

Matching of Remote Sensing Images Using Improved SURF Detector and Direction-Invariant BRISK Descriptor in the Simulator Environment of Affine Transform Functions

Fatemeh Khalili¹, *Ph.D. Student*, Farbod Razzazi¹, *Associate Professor*, Sayed Abolfazl Hossini², *Assistant Professor*

¹Department of Mechanical, Electrical, and Computer Engineering- Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran

²Department of Electrical Engineering- Research Center for Developing Advanced Technologies of Electrical and Electronics Industry, Yadegar-e-Imam Khomeini Shahre Rey Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran
fatemeh.khalili@srbiau.ac.ir, razazzi@srbiau.ac.ir, abolfazl.hosseini@modares.ac.ir

Abstract

Remote sensing images are often captured by a variety of sensors at different times and with various deviation angles. This makes the matching procedure of image pairs be a challenge. To solve this problem, some algorithms have been proposed to improve this matching. One of the most popular methods is SURF (Speedup robust features) algorithm, which is somewhat resistant to scale changes, rotation of images, brightness variation, and noise. In addition, the algorithm is suitable for the image deviation angles up to 45 degrees. However, the overlap and proximity of the extracted key points in this algorithm are high and it does not provide a suitable spatial distribution for the key points. This study is looking for a method that is resistant to the changes of affine transformation parameters. We use an IMAS (Image matching by affine simulation) simulator environment, which offers a suitable distribution of key points and can be considered as a solution to more angle differences than SURF. A morphology filter is used to find the boundaries and the edges with more clarity in the images. To reveal the key points, the images centers of mass are employed, which address the main direction of feature points and describe the invariable rotation. In addition, RBRISK (Rotation invariant binary robust invariant scalable key point) descriptor is employed in the algorithm which is temporally stable. The results of the experiments show that the proposed method improved the matching rate in satellite images by about 10% with suitable computational complexity.

Keywords: image descriptor, binary robust invariant scalable key point (BRISK), matching, remote sensing images, speedup robust features (SURF), morphology filter

Received: 26 April 2023

Revised: 27 June 2023

Accepted: 23 August 2023

Corresponding Author: Dr. Farbod Razzazi

Citation: F. Khalili, F. Razzazi, S.A. Hossini, "Matching of remote sensing images using improved SURF detector and direction-invariant BRISK descriptor in the simulator environment of affine transform functions", Journal of Intelligent Procedures in Electrical Technology, vol. 17, no. 65, pp. 23-42, June 2026 (in Persian).

<https://dorl.net/dor/20.1001>.....

مقاله پژوهشی

تطبیق تصاویر سنجش از دور با استفاده از آشکارساز SURF بهبود یافته و توصیف‌گر BRISK نامتغیر با جهت در محیط شبیه‌ساز توابع تبدیل مستوی

فاطمه خلیلی^۱، دانشجوی دکتری، فرید رزازی^۱، دانشیار، سید ابوالفضل حسینی^۲، استادیار

۱- دانشکده مهندسی مکانیک، برق و کامپیوتر- واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

۲- گروه مهندسی برق- مرکز تحقیقات و توسعه فناوری‌های پیشرفته صنعت برق و الکترونیک، واحد یادگار امام خمینی (ره)

شهر ری، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

fatemeh.khalili@srbiau.ac.ir, razazzi@srbiau.ac.ir, abolfazl.hosseini@modares.ac.ir

چکیده: از جمله مشکلات موجود در انطباق تصاویر سنجش از دور این است که تصاویر توسط سنسورهای متنوع و در زمان‌های مختلف و با زاویه‌های انحراف متنوع گرفته شده‌اند. برای حل این مشکل الگوریتم‌هایی برای بهبود انطباق پیشنهاد شده‌اند. یکی از متداول‌ترین روش‌ها، استفاده از الگوریتم SURF (ویژگی‌های مقاوم سریع) است که نسبت به تغییر مقیاس، چرخش، تغییر روشنایی و نویز تا حدودی مقاوم و به زاویه انحراف تصاویر تا حدود ۴۵ درجه پاسخ‌گو است. اما روی هم‌افتادگی و نزدیکی نقاط کلیدی استخراج شده در این الگوریتم زیاد است و عملاً توزیع پذیری مکانی مناسبی از نقاط کلیدی را ارائه نمی‌دهد. این پژوهش به دنبال روش‌هایی است که نسبت به پارامترهای تابع تبدیل آفین مقاوم باشد. در مقاله حاضر از محیط شبیه‌ساز IMAS (انطباق تصویر با شبیه‌ساز توابع تبدیل مستوی) که توزیع‌پذیری مناسبی از نقاط کلیدی را پیشنهاد و به اختلاف زاویه بیشتری نسبت به SURF پاسخ‌گوست، استفاده شده است. برای یافتن مرزها و لبه‌هایی با وضوح بیشتر در تصویر از فیلتر مورفولوژی استفاده شده و برای آشکارسازی نقاط کلیدی، ایده جرم تصویر به کار برده شده است که جهت اصلی نقاط ویژگی را مشخص و چرخش‌های تغییرناپذیر را توصیف می‌کند. در بخش توصیف‌گر از توصیف‌گر RBRISK (نقاط کلیدی دودویی مقیاس‌پذیر مقاوم و تغییرناپذیر در برابر دوران) که نسبت به دوران پایدار است، استفاده شده است. نتایج عملی آزمایش‌ها نشان دهنده آن است که روش پیشنهادی در تصاویر ماهواره میزان انطباق را تا حدود ۱۰ درصد بهبود بخشیده و از سرعت اجرای مناسبی در کاربردهای آنلاین برخوردار است.

کلمات کلیدی: الگوریتم SURF، انطباق تصاویر، تصاویر سنجش از دور، توصیف‌گر BRISK، فیلتر مورفولوژی

تاریخ ارسال مقاله: ۱۴۰۲/۲/۶

تاریخ بازنگری مقاله: ۱۴۰۲/۴/۶

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۲/۶/۱

نام نویسنده‌ی مسئول: دکتر فرید رزازی

نشانی نویسنده‌ی مسئول: تهران- انتهای بزرگراه ستاری- میدان دانشگاه- دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات

۱- مقدمه

سنجش از دور^۱، روشی برای استخراج اطلاعات اشیاء موجود در سطح زمین بر اساس میزان بازتاب دریافتی (در باندهای مختلف طیف الکترومغناطیس) توسط سنجنده‌های^۲ مستقر بر روی ماهواره‌ها، (هواپیما و پهبادها) است. کاربردهای تصاویر سنجش از دور در صنایع غذایی و کشاورزی، اکتشاف منابع معدنی، بررسی مخاطرات و سوانح طبیعی، پزشکی و صنایع دفاعی است [۳-۱]. انطباق تصویر یکی از زمینه‌های پرکاربرد در پردازش تصاویر سنجش از دور محسوب می‌شود. هدف از این انطباق، پیدا کردن تبدیلی هندسی بین دو یا چند تصویر در شرایط مختلف آب و هوایی، اختلاف زاویه دید و زمان‌های مختلف تصویر برداری از یک صحنه است. در حالت ایده‌آل باید تناظری یکتا بین یک نقطه از یک تصویر و نقطه‌ای دیگر از تصویر دوم را به نحوی پیدا نمود که هر دو نشان دهنده یک نقطه از یک صحنه باشد [۴]. کاربرد انطباق تصویر در شناسایی تغییرات بین تصاویر در مرجع [۵]، ترکیب و تشخیص اشیاء تصویر در مرجع [۶]، موزاییکی کردن و دوختن تصاویر و ساختن تصاویر پانورما^۳ (سراسر نما) در مرجع [۷] هستند. روش‌های انطباق شامل مراحل شناسایی و توصیف ویژگی و تطبیق میان ویژگی‌هاست. شناسایی ویژگی خود به دو دسته مبتنی بر ناحیه و مبتنی بر ویژگی تقسیم می‌شود. روش‌های مبتنی بر ناحیه زمانی به کار می‌روند که تصویر، جزئیات مهم زیادی ندارد. در این روش‌ها، اطلاعات متمایز به وسیله تفاوت شدت روشنایی مشخص می‌شوند. این روش نیاز به فضای جستجو و مقدار اولیه مناسب دارد و در تصاویر با بافت ضعیف به کار برده می‌شود [۴]. در روش‌های مبتنی بر ویژگی، ویژگی‌های تصویر شناسایی می‌شود و سپس تطبیق میان این ویژگی‌ها صورت می‌گیرد. از این روش زمانی می‌توان استفاده کرد که اطلاعات ساختار محلی از شدت روشنایی مهم‌تر است. این روش‌ها نسبت به انحرافات تصویر پایدار است. یک ویژگی مناسب برای تطبیق آن است که نسبت به همسایگی‌های مجاور خود متمایز و در برابر اعوجاج‌های هندسی، رادیومتریکی و نویز پایدار باشد. ویژگی‌های مورد استفاده بستگی به نوع تصویر دارند، اما به صورت کلی شامل ویژگی‌های نقطه‌ای، خطی و ویژگی بر مبنای ناحیه می‌شوند. روش‌های SUSAN (کوچکترین هسته با مقدار ثابت جذب کننده بخش^۴) مبنی بر استخراج ویژگی بر اساس شدت روشنایی پیکسل‌ها، FAST (ویژگی‌های حاصل از تست تسریع شده قطعه^۵) مبنی بر استخراج گوشه با سرعت بالا و روش‌های مبتنی بر لبه کنی از جمله روش‌های مبتنی بر ویژگی و از نوع ویژگی‌های نقطه‌ای است، نقاط ویژگی استخراجی نسبت به تغییرات مقیاس، دوران، زاویه، تبدیل آفین^۶ و تغییرات روشنایی پایداری ندارند [۸].

الگوریتم SIFT (تبدیل ویژگی‌های نامتغیر با مقیاس^۷) در سال ۲۰۰۴ توسط دیوید لائو معرفی شد. این الگوریتم و نمونه‌های بهبود یافته آن از معروف‌ترین نمونه‌های ویژگی‌های محلی هستند و به‌عنوان یک شناساگر مقاوم نسبت به تغییرات مقیاس، چرخش، نویز و شدت روشنایی شناخته می‌شود [۹]. استخراج نقاط کلیدی در الگوریتم SIFT شامل تشخیص اکستریم فضای مقیاس، تعیین فضای نقاط کلیدی و تخصیص جهت است. در مرحله اول، برای محاسبه‌ی فضای مقیاس از کانولوشن تصویر در فیلتر گوسی استفاده و رابطه DOG (تفاضل گوسی^۸) که از تفاضل دو سطح متوالی در فضای مقیاس به دست آمده است، به کار برده شده است. پس از تولید هر خروجی در فضای مقیاس، تصویر گوسی که مقیاس آن دو برابر تصویر اولیه است، انتخاب می‌شود و با نمونه‌برداری مجدد ابعاد آن نصف شده، به عنوان تصویر ابتدایی اکتاو^۹ بعدی در نظر گرفته می‌شود. پس از محاسبه DOG در لایه‌های میانی هر پیکسل در هر لایه با ۸ پیکسل همسایگی خودش و ۹ پیکسل از لایه‌های بالایی و ۹ پیکسل از لایه‌های پایینی مقایسه شده است. به این ترتیب هر پیکسل با ۲۶ پیکسل در همسایگی موجود در مکان و مقیاس، مقایسه می‌شود و هر کدام که به صورت اکستریم کمترین و بیشترین باشد، ذخیره می‌شود. مرحله‌ی بعدی انتخاب نقاط کلیدی است. در این مرحله به هر نقطه اکستریم انتخاب شده یک تابع درجه دوم سه بعدی برازش شده است. با استفاده از آن مکان دقیق اکستریم درون‌یابی می‌شود که باعث پایداری و تطبیق پذیری شده است. نقاطی که روی گوشه و لبه‌ها با انحنای زیاد باشند، نگه داشته می‌شود. برای یافتن این نقاط و حذف لبه‌هایی با انحنای کم از ماتریس هسین استفاده می‌شود. در مرحله سوم برای هر کدام از نقاط کلیدی جهتی مشخص می‌شود تا نقاط نسبت به چرخش مقاوم باشند [۱۰]. در مرحله استخراج نقاط کلیدی، الگوریتم SIFT تعداد زیادی نقاط کلیدی نامطلوب را استخراج و زمان زیادی برای ایجاد بردار توصیف‌گر صرف می‌کند که از مشکلات روش SIFT به شمار می‌رود و برای حل این مشکل، در مرحله استخراج نقاط کلیدی و توصیف‌گر، روش‌های بهبود

یافته SIFT و توصیف‌گرهای باینری پیشنهاد شده‌اند. الگوریتم SURF (ویژگی‌های مقاوم سریع^{۱۰}) در مرجع [۱۱] به منظور استخراج نقاط کلیدی در سال ۲۰۰۶ معرفی و از فیلتر جعبه‌ای برای استخراج نقاط کلیدی استفاده شده است. در این الگوریتم، تعداد نقاط کلیدی استخراجی و سرعت عملکرد از SIFT بیشتر است. در مرجع [۱۲] روش URSIFT (ویژگی‌های یکنواخت نامتغیر با مقیاس^{۱۱}) پیشنهاد شد که در این الگوریتم ویژگی‌های استخراج شده از نظر توزیع مکانی و مقیاس یکنواخت هستند. در مرجع [۱۳] از روش BFSIFT (فیلتر دو طرفه تبدیل ویژگی‌های نامتغیر با مقیاس^{۱۲}) که از فیلتر ناهمسانگر گوسی در روش SIFT و در انطباق تصویر SAR (رادار دیافراگم مصنوعی^{۱۳}) استفاده شده است. در روش اخیر به جای استفاده از فیلتر گوسی از فیلتر ناهمسانگر استفاده شده که جزئیات و لبه‌ها و مرزهای تصویر را واضح‌تر نشان و اثر نویز را کاهش می‌دهد ولی متأسفانه سرعت اجرای الگوریتم کند است.

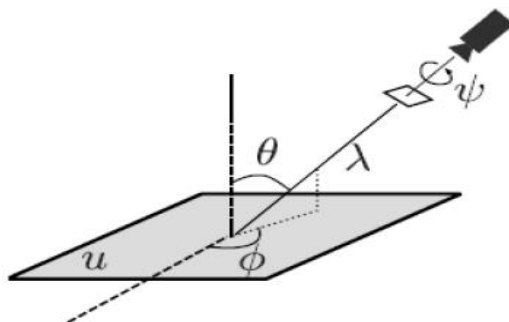
الگوریتم ASIFT (ویژگی‌های مستوی نامتغیر با مقیاس^{۱۴}) مبنی بر شبیه‌سازی تصویر از منظرهای مختلف با در نظر گرفتن تصویر از منظرها و زوایای مختلف تعداد نقاط کلیدی بیشتری را استخراج می‌کند. این روش نسبت به ۶ پارامتر تبدیل آفین مقاوم است. در حالی که SIFT نسبت به ۴ پارامتر انتقال، دوران، تغییر مقیاس و جابه‌جایی مقاوم است [۱۴]. برای بهبود کیفیت تصویر از ASIFT در حوزه شیرلت^{۱۵} استفاده شده است [۱۵]. یکی از الگوریتم‌های استخراج ویژگی AKAZE (توصیف‌گر براساس هرم مقیاس غیرخطی^{۱۶}) است که شامل سه مرحله اصلی ایجاد هرم غیرخطی، تعیین نقاط کلیدی و ایجاد توصیف‌کننده دودویی است. به دلیل استفاده از هرم غیرخطی، AKAZE نیاز به منابع سخت‌افزاری غیرقابل قبولی دارد و تولید توصیف‌کننده در سه مرحله مانعی برای توان عملیاتی سیستم است. این روش به دلیل دسترسی به حافظه تصادفی برای کاربردهای آنی مناسب نیست [۱۶]. در مرحله استخراج نقاط کلیدی برای ایجاد هرم غیر خطی از معادله پرونا مالک استفاده شده است. برای ایجاد سطوح مختلف هرم، تصویر در مجموعه‌ای از سطوح مقیاس در حال انتشار پخش شده است. به منظور افزایش سرعت انتشار AKAZE، یک روش انتشار سریع و صریح^{۱۷} (FED) در نظر گرفته شده که با چند تکرار می‌توان جواب را تقریب زد. در هر تکرار تصویر، گامی با مقیاس کوچک‌تر پخش شود. پس از ایجاد هرم، دترمینان ماتریس نرمال شده محاسبه و مقدار بیشینه در هر زیر سطح، به عنوان نقاط کلیدی انتخاب می‌شود. سپس هر نقطه کلیدی با سایر نقاط کلیدی در پنجره $\delta \times \delta$ از زیر سطح $i-1$ تا $i+1$ مقایسه می‌شود تا نقاط کلیدی تعیین گردند [۱۷، ۱۸]. برای استخراج نقاط کلیدی، روش‌های FOIGDD (مشتق مرتبه‌ی اول فیلتر جهت‌دارگوسی همسانگرد^{۱۸}) و FOAGDD (مشتق مرتبه اول فیلتر جهت‌دارگوسی ناهمسانگرد^{۱۹}) به کار برده شده است. این روش‌ها بر مبنای مشتق فیلتر گوسی مرتبه اول در جهات و زوایای مختلف هستند. این روش همانند SIFT از روابط بسط تیلور و ماتریس تابع هسین^{۲۰} استفاده نموده و با به‌دست آوردن نسبت تریس^{۲۱} به دترمینان و با در نظر گرفتن آستانه، نقاط کلیدی را استخراج می‌کند. استفاده از ماتریس هسین (مشتق‌گیری در جهات x و y) حجم محاسبات را افزایش می‌دهد [۱۹]. برای کاهش حجم محاسبات، روش تقریبی SOAGDD (مشتق مرتبه دوم فیلتر جهت‌دار گوسی ناهمسانگرد^{۲۲}) و SOIGDD (مشتق مرتبه دوم فیلتر جهت‌دار گوسی همسانگرد^{۲۳})، که در ساختارشان فیلتر جعبه‌ای استفاده شده به کار رفته است [۲۰]. استفاده از شدت روشنایی در روش‌های ناهمسانگرد که نقاط کلیدی را در جهات و مقیاس‌های مختلف استخراج می‌نماید، مناسب نیست. این روش‌ها نسبت به توزیع غیرخطی و شعاعی حساس هستند. در روش SIFT بهبود یافته در مرحله استخراج نقاط کلیدی از روش تجزیه و تحلیل اجزای آنروپی هسته استفاده شده و توصیف‌گر SARSIFT (رادار دیافراگم مصنوعی SIFT^{۲۴}) به کار رفته است. این روش برای تصاویر SAR به نتایج خوبی دست یافته است [۲۱]. توصیف‌گر، برداری است که با استفاده از اندازه و جهت گرادیان موجود در همسایگی نقاط کلیدی ساخته می‌شود. توصیف‌گرها در برابر مقیاس، چرخش، تغییرات روشنایی و تا حدودی زاویه دید مقاوم هستند. از جمله توصیف‌گرها می‌توان به SIFT و بهبود یافته‌های آن، SURF و توصیف‌گرهای باینری از جمله BRIEF (ویژگی‌های ابتدایی مستقل دودویی مقاوم^{۲۵})، ORB (استخراج ویژگی با روش FAST و توصیف‌گر ویژگی با BRIEF چرخش یافته^{۲۶}) و توصیف-گرهای مبتنی بر BRISK (نقاط کلیدی دودویی مقیاس‌پذیر مقاوم^{۲۷}) اشاره کرد [۲۲]. توصیف‌گرهای دودویی مبتنی بر BRISK و BRIEF نسبت به دوران مقاوم نیستند. الگوریتم SURF از تبدیل هار^{۲۸} برای توصیف نقاط کلیدی استفاده نموده است [۲۳]. یکی از روش‌های بهبود یافته SIFT، ABSIFT (SIFT با محدوده‌بندی تطبیقی^{۲۹}) توصیف‌گر مبتنی بر تعیین

هیستوگرام بهینه است که با استفاده از الگوریتم هسین آفین، نقاط کلیدی را شناسایی کرده است و همانند روش SIFT برای هر نقطه کلیدی یک جهت در نظر می‌گیرد و در نهایت از توصیفگر ABSIFT برای تطبیق ویژگی‌ها استفاده می‌کند [۴]. توصیفگر مبتنی بر BRISK توسط استیفان معرفی شده و از فضای مقیاس و آشکارساز گوشه AGAST (آزمون قطعه‌ای تسریع شده عمومی و فقی^{۳۰}) ویژگی‌های مقاوم نسبت به تغییر مقیاس ساخته می‌شود [۲۴]. در این روش هر می از تصویر ساخته و در روی هر لایه هرم، آشکارساز گوشه AGAST با آستانه‌های یکسان اعمال می‌شود، سپس مقیاس هر یک از این ویژگی‌ها با استفاده از درون‌یابی امتیازات به دست آمده از آشکارساز گوشه AGAST، تخمین زده می‌شود [۲۵]. نیم SIFT یکی دیگر از توسعه‌های SIFT است. این روش مطابق SIFT تصویر مورد نظر را به زیر نواحی 4×4 تقسیم شده و در هر زیر ناحیه از دایره‌ای استفاده می‌کند که به ۸ قطاع ۴۵ درجه‌ای تقسیم‌بندی شده است. برای افزایش سرعت در استخراج نقاط کلیدی در هر ناحیه نقاط کلیدی که جهات آن‌ها در زوایای بین π و 2π قرار دارند، طبق قانون آیین در فاصله $(0, \pi)$ قرار گرفته‌اند و به جای ۸ جهت ۴ جهت در نظر گرفته و تعداد بردار ویژگی از ۱۲۸ به ۶۴ ویژگی کاهش یافته است [۲۶]. استخراج نقاط کلیدی با روش ORB و سپس استفاده از پنجره تصویر در اطراف هر نقطه کلیدی برای محاسبه توصیفگر از ترکیب شبکه یادگیری عمیق و تبدیل موجک استفاده شده است. به طوری که استفاده از ویژگی‌های فرکانس پایین در فرکانس‌های بالاتر با استفاده از تبدیل موجک در لایه‌های شبکه عمیق باعث افزایش دقت و به دست آوردن ویژگی‌های گسسته و تغییرناپذیر در مقیاس‌های مختلف است [۲۷]. استخراج نقاط کلیدی با روش SIFT و ساختن توصیفگری در اطراف نقاط کلیدی با استفاده از روش HOLBP (هیستوگرام جهت‌دار الگوی باینری محلی^{۳۱}) باعث افزایش دقت و سرعت اجرا گردیده است. روش‌های الگوی باینری محلی از سرعت اجرای مناسبی برخوردار هستند و در برابر چرخش تغییرناپذیرند در مرجع [۲۸] استفاده از ثبات فاز^{۳۲} به عنوان پیش‌پردازش جهت و مقیاس مناسب در مرزها و لبه‌ها و تصویر یکنواختی را محاسبه کرده و برای استخراج نقاط کلیدی روش SIFT به کار رفته است [۲۹]. در مرحله استخراج ویژگی، روش متداول SURF با مشکل توزیع‌پذیری نامناسب مکانی و روی هم‌افتادگی نقاط کلیدی روبرو است و به اختلاف زاویه دید تا حدود ۴۵ درجه پاسخ‌گو است، مشکل ماتی تصویر نیز وجود دارد. استفاده از توصیفگر باینری BRISK از سرعت عمل خوبی در اجرای الگوریتم برخوردار هست، اما نسبت به دوران پایدار نیست. بنابراین در این پژوهش سعی شده است مشکل ماتی تصویر و روی هم‌افتادگی نقاط کلیدی حل شود و به اختلاف زاویه دید بالاتری نسبت به SURF دست یافت. همچنین در بخش توصیفگر، چالش پایداری در برابر دوران را با روش RBRISK (نقاط کلیدی دودویی مقیاس‌پذیر مقاوم و تغییرناپذیر در برابر دوران^{۳۳}) حل کرد. در ادامه کار در بخش دوم، در محیط IMAS (انطباق تصویر با شبیه‌سازی توابع تبدیل مستوی^{۳۴}) استخراج نقاط کلیدی به روش SURF و توصیفگر BRISK معرفی و در بخش سوم روش پیشنهادی به همراه بلوک دیاگرام و جزئیات مطرح می‌شود. در بخش چهارم نتایج شبیه‌سازی و مقایسه عملی با سایر روش‌ها ارائه خواهد شد و در بخش پنجم مقاله جمع‌بندی می‌گردد.

۲- مبانی نظری روش پیشنهادی

۲-۱- تطبیق تصویر با شبیه‌سازی آفین (IMAS)

روش IMAS، به عنوان یک شبیه‌سازی قبل از به‌کارگیری روش‌های انطباق بر روی تصویر اعمال می‌شود. این الگوریتم تعدادی تابع تبدیل آفین مختلف را شبیه‌سازی نموده، آن‌ها را بر روی تصویر مرجع و هدف اعمال می‌نماید تا برای هر کدام از آن دو، تصاویر شبیه‌سازی شده دو به دو با هم مقایسه شوند. این الگوریتم، تصاویر را می‌تواند تا اختلاف زاویه ۸۰ درجه تطبیق دهد. الگوریتم IMAS، بر اساس توصیفگرهای محلی و بهینه‌سازی هندسی بنا شده است. به منظور اندازه‌گیری میزان اختلاف زاویه دید بین دو تصویر گرفته شده از یک صحنه، مفاهیم تیلت^{۳۵} مطلق و انتقال تیلت به کار برده شده است. در الگوریتمی که نسبت به تمام پارامترهای تابع تبدیل آفین تغییرناپذیر باشد، شبیه‌سازی تیلت‌های بزرگ ضروری است. انتقال تیلت در عمل می‌تواند خیلی بزرگتر از تیلت مطلق باشد. در روش IMAS باید تا حد امکان از تعداد تابع تبدیل کمتری استفاده شود و این توابع تبدیل به‌طور بهینه تمام فضای تیلت را پوشش دهند [۳۰]. در شکل (۱) تحلیل حرکتی و زاویه دید دوربین نشان داده شده است که در آن ϕ طول جغرافیایی و ψ میزان چرخش دوربین حول محور و λ مقدار فاکتور بزرگ‌نمایی را نشان می‌دهد.



شکل (۱): تحلیل حرکتی و زاویه دید دوربین بر اساس تجزیه تابع تبدیل آفین [۱۴]
Figure (1): Motion analysis and camera view angle based on affine transform function analysis [14].

θ عرض جغرافیای زاویه از رابطه (۱) تعیین می‌شود که در آن پارامتر تیلت مطلق نام دارد که زاویه دید بین دو دوربین با زاویه دید عمود و دوربین با زاویه دید غیر عمود را اندازه‌گیری می‌نماید [۱۴].

$$\theta = \arccos \frac{1}{t} \quad (1)$$

در شکل (۱)، مشخص است که زمانی که دوربین در نقطه زاویه دید عمود قرار می‌گیرد، زمان برابر یک و θ و ψ برابر صفر هستند. اگر دوربین به‌طور ثابت در فاصله بی‌نهایت از تصویر قرار گرفته باشد، تصویر گرفته شده از دوربین، یک نگاشت آفین 2×2 است. این تقریب برای مواردی که ابعاد تصویر نسبت به فاصله دوربین تا تصویر کوچک است، به عنوان یک روش مناسب محسوب می‌شود. ساختن آفین برای هر محدوده کوچک و تقریباً مسطح از صحنه گرفته شده، توسط دوربین ثابت در فاصله قرار داده شده نسبتاً دور از صحنه، به‌صورت محلی معتبر است. برای هر ناحیه کوچک از صحنه، یک تابع تبدیل آفین متفاوت، در نظر گرفته می‌شود که بر روی آن ناحیه اعمال شده است. پارامتر تیلت هر تابع تبدیل آفین یک ماتریس با دترمینان مثبت $GI^+(2)$ و 2×2 است که به‌صورت $\tau(A)$ نمایش داده شده و در محدوده $(1, \infty)$ قرار می‌گیرد. مجموعه $Go^+(2)$ فقط ماتریس‌هایی که به‌صورت تابع تبدیل مشابه هستند، در نظر می‌گیرد. اگر $A \in Go^+(2)$ باشد، پارامتر تیلت برابر یک است و اگر $A \in GI^+(2)$ باشد، پارامتر تیلت برابر t است (Go^+ و GI^+ مجموعه‌ای از توابع تبدیل و معکوس‌پذیرند).

$$GI^+(2) \rightarrow [1, \infty[$$

$$A \rightarrow \begin{cases} 1 & A \in Go^+(2) \\ t & A \in GI^+(2) \end{cases} \quad (2)$$

مجموعه $GI^+(2)$ از نسبت تقسیم مجموعه $GI^+(2)$ از مجموعه $Go^+(2)$ به‌دست می‌آید [۳۰].

$$GI^+(2) = \{A \in GL(2) \mid \det(A) > 0\}$$

$$Go^+(2) = \{A \in GL(2) \mid A \text{ is similarity}\} \quad (3)$$

$$GI_*^+(2) = \frac{GI^+(2)}{Go^+(2)}$$

هر تصویر گرفته شده از یک سطحی مانند $u(x)=u(x,y)$ توسط دوربین تحت نگاشت خاص مانند Au قرار دارد و برای این‌که به‌تواند به‌صورت تصویری تحت نگاشت Bu در بیاید، باید بتوان BA^{-1} را بر روی Au اعمال کرد. هر تابع آفین مطابق رابطه (۴) با دترمینان مثبت که مشابه نباشد از طریق الگوریتم SVD قابل تجزیه است.

$$A = \lambda R_1(\psi) T_t R_2(\phi) = \lambda \begin{bmatrix} \cos \psi & -\sin \psi \\ \sin \psi & \cos \psi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} t & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \phi & -\sin \phi \\ \sin \phi & \cos \phi \end{bmatrix} \quad (4)$$

در رابطه (۴)، λt دترمینان ماتریس A ، R_i ماتریس چرخش و t تیلت نام دارد. یک ماتریس قطری مقدار ویژه اول آن برای t بزرگتر یا برابر یک و مقدار ویژه دوم آن یک است. در رابطه (۴) هر تابع آفین مشابه را می‌توان به‌صورت λR_1 بیان نمود. ϕ پارامتر طول جغرافیایی و ψ نشان‌دهنده چرخش دوربین حول محور و λ بزرگ‌نمایی است. در رابطه (۵) پارامتر طول

جغرافیایی ϕ هر تابع تبدیل آفین با دترمینان مثبت $GI^+(2)$ و در محدوده $[0, \pi[$ قرار دارد. اگر A متعلق به $Go^+(2)$ باشد، پارامتر طول جغرافیایی برابر صفر و اگر $A \in GI_*^+(2)$ باشد، پارامتر طول جغرافیایی برابر ϕ است.

$$GI^+(2) \rightarrow [0, \pi[$$

$$A \rightarrow \begin{cases} 0 & A \in Go^+(2) \\ \phi & A \in GI_*^+(2) \end{cases} \quad (5)$$

الف- انتقال تیلت: در کاربردهای واقعی معمولاً برای مقایسه دو تصویر $u_1(x,y)$ و $u_2(x,y)$ از دوربین‌هایی با زوایای دید غیر عمود که از یک صحنه تصویربرداری شده، استفاده می‌شود. توصیف‌گرهایی مانند SIFT به دلیل آن که نسبت به جابه‌جایی چرخش و بزرگ و کوچک‌نمایی تغییرناپذیرند و نسبت به زاویه دید تغییرناپذیر نیستند، به خوبی در این مقایسه عمل می‌نماید. برای اندازه‌گیری میزان تغییرات تیلت بین دو تصویر $u_1(x,y)$ و $u_2(x,y)$ پارامتری به نام انتقال تیلت محاسبه می‌شود. $u_1(x,y)$ و $u_2(x,y)$ دو تصویر گرفته شده از یک صحنه با زوایای دید متفاوت، تحت نگاشت‌های آفین اعمالی A و B هستند. فرض این است که تابع AB^{-1} که تصویر $u_1(x,y)$ را به تصویر $u_2(x,y)$ نگاشت می‌نماید، مشابه نیست و با تغییر زاویه دید همراه است، بنابراین برای به‌دست آوردن انتقال تیلت $\tau(u_1, u_2)$ و انتقال چرخش $\phi(u_1, u_2)$ تابع AB^{-1} به‌صورت زیر است:

$$AB^{-1} = H_\lambda R_1(\psi) T_t(AB^{-1}) R_2(\phi) \quad (6)$$

که در آن A و B عضو مجموعه $GL^+(2)$ و انتقال تیلت بین A و B برابر تیلت مطلق تابع تبدیل AB^{-1} است و با $t(AB^{-1})$ نمایش داده می‌شود [۳۰].

ب- فضای تیلت: فضای تیلت که با Ω نشان داده شده، مجموعه‌ای از توابع هم‌ارز درون مجموعه $GL^+(2)$ است. هر نمونه در فضای تیلت‌ها مجموعه‌ای از توابع تبدیل با چرخش‌های متفاوت (حول محور دوربین) و فاکتورهای بزرگ‌نمایی مختلف و با تیلت معین t یکسان و در جهت ϕ یکسان است. هر کدام از دسته توابع هم‌ارز در یک کلاس قرار می‌گیرند. به عبارت دیگر با فرض A عضو $GL^+(2)$ کلاس تابع تبدیل A ، $[A]$ مجموعه‌ای از توابع تبدیل است که با تابع تبدیل A هم‌ارز هستند.

$$[A] = \{B \in GL^+(2) | A \sim B\} \quad (7)$$

در رابطه (۸) تابعی که با استفاده از یک کلاس با پارامترهای معین ϕ و t تابع تبدیل متناظر با آن کلاس $T_t R_\phi$ را محاسبه می‌نماید. تزریق اولیه نام دارد و i نشان داده می‌شود.

$$i = \begin{cases} \Omega \rightarrow GL^+(2) \\ [A] \rightarrow T_{t(A)} R_{\phi(A)} \end{cases} \quad (8)$$

و فضای تیلت به‌صورت رابطه (۹) تعریف می‌شود:

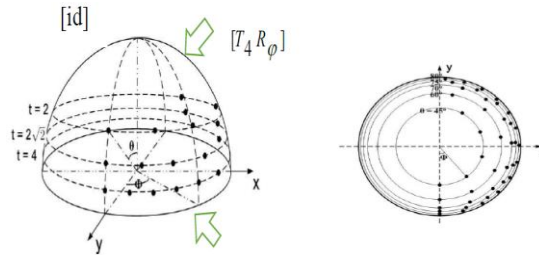
$$\Omega = [id] \cup \{U_{(t,\phi) \in [1,\infty[\times [0,\pi[} [T_t R_\phi]\} \quad (9)$$

که در آن ϕ در تمام توابع تبدیل در کلاس هم‌ارزی $[i, d]$ برابر یک و t در تمام توابع تبدیل در کلاس هم‌ارزی $[i, d]$ برابر صفر است. در شکل (۲) تعدادی از عنصرهای نمونه‌برداری شده از فضای تیلت‌ها به‌صورت نقاط مشکی در مختصات قطبی (سمت راست) به‌طور پرسپکتیو (سمت چپ) نشان داده شده‌اند.

برای پوشش بهینه فضا باید دیسک‌هایی با فرمول بسته در فضای دو بعدی ایجاد شود. $[T_t R(\phi_1)]$ به عنوان یک نماد معین از فضای تیلت‌ها به‌صورت یک کلاس از توابع هم‌ارز است. محدوده همسایگی به شعاع r از هر نماد از فضای تیلت‌ها، توسط دیسک $B([T_t R(\phi_1), r])$ مشخص می‌شود. فرمول بسته این دیسک‌ها در رابطه (۱۰) بیان شده است.

$$\{[T_t R(\phi_1)] | G(t, s, \phi_1, \phi_2) \leq \frac{e^{2r} + 1}{2e^r}\} \quad (10)$$

که در آن رابطه (۱۱) برقرار است.



شکل (۲): عناصر نمونه برداری شده از فضای تیلت‌ها (مجموعه‌ای از توابع تبدیل با چرخش‌های متفاوت (حول محور دوربین θ))

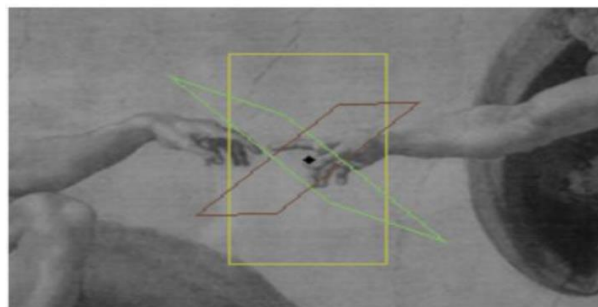
فاکتورهای بزرگ‌نمایی مختلف اما با یک تیلت معین t (یکسان) در جهت معین (Φ) (یکسان) هستند [۳۰]

Figure (2): Sampled elements from the tilts space. A set of transform functions with different rotations (around the camera axis) [30]

$$G(t, s, \phi_1, \phi_2) = \left(\frac{\frac{t}{s} + \frac{s}{t}}{2} \right) \cos^2(\phi_1 - \phi_2) + \left(\frac{\frac{1}{st} + st}{2} \right) \sin^2(\phi_1 - \phi_2) \quad (11)$$

در رابطه (۱۱)، در مختصات قطبی دیسک‌های متقارن نواحی پوشش داده شده در فضای تیلت را نشان می‌دهند. با توجه به تقارن دیسک‌ها مشخصه‌های (τ, ϕ) و $(\tau, \phi + \pi)$ به عنوان مراکز دیسک‌ها هستند. هر چه تیلت بزرگتر شود، دیسک کوچکتر می‌شود و برای پوشاندن به تعداد دیسک‌های بیشتری نیاز است. نواحی از تیلت‌ها که به صورت گوه‌ای‌اند، نواحی هستند که به صورت متقارن بر روی کره قرار گرفته و نقاط کلید در این نواحی استخراج می‌شوند [۳۰].

ج- مطابقت ابر توصیف‌گرها: پس از تولید مجموعه تصاویری حاصل از چرخش و یا جابه‌جایی و تغییراتی به صورت تصاویر $\{u_1, u_2, \dots, u_n\}$ دسته توصیف‌گرهای استخراج شده از روی این مجموعه تصاویر که نقاط ویژگی آن‌ها بعد از نگاشت وارون بر روی تصویر اصلی u و در یک محدوده همسایگی به شعاع P در تصویر u قرار می‌گیرند، به عنوان یک ابرتوصیف‌گر P شناخته می‌شوند. به تمام ویژگی‌های قرار گرفته در محدوده‌ی به شعاع P ، ابر نقاط کلیدی P گفته می‌شود. در عمل، شعاع P بین ۳ و ۶ پیکسل است. شکل (۳) مثالی از ابرتوصیف‌گری است که متشکل از سه توصیف‌گر استخراج شده از سه نمونه متفاوت شبیه‌سازی شده از روی تصویر u معرفی شده‌اند. در حالت ایده‌آل مرکز سه توصیف‌گر برهم منطبق است. در عمل نقاط ویژگی دقیقاً در یک مکان یکسان ایجاد نمی‌شوند. حالت نشان داده شده در شکل (۳) زمانی که هیچ خطایی در شبیه‌سازی توابع تبدیل آفین و ایجاد نقاط ویژگی و توصیف‌گر آن‌ها وجود نداشته باشد، رخ می‌دهد. لذا ابتدا در مرحله‌ی پیش‌پردازش عملگر مورفولوژی برای همه نمونه‌های شبیه‌سازی شده در تصویر u اعمال می‌شود و برای استخراج نقاط کلیدی از روش پیشنهادی SURF بهبود یافته به کار می‌رود. سپس هر توصیف‌گر به یک ابر توصیف‌گر موجود یا یک ابر توصیف‌گر جدید اختصاص می‌یابد و بردارهای ایجاد شده ذخیره می‌شوند. زمانی که توصیف‌گر به یک ابر توصیف‌گر جدید اختصاص می‌یابد، لازم است که مرکز این ابرتوصیف‌گر از طریق میانگین‌گیری بر روی مختصات مرکزی روش پیشنهادی در آن ابر توصیف‌گر مجدد محاسبه شود. لازم به ذکر است که هر ابر توصیف‌گر جدید ایجاد شده با تمام ابر توصیف‌گرهای قبلی ذخیره شده‌اند، مقایسه و در صورتی که نسبت به هر کدام از آن‌ها در همسایگی P قرار گرفته باشد، با آن‌ها ادغام می‌شود [۳۰] (شکل ۳).



شکل (۳): تشکیل ابرتوصیف‌گر [۳۰]

Figure (3): Hyperdescriptor formation [30]

۲-۲- الگوریتم ویژگی‌های مقاوم سریع

در الگوریتم SURF برای یافتن نقاط کلیدی به طور سریع از روش کانولوشن تصویر انتگرالی فیلتر جعبه‌ای استفاده می‌شود. برای به دست آوردن مقدار پیکسل در تصویر انتگرالی خود پیکسل یا همان آدرس در تصویر اصلی قرار داده می‌شود و مجموع تمام پیکسل‌های چپ و بالای آن پیکسل و خود پیکسل محاسبه می‌شود و به جای مقدار آن پیکسل در تصویر انتگرالی قرار داده می‌شوند. به طوری که راست‌ترین و پایین‌ترین پیکسل در تصویر انتگرالی بیان‌کننده تمام پیکسل‌های تصویر اصلی است. در رابطه (۱۲) تصویر انتگرالی نشان داده شده است [۳۱،۳۲].

$$I(X) = \sum_{i=0}^{i \leq x} \sum_{j=0}^{j \leq y} I(i, j) \quad (12)$$

I تصویر ورودی، (x, y) مختصات یک نقطه در تصویر است. پس از آن که تصویر انتگرالی $I_{\Sigma}(X)$ با استفاده از مستطیلی با ابعاد معلوم تعیین شد، مجموع پیکسل‌های درون مستطیل با چهار عمل جمع استخراج می‌شود [۳۲]. به همین دلیل استفاده از تصویر انتگرالی مستطیلی موجب افزایش سرعت می‌شود. برای آشکارسازی نقاط کلیدی از ماتریس هسین استفاده شده است. به طوری که آشکارسازی ساختارهای حبابی شکل در مکان‌هایی است که در مینان ماتریس هسین بیشینه است. برای نقطه $X(x, y)$ در تصویر I ، ماتریس هسین X با مقیاس σ به صورت رابطه (۱۳) تعریف می‌شود:

$$H = \begin{pmatrix} L_{xx}(X, \sigma) & L_{xy}(X, \sigma) \\ L_{yx}(X, \sigma) & L_{yy}(X, \sigma) \end{pmatrix} \quad (13)$$

که در آن $L_{xx}(X, \sigma)$ مشتق مرتبه دوم ماتریس گوسین در جهت x ، $L_{xy}(X, \sigma)$ و $L_{yy}(X, \sigma)$ مشتق مرتبه دوم تابع گوسین در جهت نقطه $X(x, y)$ است. استفاده از فیلتر گوسین برای آنالیز فضا-مقیاس بهینه است. اما برای افزایش سرعت از تصویر انتگرالی با گسسته کردن و تقریب فیلترهای لاپلاسی گوسی امکان پذیر است. به طوری که برای آشکارسازی نقاط کلیدی در جهت محور x L_{xx} سطوح افقی را دو مرتبه تفاضل نموده و برای L_{xy} دو مرتبه سطوح افقی را از عمودی تفاضل و برای L_{yy} دو مرتبه سطوح عمودی تفاضل داده می‌شود. ضریب نقاط خاکستری صفر و نقاط سفید و سیاه دارای ضریب می‌باشند. پاسخ ماتریس بهینه برای فیلترهای جعبه‌ای در مقیاس‌های مختلف با در نظر گرفتن اکتاو اول به دست می‌آید. برای مثال اکتاو اول مقایسه‌ای میان لایه اول و دوم و سوم انجام شده است. این مقایسه برای همه نقاط و در هر لایه یک محدوده 3×3 در لایه وسط و بقیه 26 پیکسل انجام می‌شود. اگر پیکسلی از 26 پیکسل دیگر و آستانه 0.04 بزرگتر باشد، به عنوان نقطه مطلوب در نظر گرفته می‌شود. در نتیجه نقطه کلیدی بهینه محاسبه می‌شود.

۲-۳- توصیف‌گر نقاط کلیدی دودویی مقیاس پذیر مقاوم

یکی از الگوریتم‌های مهم در بخش توصیف‌گر، الگوریتم BRISK است. الگوریتم BRISK در مرحله استخراج نقاط کلیدی از الگوریتم AGAST استفاده کرده است. فضای مقیاس الگوریتم AGAST دارای لایه اکتاو C_i و اکتاو ورودی d_i است. لایه اکتاو با نصف کردن تصویر اصلی و اکتاو درونی با نمونه گاهی از تصویر C_i و ضریب $1/5$ به دست می‌آید. اکتاو درونی ما بین لایه‌های اکتاو قرار می‌گیرد. ضریب مقیاس هر تصویر t و ضریب مقیاس اکتاو درونی $t(C_i) = 20i$ است. اگر تعداد لایه‌های اکتاو 4 باشد. تعداد کل لایه‌های فضای مقیاس برابر 8 است. در هر لایه از فضای مقیاس آشکارساز گوشه AGAST با آستانه‌های یکسان اعمال می‌شود. در شکل (۴) نقطه P به عنوان پیکسل مرکزی با شدت روشنایی I_p در یک دایره 16 پیکسل در نظر گرفته می‌شود. ابتدا نقطه مرکزی (P) با شدت روشنایی پیکسل‌های $(1, 5, 9, 13)$ مقایسه می‌شود. در صورتی که شدت روشنایی نقطه مرکزی از این 4 پیکسل بیشتر و یا کمتر باشد، به عنوان نقطه گوشه در نظر گرفته می‌شود. سپس نقطه مرکزی P با کاندیداهای از پیکسل‌های باقی‌مانده مقایسه و نقاط گوشه شناسایی می‌شود. از نقطه P یک بردار با 16 پیکسل اطراف آن را ذخیره کرده که رابطه هر پیکسل با پیکسل‌های کناری می‌تواند 3 حالت تیره‌تر، مشابه و روشن‌تر باشند و به 3 زیر مجموعه P_d (dark) و P_b (bright) و P_s (similar) تقسیم و به صورت سه الگوی طبقه‌بندی کننده آموزش داده شود و در نهایت با توجه به آستانه آنتروپی به عنوان گوشه شناسایی شود. حداقل شدت روشنایی I_p پیکسل متوالی به اندازه مقدار آستانه t از مقدار

روشنایی پیکسل مرکزی P_i بیشتر یا کمتر باشد و برای نقاط کلیدی به دست آمده امتیازی تعریف می‌شود. این امتیازات به این صورت محاسبه می‌شود که پیکسل‌های متوالی که مقدار روشنایشان از مجموع مقدار آستانه بعلاوه پیکسل مرکزی بیشتر باشد از روشنایی مرکزی کم می‌شود، سپس همه را با هم جمع و به عنوان امتیاز نقاط کلیدی در نظر گرفته می‌شود. پس از اجرای الگوریتم AGAST بر روی فضای مقیاس تصویر، آن دسته از نقاط کلیدی که دارای امتیاز کمتری نسبت به نقاط کلیدی مجاور خود هستند، حذف می‌شوند و سپس نقاطی را که در سه لایه متوالی فضای مقیاس نقاط کلیدی هستند، به عنوان نقاط کلیدی مقاوم نسبت به تغییر مقیاس معرفی می‌شوند. برای هر نقطه‌ی کلیدی مقاوم نسبت به تغییر مقیاس، یک مقیاس واقعی براساس امتیازات الگوریتم AGAST تخمین زده می‌شود. به این صورت که ابتدا یک منحنی درجه دو بر روی صفحه‌ای که محور افقی آن لگاریتمی بر پایه ۲ به عنوان ضریب مقیاس t و محور عمودی آن الگوریتم AGAST متناظر با آن نقطه است، درونیابی می‌شود [۳۳،۳۴].

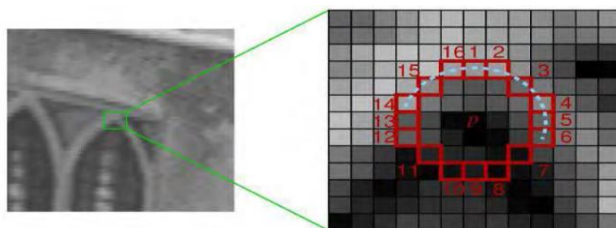
پس از محاسبه گوشه، برای یافتن جهت نقاط کلیدی از شکل (۵) استفاده می‌شود. مرکز الگو نقاط کلیدی الگوریتم AGAST است و برای جلوگیری از تداخل فرکانسی حاصل از کاهش نمونه‌برداری و همچنین کاهش حساسیت به نویز هر نقطه الگو با یک فیلتر پایین‌گذر گوسی فیلتر می‌شود. نقاط آبی نقاط نمونه‌برداری الگو است و مختصات آن‌ها P_i است و دایره‌های قرمز اندازه انحراف معیار فیلتر گوسی σ_i متناظر با آن نقطه است. اندازه انحراف معیار را بزرگتر انتخاب کنیم تا اندازه انحراف دو نقطه مجاور الگو با هم هم‌پوشانی داشته باشند. این کار سبب می‌شود تا همه پیکسل‌های اطراف نقاط کلیدی برای تعیین جهت مورد استفاده قرار گیرند. الگو را با ضریب مقیاس به دست آمده از فضای مقیاس، بزرگ کرده و مرکز این الگو را به مکان نقطه کلیدی در تصویر اصلی انتقال داده می‌شود. گرادیان محلی بین دو نقطه (P_i, P_j) و به صورت تقریبی (۱۴) محاسبه می‌شوند:

$$g(P_i, P_j) = \frac{(P_i - P_j)I(P_j, \sigma_j) - I(P_i, \sigma_i)}{\|P_j - P_i\|^2} \quad (14)$$

که در آن $I(P_i, \sigma_i)$ و $I(P_j, \sigma_j)$ میزان روشنایی فیلتر شده با فیلتر گوسی در نقاط P_i و P_j هستند. گرادیان در تصویر میزان تغییرات روشنایی است و مجموعه A را به صورت (۱۵) تعریف می‌شود:

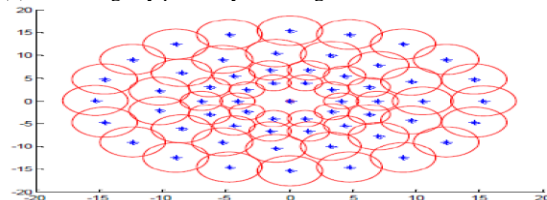
$$A = \{(P_i, P_j) \in R^2 \times R^2 \mid i < N \wedge j < i \wedge i, j \in N\} \quad (15)$$

این مجموعه تمام زوج نقاط را بدون در نظر گرفتن ترتیب نقاط در خود جای می‌دهد. تعداد کل زوج نقاط برای الگوی شکل مطابق رابطه (۱۶) به دست می‌آید که در آن N تعداد نقاط الگو و F تعداد کل زوج نقاط است.



شکل (۴): آشکارسازی نقاط کلیدی به وسیله آشکارسازی ویژگی‌های مقاوم در برابر تغییر مقیاس [۳۳]

Figure (4): Detecting key points by detecting features resistant to scaling [33]



شکل (۵): الگوی استفاده شده در الگوریتم نقاط کلیدی دودویی مقیاس‌پذیر مقاوم برای تخمین جهت نقاط کلیدی. نقاط آبی و الگوهای

دایره‌ای قرمز، انحراف معیار گوسی متناظر با نقاط نمونه‌برداری شده [۳۴]

Figure (5): The pattern used in the robust scalable binary key points algorithm to estimate the direction of key points. Blue points and red circular patterns, corresponding Gaussian standard deviation of the sampled points [34]

$$F = \frac{N(N-1)}{2} \quad (16)$$

زیر مجموعه‌ای از مجموعه A به صورت رابطه (17) تعریف می‌شود:

$$L = \{(P_i, P_j) \in A \mid \|P_i - P_j\| < \delta_{\max}\} \subseteq A \quad (17)$$

که در آن t ضریب مقیاس نقطه کلیدی و مجموعه L زوج نقاطی از مجموعه A است که فاصله زوج نقاط از یکدیگر از آستانه δ_{\min} برابر $13/67t$ بیشتر است. برای یافتن میزان روشنایی، هر زوج نقطه به دست آمده را با هم مقایسه کرده و بر اساس رابطه (18) یک کد باینری ساخته می‌شود. به طوری که b برابر است با:

$$b = \begin{cases} 1 & I(P_j, \sigma_j) > I(P_i, \sigma_i) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad \forall (P_i, P_j) \in L \quad (18)$$

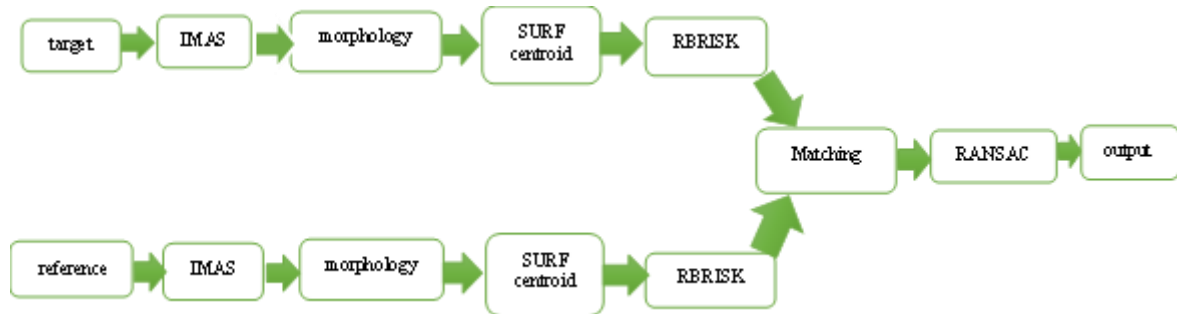
به این ترتیب توصیف‌گر دودویی ساخته می‌شود. اما این توصیف‌گر نسبت به دوران پایدار نیست. بنابراین در این پژوهش با در نظر گرفتن جهت‌گردان، نقاط تقریباً پایدار در برابر دوران ساخته می‌شود.

۳- روش پیشنهادی

استفاده از روش‌های انطباق تصویر مرسوم مانند SURF و SIFT با مشکل توزیع پذیری نامناسب نقاط کلیدی و روی هم‌افتادگی و نزدیکی آن‌ها به هم روبرو هستند. همچنین این روش‌ها به اختلاف زاویه دید تا حدود 45 درجه پاسخ‌گو هستند. در روش پیشنهادی این پژوهش، سعی شده که با به‌کارگیری محیط IMAS مشکل اختلاف زاویه دید تا حدود 80 درجه بهبود داده شود در مرجع [30] و با استفاده از تیلت‌ها و تقارن در جهات و زوایای مختلف، تعداد نقاط کلیدی مناسبی انتخاب شود. برای یافتن مرزها و لبه‌های مشخصی از تصاویر و بهبود کیفیت تصویر، قبل از اعمال روش‌های انطباق از فیلترهای غیرخطی با عملگرهای مورفولوژی استفاده شده است. برای استخراج نقاط کلیدی الگوریتم SURF را به کار برده و به جای یافتن جهت اصلی نقاط کلیدی در الگوریتم SURF، ایده مرکز جرم را پیشنهاد کردیم که میزان دقت انطباق را افزایش داده و از سرعت مناسبی نیز در کاربردهای آنلاین برخوردار است. در بخش توصیف‌گر از توصیف‌گر RBRISK استفاده شده است. توصیف‌گر BRISK به علت استفاده از مدل‌های دودویی، سرعت مناسبی دارد، اما نسبت به دوران تغییرپذیر است. برای رفع این مشکل مدل بهبودیافته RBRISK استفاده شده است که با گردان گرفتن، جهت مناسبی را برای نقاط کلیدی انتخاب می‌کند و میزان تغییرناپذیری نسبت به دوران را بهبود می‌دهد. برای انطباق نقاط کلیدی، الگوریتم KNN (K نزدیک‌ترین همسایه³⁷) و برای حذف نقاط اشتباه حاصل از این انطباق، الگوریتم RANSAC (اجماع نمونه تصادفی³⁸) مبنی بر تفکیک ویژگی‌های درست از نادرست به کار رفته است. در بلوک دیاگرام شکل (6) نحوه‌ی قرارگیری و معماری الگوریتم پیشنهادی ارائه گردیده است که در آن، تصویر مرجع، تصویری است که توسط ماهواره گرفته شده است و تصویر هدف تصویری است که نسبت به تصویر مرجع با چرخش، دوران، جابه‌جایی و اختلاف زاویه دید دوربین همراه است و در فصول مختلف سال گرفته شده است. بر روی هر دو تصویر، روش IMAS پیاده‌سازی می‌شود تا تصاویری از منظرهای مختلف تولید شود. در محیط IMAS مراحل پیش‌پردازش که شامل فیلترهای مبتنی بر مورفولوژی است، بر روی دو تصویر اعمال می‌گردد. سپس روش‌های استخراج ویژگی که شامل SURF بهبودیافته است، اجرا می‌شود. در مرحله بعد توصیف‌گر RBRISK برای پایداری و مقاوم بودن نقاط کلیدی ارائه می‌گردد. برای انطباق نقاط کلیدی در دو تصویر از KNN استفاده می‌شود و در نهایت با به‌کارگیری الگوریتم RANSAC نقاطی که به اشتباه انطباق یافته‌اند، حذف می‌گردند.

۱-۳- فیلتر مبتنی بر عملگر مورفولوژی

پس از پیاده‌سازی محیط IMAS، که در بخش دوم توضیح داده شد، عملیات پیش‌پردازش مورفولوژی در محیط IMAS اجرا گردید. برای یافتن مرزها و لبه‌هایی با وضوح بیشتری در تصویر از عملگر گردان‌یاب مورفولوژی استفاده شد که از فرایند گسترش و سایش مبتنی بر بازسازی یک تصویر تک‌باند برای استخراج اشیاء تصویر استفاده می‌کند.



شکل (۶): بلوک دیاگرام روش پیشنهادی
Figure (6): Block diagram of the proposed method

برای این که به‌توان اشیاء با اندازه‌های مختلف را با این روش استخراج نمود، معمولاً این عملگر با چندین عنصر ساختاری با اندازه‌های مختلف به تصویر اعمال می‌شود. به این ترتیب، با اعمال این فیلترها با n عنصر ساختاری به یک تصویر تک‌باند، می‌توان $2n$ تصویر جدید به‌دست آورد که حاوی اطلاعات اندازه و شکل درون تصویر اصلی هستند. برای یافتن مرزها و لبه‌های اشیاء تصویر نیز می‌توان از تفاضل مورفولوژی گسترش و سایش استفاده نمود و به عنوان عملگر گرادیان مورفولوژی، لبه‌های با کیفیتی از تصویر ارائه داد [۳۵].

$$g = \text{dst1}(x, y) - \text{dst2}(x, y) \quad (19)$$

$$\text{dst1}(x, y) = \max_{i,j} f(x+i, y+j) \quad (20)$$

$$\text{dst2}(x, y) = \min_{i,j} f(x+i, y+j) \quad (21)$$

در روابط (۱۹-۲۱)، g تصویر خروجی عملگر گرادیان مورفولوژی است و $f(x,y)$ نقطه مرکزی پنجره اطراف عنصر ساختاری و $f(x+i,y+j)$ یکی از نقاط همسایه در پنجره اطراف عنصر ساختاری است. $\text{dst1}(x,y)$ تصویر گسترش یافته و $\text{dst2}(x,y)$ تصویر سایش یافته است.

۲-۳- الگوریتم ویژگی‌های مقاوم سریع بهبود یافته

پس از به‌دست آوردن نقاط کلیدی در الگوریتم SURF که در بخش ۲-۲ توضیح داده شد. برای تغییرناپذیری نسبت به دوران در الگوریتم SURF از ایده مرکز جرم استفاده می‌شود. به‌طوری که تصویر را به پنجره‌هایی افراز نموده و مرکز جرم (مرکز پنجره) را با استفاده از رابطه‌های (۲۲) و (۲۳)، مرکز جرم C تصویر محاسبه می‌شود.

$$\begin{cases} m_{00} = \sum x^0 y^0 I(x, y) \\ m_{10} = \sum x^1 y^0 I(x, y) \\ m_{01} = \sum x^0 y^1 I(x, y) \end{cases} \quad (22)$$

$$C = \left(\frac{m_{01}}{m_{00}}, \frac{m_{10}}{m_{00}} \right) \quad (23)$$

در رابطه‌های (۲۲) و (۲۳)، $I(x,y)$ تصویر اولیه است. چنان‌که دیده می‌شود، m_{00} گشتاور صفرم و سپس m_{10} و m_{01} به ترتیب گشتاور اول در راستای محور x و محور y ها محاسبه می‌شود. سپس زاویه بین مرکز جرم پنجره و نقطه کلیدی به‌دست می‌آید و تصویر به اندازه‌ی زاویه محاسبه شده، می‌چرخد. به‌کارگیری این روش موجب افزایش دقت می‌شود و الگوریتم با سرعت مناسبی اجرا می‌شود و سپس زاویه بین مرکز جرم تصویر و هر نقطه کلیدی محاسبه می‌شود:

$$\theta = \text{tg}^{-1}(m_{01}, m_{10}) \quad (24)$$

۳-۳- توصیف‌گر نقاط کلیدی دودویی مقیاس‌پذیر مقاوم و تغییرناپذیر در برابر دوران

توصیف‌گر BRISK همان‌طور که در بخش (۳-۲) معرفی شد، یک توصیف‌گر باینری است و از سرعت اجرای مناسبی برخوردار است. اما نسبت به دوران پایدار نمی‌باشد، بنابراین در بخش توصیف‌گر روش پیشنهادی، از گرادیان جهتی استفاده شده که پایداری الگوریتم نسبت به دوران بهبود می‌یابد. در این روش، پس از محاسبه‌ی مجموعه L در رابطه (۱۶)، میانگین گرادیان محلی همه زوج نقاط مجموعه L تعیین می‌شود:

$$g = \begin{pmatrix} g_x \\ g_y \end{pmatrix} = \frac{1}{k} \sum_{P_i, P_j \in L} g(P_i, P_j) \quad (25)$$

این رابطه میزان روشنایی غالب در نواحی اطراف نقاط کلیدی را نشان می‌دهد. k برابر طول مجموعه L است. پس از محاسبه g، زاویه‌ای به نقاط کلیدی نسبت داده می‌شود. جهت این زاویه بیشترین تغییرات نقاط روشنایی پیکسل‌های اطراف نقاط کلیدی را نشان می‌دهد.

$$d = \text{tg}^{-1}(g_y, g_x) \quad (26)$$

پس از محاسبه جهت نقاط کلیدی، مرکز الگوی جهتی به مختصات نقاط کلیدی انتقال داده می‌شوند. الگوی جهتی مجموعه s^d از مجموعه A به صورت رابطه (۲۷) تشکیل می‌شود:

$$s^d = \left\{ (P_i^d, P_j^d) \in A \mid \|P_i^d - P_j^d\| < \delta_{\max} \right\} \subset A \quad (27)$$

که در آن P_i^d و P_j^d مختصات نقاطی است که از چرخش الگو به دست آمده‌اند. در مجموعه s^d فاصله‌ی زوج نقاط از یکدیگر باید از حدود δ_{\max} برابر $9/1t$ کمتر باشد که این آستانه به صورت تجربی حاصل شده است. با تغییر ضریب آستانه δ_{\max} می‌توان طول کد باینری را تغییر داد. روشنایی نقاط هر زوج نقطه در تصویر $I(x,y)$ با هم به صورت (۲۸) مقایسه و کد باینری جدیدی از توصیف‌گر ساخته می‌شود:

$$b = \begin{cases} 1 & I(P_j^d, \sigma_j) > I(P_i^d, \sigma_i) \\ 0 & I(P_j^d, \sigma_j) < I(P_i^d, \sigma_i) \end{cases} \quad (28)$$

برای کم کردن میزان حساسیت به دوران، به جای استفاده از میزان روشنایی خود پیکسل‌ها بهتر است از میزان روشنایی پیکسل‌های فیلتر شده با فیلتر گوسی استفاده کرد. پس از یافتن نقاط کلیدی و استفاده از توصیف‌گر مناسب، دو تصویر مرجع و هدف منطبق می‌شوند.

۳-۴- انطباق

در این الگوریتم، تطبیق مبتنی بر نسبت اولین و دومین نزدیک‌ترین همسایه بوده است. در این روش دو نقطه کلیدی تطبیق می‌یابد. به شرطی که (۲۹) برقرار باشد.

$$\frac{\|D_A - D_B\|}{\|D_A - D_C\|} < t \quad (29)$$

که در آن توصیف‌گر D_B اولین و نزدیک‌ترین همسایه به D_A و توصیف‌گر D_C دومین نزدیک‌ترین همسایه به توصیف‌گر D_A است. اگر فاصله بین اولین نزدیک‌ترین همسایه تا توصیف‌گر نسبت به فاصله دومین نزدیک‌ترین همسایه تا توصیف‌گر منظور، از حد آستانه‌ای تجربی کوچک‌تر باشد، عمل تطبیق انجام می‌شود [۴].

۳-۵- تفکیک ویژگی‌های درست از نادرست

در اثر انطباق تصاویر، ممکن است چند نقطه از نقاط تصویر که ویژگی‌های مشابه به هم داشته باشند، با هم منطبق می‌شوند.

در این صورت به وسیله الگوریتمی مانند RANSAC باید به توان نقاط درست را از اشتباه تشخیص داد و تطبیق‌های درست را شناسایی کرد [۳۶].

۴- پیاده‌سازی روش پیشنهادی و مقایسه با سایر روش‌ها

۴-۱- داده‌ها

جفت تصاویر استفاده شده در این پژوهش، شامل چهار جفت تصویر است که به صورت ماهواره‌ای، هوایی، SAR دریافت شده است. این تصاویر در زمان‌های مختلف و با اختلاف زاویه دید متفاوت گرفته شده‌اند. برای بیان صریح و آسان جفت تصویر ماهواره‌ای حدود ۳۰ درجه را ماهواره‌ای نوع اول و جفت تصویر ماهواره‌ای با اختلاف زاویه زیاد تا حدود ۷۰ درجه را ماهواره‌ای نوع دوم نامیدیم. تصاویر ماهواره‌ای نوع اول از مناطق شهری و ماهواره‌ی نوع دوم از مناطق کوهستانی گرفته شده است. منبع ماهواره تصویربرداری تصویر ماهواره‌ای نوع اول در تصویر مرجع SPOT4 و تصویر هدف لندست است. در تصویر هوایی منبع ماهواره مرجع و هدف به ترتیب ziyua-3 و هوایی می‌باشد. در تصاویر ماهواره‌ای با اختلاف زاویه زیاد مرجع IRS-IC و هدف spot4 است و در تصاویر SAR مرجع لندست و هدف SAR است. جزئیات مشخصات تصاویر مورد استفاده در جدول (۱) و نمایش چشمی داده‌ها در شکل (۷) نشان داده شده است [۱۲،۳۷].

۴-۲- معیارهای ارزیابی

معیارهای ارزیابی استفاده شده در این الگوریتم، دقت، نرخ تکرارپذیری و زمان اجرا می‌باشد. دقت، تعداد تطبیق‌های صحیح T_p به تعداد کل تطبیق‌ها T_t است.

$$TR = \frac{T_p}{T_t} \quad (30)$$

نرخ تکرارپذیری، شامل تعداد تطبیق‌های صحیح T_p به تعداد ویژگی‌های شناسایی شده در دو تصویر مرجع N_{ref} و حس شده N_{Sens} است.

$$F = \frac{T_p}{\min(N_{ref}, N_{Sens})} \quad (31)$$

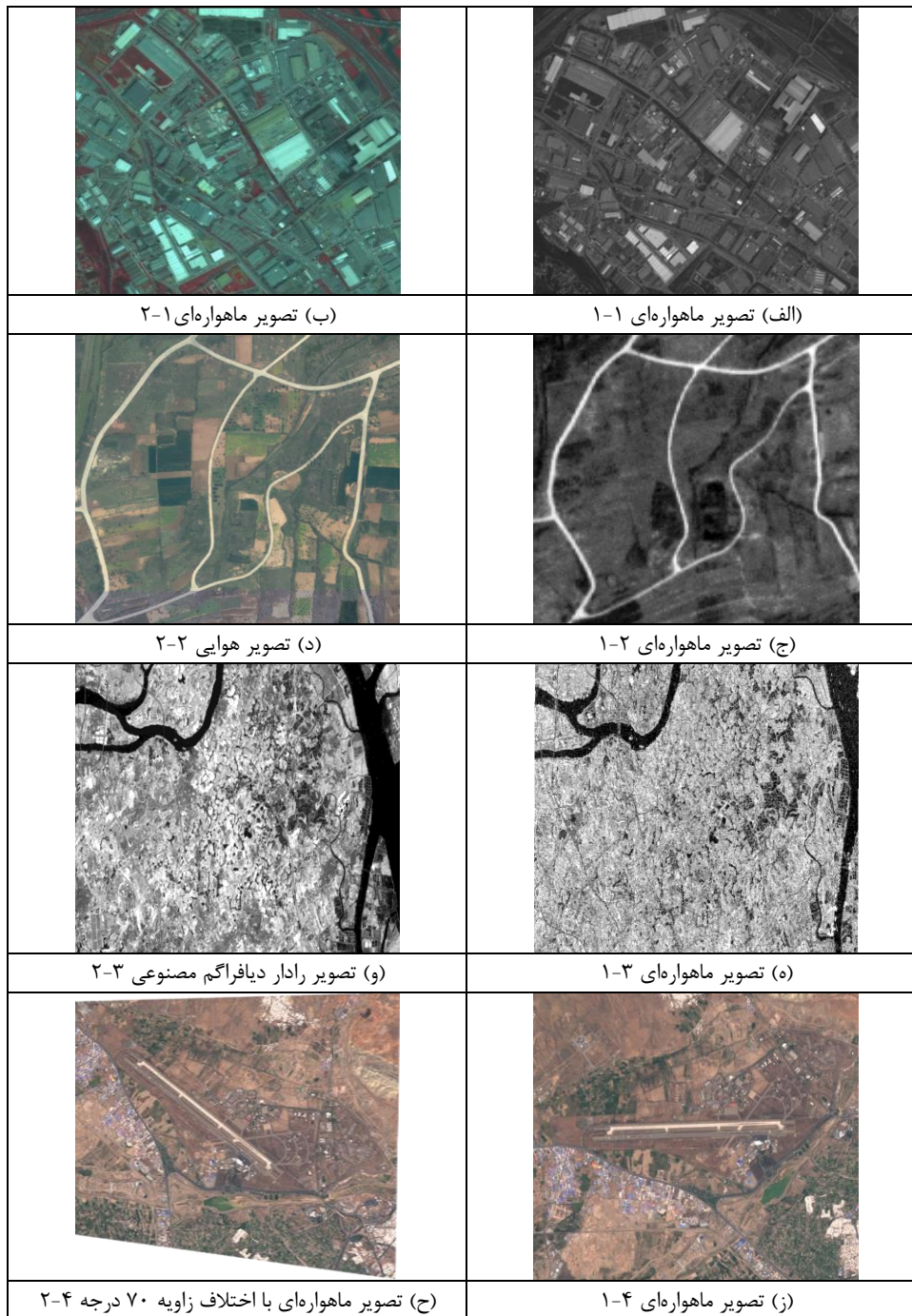
زمان اجرای کل الگوریتم برحسب ثانیه گزارش شده است. تمام شبیه‌سازی‌ها در نرم افزار ++C و OpenCV3.4 اجرا می‌شوند.

۴-۳- پیاده‌سازی روش پیشنهادی در محیط شبیه‌ساز

جدول (۱): چهار نوع تصویر استفاده شده در این پژوهش

Table (1): Four types of images used in this research

زمان اخذ	ابعاد تصویر	وضعیت طیفی	نوع ماهواره	مجموع تصاویر
۲۰۰۱	۱۲۳۵×۶۱۱	چندطیفی	SPOT4	جفت تصویر ماهواره‌ای-ماهواره‌ای نوع اول
۲۰۰۴	۱۲۳۰×۶۴۸	چندطیفی	لندست	
۲۰۱۰	۱۶۲×۱۶۵	پانکروماتیک	ziyua-3	جفت تصویر ماهواره‌ای-هوایی
۲۰۰۷	۷۰۰×۷۰۰	پانکروماتیک	تصویر هوایی	
۱۹۹۸	۱۱۴۶×۱۱۳۵	پانکروماتیک	IRS-IC	جفت تصویر ماهواره‌ای-ماهواره‌ای نوع دوم
۱۹۹۶	۷۰۰×۵۹۰	پانکروماتیک	SPOT4	
۲۰۰۷	۳۷۹×۷۶۲	پانکروماتیک	لندست	جفت تصویر ماهواره‌ای- SAR
۲۰۰۸	۳۴۴×۶۹۶	پانکروماتیک	SAR	



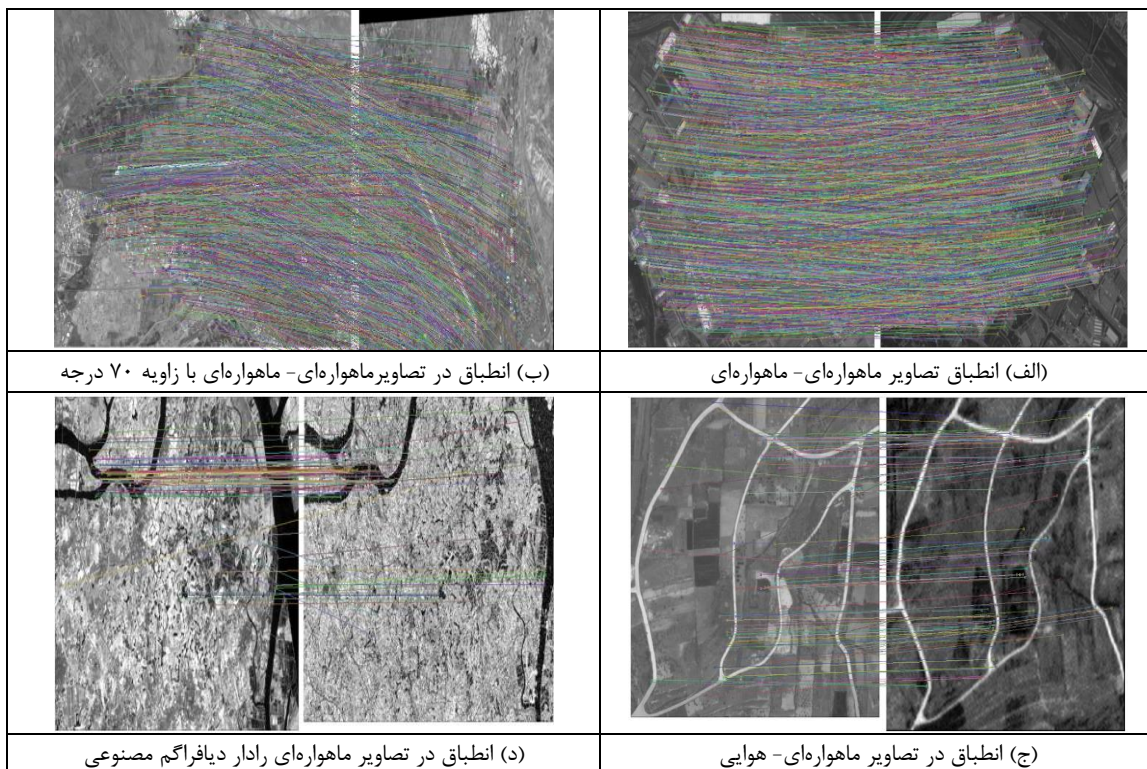
شکل (۷): نمایش چشمی داده‌ها (تصاویر مرتبط با شماره پیشوند یکسان نمایش داده شده‌اند) (الف) و (ب) جفت تصاویر ماهواره‌ای (ج) و (د) جفت تصاویر ماهواره‌ای - هوایی (ه) و (و) جفت تصاویر ماهواره‌ای - SAR (ز) و (ح) جفت تصاویر ماهواره‌ای اختلاف منظر ۷۰ درجه Figure (7): Images used in this study, (a), (b) Pair of satellite-satellite images., (c), (d) Pair of satellite-aerial images, (e), (f) Pair of Satellite-SAR Images, (g), (h) Pair of Satellite- satellite with angle difference of 70 degrees' images.

جدول (۲): پیاده‌سازی روش پیشنهادی

Table (2): Implementation of the proposed method

مجموع تصاویر مورد استفاده	نقاط کلیدی مرجع	نقاط کلیدی هدف	زمان استخراج نقاط کلیدی	زمان انطباق	تکرار پذیری	دقت پیکسل‌ها	زمان کل
مجموعه اول	۴۴۶۸	۳۹۰۲	۱/۸۷	۰/۵۵	۰/۷	۰/۹۳	۴/۶۷
مجموعه دوم	۳۰۲۸	۳۳۵۱	۱/۷۸	۰/۲۵	۰/۰۱	۰/۹۰	۲/۱۱
مجموعه سوم	۴۸۰۴	۴۴۹۹	۲/۳۴	۰/۸	۰/۲۶	۰/۴۴	۳/۸۴
مجموعه چهارم	۷۶۸۸	۷۴۶۳	۳/۲۸	۰/۰۷	۰/۰۰۹۶	۰/۴۷	۶/۶۳

در تصویر ماهواره‌ای نوع اول تعداد نقاط کلیدی استخراجی در تصویر مرجع ۴۴۶۸ و در تصویر هدف ۳۹۰۲ است که این تعداد نقاط حدود ۱۹۶۱ نقطه انطباق یافته و ۱۸۱۴ نقطه پس از عبور از الگوریتم RANSAC انطباق صحیح یافته‌اند که میزان دقت انطباق ۹۳ درصد محاسبه شد. تصاویر ماهواره‌ای نوع اول دارای اختلاف زاویه ۳۰ درجه هستند که روش پیشنهادی در محیط IMAS به دقت خوبی دست یافته است. همان‌طور که در بخش تئوری IMAS بیان شد، IMAS به اختلاف زاویه دید تا حدود ۷۰ درجه پاسخ‌گو است. بنابراین در تصاویر ماهواره‌ای-اپتیکی نوع دوم از تصاویری استفاده شد که نسبت به هم ۷۰ درجه اختلاف دید داشته باشند. در این نوع تصویر تعداد نقاط کلیدی در تصویر مرجع ۳۰۲۸ و در تصویر دوم ۳۳۵۱ است و تعداد نقاط درست پس از عبور از RANSAC به تعداد کل انطباق‌ها به ترتیب ۵۷۷ به ۶۳۷ است. در این نوع تصویر نیز دقت به ۹۰ درصد رسیده که با وجود اختلاف زاویه زیاد روش پیشنهادی در محیط IMAS به نتایج مناسبی دست یافته است. در تصاویر هوایی تعداد نقاط کلیدی در تصویر مرجع ۴۸۰۴ و تصویر هدف ۴۴۹۹ است و تعداد نقاط منطبق پس از عبور از RANSAC به کل نقاط به ترتیب ۷۲ به ۱۶۴ است و دقت انطباق ۴۴ درصد محاسبه شده است. در تصاویر SAR نیز تعداد نقاط کلیدی در تصویر مرجع و هدف به ترتیب ۷۶۸۸ و ۷۴۶۳ است که تعداد نقاط صحیح پس از عبور از RANSAC به تعداد کل نقاط منطبق ۲۹ به ۶۱ است و دقت انطباق ۴۷ درصد است. در تصاویر SAR و هوایی میزان دقت نسبت به تصاویر ماهواره‌ای اپتیکی کاهش قابل توجهی داشته است. به دلیل اینکه جنس و نوع تصاویر مرجع و هدف متفاوت هستند. تصویر مرجع ماهواره‌ای و هدف از جنس هوایی یا SAR است. در تصاویر هوایی و SAR تعداد نقاط منطبق به نسبت تعداد نقاط کلیدی استخراجی در تصویر بسیار کاهش یافته است. در مورد تصاویر هوایی از حدود ۴۰۰۰ نقطه استخراجی فقط ۷۲ نقطه صحیح و در مورد تصاویر SAR از حدود ۷۰۰۰ نقطه فقط ۲۹ نقطه انطباق صحیح داشته‌اند. به نظر می‌رسد جنس و نوع و ماهیت تصاویر در انطباق نقاط کلیدی تاثیر قابل توجهی داشته است. نمونه‌ای از دقت انطباق نقاط کلیدی صحیح روش پیشنهادی در محیط IMAS بر روی چهار نوع داده در شکل (۸) نشان داده شده است. همان‌طور که در شکل مشخص است روش پیشنهادی بر روی تصاویر ماهواره‌ای نوع اول و دوم به نتایج بهتری نسبت به تصاویر هوایی و SAR دست یافته است.



شکل (۸): نمونه‌ای از تصاویر انطباق تصویر

Figure (8): An example of image matching images, a) Matching satellite-satellite images, b) Adaptation in satellite-satellite images with an angle of 70 degrees, c) Adaptation in aerial-satellite images, d) Adaptation in SAR satellite images

۴-۴- مقایسه روش پیشنهادی با سایر روش‌ها در محیط شبیه‌ساز و بدون محیط شبیه‌ساز

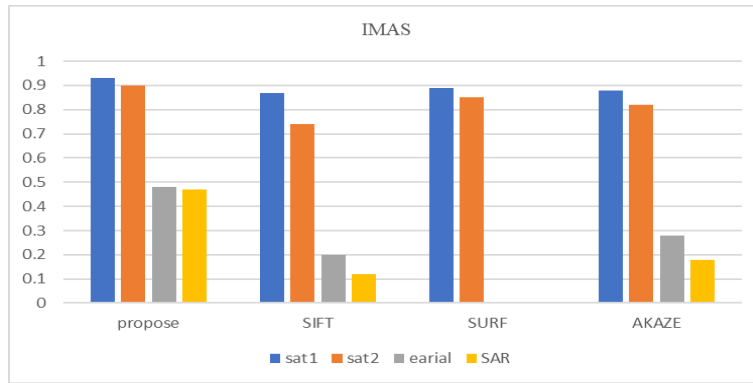
در شکل (۹)، میزان دقت انطباق روش پیشنهادی با سه روش SIFT، SURF و AKAZE بر روی چهار نوع تصویر ماهواره‌ای نوع اول با اختلاف زاویه ۳۰ درجه، نوع دوم با اختلاف زاویه ۷۰ درجه، هوایی و SAR در محیط IMAS و غیر IMAS مقایسه شده است. مقایسه روش پیشنهادی با سایر روش‌ها در استخراج نقاط کلیدی است و توصیف‌گر به کار رفته در همه‌ی روش‌ها RBRISK است. نتایج محاسبه شده در محیط IMAS دارای دقت بالاتری نسبت به محیط غیر IMAS است. زیرا این محیط با در نظر گرفتن تقارن و تیلت در جهات مختلف و استخراج نقاط کلیدی در نواحی تیلت‌ها به دقت خوبی دست یافته است. به دلیل اینکه نقاط مورد نظر را داخل تیلت‌ها استخراج می‌کند، نقاط بهینه‌ای به دست می‌آیند که از قابلیت انطباق خوبی برخوردار هستند. روش پیشنهادی ما، در هر دو محیط IMAS و بدون اعمال IMAS از دقت بالاتری نسبت به سایر روش‌ها برخوردار است. به منظور افزایش دقت، در مدل پیشنهادی برای یافتن مرزها و لبه‌های دقیق‌تر از فیلتر مورفولوژی استفاده شد. برای نمایش نقاط کلیدی و پایداری نسبت به دوران الگوریتم بهبود یافته SURF پیشنهاد گردید که موجب دقت انطباق می‌گردد. در این الگوریتم پس از محاسبه نقطه کلیدی و با تعیین نقطه مرکزی و θ ، (زاویه‌ی بین نقطه‌ی مرکزی و نقطه کلیدی در هر پیچ) تصویر به اندازه‌ی زاویه اصلی چرخانده می‌شود و حجم محاسبات کاهش می‌یابد. در تصاویر ماهواره‌ای الگوریتم SURF به دقت مناسبی نسبت به الگوریتم SIFT، AKAZE دست یافته است. همچنین الگوریتم SURF سرعت مناسبی نسبت به الگوریتم SIFT در محیط غیر IMAS دارد. اما در محیط IMAS به علت استخراج نقاط کلیدی بسیار زیاد، زمان زیادی را صرف می‌کند. در محیط غیر IMAS، در تصویر ماهواره‌ای نوع دوم که دارای اختلاف زاویه‌ای در حدود ۷۰ درجه است، روش پیشنهادی ما نیز همانند سایر روش‌های انطباق تصویر پاسخ‌گو نیست و دقت تصاویر عملاً از دست رفته است. ولی محیط IMAS به اختلاف زاویه دید بالاتری از ۵۰ درجه نیز پاسخ‌گو است و تصویر ماهواره‌ای نوع دوم به دقت بالاتری دست یافته است. دقت قابل ملاحظه‌ای در محیط IMAS برای تصاویر ماهواره‌ای نوع دوم با اختلاف زاویه ۷۰ مشاهده می‌شود. کلیه روش‌ها در دو محیط IMAS و غیر IMAS برای تصاویر هوایی و SAR نتایج قابل قبولی نیستند. به دلیل اینکه جنس و نوع تصاویر متفاوت بوده روش‌های معمول و روش پیشنهادی ما هم به نتایج خوبی در دقت انطباق نرسیده است. در شکل (۹) محور عمودی میزان دقت انطباق و محور افقی روش‌های پیشنهادی را نمایش می‌دهند.

۴-۵- مقایسه توصیف‌گر BRISK و روش پیشنهادی RBRISK

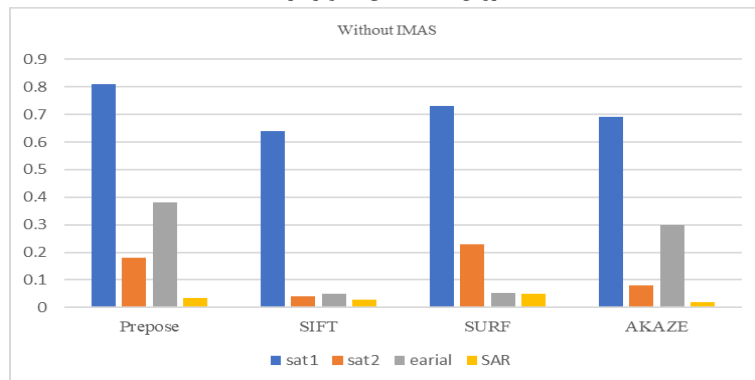
در آزمایشی دیگر، توصیف‌گرهای BRISK و RBRISK بر روی چهار داده تصویر با هم مقایسه شده‌اند که میزان دقت انطباق RBRISK از BRISK در تمام داده‌ها بیشتر است. البته الگوریتم با سرعت کندتری نسبت به BRISK اجرا می‌شود. در هر دو نمونه مرحله استخراج ویژگی SURF بهبود یافته به کار رفته است. در شکل (۱۰) محور عمودی میزان دقت انطباق دو توصیف‌گر و محور افقی چهار نوع تصویر را نشان می‌دهند.

۴-۶- به کارگیری آستانه و تعیین دقت

میزان دقت انطباق در روش پیشنهادی و سایر روش‌های SIFT، SURF و AKAZE بررسی شده که در تمامی روش‌ها برای انطباق نقاط درست از نادرست الگوریتم RANSAC به کار رفته است. این الگوریتم از آستانه‌ای استفاده می‌کند که تعداد نقاط استخراجی درست را شناسایی می‌نماید. این آستانه حدود ۰/۵ در نظر گرفته می‌شود و به تدریج افزایش می‌یابد. دقت انطباق نیز به همین نسبت افزایش یافته است و از حدود ۰/۸ به بالا میزان دقت انطباق تغییر محسوسی نخواهد کرد. به طوری که اگر میزان آستانه را از ۰/۸۵ تا ۰/۹۰ یا ۰/۹۵ رسانده شود. میزان نقاطی که به درستی انطباق یافته‌اند، در حدود یک زوج نقطه افزایش یافته و در نتیجه میزان دقت تا حدود ۰/۱ درصد افزایش یافته است. بنابراین در پیاده‌سازی آستانه ۰/۸ به کار رفته است. همان‌طور که در شکل (۱۱) نشان داده شده است، میزان دقت انطباق روش پیشنهادی از سایر روش‌ها بیشتر است. در نمودار محور عمودی میزان دقت انطباق و محور افقی تغییرات سطح آستانه را نمایش می‌دهد.



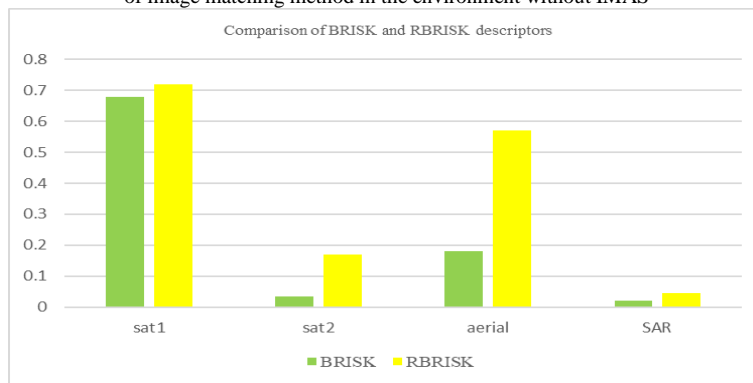
IMAS مقایسه روش‌های انطباق تصویر در محیط



IMAS بدون مقایسه روش‌های انطباق تصویر در محیط

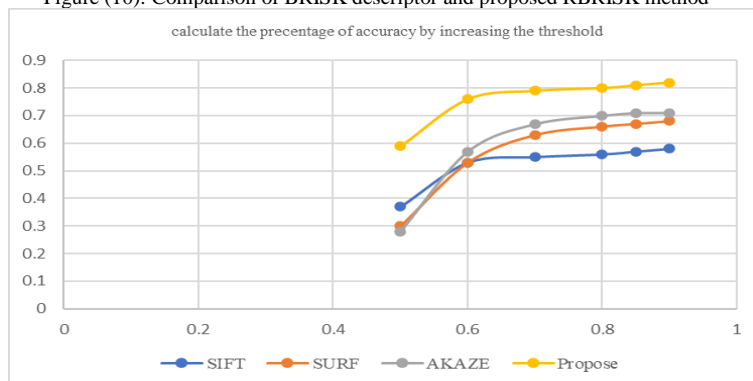
شکل (۹): روش‌های انطباق تصویر در دو محیط

Figure (9): Image matching methods in two environments, a) Comparison of image matching methods in IMAS environment, b) Comparison of image matching method in the environment without IMAS



شکل (۱۰): مقایسه توصیف‌گر BRISK و روش پیشنهادی RBRISK

Figure (10): Comparison of BRISK descriptor and proposed RBRISK method



شکل (۱۱): در نظر گرفتن پنجره با آستانه در نظر گرفته شده

Figure (11): Considering the window with the considered threshold

۵- نتیجه گیری

در این مقاله در مرحله استخراج نقاط کلیدی SURF بهبود یافته، معرفی گردید که در مرحله پیش پردازش از فیلتر مورفولوژی برای کیفیت بهتر تصویر استفاده شده است. در روش SURF معمول برای تک تک نقاط کلیدی زاویه و جهتی در نظر گرفته می شود. اما در مدل SURF بهبود یافته با در نظر گرفتن پنجره تصویر و مرکز جرم می توان جهت هر نقطه کلیدی را شناسایی کرد و سرعت اجرای الگوریتم بالاتر رود. در مرحله توصیف گر از مدل RBRISK استفاده شد. توصیف گر BRISK نسبت به دوران پایداری نیست ولی در مدل RBRISK با در نظر گرفتن جهت و یک θ زاویه ای مشکل پایداری در برابر دوران تا حدودی بهبود یافت. با توجه این که مدل پیشنهادی به اختلاف زاویه دید تا حدود ۳۰ تا ۴۰ درجه پاسخ گو است. برای آن که به اختلاف زاویه دید تا حدود ۷۰ درجه پاسخ گو باشد، مدل IMAS به کار برده شد. روش پیشنهادی بر روی چهار نوع داده از نوع داده های ماهواره ای- ماهواره ای، ماهواره ای- ماهواره ای با اختلاف زاویه دید در حدود ۷۰ درجه، ماهواره ای- هوایی و ماهواره ای- SAR پیاده سازی شد که مدل پیشنهادی بر روی داده های ماهواره ای- ماهواره ای به بهترین نتیجه دست یافت. روش IMAS بر روی داده های ماهواره ای با اختلاف زاویه دید تا حدود ۷۰ درجه به نتایج خوبی رسید ولی نسبت به تصاویر با جنس متفاوت به نتایج مناسبی دست نیافت.

References

مراجع

- [1] G. Khademi, H. Ghassemian, "Second-order total generalized variation regularization for pansharpening", IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, vol. 19, pp. 1-5, Dec 2020 (doi: 10.1109/LGRS.2020.30-43435).
- [2] A. Saboori, H. Ghassemian, F. Razzazi, "Active multiple kernel fredholm learning for hyperspectral images classification", IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, vol. 18, no. 2, pp. 356-360, Feb. 2021 (doi: 10.1109/LGRS.2020.2969970).
- [3] S.A. Hosseini, H. Ghassemian, "Rational function approximation for feature reduction in hyperspectral data", Remote Sensing Letters, vol. 7, no. 2, pp. 101-110, Nov 2015 (doi: 10.1109/ICSIPA.2015.7412241).
- [4] A. Sedaghat, H. Ebadi, "Remote sensing image based on adaptive binning SIFT descriptor", IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, vol. 53, no. 10, pp. 5283-5293, Oct 2015 (doi: 10.1109/TGRS.2015.242-0659).
- [5] J. Zhang, W. Ma, Y. Wu, L. Jiao, "Multimodel remote sensing image registration based on image transfer and local feature", IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, vol. 16, no. 8, pp. 1210-1214, Aug. 2019 (doi: 10.1109/LGRS.2019.2896341).
- [6] A. Ishihara, H. Aga, Y. Ishihara, H. Ichikawa, H. Kaji, K. Kawasaki, D. Kobayashi, T. Kobayashi, K. Nishida, T. Hamasaki, H. Mori, Y. Morikubo, "Integrating both parallax and latency compensation into video see-through head-mounted display", IEEE Trans. on Visualization and Computer Graphics. vol. 29, no. 5, pp. 2826-2836, May 2023 (doi: 10.1109/TVCG.2023.3247460).
- [7] Z. Fang, X. Yu, J. Pan, N. Fan, H. Wang, J. Qi, "A fast image mosaicking method based on iteratively minimizing cloud coverage areas", IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters. vol. 18, no. 8, pp. 1371-1375, Aug. 2021 (doi: 10.1109/LGRS.2020.2998920).
- [8] R. Grompone, G. Randull, "A sub-pixel edge detector: On implementation of the canny devernay algorithm", Image Processing on Line, vol. 7, pp. 347-372, Sept. 2017 (doi: 10.5201/ipol.2017.216).
- [9] P. Moreno, A. Bernadino, J. Santos-Victor, "Improving the SIFT descriptor with smooth derivative filters", Pattern Recognition Letters, vol. 30, pp. 18-26, Jan. 2009 (doi: 10.1016/j.patrec.2008.08.012).
- [10] S. Jiang, U. Jzang, B. Wang, X. Zhu, M. Xiang, X. FU, X. Sun, "Registration of SAR and optical images by weighted SIFT based on phase congruency", Proceeding of the IEEE/IGARSS, pp. 8885-8888, Valencia, Spain, July 2018 (doi: 10.1109/IGARSS.2018.8519181).
- [11] H. Bay, T. Tuytelaars, L. Van Gool, "SURF: Speeded up robust features", Proceeding of the ECCV, vol. 3951, pp. 404-417, Berlin, 2006 (doi: 10.1007/11744023_32).
- [12] A. Sedaghat, M. Mokhtarzade, H. Ebadi, "Uniform robust scale-invariant feature matching for optical remote sensing images", IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, vol. 49, pp. 4519-4527, Nov. 2011 (doi: 10.1109/TGRS.2011.2144607).
- [13] S. Wany, H. You, K. Fu, "BFSIFT: A novel method to find feature matches for SAR image registration", IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, vol. 9, pp. 649-653, July 2012 (doi: 10.1109/LGRS.2011.2177437).

- [14] J.M. Morel, G. Yu, "ASIFT: An algorithm for fully affine invariant comparison", *SIAM Journal of Imaging Sciences*, vol. 2, no. 2, pp. 11-38, Feb. 2011 (doi: 10.5201/ipol.2011.my-asift).
- [15] X. Liu, Z. Tian, Q. Lu, L. Yang, Ch. Chai, "A new affine invariant descriptor framework in shearlet domain for image SAR multiscale registration", *International Journal of Electronics and Communications*, vol. 67, no. 9, pp. 743-753, Sept. 2013 (doi: 10.1016/j.aeue.2013.03.002).
- [16] S.A. Khan, Z. Saleem, "A comparative analysis of SIFT, SURF, KAZE, AKAZE, ORB, and BRISK", *Proceeding of the IEEE/ICOMET*, pp. 1-10, Sukkur, Pakistan, March 2018 (doi: 10.1109/ICOMET.2018.8-346440).
- [17] G. Jiang, L. Liu, W. Zhu, S. Yin, S. Wei, "A 181, GOPS AKAZE accelerator employing discrete-time cellular neural networks for real-time feature extraction", *Sensors*, vol. 15, pp. 22509-22529, Sept. 2015 (doi: 10.3390/s150922509).
- [18] P. Soleimani, D.W. Capson, K.F. Li, "Real-time FPGA-based implementation of the AKAZE algorithm with nonlinear scale space generation using image partitioning", *Journal of Real-Time Image Processing*, vol. 18, pp. 2123-2134, Dec. 2021 (doi: 10.1007/s11554-021-01089-9).
- [19] W. Zhang, C. Sun, "Corner detection using multi-directional structure tensor with multiple scales", *International Journal of Computer Vision*, vol. 128, pp. 438-459, Feb. 2020 (doi: 10.1007/s11263-019-012-57-2).
- [20] T. Gao, J. Jing, Ch. Liu, W. Zhang, Y. Gao, Ch. Sun, "Fast corner detection using approximate form of second-order Gaussian directional derivative", *IEEE Access*, vol. 8, pp. 194092-194104, Oct. 2020 (doi: 10.1109/ACCESS.2020.3032751).
- [21] B. Pan, R. Jiao, J. Wang, Y. Han, H. Hang, "SAR image registration based on KECA. SAR-SIFT operator", *Proceeding of the IEEE/CEI*, pp. 114-119, Nanjiang, China, Nov 2022 (doi: 10.1109/CEI57409.20-22.9950203).
- [22] Z. Hossien-Nejad, M. Nasri, M. Baharlouie, "Image mosaicing based on adaptive sample consensus method and a data dependent blending algorithm", *Signal Processing and Renewable Energy*, vol. 6, pp. 1-12, Sept. 2022 (doi: 20.1001.1.25887327.2022.6.3.1.1).
- [23] S. Leutenegger, M. Chli, R.Y. Siegwart, "BRISK: Binary robust invariant scalable key points", *Proceeding of the IEEE/ICOCV*, Barcelona, Spain, Nov. 2011 (doi: 10.1109/ICCV.2011.6126542).
- [24] N. Mentzer, J. Mahr, G. Payá-Vayá, H. Blume, "Online stereo camera calibration for automotive vision based on HW-accelerated A-KAZE-feature extraction", *Journal of Systems Architecture*, vol. 97, pp. 335-348, Aug. 2019 (doi: 10.1016/j.sysarc.2018.11.003).
- [25] P.F. Alcantarilla, A. Bartoli, A.J. Davison, "KAZE features", *Computer Vision-ECCV*, vol. 7577, pp. 214-227, Berlin, Sept. 2012 (doi: 10.1007/978-3-642-33783-3_16).
- [26] D. Quan, H. Wei, Sh. Wang, Y. Li, J. Chanussot, Y. Guo, B. Hou, L. Jiao, "Efficient and Robust: A cross-modal registration deep wavelet learning method for remote sensing images", *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol. 16, pp. 4739-4754, May 2023 (doi: 10.1109/JSTARS.2023.3276409).
- [27] Y. Hong, C. Leng, X. Zhang, Z. Pei, I. Cheng, A. Basu, "Remote sensing image registration based on histogram of oriented local binary pattern descriptor", *Remote Sensing*, vol. 13, no. 12, Article Number: 2328, June 2021 (doi: 10.3390/rs13122328).
- [28] W. Zhang, Y. Zhao, "SAR and optical image registration based on uniform feature points extraction and consistency gradient calculation", *Applied Sciences*, vol. 13, no. 3, Article Number: 1238, Jan. 2023 (doi: 10.3390/app13031238).
- [29] D. Mishkin, J. Matas, M. Perdoch, "MODS: FAST and robust method for two-view matching", *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 141, no. 12, pp. 81-93, Dec. 2015 (doi: 10.1016/j.cviu.2015.08.005).
- [30] M. Rodriguez, J. Delon, J. Michel, "FAST affine invariant image matching", *Image Processing on Line*, vol. 8, pp. 251-281, Dec 2018. (doi: 10.5201/ipol.2018.225).
- [31] S. Jain, S. Kumar, R. Shettigar, "Comparative study on SIFT and SURF face feature descriptors", *Proceeding of the IEEE/ICICC*, Coimbatore, India, March 2017 (doi: 10.1109/ICICCT.2017.7975187).
- [32] M. Gharibi, S. Mirzakuchaki, "Improving the performance of SURF algorithm descriptors for image matching", *Electronic Industries Quarterly*, vol. 7, no. 1, pp. 75-88, April 2015 (in Persian).
- [33] E. Rublee, V. Rabaud, K. Konolige, G. Bradski, "ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF", *Proceeding of the IEEE/ICCV*, pp. 2564-2571, Barcelona, Spain, Nov. 2011 (doi: 10.1109/ICCV.2011.612-6544).
- [34] E. Azimi, A.R. Behrad, M.B. Gaznavi-Ghouschi, J. Shanbehzadeh, "A fully pipelined and parallel hardware architecture for real-time BRISK salient point extraction", *Journal of Real-Time Image Processing*, vol. 16, pp. 1859-1879, Oct. 2019 (doi: 10.1007/s11554-017-0693-4).
- [35] F. Khalili, H. Ghassemian, "Classification of remote sensing images using transformation methods and spatial features", *Proceeding of the MVIPC*, Isfahan, Iran, Nov. 2016 (in Persian).

- [36] Y. Zhao, R. Hong, J. Jiang, "Visual summarization of image collections by fast RANSAC", *Nearocomputing*, vol. 172, pp. 48-52, Jan. 2016 (doi: 10.1016/j.neucom.2014.09.095).
- [37] K. Li, Y. Zhang, Z. Zhang, G. Lai, "A course-to- fine registration strategy for multi-sensor images with large resolution difference", *Remote Sensing*, vol. 11, no.4, Article Number: 470, Feb. 2019 (doi: 10.3390/rs11040470).

زیر نویس ها

1. Remote sensing
2. Sensors
3. Panorama
4. Smallest univalue segment assimilating nucleus
5. Features from accelerated segment test
6. Affine
7. Scale invariant features transform
8. Different of Gaussian
9. Octave
10. Speeded up robust features
11. Uniform SIFT
12. Bilateral Filter SIFT
13. Synthetic aperture radar
14. Affine scale invariant features transform
15. Shearlet domain
16. Accelerated KAZE
17. Fast explicit diffusion
18. First order isotropic Gaussian directional derivative
19. First order anisotropic Gaussian directional derivative
20. Hessian
21. Trace
22. Second order anisotropic Gaussian directional derivative
23. Second order isotropic Gaussian directional derivative
24. Synthetic aperture radar SIFT
25. Binary robust independent elementary features
26. Oriented FAST and rotated BRIEF
27. Binary robust invariant scalable key point
28. Haar transform
29. Adaptive binning SIFT
30. Adaptive and generic accelerated segment test
31. Histogram of oriented local binary pattern
32. Phase congruency
33. Rotation BRISK
34. Image matching by affine simulation
35. Tilt
36. Affine map
37. K nearest neighbors
38. Random sample consensus