: 10.52547/jgit.10.2.63]



شکل۶ : **توزیع عوارض در فضای مکان برای جفت‌تصویر دوم،(الف): عوارض *UC-SIFT*، (ب): عوارض *UC-SURF*، (ج): عوارض *UC-KAZE*، (د): عوارض *UC-Harris*، (ذ): *UC-FAST*، (ر): عوارض *UC-PC***



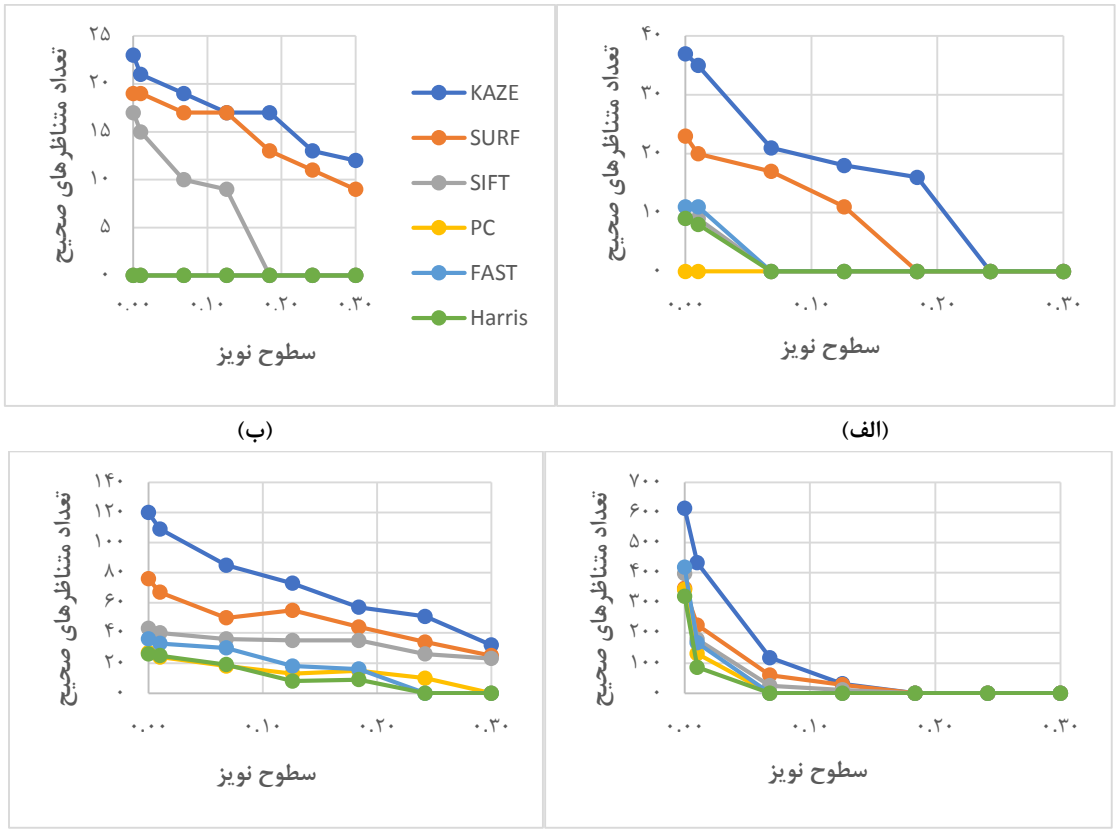
شکل۷: **توزیع عوارض در فضای مکان برای جفت‌تصویر سوم،(الف): عوارض *UC-SIFT*، (ب): عوارض *UC-SURF*، (ج): عوارض *UC-KAZE*، (د): عوارض *UC-Harris*، (ذ): *UC-FAST*، (ر): عوارض *UC-PC***



شکل۸: **توزیع عوارض در فضای مکان برای جفت‌تصویر چهارم،(الف): عوارض *UC-SIFT*، (ب): عوارض *UC-SURF*، (ج): عوارض *UC-KAZE*، (د): عوارض *UC-Harris*، (ذ): *UC-FAST*، (ر): عوارض *UC-PC***

پس از استخراج عوارض موضعی در هر کدام از تصاویر به‌طور جداگانه، نوبت به محاسبه توصیفگر و متناظرسازی عوارض می‌رسد. نتایج حاصل از تعداد متناظرهای صحیح در شکل(۹) نشان داده شده‌است.

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.2.4.0]
[DOI: 10.52547/jgit.10.2.63]



شکل۹: تعداد متناظرهای صحیح در حضور سطوح متوالی نویز، (الف) جفت تصویر اول، (ب) جفت‌تصویر دوم، (ج) جفت‌تصویر سوم، (د) جفت‌تصویر چهارم

همانطور که مشاهده می‌شود، عملکرد آشکارسازهای نقطه‌ای در جفت تصویر اول، کاملا با شکست مواجه شده است؛ زیرا این تصاویر از اختلاف مقیاس قابل‌توجهی برخوردار هستند. در واقع آشکارسازهای مستقل از مقیاس بااستفاده از فضای مقیاس و شبیه-سازی توصیف‌های مختلف در مقیاس‌های متعدد، اقدام به استخراج ساختارهای متمایز تصویری نموده، در حالی‌که آشکارسازهای نقطه‌ای از انجا که فاقد اندازه بوده، قادر به تشخیص عوارض موضعی ساختاری در چنین تصاویری نیستند. از بین سه تا آشکارساز مستقل از مقیاس مورد استفاده، همانطور که انتظار می‌رفت، آشکارساز *KAZE* به‌دلیل ماهیت فضای مقیاس مبتنی بر عملگرهای انطباقی غیرخطی، توانایی نسبتا خوبی در برابر سطوح مختلف نویز و الگوی غیرخطی درجات خاکستری میان تصاویر نوری و رادار داشته، درنتیجه قادر به استخراج تعداد متناظرهای صحیح بیشتری در مقایسه با *SIFT* و *SURF* بوده است. البته عملکرد اشکارساز *SURF* اختلاف کمی با *KAZE* داشته که این امر ناشی از پایداری بالای فیلترهای جعبه‌ای به‌کار رفته درون آن، در برابر نویز و تغییرات غیرخطی شدید رادیومتریکی است.

روند عملکرد آشکارسازهای مستقل از مقیاس در جفت تصاویر دوم و سوم نیز تقریبا مشابه حالت قبلی است، با این تفاوت که اختلافات ذاتی رادیومتریکی میان این تصاویر کمتر بوده، بنابراین نتایج حاصل از سه آشکارساز ناحیه‌ای به‌هم نزدیک‌تر است. اما همچنان

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.2.4.0]
[DOI: 10.52547/jgit.10.2.63]

آشکارساز *KAZE* از توانایی بالاتری در مقابله با سطوح مختلف نویز برخوردار است. همچنین از آنجا که این تصاویر از اختلاف مقیاس و جهت پایین‌تر و همپوشانی کافی برخوردار بوده، آشکارسازهای نقطه‌ای نیز قادر به تشخیص عوارض موضعی بوده‌اند. از میان این آشکارسازها، الگوریتم *FAST* پایداری بالاتری در برابر نویز داشته‌است. بااین حال، همچنان در سطوح بالای نویز، آشکارسازهای نقطه‌ای قادر به شناسایی مناظرهای کافی نبوده‌اند. در خصوص جفت تصویر چهارم نیز، نتایج حاکی از شناسایی تعداد متناظرهای بالاتر توسط آشکارساز *KAZE* است. این تصاویر که توسط یک سنجنده، اما در باندهای طیفی گوناگون، اخذ شده‌اند، دارای درجات خاکستری عمدتا معکوس بوده و برخلاف تصاویر راداری حاوی نویز ذاتی اسپکل نیستند. بنابراین استفاده از فیلترهای نرم‌شونده می‌تواند موجب تارشدگی تصویر و تحت‌الشعاع قرارگرفتن اطلاعات هندسی گردد. با این حال *KAZE* و *SURF* از اختلاف بالایی برخوردار نبوده که این امر دال بر پایداری بالای نوع فیلتر نرم کننده درون آن یعنی فیلترهای جعبه‌ای در برابر اختلافات متنوع رادیومتریکی و سطوح نویز است. همچنین در بسیاری از آزمایش‌ها ، از اختلاف عملکرد آشکارساز نقطه‌ای *FAST* و *SIFT* در بسیاری از سطوح نویزی کاسته می‌شود. این امر حاکی از آن است که در این جفت‌تصویر، برخلاف تصاویر نوری-رادار، در صورت وجود اختلاف مقیاس ناچیز، آشکارساز نقطه‌ای *FAST*، به‌خوبی با سطوح نویز و الگوی غیرخطی رادیومتریکی مقابله کرده، و با توجه به سرعت بالای محاسباتی، انتخاب بهتری در مقایسه با *SIFT* خواهند بود.

در جداول(۲) تا (۵)، نتایج حاصل از سایر معیارهای ارزیابی ذکر شده است. با توجه به ماهیت تصادفی ایجاد نویز مصنوعی، بی‌نظمی‌های اندکی مشاهده می‌شود، اما به‌طور کلی نتایج حاصل از سایر پارامترها با تعدادمتناظرهای صحیح همخوانی دارد. دقت مکانی آشکارسازهای مستقل از مقیاس به‌طورکلی بالاتر از آشکارسازهای نقطه‌ای است. همچنین دقت مکانی *SIFT* در مقایسه با *SURF* و *KAZE* پایین‌تر است. چراکه فضای مقیاس گوسین ایجاد شده و نصف‌شدن ابعاد تصویر طی انتقال به اوکتاوهای بالاتر، لبه‌ها و اطلاعات هندسی را تحت‌الشعاع قرار داده، درنتیجه دقت مکانی کاهش پیدا کرده است. به طور کلی دقت مکانی آشکارسازهای *SURF* و *KAZE* نزدیک به‌هم بوده که حاکی از پایداری بالای فضای مقیاس مبتنی بر فیلترهای جعبه‌ای در آشکارساز *SURF* و فضای مقیاس غیرخطی مبتنی بر عملگرهای انطباقی آشکارساز *KAZE* در برابر سطوح مختلف نویز، اختلافات روشنایی و حفظ ساختارهای هندسی تصاویر است. همچنین، مشاهده می‌شود که در بسیاری از ارزیابی‌ها، نرخ تکرارپذیری آشکارسازهایی که عملکرد ضعیفتری داشته‌اند، بالاتر است. این مساله حاکی از عدم پایداری کافی در برابر سطوح نویز و الگوی پیچیده رادیومتریکی تصاویر چندسنسوری بوده، درنتیجه، بسیاری از عوارض استخراج شده، عوارض ناپایدار و نویزی است، که از میزان تمایز عوارض کاسته و موجب مشابهت بردار توصیفگر آن‌ها می‌شود. بنابراین علی‌رغم تکرارپذیری بالا، متناظرهای صحیح کم‌تری شناسایی خواهد شد. این مساله به‌طور ویژه در خصوص آشکارسازهای *Harris* و *SIFT* صادق است. همانطور که قبلا بیان‌گردید، استفاده از فضای مقیاس مبتنی بر فیلترهای نرم‌شونده مانند فیلتر گوسین و تغییر ابعاد در اوکتاوهای بعدی، باعث کاهش تمایز عوارض مستخرج و تضعیف اطلاعات هندسی و جزییات خواهد شد. آشکارسازنقطه‌ای *Harris* نیز علاوه‌بر عدم استقلال از مقیاس، قادر به مقابله با سطوح نویز و تغییرات غیرخطی رادیومتریکی میان جفت‌تصویر نیست. بنابراین به‌طور کلی الگوریتم *UC-KAZE+HOSS* از منظر تمامی پارامترهای ارزیابی به‌منظور تناظریابی تصاویر چندسنسوری و سایر جفت-تصاویری که از نویز شدید و سایر تغییرات پیچیده رادیومتریکی و هندسی برخوردارند، پیشنهاد می‌شود. بدیهیست که عملکرد موفقیت‌آمیز این الگوریتم و به-

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.2.4.0]
[DOI: 10.52547/jgit.10.2.63]

طور کلی میزان عملکرد سایر الگوریتم‌ها، تنها ناشی از آشکارساز به‌کار رفته نبوده، بلکه توصیفگر مستقل از مقیاس *HOSS* نیز با استخراج ساختارهای خودشباهتی محلی درجهات مختلف، پایداری و تمایز بالایی در برابر نویز و سایر اعوجاجات غیرخطی رادیومتریکی و درجات خاکستری معکوس، فراهم آورده است.

جدول۲: نتایج حاصل از معیارهای ارزیابی جفت تصویر اول (لندست–رادارست)

معیار	الگوریتم	جفت‌تصویر اصلی	انحراف‌معیار نویز اسپکل				
			۰٫۰۱	۰٫۰۶۸	۰٫۱۲۶	۰٫۱۸۴	۰٫۲۴	۰٫۳
تکرارپذیری (٪)	*UC-KAZE+HOSS*	۳۲٫۶	۳۲٫۷	۳۲٫۶	۳۲٫۶	۳۲٫۵	۳۳٫۴	۳۳٫۲
	UC-SURF+HOSS	۳۷٫۰	۳۶٫۴	۳۳٫۸	۳۲٫۹	۳۳٫۳	۳۳٫۳	۳۳٫۲
	UC-SIFT+HOSS	۳۸٫۴	۳۸٫۲	۳۸٫۹	۳۸٫۶	۳۸٫۸	۴۰٫۱	۲۸٫۸
	UC-PC+HOSS	۳۱٫۶	۳۰٫۵	۳۰٫۹	۲۸٫۹	۲۹٫۷	۲۹٫۷	۳۸٫۸
	UC-FAST+HOSS	۳۳٫۵	۳۲٫۷	۳۱٫۸	۳۲٫۸	۳۱٫۵	۳۱٫۷	۳۲٫۸
	UC-Harris+ HOSS	۳۳٫۷	۳۲٫۸	۳۳٫۵	۳۳٫۶	۳۲٫۹	۳۳٫۱	۳۲
بازخوانی (%)	*UC-KAZE+HOSS*	۲٫۰	۱٫۸	۱٫۷	۱٫۵	۱٫۵	۱٫۱	۱٫۱
	UC-SURF+HOSS	۲٫۰	۲٫۴	۲٫۳	۲٫۴	۱٫۸	۱٫۵	۱٫۱
	UC-SIFT+HOSS	۱٫۵	۱٫۳	۰٫۹	۰٫۸	۰	۰	۰
	UC-PC+ HOSS	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰
	UC-FAST+HOSS	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰
	UC-Harris+ HOSS	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰
صحت (%)	*UC-KAZE+HOSS*	۲٫۶	۲٫۴	۲٫۱	۱٫۹	۲٫۰	۱٫۸	۱٫۵
	UC-SURF+HOSS	۲٫۳	۲٫۸	۲٫۴	۲٫۶	۲٫۰	۱٫۸	۱٫۵
	UC-SIFT+HOSS	۲٫۱	۱٫۹	۱٫۲	۱٫۱	۰	۰	۰
	UC-PC+ HOSS	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰
	UC-FAST+HOSS	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰
	UC-Harris + HOSS	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰
دقت مکانی، RMSE، (پیکسل)	*UC-KAZE+HOSS*	۱٫۲۶	۱٫۲۷	۱٫۲۹	۱٫۲۵	۱٫۲۷	۱٫۳	۱٫۴۲
	UC-SURF+HOSS	۱٫۳	۱٫۳۷	۱٫۲۵	۱٫۳۳	۱٫۴۰	۱٫۴۲	۱٫۴۳
	UC-SIFT+HOSS	۱٫۴۱	۱٫۴۰	۱٫۳۳	۱٫۲	~	~	~
	UC-PC+ HOSS	~	~	~	~	~	~	~
	UC-FAST+HOSS	~	~	~	~	~	~	~
	UC-Harris + HOSS	~	~	~	~	~	~	~
تعداد متناظرهای صحیح (#)	*UC-KAZE+HOSS*	۲۳	۲۱	۱۹	۱۷	۱۷	۱۳	۱۲
	UC-SURF+HOSS	۱۷	۱۹	۱۷	۱۷	۱۳	۱۱	۹
	UC-SIFT+HOSS	۱۶	۱۵	۱۰	۹	۰	۰	۰
	UC-PC+ HOSS	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰
	UC-FAST+HOSS	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰
	UC-Harris + HOSS	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.2.4.0]
[DOI: 10.52547/jgit.10.2.63]

جدول۳ : نتایج حاصل از پارامترهای ارزیابی جفت تصویر دوم (سنتینل۱-سنتینل۲)

معیار	الگوریتم	جفت‌تصویر اصلی	انحراف‌معیار نویز اسپکل				
			۰٫۰۱	۰٫۰۶۸	۰٫۱۲۶	۰٫۱۸۴	۰٫۲۴	۰٫۳
تکرارپذیری (٪)	UC-KAZE+HOSS	۲۷٫۷	۲۷٫۰	۲۶٫۹	۲۶٫۴	۲۵٫۴	۲۵٫۹	۲۶٫۰
	UC-SURF+HOSS	۲۸٫۱	۲۸٫۱	۲۷٫۹	۲۹٫۱	۲۸٫۴	۲۸٫۵	۲۹٫۵
	UC-SIFT+HOSS	۲۹٫۱	۲۸٫۹	۲۸٫۰	۲۹٫۱	۲۸٫۵	۲۶٫۸	۲۷٫۳
	UC-PC+HOSS	۲۸٫۴	۲۸٫۸	۲۷٫۹	۲۸٫۵	۲۷٫۵	۲۷٫۵	۲۶٫۶
	UC-FAST+HOSS	۲۹٫۱	۲۹٫۱	۲۹٫۸	۲۹٫۳	۲۸٫۷	۲۹٫۷	۲۸٫۷
	UC-Harris+ HOSS	۲۹٫۱	۲۸٫۹	۲۸٫۴	۲۸٫۱	۲۸٫۳	۲۸٫۳	۲۷٫۶
بازخوانی (%)	UC-KAZE+HOSS	۳٫۸	۳٫۷	۲٫۲	۱٫۹	۱٫۸	۰	۰
	UC-SURF+HOSS	۳٫۳	۲٫۰	۱٫۷	۱٫۱	۰	۰	۰
	UC-SIFT+HOSS	۰٫۹	۰٫۹	۰	۰	۰	۰	۰
	UC-PC+ HOSS	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰
	UC-FAST+HOSS	۱٫۱	۱٫۱	۰	۰	۰	۰	۰
	UC-Harris+ HOSS	۰٫۹	۰٫۸	۰	۰	۰	۰	۰
صحت (%)	UC-KAZE+HOSS	۵٫۰	۵٫۰	۳٫۶	۳٫۱	۲٫۹	۰	۰
	UC-SURF+HOSS	۳٫۷	۳٫۴	۲٫۹	۲٫۱	۰	۰	۰
	UC-SIFT+HOSS	۱٫۲	۱٫۲	۰	۰	۰	۰	۰
	UC-PC+ HOSS	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰
	UC-FAST+HOSS	۱٫۸	۱٫۸	۰	۰	۰	۰	۰
	UC-Harris + HOSS		۱٫۴	۰	۰	۰	۰	۰
دقت مکانی، RMSE (پیکسل)	UC-KAZE+HOSS	۱٫۲۱	۱٫۲۰	۱٫۲۰	۱٫۲۵	۱٫۳۳	~	~
	UC-SURF+HOSS	۱٫۲۳	۱٫۲۹	۱٫۲۹	۱٫۳۴	~	~	~
	UC-SIFT+HOSS	۱٫۱۶	۱٫۱۳	~	~	~	~	~
	UC-PC+ HOSS	~	~	~	~	~	~	~
	UC-FAST+HOSS		۱٫۲۳	~	~	~	~	~
	UC-Harris + HOSS	۱٫۲۲	۱٫۲۹	~	~	~	~	~
تعداد متناظرهای صحیح (#)	UC-KAZE+HOSS	۳۷	۳۵	۲۱	۱۸	۱۶	۰	۰
	UC-SURF+HOSS	۲۳	۲۰	۱۷	۱۱	۰	۰	۰
	UC-SIFT+HOSS	۹	۹	۰	۰	۰	۰	۰
	UC-PC+ HOSS	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰
	UC-FAST+HOSS	۱۱	۱۱	۰	۰	۰	۰	۰
	UC-Harris + HOSS	۹	۸	۰	۰	۰	۰	۰

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.2.4.0]
[DOI: 10.52547/jgit.10.2.63]

جدول۴ : نتایج حاصل از پارامترهای ارزیابی جفت تصویر سوم (سنتینل۱-سنتینل۲)

معیار	الگوریتم	جفت‌تصویر اصلی	انحراف‌معیار نویز اسپکل				
			۰/۰۱	۰/۰۶۸	۰/۱۲۶	۰/۱۸۴	۰/۲۴	۰/۳
تکرارپذیری (٪)	UC-KAZE+HOSS	۳۱/۱	۳۱/۲	۲۹/۷	۳۰/۸	۳۰/۱	۲۹/۲	۲۹/۰
	UC-SURF+HOSS	۲۸/۹	۲۹/۰	۲۹/۰	۲۹/۶	۳۰/۰	۲۷/۶	۲۹/۶
	UC-SIFT+HOSS	۲۹/۱	۲۹/۵	۲۸/۴	۲۷/۷	۲۸/۶	۲۷/۱	۲۸/۰
	UC-PC+HOSS	۳۱/۱	۳۰/۵	۳۱/۹	۳۱/۴	۳۱/۳	۳۰/۶	۳۰/۵
	UC-FAST+HOSS	۳۳/۴	۳۲/۴	۳۴/۰	۳۲/۳	۳۳/۳	۳۴/۳	۳۲/۲
	UC-Harris+ HOSS	۳۰/۷	۳۱/۱	۳۲/۳	۳۰/۵	۳۰/۵	۳۰/۷	۳۰/۲
بازخوانی (%)	UC-KAZE+HOSS	۱۱/۰	۱۰/۰	۸/۲	۶/۸	۵/۴	۵/۰	۳/۲
	UC-SURF+HOSS	۷/۵	۶/۵	۴/۹	۵/۳	۴/۲	۳/۵	۲/۴
	UC-SIFT+HOSS	۴/۳	۳/۹	۳/۷	۳/۷	۳/۵	۲/۸	۲/۴
	UC-PC+ HOSS	۲/۵	۲/۲	۱/۶	۱/۲	۱/۴	۰/۹	۰
	UC-FAST+HOSS	۳/۱	۲/۹	۲/۵	۱/۶	۱/۴	۰	۰
	UC-Harris+ HOSS		۲/۳	۱/۷	۰/۸	۰/۸	۰	۰
صحت (%)	UC-KAZE+HOSS	۱۲/۱	۱۱/۴	۹/۶	۸/۷	۷/۳	۷/۱	۵/۰
	UC-SURF+HOSS	۱۰/۴	۸/۸	۷/۰	۷/۷	۶/۷	۵/۵	۴/۲
	UC-SIFT+HOSS	۴/۳	۴/۰	۳/۷	۳/۹	۳/۲	۳/۱	۲/۹
	UC-PC+ HOSS	۳/۴	۳/۲	۲/۴	۲/۰	۲/۵	۱/۷	۰
	UC-FAST+HOSS	۴/۷	۴/۵	۴/۳	۲/۹	۳/۰	۰	۰
	UC-Harris + HOSS	۳/۷	۳/۵	۲/۸	۱/۴	۱/۷	۰	۰
دقت مکانی، RMSE، (پیکسل)	UC-KAZE+HOSS	۱/۲۱	۱/۲۰	۱/۲۰	۱/۳۲	۱/۲۰	۱/۲۶	۱/۲
	UC-SURF+HOSS	۱/۳۰	۱/۳۰	۱/۲۶	۱/۳۲	۱/۳۰	۱/۲۸	۱/۲۳
	UC-SIFT+HOSS	۱/۲۵	۱/۲۴	۱/۲۸	۱/۳۸	۱/۳۰	۱/۳۲	۱/۳۲
	UC-PC+ HOSS	۱,۴۲	۱/۴۲	۱/۳۳	۱/۳۰	۱/۳۸	۱/۵۱	~
	UC-FAST+HOSS	۱/۳۰	۱/۳۵	۱/۲۱	۱/۳۳	۱/۴۶	~	~
	UC-Harris + HOSS	۱/۲۸	۱/۲۵	۱/۳۰	۱/۳۹	۱,۴۹	~	~
تعداد متناظرهای صحیح (#)	UC-KAZE+HOSS	۱۲۰	۱۰۹	۸۵	۷۳	۵۷	۵۱	۳۲
	UC-SURF+HOSS	۷۶	۶۷	۵۰	۵۵	۴۴	۳۴	۲۵
	UC-SIFT+HOSS	۴۳	۴۰	۳۶	۳۵	۳۵	۲۶	۲۳
	UC-PC+ HOSS	۲۷	۲۴	۱۸	۱۳	۱۵	۱۰	۰
	UC-FAST+HOSS	۳۶	۳۳	۳۰	۱۸	۱۶	۰	۰
	UC-Harris + HOSS	۲۶	۲۵	۱۹	۸	۹	۰	۰

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.2.4.0]
[DOI: 10.52547/jgit.10.2.63]

جدول۵: نتایج حاصل از پارامترهای ارزیابی جفت تصویر چهارم

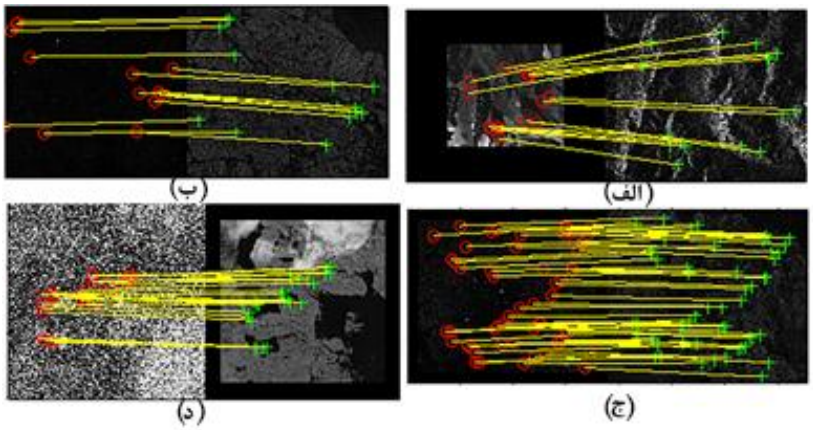
معیار	الگوریتم	جفت‌تصویر اصلی	انحراف‌معیار نویز اسپکل				
			۰٫۰۱	۰٫۰۶۸	۰٫۱۲۶	۰٫۱۸۴	۰٫۲۴	۰٫۳
تکرارپذیری (٪)	*UC-KAZE+HOSS*	۴۲٫۶	۳۸٫۲	۳۲٫۴	۲۸٫۹	۱۵٫۵	۱۱٫۵	۹٫۰
	UC-SURF+HOSS	۴۰٫۶	۳۷٫۳	۳۱٫۳	۳۰٫۶	۹٫۰	۱۷٫۵	۱۱٫۰
	UC-SIFT+HOSS	۳۸٫۳	۳۳٫۰	۲۹٫۱	۲۷٫۳	۷٫۰	۴٫۵	۳٫۵
	UC-PC+HOSS	۴۱٫۹	۳۵٫۵	۳۰٫۳	۲۸٫۶۵	۵٫۰	۱٫۵	۴٫۰
	UC-FAST+HOSS	۴۳٫۹	۳۷٫۲	۲۶٫۹	۲۴٫۳	۱٫۵	۲٫۰	۳٫۰
	UC-Harris+ HOSS	۴۳٫۶	۳۳٫۴	۲۷٫۹	۲۶٫۷	۲۳٫۳	۱٫۰	۰٫۵
Recall *(%)*	*UC-KAZE+HOSS*	۴۱٫۴	۳۲٫۴	۱۰٫۴	۳٫۱	۰	۰	۰
	UC-SURF+HOSS	۳۲٫۰	۲۲٫۷	۷٫۲	۳٫۴	۰	۰	۰
	UC-SIFT+HOSS	۳۰٫۲	۱۶٫۴	۳٫۳	۱٫۵	۰	۰	۰
	UC-PC+ HOSS	۲۳٫۴	۱۰٫۵	۰٫۲	۰٫۲	۰	۰	۰
	UC-FAST+HOSS	۲۷٫۲	۱۲٫۸	۰٫۵	۰٫۴	۰	۰	۰
	UC-Harris+ HOSS	۲۱٫۱	۷٫۴	۰٫۱	۰٫۰	۰	۰	۰
صحت *(%)*	*UC-KAZE+HOSS*	۴۳٫۴	۳۵٫۱	۱۸٫۰	۷٫۲	۰	۰	۰
	UC-SURF+HOSS	۲۲٫۸	۲۶٫۰	۱۲٫۱	۸٫۱	۰	۰	۰
	UC-SIFT+HOSS	۰۳٫۹	۱۶٫۰	۳٫۷	۲٫۱	۰	۰	۰
	UC-PC+ HOSS	۳۱٫۱	۱۶٫۴	۰٫۹	۰٫۶	۰	۰	۰
	UC-FAST+HOSS	۳۴٫۴	۲۰٫۳	۱٫۸	۱٫۵	۰	۰	۰
	UC-Harris + HOSS	۲۷٫۹	۱۲٫۰	۰٫۴	۰	۰	۰	۰
دقت مکانی، RMSE، (پیکسل)	*UC-KAZE+HOSS*	۰٫۹۲	۰٫۹۹	۱٫۱۲	۱٫۱۷	~	~	~
	UC-SURF+HOSS	۱٫۰۹	۱٫۱۳	۱٫۱۶	۱٫۲۷	~	~	~
	UC-SIFT+HOSS	۰٫۸۵	۰٫۹۸	۱٫۱۵	۱٫۱۶	~	~	~
	UC-PC+ HOSS	۱٫۰	۱٫۱۱	۱٫۲۹	۱٫۷۱	~	~	~
	UC-FAST+HOSS	۰٫۹۳	۱٫۰۸	۱٫۰۴	۱٫۳۵	~	~	~
	UC-Harris + HOSS	۰٫۹۵	۱٫۱۸	۰٫۹۴	~	~	~	~
تعداد متناظرهای صحیح (#)	*UC-KAZE+HOSS*	۶۱۴	۴۳۳	۱۱۸	۳۱	۰	۰	۰
	UC-SURF+HOSS	۳۴۸	۲۲۶	۶۰	۲۸	۰	۰	۰
	UC-SIFT+HOSS	۳۹۷	۱۷۹	۲۵	۱۱	۰	۰	۰
	UC-PC+ HOSS	۳۴۴	۱۳۱	۲	۲	۰	۰	۰
	UC-FAST+HOSS	۴۱۸	۱۶۷	۵	۳	۰	۰	۰
	UC-Harris + HOSS	۳۲۲	۸۶	۱	۰	۰	۰	۰

با توجه به جداول (۲) تا (۵)، بهبود عملکرد تناظریابی بااستفاده از روش پیشنهادی به وضوح قابل مشاهده است. برای مثال در جفت تصویر چهارم و در حضور سطح اول نویز، با افزایش ۲۵۴ متناظر صحیح، شاهد افزایش ۱۷ درصدی معیار بازخوانی در مقایسه با الگوریتم *SIFT* هستیم، که با توجه به نویز اضافه شده و اختلافات بالای هندسی و رادیومتریکی، بسیار ارزشمند است. این امر در حضور سطوح بالاتر نویز، به مراتب

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.2.4.0]
[DOI: 10.52547/jgit.10.2.63]

محسوس‌تر است. میزان کمی بهبود تناظریابی برای تصاویر دیگر در حضور سطوح متفاوت نویز براساس جداول (۲) تا (۵) به راحتی قابل محاسبه است.

در شکل(۱۰) نتایج بصری الگوریتم *UC-KAZE+HOSS* در تمامی جفت تصاویر نشان داده شده‌است.



شکل۱۰: نمایش بصری متناظرهای صحیح در حضور گام چهارم . (الف): جفت‌تصویر اول، (ب) جفت‌تصویر دوم، (ج): جفت‌تصویر سوم، (د): جفت‌تصویر چهارم

۵- نتیجه‌گیری

در این تحقیق به بررسی ارزیابی عملکرد آشکارسازهای *SURF*، *KAZE*، *SIFT*، *PC*، *FAST* و *Harris* در ادغام با الگوریتم شایستگی یکنواخت، در برابر نویز پرداخته شد. بدین‌منظور، از تصاویر واقعی چندسنسوری لندست-رادارست، سنتینل۱-سنتینل ۲و یک جفت-تصویر چندطیفی، استفاده شده، سپس نویز اسپکل به تصاویر راداری در جفت تصاویر نوری-رادار و نویز گوسین به تصویر نوری در جفت تصویر نوری-مادون-قرمز، در سطوح متوالی افزوده گردید. به‌منظور شناسایی عوارض متناظر تمامی آشکارسازها با نسخه توسعه یافته‌ای از توصیفگر مستقل از مقیاس *HOSS*، ادغام شدند.. نتایج حاکی از برتری آشکارساز *KAZE* برای تمامی جفت تصاویر اعم از چندسنسوری و چندطیفی است. می‌توان نتیجه گرفت فضای مقیاس غیرخطی مبتنی بر عملگرهای انطباقی درون *KAZE* از طرفی پایداری بالایی در برابر نویز داشته، از طرفی دیگر ، اطلاعات هندسی و لبه‌ها را به میزان کمتری تحت‌الشعاع قرار می‌دهد. پس از آن آشکارساز *SURF* با اختلاف اندکی، بهترین عملکرد را داشته‌است. این امر نیز حاکی از پایداری بالای فیلترهای جعبه‌ای به‌کار رفته درون *SURF* در برابر نویز و الگوی غیرخطی رادیومتریکی تصاویر چندسنسوری و چندطیفی است. همچنین به‌طور کلی آشکارسازهای مستقل از مقیاس عملکرد بهتری در مقایسه با آشکارسازهای نقطه‌ای داشتند. این برتری در جفت تصویر اول به دلیل اختلاف مقیاس قابل توجه، محسوس‌تر بود. در میان آشکارسازهای نقطه‌ای، الگوریتم *FAST* عملکرد بهتری داشته، چراکه استفاده از مقادیر مرزی کرنل‌های دایروی، باعث افزایش پایداری در برابر نویز شده. لذا وابستگی کمتری به الگوی‌های رادیومتریکی خواهد داشت. لازم به ذکر است با به‌کارگیری الگوریتم شایستگی یکنواخت به جای استفاده مستقیم از آشکارسازها، توزیع و تراکم مناسبی در فضای مقیاس و مکان، حاصل گردید. همچنین به‌منظور حصول تناظریابی مستقل از دوران، برای عوارض مستخرج در جفت تصویر اول، جهت اصلی اختصاص یافته. درنتیجه پایداری در برابر اختلافات هندسی افزایش یافت. حائز اهمیت است، توصیفگر *HOSS* مبتنی بر اندازه‌گیری‌های

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.2.4.0]
[DOI: 10.52547/jgit.10.2.63]

جهتی خودشباهتی محلی و ایجاد نقشه شاخص حداکثری بوده که خود از پایداری بسیار بالایی در برابر اختلافات روشنایی و الگوی غیرخطی درجات خاکستری میان تصاویر چندسنسوری، برخوردار است.

لذا موفقیت فرایند تناظریابی، تنها به دلایل فوق‌الذکر نبوده، بلکه به‌کارگیری توصیفگری بسیار پایدار و دقیق، نقش به‌سزایی داشته‌است.

مراجع

[1] *Y. Ye, L. Bruzzone, J. Shan, F. Bovolo, and Q. Zhu, "Fast and robust matching for multimodal remote sensing image registration," IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 57, no. 11, pp. 9059-9070, 2019.*

[2] *C. F. Nunes and F. L. Padua, "A local feature descriptor based on log-Gabor filters for keypoint matching in multispectral images," IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, vol. 14, no. 10, pp. 1850-1854, 2017.*

[3] *X. Jiang, J. Ma, G. Xiao, Z. Shao, and X. Guo, "A review of multimodal image matching: Methods and applications," Information Fusion, 2021.*

[4] *J. Ma, X. Jiang, A. Fan, J. Jiang, and J. Yan, "Image matching from handcrafted to deep features: A survey," International Journal of Computer Vision, vol. 129, no. 1, pp. 23-79, 2021.*

[5] *A. Sedaghat and N. Mohammadi, "Uniform competency-based local feature extraction for remote sensing images," ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, vol. 135, pp. 142-157, 2018.*

[6] *Y. Ye, J. Shan, S. Hao, L. Bruzzone, and Y. Qin, "A local phase based invariant feature for remote sensing image matching," ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, vol. 142, pp. 205-221, 2018.*

[7] *S. Paul and U. C. Pati, "A comprehensive review on remote sensing image registration," International Journal of Remote Sensing, vol. 42, no. 14, pp. 5400-5436, 2021.*

[8] *J. Li, Q. Hu, and M. Ai, "RIFT: Multi-modal image matching based on radiation-variation insensitive feature transform," IEEE Transactions on Image Processing, vol. 29, pp. 3296-3310, 2019.*

[9] *Q. Yu, D. Ni, Y. Jiang, Y. Yan, J. An, and T. Sun, "Universal SAR and optical image registration via a novel SIFT framework based on nonlinear diffusion and a polar spatial-frequency descriptor," ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, vol. 171, pp. 1-17, 2021.*

[10] *D. Marcos, R. Hamid, and D. Tuia, "Geospatial correspondences for multimodal registration," in Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016, pp. 5091-5100.*

[11] *W.-L. Du, Y. Zhou, J. Zhao, and X. Tian, "K-means clustering guided generative adversarial networks for SAR-optical image matching," IEEE Access, vol. 8, pp. 217554-217572, 2020.*

[12] *J. Ma, J. Zhao, Y. Ma, and J. Tian, "Non-rigid visible and infrared face registration via regularized Gaussian fields criterion," Pattern Recognition, vol. 48, no. 3, pp. 772-784, 2015.*

[13] *X. Liu, J.-B. Li, and J.-S. Pan, "Feature point matching based on distinct wavelength phase congruency and log-gabor filters in infrared and visible images," Sensors, vol. 19, no. 19, p. 4244, 2019.*

[14] *G. Lehureau, F. Tupin, C. Tison, G. Oller, and D. Petit, "Registration of metric resolution SAR and optical images in urban areas," in 7th European Conference on Synthetic Aperture Radar, 2008: VDE, pp. 1-4.*

[15] *X. Xu, X. Li, X. Liu, H. Shen, and Q. Shi, "Multimodal registration of remotely*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.2.4.0]
[DOI: 10.52547/jgit.10.2.63]

sensed images based on Jeffrey's divergence," ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing, vol. 122, pp. 97-115, 2016.

[16] D. Loeckx, P. Slagmolen, F. Maes, D. Vandermeulen, and P. Suetens, "Nonrigid image registration using conditional mutual information," IEEE transactions on medical imaging, vol. 29, no. 1, pp. 19-29, 2009.

[17] J. Luo and E. E. Konofagou, "A fast normalized cross-correlation calculation method for motion estimation," IEEE transactions on ultrasonics, ferroelectrics, and frequency control, vol. 57, no. 6, pp. 1347-1357, 2010.

[18] Y. Ye and J. Shan, "A local descriptor based registration method for multispectral remote sensing images with non-linear intensity differences," ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, vol. 90, pp. 83-95, 2014.

[19] T. Tuytelaars and K. Mikolajczyk, Local invariant feature detectors: a survey. Now Publishers Inc, 2008.

[20] A. Sedaghat and N. Mohammadi, "Illumination-Robust remote sensing image matching based on oriented self-similarity," ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, vol. 153, pp. 21-35, 2019.

[21] C. G. Harris and M. Stephens, "A combined corner and edge detector," 1988: Citeseer.

[22] T. Lindeberg, "Image matching using generalized scale-space interest points," Journal of mathematical Imaging and Vision, vol. 52, no. 1, pp. 3-36, 2015.

[23] P. Kovesi, "Phase congruency detects corners and edges," in The australian pattern recognition society conference: DICTA, 2003, vol. 2003.

[24] F. Mokhtarian and R. Suomela, "Robust image corner detection through curvature scale space," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 20, no. 12, pp. 1376-1381, 1998.

[25] J. Fan, Y. Wu, M. Li, W. Liang, and Y. Cao, "SAR and optical image registration using nonlinear diffusion and phase congruency structural descriptor," IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 56, no. 9, pp. 5368-5379, 2018.

[26] E. Rosten, R. Porter, and T. Drummond, "Faster and better: A machine learning approach to corner detection," IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, vol. 32, no. 1, pp. 105-119, 2008.

[27] S. M. Smith and J. M. Brady, "SUSAN—a new approach to low level image processing," International journal of computer vision, vol. 23, no. 1, pp. 45-78, 1997.

[28] B. Zhao, T. Xu, Y. Chen, T. Li, and X. Sun, "Automatic and Robust Infrared-Visible Image Sequence Registration via Spatio-Temporal Association," Sensors, vol. 19, no. 5, p. 997, 2019.

[29] X. Zhang, Q. Hu, M. Ai, and X. Ren, "A Multitemporal UAV Images Registration Approach Using Phase Congruency," in 2018 26th International Conference on Geoinformatics, 2018: IEEE, pp. 1-6.

[30] J. Aldana-Iuit, D. Mishkin, O. Chum, and J. Matas, "In the saddle: chasing fast and repeatable features," in 2016 23rd International Conference on Pattern Recognition (ICPR), 2016: IEEE, pp. 675-680.

[31] F. Dellinger, J. Delon, Y. Gousseau, J. Michel, and F. Tupin, "SAR-SIFT: a SIFT-like algorithm for SAR images," IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 53, no. 1, pp. 453-466, 2014.

[32] Y. Xiang, R. Tao, F. Wang, H. You, and B. Han, "Automatic Registration of Optical and SAR Images Via Improved Phase Congruency Model," IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, vol. 13, pp. 5847-5861, 2020.

[33] D. G. Lowe, "Distinctive image features

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.2.4.0]
[DOI: 10.52547/jgit.10.2.63]

from scale-invariant keypoints," International journal of computer vision, vol. 60, no. 2, pp. 91-110, 2004.

[34] H. Bay, T. Tuytelaars, and L. V. Gool, "Surf: Speeded up robust features," in European conference on computer vision, 2006: Springer, pp. 404-417.

[35] M. Agrawal, K. Konolige, and M. R. Blas, "Censure: Center surround extremas for realtime feature detection and matching," in European Conference on Computer Vision, 2008: Springer, pp. 102-115.

[36] P. F. Alcantarilla, A. Bartoli, and A. J. Davison, "KAZE features," in European Conference on Computer Vision, 2012: Springer, pp. 214-227.

[37]L. Xing and W. Dai, "A local feature extraction method for UAV-based image registration based on virtual line descriptors," Signal, Image and Video Processing, vol. 15, no. 4, pp. 705-713, 2021.

[38]A. Mustafa, H. Kim, and A. Hilton, "MSFD: Multi-scale segmentation-based feature detection for wide-baseline scene reconstruction," IEEE Transactions on Image Processing, vol. 28, no. 3, pp. 1118-1132, 2018.

[39]J. B. Roerdink and A. Meijster, "The watershed transform: Definitions, algorithms and parallelization strategies," Fundamenta informaticae, vol. 41, no. 1, 2, pp. 187-228, 2000.

[40]K. Mikolajczyk and C. Schmid, "Scale & affine invariant interest point detectors," International journal of computer vision, vol. 60, no. 1, pp. 63-86, 2004.

[41] S. Cui, Y. Zhong, A. Ma, and L. Zhang, "A Novel Robust Feature Descriptor for Multi-Source Remote Sensing Image Registration," in IGARSS 2019-2019 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2019: IEEE, pp. 919-922.

[42]B. Fan, C. Huo, C. Pan, and Q. Kong, "Registration of optical and SAR satellite images by exploring the spatial relationship of the improved SIFT," IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, vol. 10, no. 4, pp. 657-661, 2012.

[43]Z. Yi, C. Zhiguo, and X. Yang, "Multi-spectral remote image registration based on SIFT," Electronics Letters, vol. 44, no. 2, pp. 107-108, 2008.

[44]W. Ma et al., "Remote sensing image registration with modified SIFT and enhanced feature matching," IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, vol. 14, no. 1, pp. 3-7, 2016.

[45]H.-H. Chang and W.-C. Chan, "Automatic Registration of Remote Sensing Images Based on Revised SIFT With Trilateral Computation and Homogeneity Enforcement," IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2021.

[46]K. Joshi and M. I. Patel, "Recent advances in local feature detector and descriptor: a literature survey," International Journal of Multimedia Information Retrieval, pp. 1-17, 2020.

[47]Y. Uchida, "Local feature detectors, descriptors, and image representations: A survey," arXiv preprint arXiv:1607.08368, 2016.

[48] X. Zhang, F. X. Yu, S. Karaman, and S.-F. Chang, "Learning discriminative and transformation covariant local feature detectors," in Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2017, pp. 6818-6826.

[49] S. A. K. Tareen and Z. Saleem, "A comparative analysis of sift, surf, kaze, akaze, orb, and brisk," in 2018 International conference on computing, mathematics and engineering technologies (iCoMET), 2018: IEEE, pp. 1-10.

[50]S. Urban and M. Weinmann, "FINDING A GOOD FEATURE DETECTOR-DESCRIPTOR COMBINATION FOR THE 2D KEYPOINT-BASED REGISTRATION OF TLS POINT CLOUDS," ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing & Spatial Information Sciences, vol. 2, 2015.

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.2.4.0]
[DOI: 10.52547/jgit.10.2.63]

[51]Z. Pusztai and L. Hajder, "Quantitative comparison of feature matchers implemented in OpenCV3," 2016.

[52] H.-J. Chien, C.-C. Chuang, C.-Y. Chen, and R. Klette, "When to use what feature? SIFT, SURF, ORB, or A-KAZE features for monocular visual odometry," in 2016 International Conference on Image and Vision Computing New Zealand (IVCNZ), 2016: IEEE, pp. 1-6.

[53]C. Schmid, R. Mohr, and C. Bauckhage, "Evaluation of interest point detectors," International Journal of computer vision, vol. 37, no. 2, pp. 151-172, 2000.

[54]A. Gil, O. M. Mozos, M. Ballesta, and O. Reinoso, "A comparative evaluation of interest point detectors and local descriptors for visual SLAM," Machine Vision and Applications, vol. 21, no. 6, pp. 905-920, 2010.

[55]A. Sedaghat and H. Ebadi, "Remote sensing image matching based on adaptive binning SIFT descriptor," IEEE transactions on geoscience and remote sensing, vol. 53, no. 10, pp. 5283-5293, 2015.

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.2.4.0]
[DOI: 10.52547/jgit.10.2.63]

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

Journal of Geospatial Information Technology
Vol.10, No.2, Summer 2022

Research Paper

Performance Evaluation of Local Detectors in the Presence of Noise for Multi-Sensor Remote Sensing Image Matching

Negar Jovhari [1*], Amin Sedaghat [1], Nazila Mohammadi [1]

1- Department of Geomatis Engineering, University of Tabriz, Tabriz, Iran.

Abstract

Automatic, efficient, accurate, and stable image matching is one of the most critical issues in remote sensing, photogrammetry, and machine vision. In recent decades, various algorithms have been proposed based on the feature-based framework, which concentrate on detecting and describing local features. Understanding the characteristics of different matching algorithms in various applications increases the potential of successful matching in a given application. Numerous studies have evaluated and analyzed many of these algorithms in various applications. However, performance evaluation of image matching methods in multi-sensor images, especially optical-radar and noisy images, is really limited. This research will evaluate the performance of the state-of-the-art- detectors, including SURF, KAZE, SIFT, PC, FAST, and Harris detectors for multi-sensor image matching. Moreover, we integrated the employed detectors with the uniform competency algorithm to identify the most reliable features with uniform distribution. Next, we employed a scale-invariant version of the HOSS descriptor to describe the extracted features. The results show the superiority of the KAZE detector in the presence of noise and various geometric and radiometric distortions.

Key words: *Multimodal images, evaluation of local detectors in the presence of noise, KAZE Detector, HOSS descriptor, Uniform Competency method.*

Correspondence Address*: Tabriz University, Tabriz, Iran.*
Tel*: 09109836247*
Email: *negarjovhari77@gmail.com*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]

[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.2.4.0]
[DOI: 10.52547/jgit.10.2.63]