



سنجش از دور

و

GIS ایران



سنجش از دور و GIS ایران سال دوم، شماره چهارم، زمستان ۱۳۸۹  
Iranian Remote Sensing & GIS Vol.2, No.4, Winter 2011  
۸۳-۱۰۰

## بهبود الگوریتم SIFT به منظور تناظریابی تصاویر ماهواره‌ای

امین صداقت<sup>۱\*</sup>، حمید عبادی<sup>۲</sup> و مهدی مختارزاده<sup>۳</sup>

۱. کارشناس ارشد فتوگرامتری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی
۲. دانشیار گروه فتوگرامتری و سنجش از دور، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی
۳. استادیار گروه فتوگرامتری و سنجش از دور، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۰/۶/۵

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۸۹/۱۲/۲۲

### چکیده

الگوریتم SIFT (Scale Invariant Feature Transform) یکی از روش‌های تناظریابی عارضه‌مبناست که به منظور انجام فرآیند تشخیص الگو در تصاویر اپتیکی ارائه شده است. با اینکه عملکرد بهتر توصیفگر این الگوریتم در مقایسه با دیگر روش‌ها اثبات شده و نسخه‌های گوناگونی نیز در مسیر افزایش کارایی آن ارائه شده است، اما عملکرد استخراج عارضه در این الگوریتم با مشکلات جدی برای انجام تناظریابی در تصاویر سنجش از دور مواجه است. کنترل‌پذیری این الگوریتم در استخراج عوارض در تصاویر سنجش از دور پایین است و در آن راه‌حلی نیز برای انتخاب عوارض پایدارتر و متمایزتر و کنترل توزیع آنها، به منظور موفقیت در فرآیند تناظریابی، پیشنهاد نشده است. در مقاله حاضر با بهره‌گیری از خصوصیات فضای مقیاس در این الگوریتم روشی جدید با عنوان UR-SIFT (Uniform Robust Scale Invariant Feature Transform) به منظور استخراج عوارض پایدار تصاویر و در توزیع یکنواختی از مکان و مقیاس طراحی شده است. برای این منظور با توسعه روابطی جدید بر مبنای ضریب مقیاس سطوح هرم تصاویر در الگوریتم SIFT، تعداد عوارض مورد نیاز در هر سطح تعیین گردیده و با بهره‌گیری از دو معیار پایداری و تمایز و در ساختاری شبکه‌ای استخراج شده است. بعد از استخراج عوارض و ایجاد توصیفگر آنها، فرآیند تناظریابی اولیه با استفاده از فاصله اقلیدسی میان توصیفگرها و با بهره‌گیری از روشی دوجانبه انجام می‌شود. در ادامه با استفاده از مدل تبدیل پروژکتیو و روش کمترین مربعات، صحت جفت تناظرهای اولیه بررسی شده و تناظرهای ناسازگار حذف شده‌اند. نتایج عملی بر روی دو جفت تصویر ماهواره‌ای بیانگر کارایی بالای روش پیشنهادی در مقایسه با الگوریتم استاندارد SIFT است.

**کلیدواژه‌ها:** تناظریابی تصویر، الگوریتم SIFT، پایداری، تمایز، توزیع مکانی.

\* نویسنده مکاتبه‌کننده: تهران، خیابان ولیعصر، تقاطع میرداماد، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری، گروه سنجش از دور و فتوگرامتری

تلفن: ۸۸۸۸۸۴۴۵

Email: am.sedaghat@gmail.com

## ۱- مقدمه

تناظریابی، فرایند تعیین مطابقت میان دو یا چند تصویر از یک منظره یکسان است که در زمان‌های مختلف، از موقعیت‌های متفاوت و یا به‌وسیله سنسورهای مختلفی دریافت شده‌اند. این فرایند به طور گسترده در آنالیزهای مختلف در فتوگرامتری و سنجش از دور کاربرد دارد و مرحله‌ای اساسی از عملیاتی نظیر مرتبط‌سازی تصویر<sup>۱</sup> کشف تغییرات، تلفیق تصاویر، موزائیک کردن تصاویر، استخراج داده‌های مکانی سه بعدی و مثلث‌بندی هوایی خودکار به شمار می‌آید. روش‌های تناظریابی را می‌توان به دو دسته اصلی روش‌های ناحیه‌مبنا و روش‌های عارضه‌مبنا تقسیم‌بندی کرد (Zitova and Flusser, 2003). روش‌های ناحیه‌مبنا مستقیماً توزیع درجات خاکستری تصاویر را درون پنجره‌هایی با ابعاد یکسان، با استفاده از معیارهای مشابهت (تفاوت) مختلفی به طور آماری مقایسه می‌کنند و موقعیت ماکزیمم شباهت (مینیمم اختلاف) را به عنوان تناظر تعیین می‌کنند. از معیارهای مشابهت متداول می‌توان به ضریب همبستگی، تناظریابی کمترین مربعات، و LSM اشاره کرد (Gruen, 1987). روش‌های ناحیه‌مبنا، به‌ویژه روش LSM، توانایی تناظریابی با دقت‌های بسیار بالا (تا ۰/۰۲ پیکسل) را دارند (Remondino et al., 2008) اما نیاز به فضای جست‌وجو و مقدار اولیه مناسب دارند و در مناطق با بافت یکنواخت ضعیف‌اند. روش‌های مذکور تنها برای تصاویر با اعوجاجات کم (در شرایطی که اختلاف مقیاس، دوران و تغییر شکل‌های محلی میان تصاویر کم باشد) مناسب هستند (Zitova and Flusser, 2003). روش‌های عارضه‌مبنا، عوارض مکانی (نقاط، خطوط و نواحی) تصاویر را استخراج می‌کنند و سپس مطابقت میان آنها را با استفاده از خصوصیات‌شان، برقرار می‌سازند. بعد از استخراج عوارض، با استفاده از خصوصیات ناحیه‌ای اطراف هر عارضه نظیر درجات خاکستری، مقادیر اندازه و جهت گرادیان، یک توصیفگر به صورت بردار مشخصه<sup>۲</sup>، ایجاد می‌شود و سپس فرآیند

تناظریابی با استفاده از معیار مشابهت میان بردارهای مشخصه انجام می‌گیرد. عوارض با ماکزیمم معیار مشابهت میان توصیفگرهای‌شان، به عنوان عوارض متناظر انتخاب می‌شوند. در ادامه یک مدل هندسی میان عوارض استخراج‌شده در دو تصویر، فرض شده است و با ماکزیمم و یا مینیمم کردن یک معیار سازگاری که بیانگر درجه تناظر مکانی میان عوارض در دو تصویر است، پارامترهای مدل هندسی، برآورد می‌شوند.

از جمله توصیفگرهای ارائه شده برای این منظور می‌توان گشتاورهای نامتغیر<sup>۳</sup> (Mindru et al., 2004)، مضمون شکل<sup>۴</sup> (Belongie et al., 2002) و SIFT<sup>۵</sup> (Lowe, 2004) را نام برد. الگوریتم متداول به‌منظور برآورد مدل هندسی نیز الگوریتم RANSAC<sup>۶</sup> (Fischler, and Bolles, 1981) است. در مقایسه با روش‌های ناحیه‌مبنا، روش‌های عارضه‌مبنا قابلیت اطمینان بالاتری دارند و عملکردشان در برابر اعوجاجات هندسی و رادیومتریکی بهتر است. به علت جابه‌جایی موقعیت مکانی عوارض در دو تصویر، دقت تناظریابی در آنها به اندازه روش‌های ناحیه‌مبنا نیست و حذف تناظرهای اشتباه در آنها نیز دشوار است. استفاده از روش‌های ترکیبی به عنوان راه‌حلی مناسب برای غلبه بر نقاط ضعف هر یک از روش‌ها به تازگی تداوم یافته است. سامانه مرتبط‌سازی AARRSI<sup>۷</sup>، با بهره‌گیری از مدل تناسب فاز<sup>۸</sup> برای استخراج و توصیف عوارض و توسعه نسخه جدیدی از الگوریتم RANSAC با عنوان MDSAC ایجاد شده است (Wong and Clausi, 2007). کیانژاد و همکاران (۱۳۸۸) با استفاده از عملکرد Harris and Stephens (1988) به‌منظور

1. Image Registration
2. Feature Vector
3. Moment Invariants
4. Shape Context
5. Scale Invariant Feature Transform
6. Random Sample Consensus
7. Automatic Registration of Remote Sensing Image
8. Phase-Congruency

Lowe (2004) آن را به منظور انجام فرآیند تشخیص الگو در تصاویر مرئی ارائه کرده و از دو مرحله اصلی شامل استخراج عارضه و ایجاد توصیفگر، تشکیل شده است. به منظور استخراج عوارض در الگوریتم SIFT اولین مرحله ایجاد فضای مقیاس است. فضای مقیاس نمایش ساختارهای تصویر در مقیاس‌های مختلف است و از مجموعه‌ای از تصاویر گوسی و DoG<sup>۴</sup> در ابعاد مختلف تشکیل شده است که در لایه‌های منظمی تحت عنوان اکتاو<sup>۵</sup> گروه‌بندی و مرتب شده‌اند (شکل ۱).

به منظور ایجاد فضای مقیاس، تصویر ورودی در روندی تکراری با کرنل گوسی با مقیاس‌های مختلف کانولوشن<sup>۶</sup> می‌شود تا تصاویر گوسی فضای مقیاس در هر اکتاو ایجاد شود (تصاویر ستون چپ در شکل ۱، میزان مقیاس هر تصویر گوسی در کنار آن نمایش داده شده است). بنابراین تصویر گوسی  $L(x, y, \sigma)$  برای تابع تصویر  $I(x, y)$ ، با استفاده از کرنل گوسی  $G(x, y, \sigma)$ ، با استفاده از رابطه (۱) ایجاد می‌شود.

رابطه (۱)

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) \otimes I(x, y)$$

که در آن  $\otimes$  بیانگر اپراتور کانولوشن و  $G$  بیانگر تابع گوسی است. پارامتر  $\sigma$ ، مقیاس هر تصویر را نشان می‌دهد، که مقدار اولیه آن برابر  $\sigma_0 = 1/6$  فرض شده است (مطابق پیشنهاد Lowe (2004)) و با استفاده از پارامتر ثابت  $k$ ، با روندی فزاینده در سطوح مختلف هر اکتاو زیاد می‌شود. در ادامه تصاویر DoG، با استفاده از تفاضل دو تصویر گوسی مجاور از فضای مقیاس محاسبه می‌شوند (تصاویر ستون راست در شکل ۱). مقیاس تصویر گوسی کوچک‌تر، به عنوان مقیاس تصویر DoG در نظر گرفته می‌شود.

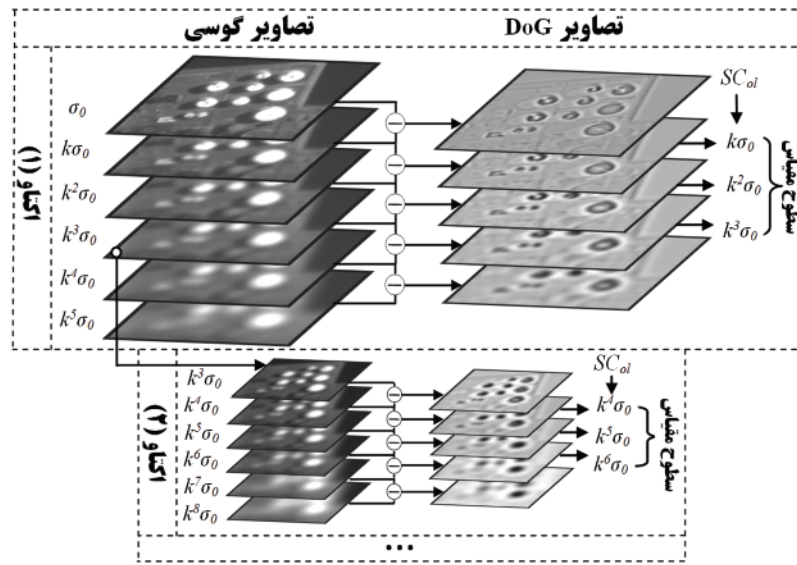
استخراج عوارض و معیار مشابهت ضریب همبستگی و تلفیق آن با فیود رنگ، روشی را برای انجام فرآیند توجیه نسبی خودکار در تصاویر برد کوتاه ارائه کرده‌اند. صداقت و همکاران (۱۳۸۹) با تلفیق عوارض گوشه‌ای و حبابی<sup>۱</sup> و استفاده از معیار ضریب همبستگی به صورت وزن‌دار، روشی را برای مرتبط‌سازی تصاویر ماهواره‌ای ارائه کرده‌اند.

Yu و همکاران روش سریع و کاملاً خودکاری را برای مرتبط‌سازی تصاویر چندمنبعی سنجش از دور شرح و بسط داده‌اند (Yu et al., 2008). در این روش ابتدا با استفاده از الگوریتم کارآمد SIFT (Lowe, 2004) و مدل هندسی افین<sup>۲</sup>، تصاویر به صورت اولیه با یکدیگر مرتبط می‌شوند و سپس با استفاده از عملگر Harris (Harris, and Stephens, 1988) و معیار مشابهت ضریب همبستگی در یک ساختار هرمی، فرآیند تناظریابی متراکم‌تر به منظور مرتبط‌سازی دقیق‌تر انجام می‌گیرد. در آزمایش‌های انجام شده، مشخص شد که فرآیند استخراج عوارض در الگوریتم SIFT برای تناظریابی در تصاویر سنجش از دور مناسب نیست، چرا که این الگوریتم در حالت استاندارد خودمهارپذیری پایینی دارد و تعداد تناظرهای مناسبی با استفاده از آن در تصاویر سنجش از دور استخراج نمی‌شود. Yu و همکاران (2008) نیز نتیجه مذکور را باور داشتند و از این‌رو از این الگوریتم تنها برای تناظریابی اولیه استفاده کرده‌اند. موضوع پژوهش حاضر، شرح و بسط نسخه بهبود داده‌شده‌ای از الگوریتم استاندارد SIFT به منظور انجام تناظریابی دقیق، با تعداد و توزیع مناسب، در تصاویر ماهواره‌ای است. به همین دلیل در این مقاله یک روش کارآمد با عنوان UR-SIFT<sup>۳</sup> برای استخراج عوارض در الگوریتم SIFT به منظور افزایش سرعت و کارایی آن طراحی و شرح داده شده است.

## ۲- معرفی الگوریتم SIFT

الگوریتم SIFT یک روش تناظریابی عارضه‌مبناست که

1. Blob
2. Affine
3. Uniform Robust Scale Invariant Feature Transform
4. Deference of Gaussian
5. Octave
6. Convolution



شکل ۱. نمایش فضای مقیاس در یک تصویر IKONOS

فضای مقیاس ON نیز متناسب با ابعاد تصویر انتخاب می‌شود. ضریب مقیاس هر یک از سطوح مقیاس، به عنوان مقیاس عوارض مستخرج از آن در نظر گرفته شده است و با استفاده از رابطه (۲) می‌توان آن را محاسبه کرد.

رابطه (۲)

$$SC_{oi} = \sigma_0 \cdot 2^{(o-1) \cdot \frac{1}{LN}} = \sigma_0 \cdot k^{LN(o-1)+1}$$

$$o = 1, 2, \dots, ON; \quad l = 1, 2, \dots, LN; \quad k = 2^{1/LN}$$

که در آن  $SC_{oi}$  ضریب مقیاس سطح  $l$  ام از اکتاو  $o$  ام است. بعد از استخراج عوارض اولیه در تمامی فضای مقیاس، موقعیت و مقیاس دقیق آنها با استفاده از برآزش یک تابع 3D Quadratic در همسایگی ۲۶ تایی هر عارضه، تعیین می‌شود. سپس میزان کنتراست (قدر مطلق تابع DoG تصویر در موقعیت بهبود داده شده هر اکستریم) و نسبت میان انحناهای اصلی<sup>۱</sup> هر عارضه به منظور بررسی میزان پایداری آنها برآورد می‌شود. عوارضی که میزان کنتراست آنها از یک مقدار آستانه ( $T_c$ ) کمتر باشد، ناپایدار و حساس به نویزند و حذف می‌شوند. همچنین عوارضی که میزان نسبت

1. Ratio between the Principal Curvatures

در ادامه، هر اکتاو تصویر گوسی که مقیاس آن دو برابر مقیاس اولیه است، انتخاب می‌گردد و ابعاد آن با نمونه‌برداری مجدد، نصف می‌شود و به عنوان تصویر ابتدایی اکتاو بعدی در نظر گرفته می‌شود و فرآیند تکرار می‌گردد. به منظور استخراج موقعیت‌های پایدار فضای مقیاس، هر پیکسل در سطوح میانی تصاویر DoG (سطوح مقیاس در شکل ۱) در هر اکتاو با ۸ پیکسل همسایگی خود و ۹ پیکسل همسایگی تصویر DoG بالایی و ۹ پیکسل همسایگی تصویر DoG پایینی (همسایگی ۲۶ تایی) مقایسه می‌شود و اگر یک اکستریم (ماکزیمم یا مینیمم) باشد به عنوان عارضه<sup>۲</sup> کاندیدا ذخیره می‌شود.

تعداد سطوح مقیاس در هر اکتاو - یعنی تعداد تصاویری که به منظور استخراج عوارض اولیه جست‌وجو می‌شوند - پارامتری مؤثر در تعداد عوارض استخراجی به‌شمار می‌آید (Lowe, 2004). مطابق با پیشنهاد Lowe (2004)، تعداد مقیاس‌ها در هر اکتاو برابر  $LN=3$  انتخاب می‌گردد و مقدار فاکتور ثابت نیز برابر  $k = 2^{1/LN}$  در نظر گرفته می‌شود. بدین ترتیب تعداد تصاویر گوسی در هر اکتاو برابر ۶ و تعداد تصاویر DoG نیز برابر ۵ است (مطابق با شکل ۱). تعداد اکتاوها در

منابع (Wang و Li and Ma (2009) و دیگران (2008) ارائه شده است. با وجود این در بررسی‌های انجام شده مشخص گردید که الگوریتم اصلی SIFT به منظور تناظریابی تصاویر سنجش از دور با مشکلاتی همراه است، که در بخش بعدی مورد بررسی قرار می‌گیرد.

### ۳- مشکلات الگوریتم SIFT در تناظریابی

#### تصاویر سنجش از دور

با وجود کارایی بالای توصیفگر SIFT، بررسی‌های انجام شده در پژوهش حاضر نشان می‌دهد که عملکرد استخراج عارضه در الگوریتم اصلی SIFT برای تناظریابی تصاویر سنجش از دور با دشواری‌هایی همراه است. مشکل اول عملکرد این الگوریتم کنترل‌پذیری پایین آن در استخراج تعداد مناسبی از عوارض در تصاویر سنجش از دور است. مؤثرترین پارامتر در کنترل تعداد عوارض در این الگوریتم، میزان آستانه کنتراست عوارض ( $T_c$ ) است که به علت حساسیت بسیار بالای آن در تعداد عوارض نهایی استخراج‌شده، در تصاویر سنجش از دور مناسب نیست. برای بررسی دقیق‌تر این مسئله انواع مختلفی از سنجنده‌های ماهواره‌ای در نظر گرفته شد و از هر سنجنده تعداد ۵ تصویر با ابعاد  $500 \times 500$  و محتوای مختلف، انتخاب گردید. با تغییر میزان آستانه کنتراست در محدوده  $0.04$  تا  $10^{-6}$ ، تعداد عوارض استخراج‌شده اندازه‌گیری شد. در شکل ۲ میانگین تعداد عوارض استخراج‌شده برای تصاویر هر سنجنده، نسبت به تغییرات آستانه نشان داده شده است. همان‌طور که ملاحظه می‌گردد انتخاب یک آستانه بهینه بسیار دشوار است، چرا که به عنوان مثال برای آستانه  $0.05$  تعداد حدود ۶۰۰۰ عارضه برای تصویر SPOT4 استخراج می‌گردد، در حالی که با همین آستانه هیچ عارضه‌ای در تصویر IKONOS، استخراج نمی‌شود. علاوه بر این، تغییر اندک میزان آستانه در بعضی از موارد تأثیر بسزایی در تعداد عوارض نهایی می‌گذارد؛ به عنوان مثال برای تصویر IRS

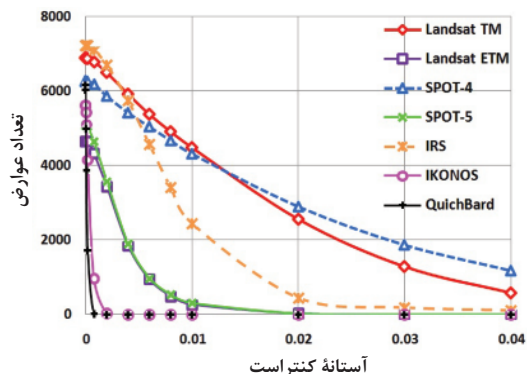
انحناهای اصلی در آنها بیشتر از یک مقدار آستانه ( $T_r$ ) باشد، حذف می‌شوند. مطابق پیشنهاد (Lowe (2004) مقادیر آستانه  $T_r$  و  $T_c$  به ترتیب برابر  $0.3$  و  $10$  انتخاب می‌شوند.

در مرحله بعد، به منظور انجام تناظریابی مستقل از دوران، برای هر یک از عوارض مستخرج، پارامتر جهت تعیین می‌گردد و سازگار با آن یک توصیفگر به عنوان ابزاری برای تناظریابی میان عوارض ایجاد می‌شود. توصیفگر SIFT یک همبستگی سه‌بعدی از موقعیت و جهت گرادینانها است که در آن موقعیت به صورت یک شبکه  $4 \times 4$  و جهت نیز در ۸ قسمت، گسسته‌سازی شده‌اند. توصیفگر نهایی به صورت یک بردار یکه با ۱۲۸ مؤلفه ( $4 \times 4 \times 8 = 128$ ) است. در نهایت فرآیند تناظریابی با استفاده از فاصله اقلیدسی میان توصیفگرهای عوارض استخراج‌شده در دو تصویر، برقرار می‌شود. به منظور دریافت جزئیات بیشتر از الگوریتم SIFT به (Lowe (2004) مراجعه شود.

عوارض SIFT، مستقل از مقیاس و دوران است، در برابر تغییرات روشنایی، تغییر شکل ناشی از تغییر منظر تصویربرداری و نویز پایدار است و همچنین دقت بالایی دارد (Heikkil et al., 2009). توصیفگرهای عوارض SIFT نیز بسیار متمایزند، به طوری که متناظر صحیح هر عارضه، در میان مجموعه‌ای بسیار بزرگ از عوارض استخراج‌شده از تصاویر مختلف، با احتمال بسیار بالایی تعیین‌شدنی است (Li et al., 2009). مطابق با تحقیقات Mikolajczyk و همکاران، توصیفگر SIFT، بالاترین کارایی را در تناظریابی تصاویر با انواع تغییر شکل‌های هندسی و رادیومتریکی، در مقایسه با دیگر توصیفگرها نظیر مضمون شکل دارد (Mikolajczyk and Schmid, 2005). تحقیقات بسیار زیادی نیز به منظور بهبود کیفیت تناظریابی و یا کاهش پیچیدگی محاسباتی این توصیفگر انجام شده است. به عنوان نمونه Ke و Sulthankar (2004) از پردازش مؤلفه‌های اساسی PCA به منظور کاهش ابعاد بردار توصیفگر استفاده کرده‌اند. موارد مشابه از بهبود توصیفگر این الگوریتم در

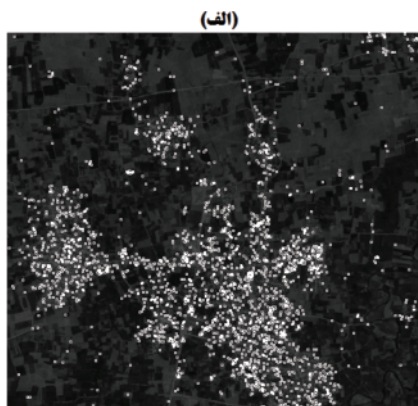
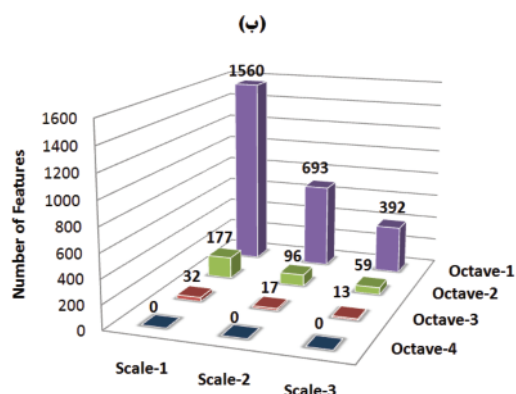
دقت و قابلیت اطمینان تناظریابی به میزان زیادی بستگی به کیفیت و توزیع عوارض استخراج شده دارد. در الگوریتم استاندارد SIFT، راه‌حلی برای انتخاب عوارض باکیفیت‌تر و مهار توزیع آنها، به‌منظور موفقیت در فرآیند تناظریابی، پیشنهاد نشده است - و مشکل دوم الگوریتم نیز همین است. به دلیل توجه نکردن به موضوع توزیع مکانی و مقیاس عوارض، در اغلب موارد پراکندگی عوارض مستخرج نامناسب است. شکل ۳-الف عوارض استخراج‌شده به‌وسیله الگوریتم استاندارد SIFT را برای یک تصویر سنجنده IRS با ابعاد  $1086 \times 970$  نشان می‌دهد. برای این تصویر تعداد  $3039$  عارضه استخراج شده است. همان‌طور که ملاحظه می‌شود در بعضی از مناطق تصویر، تراکم عوارض بسیار بالاست اما در بعضی از مناطق دیگر هیچ عارضه‌ای استخراج نشده است. در شکل ۳-ب تعداد عوارض استخراج‌شده در هر یک از مقیاس‌های هرم نیز نشان داده شده است، که بیانگر تعداد بسیار کم و حتی صفر عوارض در مقیاس‌های پایینی است، در حالی که تعداد بسیار زیادی در مقیاس‌های بالایی استخراج شده‌اند. به دلیل استخراج ناکافی عوارض در مقیاس‌های پایینی، انجام فرآیند تناظریابی برای تصاویری که دارای مقیاس کوچک‌تری از این تصویر هستند ممکن است موفقیت‌آمیز نباشد.

آستانه  $0.2/0.1$  تنها  $400$  عارضه و برای آستانه  $0.1/0.1$  حدود  $2500$  عارضه استخراج می‌شود.



شکل ۲. بررسی میزان تأثیر آستانه کنتراست بر روی تعداد عوارض استخراج شده در الگوریتم SIFT

امواج طیفی مختلف برای دریافت تصاویر سنجنش از دور و نگاهت متفاوت درجات خاکستری در آنها باعث پیچیدگی تعیین پارامترهای مناسب برای استخراج عوارض در الگوریتم SIFT در تصاویر مختلف و دلیل احتمالی مشکل فوق می‌شود. این مسئله از جانب Yu و همکاران نیز - که برای تناظریابی تصاویر سنجنش از دور از این الگوریتم استفاده کرده‌اند - عنوان شده است (Yu et al., 2008) از این‌رو آنها به دلیل عدم استخراج تناظرهای کافی در استفاده از الگوریتم SIFT، از آن فقط برای تناظریابی اولیه استفاده کرده‌اند.



شکل ۳. استخراج عوارض در الگوریتم استاندارد SIFT (الف) تصویر سنجنده IRS به همراه عوارض استخراج شده در آن، (ب) تعداد عوارض در هر مقیاس از هرم



از آنجا که الگوریتم SIFT اساساً برای حل مسئله مقیاس ارائه شده است و خصوصیات برجسته بسیاری دارد و از سویی با توصیفگر خود نیز سازگار است، در پژوهش حاضر از این عوارض استفاده شده و روش کارآمدی به منظور کنترل فرآیند استخراج عوارض در این الگوریتم و افزایش کارایی و سرعت آن ارائه شده است. برای این منظور صرفاً عوارض باکیفیت‌تر تصویر، با اعمال دو قید پایداری و تمایز، در توزیع کاملی از مکان و مقیاس استخراج شده است که این امر باعث ساده، سریع و مؤثر شدن فرآیند استخراج عوارض و تناظریابی میان آنها نیز می‌شود.

#### ۴- روش تناظریابی پیشنهادی در این تحقیق

در این بخش یک روش کاملاً خودکار بر مبنای نسخه بهبود داده شده‌ای از الگوریتم SIFT، به منظور تناظریابی تصاویر اپتیکی سنجنش از دور معرفی می‌شود. روش پیشنهادی از دو مرحله اصلی استخراج عوارض UR-SIFT، و نیز تناظریابی عوارض و حذف تناظرهای اشتباه، تشکیل شده است.

#### ۴-۱- استخراج عوارض UR-SIFT

موضوع اصلی الگوریتم UR-SIFT کنترل کامل عملگر استخراج عارضه در الگوریتم استاندارد SIFT و ارائه راهکاری مناسب برای استخراج باکیفیت‌ترین عوارض آن و در توزیع یکنواختی از مکان و مقیاس است. دو ویژگی پایداری و تمایز عوارض، نقش اساسی در موفقیت آنها در تناظریابی دارند (Carneiro and Jepson, 2008) و به عنوان معیارهای کیفیت عوارض در این تحقیق استفاده می‌شوند:

(۱) پایداری: این ویژگی، توان حفظ حضور عوارض را در برابر تغییرات تصویر - نظیر تغییرات مقیاس، دوران و روشنایی - بیان می‌کند. عوارض باید مستقل از تغییرات شرایط اخذ تصویر - نظیر پارامترهای سنسور،

موقعیت اخذ تصویر، شرایط رادیومتریکی، نویز و تغییر در منظره - قابل استخراج باشند. در پژوهش حاضر، توصیف کمی اندازه پایداری هر عارضه با استفاده از میزان قدر مطلق تابع DoG تصویر (میزان کنتراست هر عارضه) پیشنهاد شده است.

(۲) تمایز: این ویژگی میزان تفکیک پذیری عوارض و توصیفگر آنها را در مقایسه با یکدیگر نشان می‌دهد. محتوای اطلاعاتی معیاری از میزان تمایز هر عارضه است (Schmid et al., 2000). اگر عوارض دارای محتوای اطلاعاتی بالایی باشند، آنگاه توصیفگرهای آنها متمایزند و احتمال موفقیت آنها در تناظریابی بیشتر می‌شود (Zhu et al., 2006). آنتروپی معادل با متوسط محتوای اطلاعاتی است (Carneiro and Jepson, 2008). به منظور توصیف کمی تمایز هر عارضه، از معیار آنتروپی درون ناحیه‌ای در اطراف آن عارضه استفاده می‌شود (رابطه (۳)).

$$H = - \sum_i P_i \log_2 P_i \quad \text{رابطه (۳)}$$

که در آن  $P_i$  احتمال وقوع پیکسل  $i$  ام درون ناحیه مورد نظر است. هر عارضه SIFT با استفاده از یک ناحیه دایره‌ای به شعاع ۳ برابر مقیاس خود نمایش داده می‌شود، که در پژوهش حاضر از این ناحیه برای برآورد میزان تمایز آن نیز استفاده می‌شود.

به منظور کنترل الگوریتم SIFT، در روش پیشنهادی با انتخاب تعداد عوارض مورد نیاز ( $N$ ) به عنوان پارامتر اولیه و مقید بودن به انتخاب همین تعداد از عوارض در تمام تصویر عمل می‌شود. برای این منظور عوارض اولیه استخراج می‌شوند و بر اساس میزان پایداری و تمایز رتبه‌بندی می‌گردند و بهترین آنها به تعداد مورد نیاز استخراج می‌شوند. برای حل توزیع عوارض در فضای مقیاس از ارتباط ضریب مقیاس میان تصاویر سطوح مقیاس در هرم استفاده می‌شود و با

رابطه (۶)

$$F_{0l} = \frac{f_o}{k^{LN(o-1)+l-1}}$$

$$o = 1, 2, \dots, ON; l = 1, 2, \dots, LN; k = r^{1/LN}$$

تنها پارامتر مجهول برای تعیین میزان فاکتور مربوط به هر سطح،  $f_o$  است که با استفاده از روابط (۴) و (۶) به ترتیب زیر برآورد می‌گردد:

رابطه (۷)

$$\sum_{o=1}^{ON} \sum_{l=1}^{LN} \frac{f_o}{k^{LN(o-1)+l-1}} = 1$$

$$\Rightarrow f_o = \frac{k^{ON \cdot LN - 1}}{\sum_{n=1}^{ON \cdot LN} k^{n-1}}$$

علاوه بر توزیع مقیاس، توزیع مکانی عوارض مستخرج در هر یک از سطوح مقیاس نیز اهمیت دارد. به منظور حل مسئله توزیع مکانی، در روش پیشنهادی از ساختار شبکه‌ای استفاده می‌شود. برای این منظور هر سطح مقیاس از هرم، به صورت یک شبکه منظم بخش‌بندی می‌شود و در هر سلول از شبکه از میان باکیفیت‌ترین عارضه‌ها به تعداد مورد نیاز استخراج می‌شود. برای این منظور لازم است تعداد عوارض مورد نیاز در هر سلول ( $n_{Cell_i}$ ) از کل تعداد عوارض مورد نیاز در هر سطح مقیاس ( $N_{0l}$ ) تعیین شود که برای این منظور از رابطه (۸) استفاده می‌شود.

رابطه (۸)

$$n_{cell_i} = N_{0l} \left[ \frac{w_E E_i + w_n n_i + (1 - w_E - w_n) MC_i}{\sum E_i + \sum n_i + \sum MC_i} \right]$$

در رابطه (۸)  $E_i$  میزان آنتروپی سلول  $i$  ام و  $n_i$  و  $MC_i$  به ترتیب تعداد و میانگین کنتراست عوارض موجود در آن سلول هستند.  $W_n$  و  $W_E$  نیز به ترتیب فاکتورهای وزنی مربوط به میزان آنتروپی هر سلول و تعداد عوارض موجود در آن هستند. شکل ۴ مراحل مختلف روش پیشنهادی برای استخراج عوارض UR-SIFT را نشان می‌دهد.

توجه به میزان ضریب مقیاس هر سطح، تعداد عوارضی که باید در آن استخراج شود، تعیین می‌گردد. به‌عنوان مثال، چنانچه مطابق با الگوریتم استاندارد SIFT فضای مقیاس شامل  $ON$  اکتاو و  $LN$  سطح در هر اکتاو ایجاد شود، به‌منظور حل مسئله توزیع عوارض در فضای مقیاس، استخراج عوارض به صورت سطح به سطح و در تمامی اکتاوها، متناسب با میزان مقیاس هر سطح از فضای مقیاس انجام می‌گیرد. تعداد عوارض در سطح  $l$  ام از اکتاو  $o$  ام،  $N_{0l}$ ، با استفاده از رابطه (۴) تعیین می‌شود.

رابطه (۴)

$$N_{0l} = N \cdot F_{0l}$$

$$\sum_{o=1}^{ON} \sum_{l=1}^{LN} F_{0l} = 1$$

که در آن  $N$ ، تعداد کل عوارض مورد نیاز در تمامی فضای مقیاس و  $F_{0l}$  فاکتوری است که نسبت تعداد عوارض مربوط به سطح  $l$  ام از اکتاو  $o$  ام را از کل عوارض فضای مقیاس نشان می‌دهد. بدین ترتیب مجموع فاکتورهای مربوط به تمام سطوح فضای مقیاس باید برابر یک باشد. میزان  $F_{0l}$  متناسب با ضریب مقیاس سطح  $l$  ام از اکتاو  $o$  ام ( $SC_{0l}$ ) به صورت رابطه (۵) محاسبه می‌شود.

رابطه (۵)

$$F_{0l} = \frac{SC_{l1}}{SC_{0l}} f_o$$

در رابطه (۵)،  $f_o = F_{11}$  فاکتور مربوط به سطح اول از اکتاو اول، به‌منظور تعیین تعداد عوارض مورد نیاز در آن است. با جایگزینی  $SC_{0l}$  با استفاده از رابطه (۲) در رابطه (۵)، رابطه (۶) به‌منظور برآورد  $F_{0l}$  به‌دست می‌آید:



ایجاد فضای مقیاس در ON اکتاو و LN سطح در هر اکتاو
برای هر سطح از فضای مقیاس $o = 1, 2, \dots, ON; l = 1, 2, \dots, LN$
استخراج اکستریم‌های اولیه و حذف عوارض خیلی ضعیف
تعیین تعداد عوارض مورد نیاز: $N_{o1}$
شبکه‌بندی تصویر گوسی سطح مورد نظر
تعیین تعداد عوارض مورد نیاز در هر سلول: $n\_cell_i$
برای هر سلول از شبکه‌بندی مراحل زیر انجام می‌شود
انتخاب سه برابر $n\_cell_i$ عارضه، براساس کنتراست
تعیین موقعیت و مقیاس دقیق هر عارضه انتخاب شده
در مرحله قبل و حذف عوارض واقع بر روی لبه‌ها
محاسبه آنتروپی هر عارضه باقی‌مانده
انتخاب $n\_cell_i$ عارضه براساس آنتروپی
تخصیص جهت و ایجاد توصیفگر مطابق با الگوریتم SIFT
شکل ۴. مراحل استخراج عوارض UR_SIFT

صورت شبکه‌ای منظم بخش‌بندی می‌شود و میزان آنتروپی هر سلول محاسبه می‌گردد و عوارض موجود در آن نیز شناسایی می‌شوند. تعداد عوارض مورد نیاز در هر سلول با استفاده از رابطه (۸) محاسبه می‌شود، و مراحل «الف و ب و ج» برای هر یک از آنها صورت می‌پذیرد:

الف) عوارض موجود در سلول براساس میزان کنتراست‌شان رتبه‌بندی می‌شود و به تعداد سه برابر  $n\_Cell_i$ ، عارضه از آنها انتخاب می‌گردد.

ب) موقعیت و مقیاس دقیق هر عارضه انتخاب شده در مرحله قبل، برآورد می‌گردد و آنالیز مربوط به حذف عوارض واقع بر روی لبه‌ها صورت می‌پذیرد.

ج) میزان آنتروپی در ناحیه اطراف هر عارضه باقی‌مانده، در تصویر گوسی مربوط به آن، محاسبه می‌شود و تعداد  $n\_Cell_i$  عارضه، براساس آنتروپی عوارض در سلول استخراج می‌گردد.

۳) مطابق با الگوریتم استاندارد SIFT، برای هر یک از عوارض مستخرج، یک یا چند جهت تعیین می‌شود و سپس توصیف‌گر آنها به وجود می‌آید.

مطابق با شکل ۴، استخراج عوارض UR-SIFT در مراحل زیر انجام می‌گیرد:

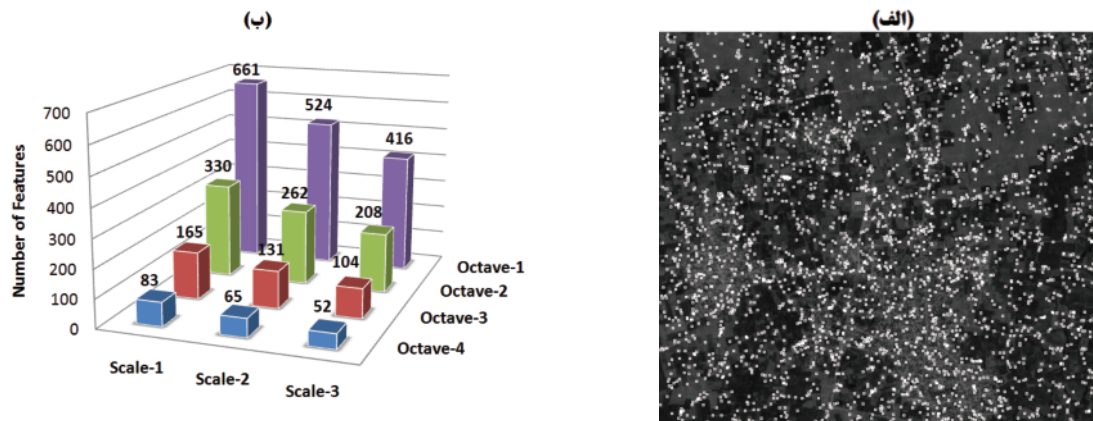
۱) در ابتدا تعداد کل عوارض مورد نیاز،  $(N)$  تعیین می‌شود. در این پژوهش براساس نتایج آزمایش‌های انجام‌شده، تعداد عوارض مورد نیاز به صورت نسبتی از ابعاد تصویر و برابر  $0.4$  درصد حاصلضرب تعداد سطرها و ستون‌های آن و مابین  $1000$  تا  $4000$  عارضه در نظر گرفته می‌شود.

۲) فضای مقیاس مطابق با الگوریتم استاندارد SIFT، شامل ON اکتاو و LN سطح در هر اکتاو ایجاد می‌شود و برای هر سطح  $(l)$  از هر اکتاو  $(o)$ ، این مراحل انجام می‌گیرد:

۲-۱) برای سطح مقیاس مورد نظر، فرایند استخراج اکستریم‌های اولیه مطابق با الگوریتم استاندارد SIFT صورت می‌پذیرد و عوارضی که میزان کنتراست آنها در محدوده  $10$  درصد پایینی است به عنوان عوارض خیلی ضعیف، حذف می‌شوند.

۲-۲) تعداد عوارض مورد نیاز در این سطح با استفاده از رابطه (۴) تعیین می‌گردد.

۲-۳) تصویر گوسی مربوط به سطح مورد نظر، به



شکل ۵. استخراج عوارض با استفاده از الگوریتم پیشنهادی UR-SIFT: (الف) توزیع عوارض استخراج شده در یک تصویر IRS و (ب) تعداد عوارض در هر مقیاس از هرم.

مجموعه عوارض استخراج شده در تصویر مبنا، و کافی در سلولی (سطحی) از شبکه (فضای مقیاس) موجود نباشد، براساس معیار مشخصه محتوایی (فاکتور مقیاس)، میان سلول‌های دیگر توزیع می‌شود. بعد از استخراج  $N$  عارضه مورد نظر، فرایند استخراج عوارض UR-SIFT پایان می‌پذیرد. به عنوان مثال، برای تصویر IRS بیان شده در بخش قبل نتایج استخراج عوارض با استفاده از الگوریتم UR-SIFT و برای ۴ اکتاو و ۳ مقیاس در هر اکتاو در شکل ۵ نشان داده شده است. همان‌طور که در شکل ۵ ملاحظه می‌شود، علاوه بر اینکه توزیع مکانی عوارض استخراج شده خوب است، توزیع آنها در فضای مقیاس نیز به طور مناسبی صورت گرفته است.

در طول فرایند استخراج عوارض، اگر تعداد عارضه کافی در سلولی (سطحی) از شبکه (فضای مقیاس) موجود نباشد، براساس معیار مشخصه محتوایی (فاکتور مقیاس)، میان سلول‌های دیگر توزیع می‌شود. بعد از استخراج  $N$  عارضه مورد نظر، فرایند استخراج عوارض UR-SIFT پایان می‌پذیرد. به عنوان مثال، برای تصویر IRS بیان شده در بخش قبل نتایج استخراج عوارض با استفاده از الگوریتم UR-SIFT و برای ۴ اکتاو و ۳ مقیاس در هر اکتاو در شکل ۵ نشان داده شده است. همان‌طور که در شکل ۵ ملاحظه می‌شود، علاوه بر اینکه توزیع مکانی عوارض استخراج شده خوب است، توزیع آنها در فضای مقیاس نیز به طور مناسبی صورت گرفته است.

#### ۴-۲- تناظر یابی میان عوارض

بر این اساس، برای جفت تناظرهای اولیه پارامترهای یک مدل پروژکتیو با استفاده از روش کمترین مربعات محاسبه می‌شود. سپس نقاط در تصویر ورودی با استفاده از پارامترهای این تابع به فضای تصویر مبنا منتقل می‌گردد و میزان فاصله آنها از نقاط نظیرشان در تصویر مبنا، به عنوان خطای هر

اگر  $P$  مجموعه عوارض استخراج شده در تصویر مبنا باشد و  $Q$  مجموعه عوارض استخراج شده در تصویر ورودی، در این مرحله در ابتدا فرایند تناظر یابی اولیه میان مجموعه عوارض  $P$  و  $Q$  با استفاده از فاصله اقلیدسی میان توصیفگرهای شان انجام می‌گیرد. برای این منظور در این تحقیق از نوعی استراتژی دوجانبه استفاده می‌شود. فرض کنید که  $p_i \in P$  عارضه‌ای از

نشان می‌دهد که با استفاده از نرم‌افزار Google Earth استخراج شده است. تصویر SPOT 4 از باند نخست و با اندازه پیکسل زمینی ۲۰ متر، و تصویر Landsat TM از باند سوم و با اندازه پیکسل زمینی ۳۰ متر است. بدین ترتیب تصاویر در حدود ۱/۵ برابر اختلاف مقیاس دارند، و میزان اختلاف دورانی آنها نیز حدود ۵ درجه است. این تصاویر به گونه‌ای انتخاب شده‌اند که علاوه بر منطقه شهری، مناطق کوهستانی و جنگلی را نیز در برگیرند تا عملکرد روش پیشنهادی در انجام فرایند تناظریابی در تصاویر با محتوای گوناگون و متنوع بررسی شود.

جفت تصویر دوم مربوط به منطقه‌ای شهری از شهر تهران و از سنجنده‌های IRS-1C و SPOT4 است. شکل ۷ منطقه مورد مطالعه مربوط به این تصاویر را نشان می‌دهد که با استفاده از نرم‌افزار Google Earth استخراج شده است. هر دو تصویر به باند Panchromatic مربوط می‌شوند و اندازه پیکسل زمینی تصویر IRS-1C، ۵ متر است و اندازه پیکسل زمینی تصویر SPOT 4، ۱۰ متر. بنابراین تصاویر در حدود دو برابر اختلاف مقیاس دارند، و میزان اختلاف دورانی آنها نیز در حدود ۲۵ درجه است.

جفت تناظر در نظر گرفته می‌شود. ریشه میانگین مربعات یا RMSE<sup>۱</sup> این فواصل به عنوان معیاری از دقت تعیین تابع تبدیل میان دو تصویر - و در نتیجه، دقت عوارض نظیر میان تصاویر - برآورد می‌شود. بعد از برآورد پارامترهای تبدیل، مقدار RMSE محاسبه می‌گردد و با یک مقدار آستانه (۰/۵ پیکسل) مقایسه می‌شود؛ و چنانچه بیشتر از آن باشد، جفت تناظری که دارای بیشترین خطا هستند به مثابه اشتباه تلقی می‌گردند و حذف می‌شوند. این روند تا رسیدن به مقدار آستانه مورد نظر تکرار خواهد شد. در نهایت نیز تناظرهایی که خطای آنها ۳ برابر میزان RMSE است، به عنوان تناظرهای اشتباه حذف، و فرایند برآورد تابع تبدیل بار دیگر تکرار می‌شود.

#### ۵- پیاده‌سازی و ارزیابی نتایج

به منظور ارزیابی قابلیت روش پیشنهادی از دو جفت تصویر ماهواره‌ای از ۴ سنجنده مختلف استفاده شد. در جدول ۱، لیست این تصاویر و جزئیات مربوط به آنها نشان داده شده است.

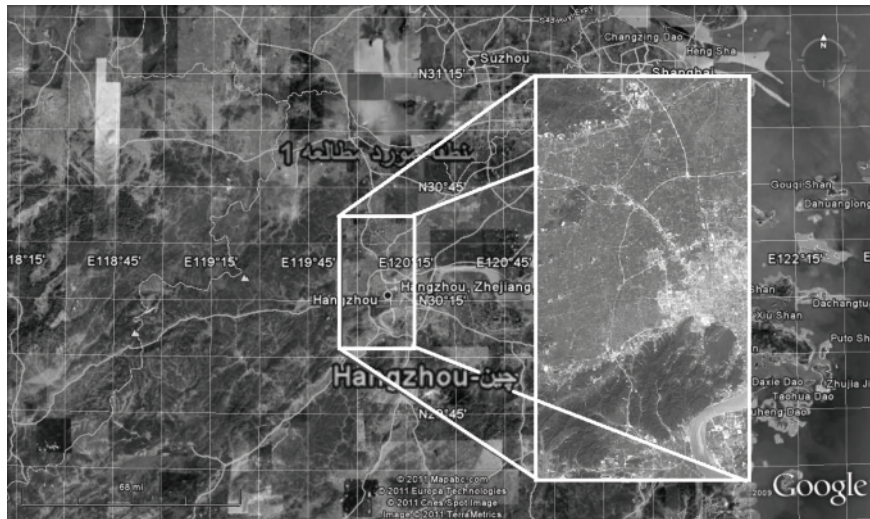
نخستین جفت تصویر مربوط به شهر Hangzhou چین، و از سنجنده‌های SPOT4 و Landsat TM است. شکل ۶ منطقه مورد مطالعه مربوط به این تصاویر را

جدول ۱. مشخصات تصاویر استفاده شده

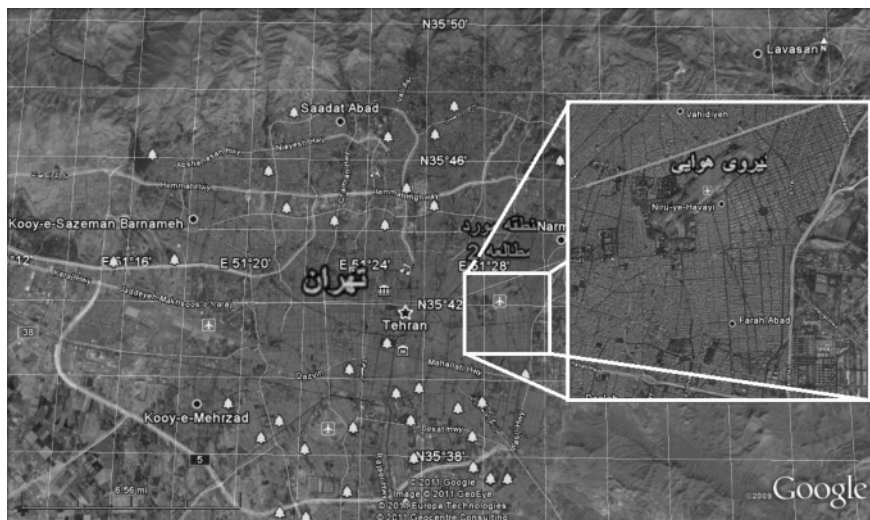
جفت تصویر ۲		جفت تصویر ۱		وضعیت طیفی
SPOT 4	IRS-1C	Landsat TM	SPOT4	
Pan	Pan	Band: 3 M-Spectral	M-Spectral Band: 1	ابعاد تصویر
۷۷۵×۷۱۷	۱۲۷۷×۱۱۹۸	۶۴۸×۱۲۳۰	۶۱۱×۱۲۳۵	اندازه پیکسل زمینی (متر)
۱۰	۵	۳۰	۲۰	تاریخ دریافت
۱۹۹۶	۱۹۹۸	۲۰۰۴	۲۰۰۱	تعداد بیت در هر پیکسل
۸	۶	۸	۸	اختلاف دورانی (درجه)
	۲۵		۵	منطقه
ایران - تهران		چین - Hangzhou		

#### 1. Root-Mean-Square Error

## امین صداقت و همکاران



شکل ۶. منطقه مورد مطالعه مربوط به زوج تصویر نخست از شهر Hangzhou چین



شکل ۷. منطقه مورد مطالعه مربوط به زوج تصویر دوم از شهر تهران

فاصله زمانی میان تمامی جفت تصاویر چندین سال است. بدین ترتیب، علاوه بر تغییر شکل‌های ناشی از تغییر شرایط و موقعیت دریافت تصویر، تغییرات رخ داده بر اثر گذر زمان نیز در این میان نمود می‌یابند. در ضمن، با توجه به چندمنبعی بودن هر جفت از تصاویر، اختلافات هندسی (مانند مقیاس، دوران و تغییر شکل ناشی از تفاوت هندسه، دریافت تصویر) و شدت روشنایی میان آنها نیز در خور تأمل است. گفتنی است که جفت تصویر نخست، یعنی تصاویر Landsat TM و SPOT4 را Yu و همکاران نیز در منبع (Yu et al., 2008) استفاده کرده‌اند. همان‌طور که پیش‌تر نیز بیان شد، آنها برای انجام تناظریابی اتوماتیک تصاویر چندمنبعی سنجنش از دور، الگوریتم استاندارد SIFT را به کار برده‌اند. بنابراین مقایسه نتایج تحقیق حاضر با نتایجی که آنان به دست آورده‌اند، برای جفت تصویر یکسان، ارزیابی مناسبی را برای نمایش قابلیت روش پیشنهاد شده در اینجا به دست خواهد داد.

سنجنش از دور و GIS ایران  
سال دوم ■ شماره چهارم ■ زمستان ۱۳۸۹



## ۵-۱- معیارهای ارزیابی

قابلیت روش تناظریابی پیشنهادی با استفاده از سه معیار «کارایی، دقت و توزیع مکانی» ارزیابی می‌شود: (۱) کارایی: استخراج تعداد مناسبی از تناظرهای صحیح در پیچیدگی محاسباتی کم، بیانگر کارایی بالای روش تناظریابی است. پیچیدگی محاسباتی ارتباط مستقیمی با تعداد عوارض استخراج شده دارد. بدین ترتیب در تحقیق حاضر از نسبت تعداد تناظرهای صحیح به تعداد کل عوارض استخراج شده، به عنوان معیاری مناسب برای توصیف کمی میزان کارایی روش پیشنهادی - در مقایسه با روش استاندارد SIFT - استفاده می‌شود.

(۲) دقت: به منظور ارزیابی دقت فرایند تناظریابی، ارتباط هندسی میان دو تصویر با استفاده از یک تبدیل پروژکتیو با دقت ۰/۵ پیکسل، بر مبنای تعیین نیمه اتوماتیک مجموعه‌ای از عوارض متناظر (۵۰-۱۰۰ نقطه) بسیار دقیق تعیین شد. نقاط متناظر حاصل از روش پیشنهادی با استفاده از این مدل تبدیل، در فضای تصویر مبنای عنوان دقت مجموعه نقاط متناظر اشاره شده با بهره‌گیری از پایدارترین عوارض حاصل از عملگر Harris، تناظریابی کمترین مربعات (LSM)، و بررسی بصری یک اپراتور ماهر، و در توزیعی مناسب استخراج می‌گردد و روند استخراج آنها تا برقراری تبدیل عمومی پروژکتیو با دقت ۰/۵ پیکسل به صورت تکراری ادامه می‌یابد. میزان RMSE نقاط متناظر حاصل از روش پیشنهادی با استفاده از این مدل تبدیل، در فضای تصویر مبنای عنوان دقت مجموعه نقاط متناظر در نظر گرفته می‌شود.

(۳) توزیع مکانی ( $S_{cat}$ ): به منظور ارزیابی کیفیت توزیع عوارض از معیار  $S_{cat}$  (Gonçalves et al., 2009) بهره گرفته شده است. برای برآورد این معیار در ابتدا میزان فاصله هر نقطه متناظر از دیگر نقاط محاسبه می‌گردد و میانگین فواصل آن ذخیره می‌شود. میانگین میانها برای تمامی نقاط متناظر به عنوان معیار کیفیت توزیع مکانی مد نظر قرار می‌گیرد و با یک مقدار آستانه (۹۵ درصد میانگین ابعاد تصویر) مقایسه می‌شود. برای

این منظور، آزمون آماری t-student به کار می‌رود و مقدار تفاضل p-value آزمون از یک، به عنوان معیار  $S_{cat}$  اندازه‌گیری می‌شود (Gonçalves et al., 2009). فرض صفر آزمون، مناسب بودن توزیع نقاط در نظر گرفته شده تعیین می‌گردد؛ و فرض جایگزین همانا نامناسب بودن توزیع خواهد بود. اگر فرض صفر رد شود، مقدار  $S_{cat}$  برابر یک خواهد شد، و در غیر این صورت مقداری کمتر از یک خواهد داشت؛ و هر چه این مقدار کوچک‌تر باشد، توزیع بهتر نقاط را نشان می‌دهد. کمترین مقدار  $S_{cat}$  نیز برابر صفر است و بیانگر توزیع ایده‌آل عوارض.

## ۵-۲- نتایج عملی

به منظور پیاده‌سازی از محیط نرم‌افزاری Matlab استفاده شد و تمامی مراحل روش پیشنهادی مطابق با جزئیاتی که در بخش پیشین بیان گردید برنامه‌نویسی شد. به پرهیز از تأثیر انتخاب مقادیر آستانه بر روی نتایج تناظریابی، در انجام آزمایش‌ها تمامی پارامترهای الگوریتم به صورت ثابت و به ترتیبی که در ادامه ذکر می‌گردد انتخاب شدند. فضای مقیاس در چهار اکتاو و سه سطح مقیاس در هر اکتاو ایجاد شد. تعداد عوارض مورد نظر برای هر تصویر یا  $N$ ، برابر ۰/۴ درصد حاصل‌ضرب ابعاد تصویر و ابعاد هر سلول برای شبکه‌بندی منظم، برابر ۱۰۰ پیکسل و به صورت مربعی انتخاب گردید و میزان ضرایب  $W_E$  و  $W_n$  به صورت  $W_n=0/5$  و  $W_E=0/2$  انتخاب شد. مقادیر این ضرایب براساس نتایج آزمایش‌ها و به منظور برآورده کردن همزمان کارایی و توزیع مکانی تناظریابی انتخاب شدند. میزان آستانه RMSE نیز برای برآورد مدل تبدیل پروژکتیو و حذف تناظرهای اشتباه برابر ۰/۵ پیکسل در نظر گرفته شد. در نهایت فرایند تناظریابی با استفاده از الگوریتم استاندارد SIFT از طریق کُد ایجاد شده Lowe (SIFT Demo Program, 2005) نیز تکرار گردید. در جدول ۲ نتایج تناظریابی برای هر دو الگوریتم SIFT و الگوریتم پیشنهادی در این تحقیق، UR-SIFT، نشان داده شده است.

جدول ۲. نتایج تناظریابی برای زوج تصاویر مورد استفاده

جفت تصویر (۱)		جفت تصویر (۲)		
SPOT 4	Landsat	IRS-1C	SPOT 4	
۵۶۹۷	۱۱۵۱۸	۳۷۷۹	۲۵۰	SIFT
۳۶۵۱	۳۸۵۷	۴۶۹۳	۱۹۹۸	UR-SIFT
۲۵		۰		SIFT
۲۶۰		۱۲۴		UR-SIFT
۰/۷۲۴۷		-		SIFT
۰/۵۰۶۲		۰/۶۱۹۸		UR-SIFT
۱		-		SIFT
۰/۰۰۳		۰/۰۱۷		UR-SIFT

۱- تعداد عوارض مستخرج

۲- تعداد تناظرهای صحیح

SIFT برابر یک شده و حاکی از نامناسب بودن توزیع نقاط است. در شکل ۸ نتیجه تناظریابی حاصل از روش پیشنهادی برای این جفت تصویر نشان داده شده است. برای این تصاویر Yu و همکاران (2008) با به کار بردن استراتژی ثانویه با استفاده از استخراج گوشه‌های Harris و ضریب همبستگی، ۲۵۷ عارضه با توزیعی مشابه عوارض موجود در شکل ۸ استخراج کرده‌اند. بدین ترتیب ملاحظه می‌شود که در این تحقیق با استفاده از الگوریتم SIFT به تنهایی و بدون استفاده از روشی ثانویه، نتیجه یکسان به دست آمده است.

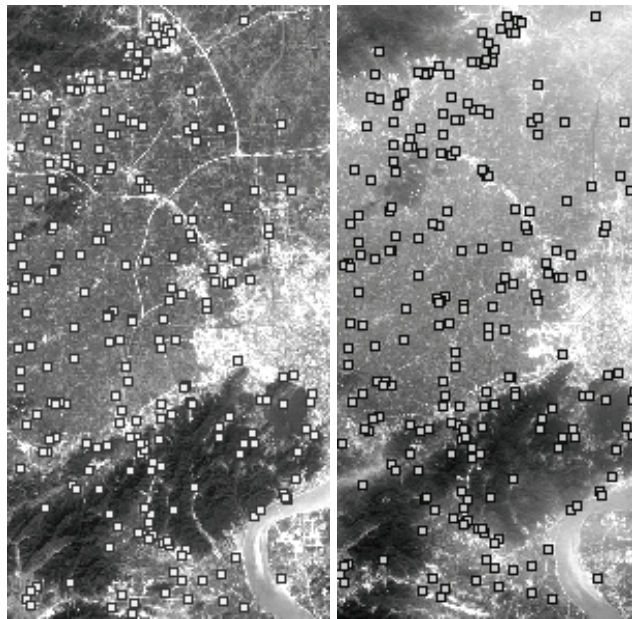
برای زوج تصویر بعدی، نتایج بسیار وخیم‌تر از حالت نخست است، به گونه‌ای که هیچ تناظر صحیحی به وسیله الگوریتم استاندارد SIFT تعیین نشده است. در زوج تصویر دوم تنها ۲۵۰ عارضه برای تصویر SPOT 4 استخراج گردیده؛ و در نتیجه به علت تعداد اندک عوارض و عدم توزیع احتمالی آنها در تمامی سطوح مقیاس‌های هرم تصویر، فرایند تناظریابی به شکست انجامیده و هیچ تناظر صحیحی نیز تعیین نشده است. با وجود این، الگوریتم پیشنهادی UR-SIFT در این جفت تصویر عملکردی موفقیت‌آمیز داشته و ۱۲۴ تناظر صحیح با دقت و توزیع مناسب استخراج کرده است.

بر اساس جدول ۲ با استفاده از الگوریتم استاندارد SIFT، در جفت تصویر نخست، ۵۶۷۹ عارضه برای تصویر SPOT4 و ۱۱۵۱۸ عارضه برای تصویر Landsat TM استخراج شده است؛ و این حجم عظیم از عوارض علاوه بر افزایش پیچیدگی محاسباتی، باعث انتخاب تعداد بسیار زیادی از عوارض ناپایدار تصاویر می‌گردد و در نهایت نیز به علت شباهت توصیفگرهای فراوان با یکدیگر، بخش عمده‌ای از آنها به صورت اشتباه متناظر می‌شوند. بدین ترتیب برای این تصاویر تنها درصد بسیار اندکی از عوارض استخراج می‌گردد و در واقع ۲۵ عارضه به عنوان تناظر تعیین می‌شود (مطابق با آزمایش‌های Yu و همکاران با استفاده از الگوریتم استاندارد SIFT (Yu et al., 2008)). این در حالی است که برای این تصاویر، الگوریتم UR-SIFT با استخراج تعداد بسیار کمتری از عوارض، موفق به استخراج تعداد ۲۶۰ عارضه به عنوان متناظر شده است.

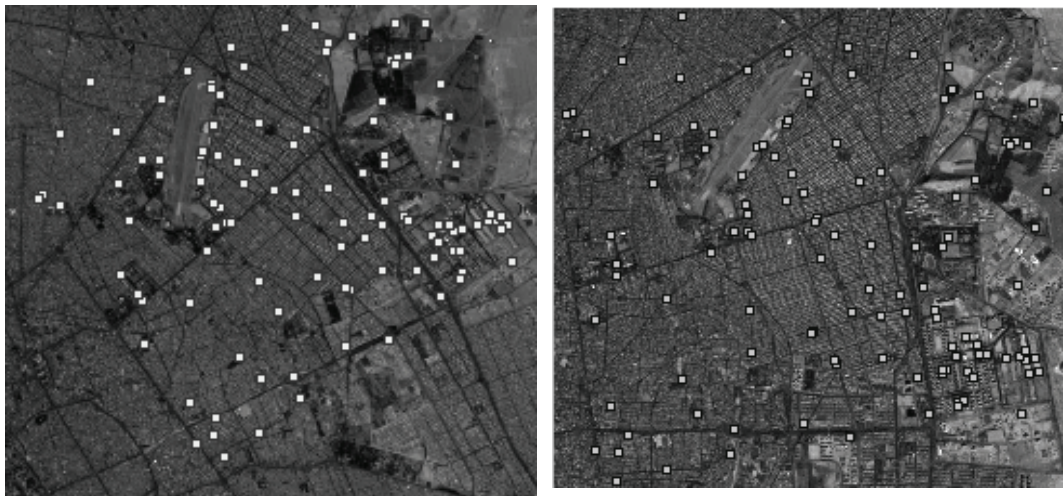
میزان توزیع مکانی نیز برای عوارض حاصل از روش پیشنهادی در جفت تصویر نخست به مراتب بهتر از الگوریتم استاندارد SIFT است، به گونه‌ای که معیار توزیع مکانی یا  $S_{cat}$ ، برای روش پیشنهادی نزدیک صفر است و توزیع مناسبی از نقاط را نشان می‌دهد. این در حالی است که معیار  $S_{cat}$  برای نقاط مستخرج از روش



بهبود الگوریتم SIFT به منظور تناظریابی تصاویر ماهواره‌ای



شکل ۸. نتایج تناظریابی روش پیشنهادی (تصویر راست SPOT4، و چپ Landsat TM است)



شکل ۹. نتایج تناظریابی روش پیشنهادی (تصویر IRS-IC، و چپ SPOT4 است)

### ۶- نتیجه‌گیری

در این تحقیق روش جدیدی بر مبنای نسخه‌ای بهبود داده شده از الگوریتم SIFT با عنوان UR-SIFT برای تناظریابی تصاویر سنجش از دور ارائه شد. مشکل اصلی الگوریتم SIFT، قابلیت کنترل پایین و حساسیت بالای پارامترهای مؤثر در استخراج عوارض آن است، به

شکل ۹ نتیجه تناظریابی حاصل از روش پیشنهادی را برای این جفت تصویر نشان می‌دهد. گفتنی است که میزان خطای تناظریابی برای روش پیشنهادی در دو جفت تصویر در حدود نیم پیکسل است، و این خود قابلیت روش پیشنهادی را برای کاربردهای دقیق نشان می‌دهد.

Fischler, M. and Bolles, R., 1981, **Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography**, Commun. ACM, Vol. 24, No. 6, 381-395.

Gonçalves, H., Gonçalves, J. A. and Corte-Real, L., 2009, **Measures for an Objective Evaluation of the Geometric Correction Process Quality**, IEEE Geosci. Remote Sens. Lett, Vol. 6, No. 2, 292-296.

Gruen, A., 1987, **Adaptive Least Square Correlation: A Powerful Image Matching Technique**, South African J. Photogrammetry, Remote Sens. Cart, Vol. 14, No. 3, 175-187.

Harris, C. and Stephens, M., 1988, **A Combined Corner and Edge Detector**, In Alvey Vision Conference, UK, 12-19.

Heikkil, M., Pietikainen, M. and Schmid, C., 2009, **Description of Interest Regions with Local Binary Patterns**, Pattern Recognition, Vol. 42, 425 - 436.

Ke, Y. and Sukthankar, R., 2004, **PCA-SIFT: A More Distinctive Representation for Local Image Descriptors**, Proc. Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, Washington, USA, 511-517.

Kiyanejd, S. A., Ebadi, H., Varshosaz, M. and Mojaradi, B., 2009, **Design and Development of a New Hybrid Area and Feature-based Image Matching Method for Relative Orientation in Close Range Photogrammetry**, Tehran University Faculty of Engineering, Research (JFE), Vol. 43, No. 5, 585-596

طوری که در اغلب موارد تعداد مناسبی از عوارض با استفاده از این الگوریتم برای موفقیت در تناظریابی استخراج نمی‌شود. به منظور غلبه بر این مشکلات روش جدیدی برای استخراج مجموعه‌ای از پایدارترین و متمایزترین عوارض تصویر در این الگوریتم طراحی گردید و توسعه داده شد. خصوصیت اساسی این روش به کارگیری استراتژی ویژه‌ای برای گزینش بهترین عوارض تصاویر با اعمال دو قید پایداری و تمایز، در توزیع کاملی از مکان و مقیاس است. تعداد عوارض به عنوان پارامتر اولیه به الگوریتم معرفی می‌گردد و تمامی مقیاس‌های هرم تصویر به‌منظور استخراج این تعداد، با توصیف کمی پایداری و تمایز عوارض با استفاده از میزان کنتراست و آنتروپی آنها و اعمال قید توزیع مکانی در ساختاری شبکه‌ای، جست‌وجو می‌گردند و سرانجام آنهایی که بهترین کیفیت را دارند استخراج می‌شوند.

به‌منظور ارزیابی ۲ جفت تصویر ماهواره‌ای با انواع مختلف اعوجاج‌ها انتخاب شد، و رابطه هندسی میان آنها با استفاده از تبدیل پروژکتیو، با انتخاب ۵۰ تا ۱۰۰ عارضه نظیر از طریق گوشه‌های Harris، روش کمترین مربعات و بررسی بصری اپراتور ماهر برآورد گردید. نتایج آزمایش‌ها بیانگر افزایش جدی میزان کارایی، دقت و توزیع مکانی الگوریتم SIFT با استفاده از روش پیشنهادی بوده است.

#### ۷- منابع

Belongie, S., Malik, J. and Puzicha, J., 2002, **Shape Matching and Object Recognition Using Shape Contexts**, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., Vol. 24, No. 4, 509-522.

Carneiro, G. and Jepson, A.D., 2008, **The Quantitative Characterization of the Distinctiveness and Robustness of Local Image Descriptors**, Image and Vision Computing, Vol. 10, 111-124.

- Li, C. and Ma, L., 2009, **A New Framework for Feature Descriptor Based on SIFT**, Pattern Recognition Letters, Vol. 30, 544–557.
- Li, Q., Wang, G., Liu, J. and Chen, S., 2009, **Robust Scale-Invariant Feature Matching for Remote Sensing Image Registration**, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 6, No. 2.
- Lowe, D., 2004, **Distinctive Image Features from Scale Invariant Keypoints, Cascade Filtering Approach**, Int. J. Comput. Vis., Vol. 60, 91–110.
- Mindru, F., Tuytelaars, T., Van Gool, L. and Moons, T., 2004, **Moment Invariants for Recognition under Changing Viewpoint and Illumination**, Comput. Vis. Image Underst., Vol. 94, 3–27.
- Mikolajczyk, K. and Schmid, C., 2005, **A Performance Evaluation of Local Descriptors**, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell, Vol. 27 (10), 1615–1630.
- Navy, P., Page, V., Grandchamp, E. and Desachy, J., 2006, **Matching Two Clusters of Points Extracted from Satellite Images**, Pattern Recognition Letters, Vol. 27, 268–274.
- Remondino, F., El-Hakim, S.F., Gruen, A. and Zhang, L., 2008, **Turning Images into 3-D Models**, IEEE Signal Processing Magazine, Vol. 23, 55-64.
- Schmid, C., Mohr, R. and Bauckhage, C., 2000, **Evaluation of Interest Point Detectors**, Int. J. Comput. Vis., Vol. 37, No. 2, 151–172.
- Sedaghat, A., Mokhtarzade, M., Ebadi, H. and Moghri, M., 2010, **An Accurate and Automatic Registration Approach for Aerial and Remote Sensing Images**, Journal of Geospatial Information Technology (JGIT), K. N. Toosi University, Vol. 1, No. 1, 43-60.
- SIFT demo program (Version 4, 2005) <http://www.cs.ubc.ca/spider/lowe/keypoints/sift/DemoV4.zip>.
- Wang, X., Fu, W. and Wang, X., 2008, **Optimized SIFT Image Matching Algorithm**, Proceedings of the IEEE International Conference on Automation and Logistics, Qingdao, China, 65-70
- Wong, A. and Clausi, D. A., 2007, **ARRSI: Automatic Registration of Remote-Sensing Images**, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 45, No. 5, 1483-1493.
- Yu, L., Zhang, D. and Holden, E. J., 2008, **A Fast and Fully Automatic Registration Approach Based on Point Features for Multi-Source Remote-Sensing Images**, Computers & Geosciences, Vol. 34, 838–848.
- Zhu, Q., Wu, W., Wan, N., Xu, X. and Tian, Y. X., 2006, **An Interest Point Detect Method to Stereo Images with Good Repeatability and Information Content**, Int. J of Acta Electron. Sin, Vol. 34, No. 2, 205-209.
- Zitova, B. and Flusser, J., 2003, **Image Registration Methods: A Survey**, Image and Vision Computing, Vol. 21, 977-1000.