



سنجش از دور

GIS ایران



سال دوم، شماره یکم، بهار ۱۳۸۹
Vol.2, No.1, Spring 2010

سنجش از دور و GIS ایران
Iranian Remote Sensing & GIS

۱-۲۲

تلفیق عملگر Harris و توصیفگر SIFT به منظور مرتب‌سازی تصاویر ماهواره‌ای

امین صداقت^{۱*}، حمید عبادی^۲، مهدی مختارزاده^۳

۱. دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی فتوگرامتری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

۲. دانشیار دانشکده مهندسی نقشه‌برداری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

۳. استادیار دانشکده مهندسی نقشه‌برداری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۸۹/۴/۱

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۸۸/۱۱/۱۴

چکیده

مرتب‌سازی تصویر، فرایندی بنیادی در پردازش تصویر است و نقش مهمی در فرایندهای مختلف فتوگرامتری و سنجش از دور دارد. الگوریتم SIFT از کارآمدترین روش‌های تناظریابی است، که اخیراً به طور موفقیت‌آمیزی برای مرتب‌سازی اتوماتیک تصاویر سنجش از دور استفاده شده است. با این حال عملگر استخراج عارضه در این الگوریتم همچنان با ضعف‌های عمده‌ای همراه است. علاوه بر پیچیدگی زیاد محاسباتی، میزان کنترل‌پذیری این الگوریتم در استخراج عوارض تصاویر سنجش از دور، اندک است. در این تحقیق به منظور کاهش پیچیدگی محاسباتی و افزایش کارایی، عملگر استخراج عارضه در الگوریتم SIFT با عملگر استخراج گوشه Harris در ساختاری هرمی جایگزین شده و روشی کارآمد برای مرتب‌سازی تصاویر اپتیکی سنجش از دور با استفاده از این الگوریتم طراحی گردیده و شکل گرفته است. خصوصیت اساسی این روش، به‌کارگیری استراتژی ویژه‌ای برای گزینش بهترین عوارض تصاویر با استفاده از اعمال دو قید پایداری و تمایز و در توزیع کاملی از مکان و مقیاس است. بعد از استخراج عوارض و ایجاد توصیفگر آنها، فرایند تناظریابی اولیه با استفاده از فاصله اقلیدسی میان توصیفگرها و به صورت چندسطحی و با بهره‌گیری از روش دوجانبه انجام می‌شود. در ادامه با استفاده از مدل تبدیل پروژکتیو و روش کمترین مربعات، صحت جفت تناظرهای اولیه بررسی می‌شود و تناظرهای ناسازگار حذف می‌گردند. در نهایت با تعیین پارامترهای یک تابع تبدیل قطعه‌ای، دو تصویر با یکدیگر مرتبط می‌شوند. نتایج عملی بر روی چهار جفت تصویر ماهواره‌ای از سنجنده‌های مختلف بیانگر کارایی فراوان روش پیشنهادی در مقایسه با الگوریتم استاندارد SIFT است.

کلیدواژه‌ها: مرتب‌سازی تصویر، SIFT، عملگر Harris، 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

۱- مقدمه

مستقیماً توزیع درجات خاکستری تصاویر را درون پنجره‌هایی با ابعاد یکسان، با استفاده از معیارهای شباهت (یا تفاوت) مختلفی به‌طور آماری مورد مقایسه قرار می‌دهند و موقعیت ماکزیمم شباهت (مینیمم اختلاف) را به عنوان تناظر تعیین می‌کنند. از معیارهای شباهت متداول می‌توان به ضریب همبستگی، تناظریابی کمترین مربعات، LSM (Gruen, 1987)، اطلاعات متقابل^۳ (Kern and Pattichis, 2007) و Implicit Similarity (Keller and Averbuch, 2006) اشاره کرد. روش‌های ناحیه‌مبنا، و به‌ویژه روش LSM، توانایی تناظریابی با دقت‌های بسیار بالا (تا ۰/۰۲ پیکسل) را دارند (Remondino et al., 2008). اغلب این روش‌ها نیازمند فضای جست‌وجو و مقدار اولیه مناسباند، و در مناطق دارای بافت ضعیف و یکنواخت نیز ضعف دارند. به‌علاوه، تنها برای تصاویر با اعوجاجات کم (که در آنها اختلاف مقیاس، دوران و تغییر منظر تصویربرداری میان تصاویر کم باشد) مناسباند (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. الگوریتم‌های مختلفی برای استخراج عوارض ارائه شده‌اند (Schmid et al., 2000; Jing and Schmid et al., 2000). روش‌های مورد استفاده برای برقراری مطابقت میان عوارض را به‌طور کلی می‌توان به دو دسته استفاده از روابط مکانی و استفاده از توصیفگرهای عوارض، تقسیم‌بندی کرد. در دسته نخست، در ابتدا یک مدل هندسی میان عوارض استخراج شده در دو تصویر فرض می‌گردد و آن‌گاه با ماکزیمم و یا مینیمم کردن معیار سازگاری‌ای که بیانگر درجه تناظر مکانی میان عوارض در دو تصویر

مرتبط‌سازی تصویر^۱، فرایند همپوشانی هندسی دو یا چند تصویر از منظره‌ای یکسان است که در زمان‌های مختلف، از موقعیت‌های متفاوت و یا به‌وسیله سنسورهای مختلفی گرفته شده‌اند (Zitova and Flusser, 2003). این فرایند به‌طور گسترده‌ای در انواع عملیات مختلف در فتوگرامتری و سنجش از دور کاربرد دارد و مرحله‌ای اساسی از فرایندهایی چون کشف تغییرات، تلفیق تصاویر و به‌روزرسانی نقشه‌هاست. برای دو تصویر I_1 (تصویر مبنا) و I_2 (تصویر ورودی)، هدف از فرایند مرتبط‌سازی، برقراری مطابقت میان مختصات نقاط تصاویر در موقعیت مکانی یکسان است. بدین منظور با برآورد یک تابع تبدیل با استفاده از مجموعه‌ای از نقاط متناظر، تصاویر ورودی در فضای تصویرمبنا، نمونه‌برداری مجدد^۲ می‌شود. در دهه‌های اخیر، تحقیقات بسیار زیادی در این زمینه انجام گرفته و الگوریتم‌های مرتبط‌سازی فراوانی نیز ارائه شده است (Zitova and Flusser, 2003; Brown, 1992; Goshtasby, 2005). بیشتر الگوریتم‌های ارائه شده، برای برخی از کاربردهای خاص و مرتبط‌سازی انواع مشخصی از تصاویر طراحی شده‌اند (Wong and Clausi, 2007). این امر به علت پیچیدگی و مشکلات موجود در فرایند تناظریابی، ناشی از خصوصیات این نوع از تصاویر نظیر مشکلات هندسی (اختلاف مقیاس، دوران، جابه‌جایی ناشی از اختلاف ارتفاع)، مشکلات رادیومتریکی (تفاوت در سیستم ثبت درجات خاکستری، گرفتن تصویر در باندهای طیفی متفاوت و انعکاس‌های متفاوت از منظره‌های مختلف) و مشکلات بافت (سطوح بدون بافت یا بافت تکراری) و نظایر اینهاست (Zitova and Flusser, 2003; Wong and Clausi, 2007).

روش‌های مرتبط‌سازی در حوزه سنجش از دور را از حیث الگوریتم مورد استفاده در تناظریابی می‌توان به دو دسته اصلی روش‌های ناحیه‌مبنا و روش‌های عارضه‌مبنا تقسیم‌بندی کرد. روش‌های ناحیه‌مبنا

1. Image Registration
2. Resampling
3. Mutual Information

عملگر Harris (Harris and Stephens, 1988) و معیار مشابهت ضریب همبستگی در ساختار هرمی، فرایند مرتب‌سازی دقیق‌تر انجام می‌گیرد. در آزمایش‌های انجام شده، مشخص گردید که فرایند استخراج عوارض در الگوریتم استاندارد SIFT برای مرتب‌سازی در تصاویر سنجش از دور مناسب نیست، چرا که در وهله نخست پیچیدگی محاسباتی بالایی دارد؛ و دوم اینکه تعداد تناظرهای مناسبی با استفاده از این الگوریتم در تصاویر سنجش از دور استخراج نمی‌شود. Yu و همکاران نیز به این موضوع اذعان داشتند و از این‌رو از این الگوریتم تنها برای مرتب‌سازی اولیه استفاده کرده‌اند (Yu et al., 2008).

موضوع این تحقیق، ایجاد نسخه‌ای بهبود داده شده از الگوریتم استاندارد SIFT به منظور تعیین مجموعه‌ای از موقعیت‌های متناظر دقیق با تعداد و توزیع مناسب، برای انجام فرایند مرتب‌سازی تصاویر سنجش از دور است. به همین دلیل، در این مقاله به منظور افزایش سرعت و کارایی الگوریتم SIFT و سازگاری با ماهیت پیچیده تصاویر سنجش از دور، الگوریتم استخراج عارضه در این روش با عملگر استخراج گوشه Harris به صورت چندمقیاسه، جایگزین شده و به منظور کارایی بیشتر توصیفگر آن نیز اصلاح گردیده است. در ادامه در بخش دوم، الگوریتم تناظریابی SIFT معرفی می‌گردد و چالش‌های پیش رو در تناظریابی تصاویر سنجش از دور با استفاده از این الگوریتم بیان می‌شود. در بخش سوم الگوریتم پیشنهادی با عنوان Harris-SIFT برای مرتب‌سازی تصاویر سنجش از دور معرفی می‌شود و بخش‌های مختلف آن شامل استخراج عوارض، تناظریابی چندسطحی، ایجاد تابع تبدیل و نمونه‌برداری

باشد، پارامترهای مدل هندسی برآورد می‌شوند. الگوریتم متداول در این زمینه RANSAC¹ (Fischler and Bolles, 1981) است. در دسته دوم، یعنی روش‌هایی که از توصیفگرهای عوارض استفاده می‌کنند، بعد از استخراج عوارض، با استفاده از خصوصیات ناحیه اطراف هر عارضه - نظیر درجات خاکستری، مقادیر اندازه و جهت گرادیان - توصیفگر به صورت بردار مشخصه² ایجاد می‌شود و سپس فرایند تناظریابی با استفاده از معیار مشابهت (مانند فاصله اقلیدسی) میان بردارهای مشخصه انجام می‌گیرد. متداول‌ترین توصیفگرهای ارائه شده شامل گشتاورهای نامتغیر³ Shape Context (Mindru et al., 2002) و SIFT⁴ (Lowe, 2004) هستند. در مقایسه با روش‌های ناحیه‌مبنا، روش‌های عارضه‌مبنا دارای قابلیت اطمینان بیشتری هستند و در برابر اعوجاجات هندسی و رادیومتریکی عملکرد بهتری دارند (Wong and Clausi, 2007).

استفاده از روش‌های ترکیبی اخیراً به عنوان راه‌حلی مناسب برای غلبه بر نقاط ضعف هر یک از روش‌ها، رواج یافته است. به عنوان مثال، سیستم مرتب‌سازی ARRSI⁵ با بهره‌گیری از مدل تناسب فاز⁶، برای استخراج و توصیف عوارض و ایجاد نسخه‌ای جدید از الگوریتم RANSAC با عنوان MDSAC به وجود آمده است (Wong and Clausi, 2007). Wen و همکاران روش کارآمدی را با ترکیب همزمان اطلاعات مکانی و معیار مشابهت ارائه کرده‌اند. فرایند تناظریابی در روش آنها معادل پیدا کردن ماکزیمم مقدار یک تابع هدف، با استفاده از یک روش بهینه‌سازی است (Wen et al., 2008).

اخیراً Yu و همکاران با استفاده از یک الگوریتم ویژه، روش سریع و کاملاً اتوماتیکی را برای مرتب‌سازی تصاویر چندمنبعی سنجش از دور ایجاد کرده‌اند (Yu et al., 2008). در این روش در ابتدا با استفاده از الگوریتم کارآمد SIFT و مدل هندسی افاین، تصاویر به صورت اولیه با یکدیگر مرتبط می‌شوند و سپس با استفاده از

1. RANdom Sample Consensus
2. Feature Vector
3. Moment Invariants
4. Scale Invariant Feature Transform
5. Automatic Registration of Remote Sensing Images
6. Phase Congruency

مقیاس هر تصویر است و مقدار اولیه آن برابر $\sigma_0 = 1/6$ فرض می‌گردد و با استفاده از پارامتر ثابت، k ، در روندی افزایشی در سطوح مختلف هر اکتاو زیاد می‌شود. در ادامه تصاویر DoG، با استفاده از تفاضل دو تصویر گوسی مجاور از فضای مقیاس محاسبه می‌شوند (مجموعه تصاویر ستون راست در شکل ۱). بعد از ایجاد هر اکتاو تصویر گوسی که مقیاس آن دو برابر مقیاس اولیه است انتخاب می‌شود و ابعاد آن با نمونه‌برداری مجدد، نصف می‌گردد و به‌عنوان تصویر ابتدایی اکتاو بعدی در نظر گرفته می‌شود و فرایند تکرار می‌شود. برای 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 مقایسه می‌شود و اگر یک اکستریم (ماکزیمم یا مینیمم) باشد، به‌عنوان عارضه کاندیدا ذخیره می‌گردد. مطابق با پیشنهاد Lowe تعداد سطوح مقیاس در هر اکتاو برابر ۳ انتخاب می‌شود و بدین ترتیب تعداد تصاویر گوسی در هر اکتاو برابر ۶ و تعداد تصاویر DoG نیز برابر ۵ است.

بعد از استخراج عوارض اولیه در تمامی فضای مقیاس، موقعیت و مقیاس دقیق آنها با استفاده از برازش یک تابع 3D Quadratic در همسایگی ۲۶ تایی هر عارضه، تعیین می‌شود. سپس میزان کنتراست (قدرمطلق تابع DoG تصویر در موقعیت بهبود داده شده هر اکستریم) و نسبت میان انحنای اصلی^۴ هر عارضه به‌منظور بررسی میزان پایداری آنها برآورد می‌گردد. عوارضی که میزان کنتراست آنها از مقدار آستانه (T_c) کمتر باشد، ناپایدار و حساس به نویز هستند و حذف می‌شوند.

به‌علاوه، عوارضی که میزان نسبت انحنای اصلی

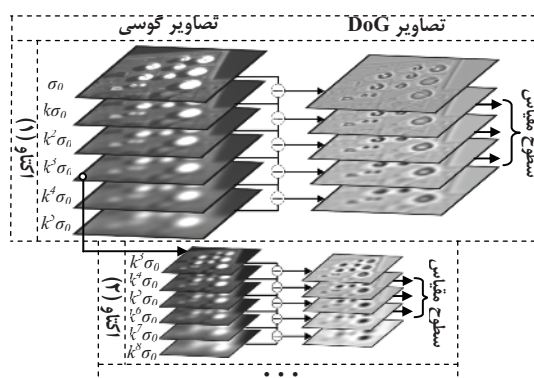
مجدد تشریح می‌گردد. در بخش چهارم، پیاده‌سازی الگوریتم پیشنهادی و نتایج عملی ارائه می‌شود و در نهایت در بخش پنجم نتیجه‌گیری ذکر می‌گردد.

۲- تئوری SIFT و چالش‌های پیش‌رو در

تناظریابی تصاویر سنجش از دور

۲-۱- معرفی الگوریتم SIFT

الگوریتم SIFT از روش‌های تناظریابی عارضه‌مبناست که Lowe آن را برای انجام فرایند تشخیص الگو در تصاویر مرئی ارائه کرده و از دو مرحله اصلی شامل استخراج عارضه و ایجاد توصیفگر، تشکیل شده است (Lowe, 2004). به‌منظور استخراج عوارض در الگوریتم SIFT اولین مرحله ایجاد فضای مقیاس است. فضای مقیاس به‌منظور نمایش ساختارهای تصویر در مقیاس‌های مختلف است، متشکل از مجموعه‌ای از تصاویر گوسی و DoG^۱ در ابعاد مختلف، که در لایه‌های منظمی با عنوان اکتاو^۲ گروه‌بندی و مرتب شده‌اند (شکل ۱).



شکل ۱. نمایش فضای مقیاس برای تصویر ماهواره‌ای سنجنده IKONOS

در ابتدا ابعاد تصویر ورودی با استفاده از درون‌یابی خطی، دو برابر می‌شود و در روندی تکراری با کرنل گوسی با مقیاس‌های مختلف کانولوشن^۳ می‌گردد تا تصاویر گوسی فضای مقیاس در هر اکتاو ایجاد شود (تصاویر ستون چپ در شکل ۱). پارامتر σ ، بیانگر

1. Difference of Gaussian
2. Octave
3. Convolution
4. Ratio Between the Principal Curvatures

مرتبط‌سازی تصاویر سنجش از دور با مشکلاتی همراه است. مشکل اول این الگوریتم پیچیدگی محاسباتی بالا برای ایجاد فضای مقیاس و استخراج اکستریم‌های آن است. مطابق شکل ۱ برای ایجاد فضای مقیاس در چهار اکتاو در این الگوریتم می‌بایست تعداد $4 \times 6 = 24$ تصویر گوسی و $4 \times 5 = 20$ تصویر DoG ایجاد شوند و ذخیره گردند. این حجم عظیم از عوارض حافظه بسیار زیادی را به خود اختصاص می‌دهد و باعث کاهش فراوان در زمان محاسباتی می‌شود. به علاوه، برای استخراج اکستریم‌های فضای مقیاس باید تعداد $4 \times 3 \times 3 = 36$ تصویر DoG جست‌وجو گردند و موقعیت اکستریم‌های محلی آن در همسایگی 26 تایی‌شان شناسایی شوند. این موضوع در سنجش از دور - که تصاویر ابعاد گسترده‌ای دارند - مشکل‌ساز خواهد بود. محققان دیگری نیز این اشکال الگوریتم را به عنوان ضعف اصلی آن عنوان کرده‌اند (Ledwich and Williams, 2004; Tamimia et al., 2006).

مشکل دوم این الگوریتم، کنترل‌پذیری اندک آن در استخراج تعداد مناسبی از عوارض در تصاویر سنجش از دور است. مطابق با تحقیقات Yu و همکاران، خصوصیات تصاویر سنجش از دور، به‌ویژه باندهای طیفی مختلف به کار برده شده و نگاهت متفاوت درجات خاکستری در آنها باعث پیچیدگی تعیین پارامترهای مناسب برای استخراج عوارض در الگوریتم SIFT و در نتیجه عدم استخراج تعدادی مناسب از عوارض، با استفاده از این الگوریتم در تصاویر سنجش از دور می‌شود (Yu et al., 2008)، به گونه‌ای که در برخی از موارد حجم عظیمی از عوارض استخراج می‌گردد و علاوه بر زمان بردن تناظریابی، باعث شباهت بسیاری از توصیفگرها با یکدیگر و در نتیجه کاهش تعداد تناظرهای صحیح می‌شود. در برخی از موارد دیگر نیز به علت استخراج تعداد محدودی از عوارض عملاً هیچ تناظری میان تصاویر تعیین نمی‌شود و فرایند مرتبط‌سازی با این الگوریتم به شکست می‌انجامد. به عنوان مثال، در آزمایش‌های انجام شده در این تحقیق

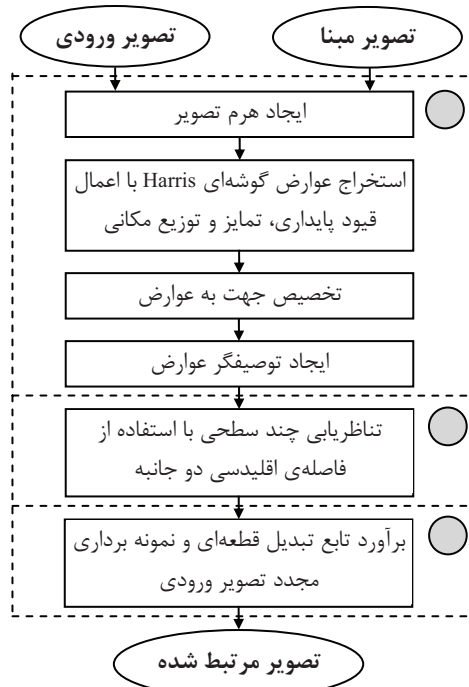
در آنها بیشتر از مقدار آستانه (T_r) باشد نیز حذف می‌شوند. مطابق پیشنهاد Lowe (2004) مقادیر آستانه T_r و T_c به ترتیب برابر 0.3 و 1.0 انتخاب می‌شوند. در مرحله بعد، به منظور انجام تناظریابی مستقل از دوران، برای هر یک از عوارض مستخرج، پارامتر جهت تعیین می‌شود و سازگاری با آن، توصیفگری به عنوان ابزاری برای تناظریابی میان عوارض ایجاد می‌شود. توصیفگر SIFT یک هیستوگرام سه‌بعدی از موقعیت و جهت گرادینان هاست که در آن موقعیت به صورت یک شبکه 4×4 و جهت نیز در 8 قسمت، گسسته‌سازی شده‌اند. توصیفگر نهایی به صورت بردار یک‌به‌یکه با 128 مؤلفه ($4 \times 4 \times 8 = 128$) است. در نهایت فرایند تناظریابی با استفاده از فاصله اقلیدسی میان توصیفگرهای عوارض استخراج شده در دو تصویر، برقرار می‌شود. برای دریافت جزئیات بیشتر از الگوریتم SIFT، ن ک، Lowe, 2004، مطابق با تحقیقات Mikolajczyk و همکاران، توصیفگر SIFT بالاترین کارایی را در تناظریابی تصاویر با انواع تغییرشکل‌های هندسی و رادیومتریکی، در مقایسه با دیگر توصیفگرها نظیر Shape Context دارد (Mikolajczyk and Schmid, 2005). به علاوه، 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 از پردازش مؤلفه‌های اساسی PCA به منظور کاهش ابعاد بردار توصیفگر استفاده کرده‌اند (Ke and Sukthankar, 2004). موارد مشابه از بهبود توصیفگر این الگوریتم در این منابع ارائه شده‌اند: (Li et al., 2009; Wang et al., 2008; Li and Ma, 2009; Heikkil et al., 2009).

۲-۲- مشکلات الگوریتم SIFT در تناظریابی

تصاویر سنجش از دور

با وجود کارایی بالای توصیفگر SIFT، در بررسی‌های انجام شده در این تحقیق مشخص گردید که عملگر استخراج عارضه در الگوریتم اصلی SIFT برای

چندسطحی؛ و ۳) نمونه برداری مجدد با استفاده از یک تابع تبدیل قطعه‌ای.



شکل ۲. مراحل مرتبطسازی با استفاده از الگوریتم Harris-SIFT

در مرحله نخست، با ایجاد نسخه‌ای بهبود داده شده از الگوریتم SIFT و سازگار با تصاویر سنجش از دور با عنوان Harris-SIFT تعداد از پیش تعریف شده‌ای از عوارض تصاویر استخراج می‌شوند. در ابتدا هرم تصاویر ایجاد می‌شود و سپس با بهره‌گیری از عملگر استخراج گوشه Harris و به‌کارگیری روشی جدید، عوارض تصویر دارای بهترین کیفیت و توزیع مناسب، در ساختار هرمی استخراج می‌شوند. بعد از استخراج عوارض Harris-SIFT به‌منظور انجام تناظریابی مستقل از دوران برای هر یک از عوارض استخراج شده، یک جهت تعیین می‌گردد و مطابق با آن توصیفگر عوارض ایجاد می‌شود. در ادامه، فرایند تناظریابی میان عوارض دو تصویر به صورت چندسطحی و با استفاده از فاصله اقلیدسی میان توصیفگرهای شان و با بهره‌گیری از روش دوجانبه انجام می‌شود. برای هر سطح با استفاده از مدل هندسی پروژکتیو و روش کمترین مربعات تناظرهای اشتباه

برای یک تصویر SPOT 4 با ابعاد 500×500 حدود ۹۰۰۰ عارضه، و برای یک تصویر Landsat ETM با همین ابعاد حدود ۶۰ عارضه با استفاده از الگوریتم استاندارد SIFT استخراج می‌شود.

از طرف دیگر، دقت و قابلیت اطمینان تناظریابی به میزان زیادی وابسته به کیفیت و توزیع عوارض استخراج شده است (Cheng et al., 2008). در الگوریتم استاندارد SIFT راه‌حلی برای انتخاب عوارض پایدارتر و متمایزتر و کنترل توزیع آنها، به‌منظور موفقیت در فرایند تناظریابی، پیشنهاد نشده است. در این تحقیق فضای مقیاس استاندارد در این الگوریتم با هرمی تصویری شامل تنها ۴ تصویر در ابعاد مختلف جایگزین می‌گردد و به جای عملگر DoG از معیار گوشه Harris برای استخراج عوارض استفاده می‌شود. این روند باعث کاهش فراوان پیچیدگی محاسباتی این الگوریتم می‌شود. به علاوه، با به‌کارگیری روشی نو، راه‌حل مناسبی برای استخراج تعداد دلخواهی از عوارض در تصاویر سنجش از دور و کنترل کامل فرایند استخراج عارضه ارائه می‌گردد. برای این منظور، تنها آن دسته از عوارض که کیفیت تصویرشان بالاتر است، با اعمال دو قید پایداری و تمایز، در توزیع کاملی از مکان و مقیاس استخراج می‌گردد که این امر باعث ساده و سریع و مؤثر شدن فرایند استخراج عوارض و تناظریابی میان آنها نیز می‌شود. در نهایت، به‌منظور بهبود بیشتر کارایی و همچنین سازگاری توصیفگر SIFT با روش پیشنهادی در این تحقیق ساختار جدیدی برای توصیفگر آن نیز ارائه شده است.

۳- مرتبطسازی تصاویر سنجش از دور، با استفاده از الگوریتم Harris-SIFT

در این بخش روشی کاملاً اتوماتیک بر مبنای نسخه بهبود داده شده‌ای از الگوریتم SIFT، به‌منظور مرتبطسازی تصاویر اپتیکی سنجش از دور معرفی می‌شود. روش پیشنهادی مطابق با شکل ۲ از سه مرحله اصلی شامل اینها تشکیل شده است: (۱) استخراج عوارض Harris-SIFT؛ (۲) تناظریابی

حذف می‌گردند و سطحی که دارای بیشترین تعداد تناظر صحیح باشد به عنوان تناظرهایی نهایی انتخاب می‌شود. در نهایت در مرحله سوم با تعیین پارامترهای یک تابع تبدیل قطعه‌ای، تصویر ورودی مطابق با فضای تصویر مینا، نمونه‌برداری مجدد می‌گردد. در ادامه این بخش، جزئیات هر یک از این مراحل و تئوری پشتوانه آنها تشریح می‌گردد.

۳-۱- استخراج عوارض به کمک الگوریتم Harris-SIFT

۳-۱-۱- ایجاد هرم تصویر

فضای مقیاس، نمایش تصویر در سطوح مختلفی از جزئیات است و به منظور استخراج عوارض در تمامی سطوح اطلاعاتی و انجام تناظریابی مستقل از مقیاس، ایجاد می‌شود. در الگوریتم SIFT به همراه هر عارضه مستخرج در فضای مقیاس، در واقع مقیاس مشخصه‌ای برای هر عارضه استخراج می‌گردد و با استفاده از این مقیاس، ابعاد پنجره مورد استفاده در ایجاد توصیفگر آن تعیین می‌شود، که این روش باعث انتخاب ناحیه‌ای یکسان در اطراف عوارض نظیر ایجاد توصیفگر و در نتیجه انجام تناظریابی مستقل از اختلاف مقیاس می‌گردد.

از آنجا که بهره‌گیری از فضای مقیاس در الگوریتم SIFT استاندارد با پیچیدگی محاسباتی بالایی همراه است، در این تحقیق با استفاده از مجموعه‌ای از فاکتور مقیاس‌ها، نوعی دیگر از هرم تصویری نیز معرفی می‌گردد که می‌تواند جایگزین مناسبی برای انجام تناظریابی مستقل از مقیاس تصاویر باشد. هر پیشنهادی از چهار سطح تشکیل شده است که تصویر سطح اول آن تصویر اصلی است و سطوح دیگر، با نمونه‌برداری از تصویر اصلی و با اعمال سه فاکتور $S_n (n=1,2,3)$ تولید می‌شود. در واقع بعد از تخصیص تعدادی فاکتور مقیاس برای هر سطح از هرم، ابعاد تصویر اصلی، مطابق با فاکتور مقیاس مربوط به هر سطح و با استفاده از روش درونیابی Bilinear کوچک می‌شود.

در روش پیشنهادی، فرض می‌شود که یک زوج خاص از تصاویر سطوح مختلف در هرم‌های تصویری ایجاد شده برای تصاویر مینا و ورودی، با تقریب مناسبی در مقیاس یکسان قرار خواهند گرفت. مثلاً فرض کنید تصویر مینا از سنجنده Quickbird با اندازه پیکسل $0/67$ متری است، و تصویر ورودی از سنجنده IKONOS با اندازه پیکسل ۱ متری. اگر فاکتور مقیاس سطح دوم از هرم تصویر برابر $0/67$ انتخاب شود، آن‌گاه تصویر سطح دوم هرم از تصویر مینا با تصویر سطح اول هرم از تصویر ورودی در مقیاس یکسان قرار می‌گیرند و در نتیجه با انتخاب ابعاد یکسان برای پنجره توصیفگر عوارض، می‌توان فرایند تناظریابی را با موفقیت انجام داد.^۱

با انتخاب مجموعه‌ای مناسب از مقادیر فاکتور مقیاس‌ها می‌توان ترکیبات مناسبی از سطوح مقیاس را برای انواع مختلفی از تصاویر تعیین کرد. بدین ترتیب، با فرض عدم اطلاع از میزان اختلاف مقیاس میان تصاویر، انتظار بر این خواهد بود که یک زوج از سطوح مختلف هرم تصاویر مینا و ورودی، با تقریبی پذیرفتنی و معقول در مقیاس یکسان قرار خواهند گرفت. در آزمایش‌های انجام شده بهترین نتایج برای فاکتور مقیاس‌های $\{0/67, 0/4, 0/21\}$ به دست آمد. این فاکتور مقیاس‌ها برای انواع مختلف تصاویر سنجنش از دور با اندازه پیکسل زمینی گوناگون مناسب خواهد بود. به عنوان مثال، اگر تصویر مینا از سنجنده IRS با اندازه پیکسل ۵ متری و تصویر ورودی از سنجنده SPOT 4 با اندازه پیکسل ۱۰ متری باشد، آن‌گاه با فاکتور مقیاس‌های پیشنهادی سطح سوم هرم از تصویر مینا با سطح دوم هرم از تصویر ورودی در مقیاس تقریبی یکسانی قرار خواهند گرفت.

۳-۱-۲- استخراج عوارض گوشه‌ای

گوشه‌ها نقاطی از تصویرند که تغییرات درجات خاکستری در همسایگی آنها شدید است و می‌توانند به

1. Characteristic Scale

توجه به توزیع مناسبی از نقاط مستخرج در سطوح مختلف هرم تصویر نیز در این میان اهمیت خواهد داشت. لازم به توضیح است که توزیع مناسب نقاط در سطوح مختلف هرم تصویر، تضمین انجام تناظریابی مستقل از مقیاس خواهد بود. دو ویژگی پایداری و تمایز عوارض، نقشی جدی در موفقیت آنها در تناظریابی دارند. در ادامه، مفاهیم این دو ویژگی تشریح می‌گردند:

(۱) **پایداری:** این ویژگی، توان حفظ حضور عوارض را در برابر تغییرات تصویر - مانند تغییرات مقیاس، دوران و روشنایی - بیان می‌کند (Schmid et al., 2000). در واقع عوارض باید مستقل از تغییرات در شرایط گرفتن تصویر نظیر پارامترهای سنسور، موقعیت دریافت یا گرفتن تصویر، شرایط رادیومتریکی، نویز و تغییر در منظره قابل استخراج باشند. در این تحقیق، به منظور توصیف کمی اندازه پایداری عوارض از میزان معیار Harris (رابطه ۲) استفاده شده است.

(۲) **تمایز:** این ویژگی میزان تفکیک پذیری عوارض و توصیفگری آنها را در مقایسه با یکدیگر نشان می‌دهد (Schmid et al., 2000). اگر عوارض دارای محتوای اطلاعاتی بالایی باشند، آن‌گاه توصیفگرهای آنها متمایز خواهند بود و احتمال موفقیت آنها نیز در تناظریابی بیشتر خواهد شد (Zhu et al., 2006-b). به منظور توصیف کمی تمایز هر عارضه در این تحقیق از معیار آنتروپی درون ناحیه‌ای در اطراف آن عارضه (ناحیه دایره‌ای شکل به شعاع ۵ پیکسل) استفاده می‌شود (رابطه ۳).

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

که در آن، P_i احتمال وقوع پیکسل i ام درون ناحیه مورد نظر است.

علاوه بر پایداری و تمایز، دقت و نیرومندی فرایند مرتبط سازی وابسته به تعداد و توزیع مکانی نقاط متناظر است (Zhu et al., 2006-a). آزمایش‌های مختلف نشان‌دهنده این امر است که تنها تعداد عوارض نیست که اهمیت دارد بلکه توزیع آنها نیز بسیار

عنوان عوارض نقطه‌ای پایدار، برای تناظریابی قابل اطمینان میان دو یا چند تصویر به کار روند (Zitova and Flusser, 2003). عملگر Harris (Harris and Stephens, 1988)، مشهورترین الگوریتم به منظور استخراج گوشه‌هاست و مطابق با تحقیقات Schmid و همکاران (Schmid et al., 2000)، بالاترین تکرارپذیری را (نسبت میان گوشه‌های تکرار شده به تمام گوشه‌های مستخرج به وسیله الگوریتم برای تصاویر حاصل از تغییر شکل‌های گوناگون) و تمایز (میزان محتوای اطلاعاتی براساس معیار آنتروپی) در مقایسه با دیگر الگوریتم‌های استخراج گوشه، نظیر Foerstner and Foerstner (1987) دارد؛ و به همین خاطر در این تحقیق نیز از این عملگر استفاده شده است. معیار کشف گوشه Harris براساس ماتریس خودهمبستگی است و به این صورت محاسبه می‌شود:

$$H = G(x, y, \sigma_w) \otimes \begin{bmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_y I_x & I_y^2 \end{bmatrix} \quad \text{رابطه (۱)}$$

که در آن، I_x و I_y مشتق تصویر در دو جهت x و y هستند و $G(x, y, \sigma_w)$ بیانگر تابع گوسی است که به منظور وزن دهی به مقادیر مشتقات تصویر به کار می‌رود. مطابق با پیشنهاد Harris تابع M_H ، به ترتیب زیر برای تعیین گوشه‌های تصویر استفاده می‌شود:

$$M_H = \text{Det}(H) - \alpha \text{Trace}^2(H) \quad \text{رابطه (۲)}$$

که در آن، $\text{Det}(H)$ و $\text{Trace}(H)$ به ترتیب بیانگر دترمینان و مجموع عناصر قطر اصلی ماتریس H هستند و α نیز پارامتری ثابت است که مطابق با پیشنهاد Harris برابر 0.04 انتخاب می‌شود. در حالت استاندارد، نقاطی از تصویر که این معیار (رابطه ۲) در همسایگی ۸ تایی آنها ماکزیمم محلی و در عین حال از مقدار آستانه نیز بیشتر باشند، به عنوان گوشه استخراج می‌گردند. به رغم مزایای عمده الگوریتم Harris در استخراج گوشه‌ها، این الگوریتم در کیفیت و توزیع مناسب نقاط مستخرج کنترل کافی ندارد. افزون بر آن، به دلیل ساختار هرمی مورد استفاده در این تحقیق،

که در آن، E_Cell_i و Nf_Cell_i به ترتیب بیانگر میزان آنتروپی و تعداد عوارض موجود در هر سلول از شبکه است. W_E نیز فاکتور وزنی است که مقدار آن براساس نتایج پیاده‌سازی انجام گرفته در این تحقیق برابر ۰/۵ پیشنهاد می‌شود. به منظور گزینش تعداد مورد انتظار از گوشه‌های دارای کیفیت مناسب در هر سلول شبکه، ابتدا میزان آنتروپی هر عارضه در ناحیه‌ای دایره‌ای شکل به شعاع ۵ پیکسل در اطراف آن محاسبه می‌گردد، و سپس حاصل ضرب آنتروپی برآورده شده در اندازه معیار Harris، به عنوان معیاری کمی برای رتبه‌بندی گوشه‌ها استفاده می‌شود. به این ترتیب تعداد n_Cell_i عارضه، از رتبه‌های برتر در هر سلول استخراج می‌گردد. اگر تعداد عارضه کافی در سلولی از شبکه موجود نباشد، متناسب با معیار مشخصه محتوایی، این تعداد میان سایر سلول‌های شبکه توزیع می‌شود. به همین ترتیب، اگر در سطحی از هرم تعداد عوارض کافی موجود نباشد، متناسب با ابعاد تصاویر در سطوح مختلف هرم، این تعداد بین دیگر سطوح توزیع می‌شود تا تمامی N عارضه مورد نیاز استخراج گردد.

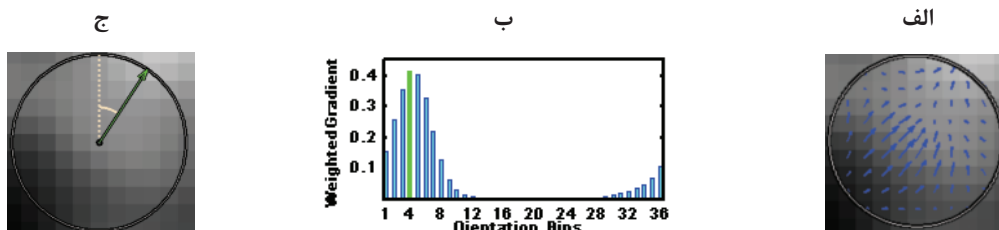
۳-۱-۳- تخصیص جهت

همان‌طور که پیش‌تر نیز بیان شد، در الگوریتم SIFT به منظور انجام تناظریابی مستقل از دوران برای هر عارضه یک جهت تعیین می‌شود. این جهت براساس خصوصیات گرادیان تصویر در همسایگی محلی آن عارضه تعیین می‌شود و انتظار می‌رود برای هر عارضه، امتداد جهت تعیین شده در تصاویر مختلف ثابت باشد.

تعیین‌کننده است (Zhu et al., 2006-a). در این تحقیق به منظور اعمال قید توزیع مکانی، استخراج عوارض به صورت ناحیه‌ای و در ساختار شبکه‌ای منظم انجام می‌گیرد که جزئیات آن در ادامه تشریح شده است.

بعد از ایجاد هرم تصاویر، فرایند استخراج عوارض به صورت مقیاس به مقیاس و در تمامی سطوح هرم هر یک از تصاویر انجام می‌گیرد. در ابتدا تعداد عوارض مورد نیاز (N) به عنوان پارامتر اولیه معرفی می‌شود و متناسب با ابعاد تصاویر در سطوح هرم، تعداد عوارض مورد نیاز در هر سطح از هرم (N_i) تعیین می‌گردد. این امر توزیع مناسبی از عوارض گوشه‌ای در فضای مقیاس را تضمین می‌کند. برای تصویر هر سطح، تابع معیار گوشه Harris محاسبه می‌شود و ماکزیمم‌های محلی آن به عنوان عوارض اولیه ذخیره می‌گردند. به منظور ایجاد توزیع مکانی مناسبی از عوارض گوشه‌ای مستخرج، تصویر سطح مرتبط یا مورد نظر از هرم، به صورت شبکه منظم بخش‌بندی می‌شود و میزان آنتروپی هر سلول محاسبه می‌گردند و عوارض اولیه موجود در آن نیز شناسایی می‌شوند. برای هر سلول شبکه، براساس میزان آنتروپی و تعداد عوارض اولیه موجود در آن، معیاری کمی به عنوان مشخصه محتوایی هر سلول برآورد می‌شود و با استفاده از این معیار، تعداد عوارضی که می‌بایست در هر سلول شبکه استخراج گردند (n_Cell_i) از میان تعداد کل عوارض مورد نیاز آن سطح هرم (N_i) تعیین می‌شود. رابطه (۴) نحوه تعیین n_Cell_i را نشان می‌دهد:

$$n_Cell_i = N_i \left[\frac{w_E \cdot E_Cell_i}{\sum E_Cell_i} + \frac{(1-w_E) \cdot Nf_Cell_i}{\sum Nf_Cell_i} \right]$$



شکل ۳. فرایند تخصیص جهت: (الف) انتخاب ناحیه دایره‌ای شکل در اطراف عارضه و محاسبه اندازه و جهت گرادیان‌ها؛ (ب) ایجاد هیستوگرام جهت؛ و (ج) انتخاب ماکزیمم ستون هیستوگرام به عنوان جهت مورد نظر.

هیستوگرام محدوده ۳۶۰ درجه به ۸ قسمت ۴۵ درجه‌ای تقسیم می‌شود. به پرهیز از تأثیرات مرزهای میان سلول‌ها، درون‌یابی ۳ خطی برای توزیع مقدار گرادیان در ایجاد این هیستوگرام انجام می‌گیرد. در نهایت توصیفگر SIFT به صورت برداری با ۱۲۸ مؤلفه $(8 \times 4 \times 4)$ ، از اتصال مقادیر تمامی هیستوگرام‌های مربوط به هر سلول شبکه، در ترتیبی مشخص، ایجاد می‌گردد و به‌منظور کاهش تأثیرات تغییرات روشنایی، اندازه آن یک‌ه می‌شود. برای دریافت جزئیات بیشتر از روند ایجاد توصیفگر الگوریتم SIFT، ن.ک. منبع اصلی (Lowe, 2004).

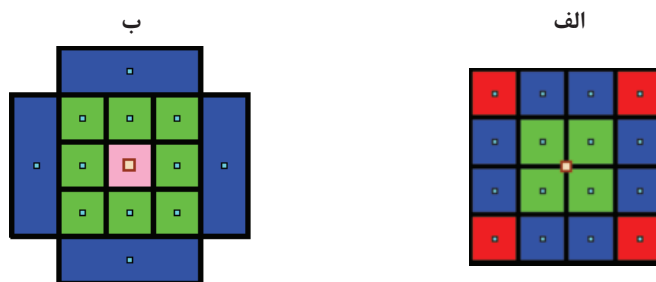
هر یک از سلول‌های ناحیه 4×4 اطراف هر عارضه را می‌توان براساس میزان تأثیرشان، به ۳ دسته مطابق شکل ۵-الف تقسیم کرد. این تفاوت در میزان تأثیر، ناشی از ساختار وزن‌دهی به کار رفته در ایجاد توصیفگر و همچنین اعوجاجات محلی در تصاویر سنجش از دور است که باعث تغییر شکل‌های بیشتر با فاصله گرفتن از عارضه در تصویر می‌گردد. مطابق شکل ۵-الف، ناحیه سبز بیشترین تأثیر را دارد، ناحیه آبی دارای تأثیر بینابینی است، و ناحیه قرمز کمترین تأثیر را دارد. در این تحقیق به‌منظور افزایش سرعت و بهبود کیفیت الگوریتم استاندارد SIFT به جای ناحیه‌ای به صورت شبکه منظم 4×4 در اطراف هر عارضه، از ناحیه‌ای نامنظم با ابعاد متفاوت در اطراف هر عارضه استفاده می‌شود. برای این منظور ابتدا ناحیه‌ای 5×5 در اطراف هر عارضه در نظر گرفته می‌شود و از سلول‌های گوشه‌ای آن صرف‌نظر می‌گردد و سلول‌های کناری نیز با یکدیگر تلفیق می‌شوند (شکل ۵-ب). دلیل این اصلاح، قرار دادن نزدیک‌ترین پیکسل‌های اطراف هر عارضه (سلول صورتی در شکل ۵-ب) در سلولی یکسان به‌منظور تأثیر بیشتر و کاهش ابعاد توصیفگر به منظور کارایی بیشتر آن است. ساختار پیشنهادی مذکور باعث افزایش قابلیت توصیفگر و پایداری بیشتر در برابر خطای احتمالی در تعیین جهت عوارض و یا اختلاف مطابقت ناحیه در نظر گرفته شده برای عوارض نظیر است.

به‌منظور تعیین مقدار جهت، پنجره‌ای دایره‌ای شکل به شعاع R در اطراف هر عارضه، در سطحی از هرم تصویر که از آن استخراج شده است، انتخاب می‌شود. مقدار R به صورت ثابت و برابر ۵ پیکسل در نظر گرفته می‌شود. مقادیر اندازه و جهت گرادیان برای پیکسل‌های درون ناحیه محاسبه می‌گردند و مقادیر اندازه آنها با استفاده از یک تابع گوسی با انحراف معیار $1/7$ ، وزن‌دهی می‌شوند (شکل ۳-الف). سپس یک هیستوگرام جهت که در آن محدوده ۳۶۰ درجه، به ۳۶ قسمت ۱۰ درجه‌ای تقسیم شده است، از کلیه مقادیر گرادیان‌های وزن‌دهی شده، تولید می‌شود (شکل ۳-ب). جهت مربوط به ماکزیمم ستون هیستوگرام به عنوان جهت مربوط به این عارضه انتخاب می‌شوند. در نهایت با استفاده از برآزش یک سهمی در همسایگی ۳ تایی جهت انتخاب شده در هیستوگرام، مقدار دقیق آن برآورد می‌شود (شکل ۳-ج).

۳-۱-۴- ایجاد توصیفگر

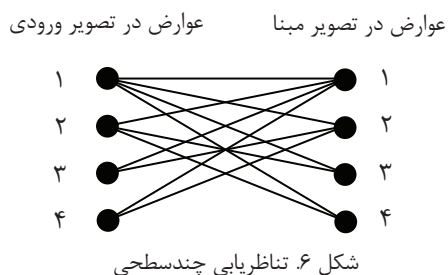
مرحله پس از استخراج عوارض و تخصیص جهت، همانا ایجاد توصیفگر عوارض به عنوان ابزاری برای تناظریابی میان آنهاست. برای ایجاد توصیفگر مطابق با الگوریتم استاندارد SIFT در ابتدا یک ناحیه به صورت شبکه‌ای 4×4 در اطراف هر عارضه در نظر گرفته می‌شود، به نحوی که هر سلول این شبکه مجموعه‌ای از پیکسل‌های تصویر گوسی در مقیاس مرتبط را در برگیرد. لازم به ذکر است که ابعاد این ناحیه، متناسب با مقیاس هر عارضه تعیین می‌شود. سپس مقادیر اندازه و جهت گرادیان پیکسل‌های درون ناحیه محاسبه می‌گردد و پس از آن مختصات شبکه، به همراه جهت گرادیان‌ها، معادل با جهت اصلی عارضه مورد نظر دوران داده می‌شود (شکل ۴).

در ادامه یک تابع گوسی با مقیاسی معادل با نصف پهنای شبکه، به‌منظور وزن‌دهی مقادیر گرادیان‌ها استفاده می‌شود. سپس برای هر سلول در شبکه، یک هیستوگرام از جهت گرادیان‌های وزن‌دهی شده پیکسل‌های درون آن محاسبه می‌گردد. در این



شکل ۵. الف) میزان تأثیر هر سلول در ایجاد توصیفگر استاندارد SIFT، که در آن مرکز هر سلول با استفاده از یک مربع کوچک نشان داده شده است. ب) ساختار شبکه‌بندی در توصیفگر پیشنهادی.

تناظریابی سطح به سطح، فاصله اقلیدسی میان توصیفگرهای عوارض مربوط به آنها محاسبه می‌گردند و تناظرهای اولیه با در پیش گرفتن روش دوجانبه انتخاب می‌شوند.



مطابق با پیشنهاد Lowe به منظور اطمینان از صحت فرایند تناظریابی، نسبت میان کمترین فاصله و فاصله کمتر دوم برای هر جفت تناظر اولیه باید از مقدار آستانه یا $T_{ED} = 0/8$ ، کمتر باشد. این آستانه کارایی بسیار خوبی برای تصاویر معمولی در کاربردهای ماشین بینایی دارد، چرا که در این تصاویر تمایز میان توصیفگر عوارض جدی است و بدین ترتیب اختلاف فاصله اولین و دومین توصیفگر زیاد است. در تصاویر سنجنش از دور به علت همبستگی درجات خاکستری و انواع مختلف اعوجاجات هندسی و رادیومتریکی، این تمایز خیلی کمتر است و انتخاب آستانه بیان شده باعث حذف بسیاری از تناظرهای صحیح می‌شود. برای این منظور در این تحقیق این آستانه حذف می‌گردد و به منظور اطمینان از درستی فرایند تناظریابی، روش

بدین ترتیب، علاوه بر افزایش قابلیت توصیفگر، با توجه به کاهش تعداد سلول‌ها از ۱۶ به ۱۳ سلول، ابعاد توصیفگر نهایی نیز کاهش می‌یابد. برای ساختار پیشنهادی ابعاد توصیفگر نهایی برابر $104 = 8 \times 13$ مؤلفه خواهد بود که باعث کاهش عمده‌ای در زمان فرایند تناظریابی خواهد شد. گفتنی است که ابعاد هر سلول در پیاده‌سازی انجام شده در این تحقیق برابر ۵ پیکسل در نظر گرفته می‌شود و به منظور وزن‌دهی مقادیر گرادینان‌ها، تابع گوسی با انحراف معیار $2/5$ (معادل با نصف پهنای شبکه) به کار می‌رود.

۳-۲- تناظریابی چندسطحی

در این مرحله، فرایند تناظریابی میان عوارض استخراج شده در دو تصویر مینا و ورودی، با استفاده از فاصله اقلیدسی میان توصیفگرهایشان انجام می‌گیرد. در این تحقیق به منظور افزایش کارایی، به جای محاسبه فاصله اقلیدسی میان تمامی عوارض دو تصویر، از شیوه‌ای چندسطحی استفاده می‌شود. در این شیوه، فرایند تناظریابی میان هر یک از مجموعه عوارض مستخرج از سطوح چهارگانه فضای مقیاس غیرضروری‌اند، در روش پیشنهادی فرایند تناظریابی مطابق با شکل ۶ تنها میان برخی از سطوح مقیاس تصاویر مینا و ورودی صورت می‌گیرد. در این شکل هر یک از دایره‌های سیاه، بیانگر مجموعه عوارض مستخرج در یک سطح از هرم تصاویر است و هر خط، انجام تناظریابی سطح به سطح میان عوارض سطوح متصل به آن را بیان می‌کند. در هر

تناظرهای اشتباه حذف می‌گردند و فرایند برآورد تابع تبدیل بار دیگر تکرار می‌گردد. در مواقعی که تعداد تناظرهای اشتباه بسیار زیادی در بین تناظرهای اولیه وجود دارد، برآورد مدل تبدیل پروژکتیو اغلب به شکست می‌انجامد. این در حالی است که تبدیل افاین پایداری بسیار بیشتری در این مواقع دارد. برای این منظور در ابتدا مدل تبدیل میان تصاویر، مدل افاین در نظر گرفته شد و بعد از اینکه مقدار $RMSE$ به میزان معقول و مناسبی (۱۰ پیکسل) رسید و اکثر تناظرهای اشتباه حذف شدند، با مدل پروژکتیو جایگزین می‌شود. پس از حذف تناظرهای اشتباه بر مبنای مدل پروژکتیو، سطوحی از هرم تصاویر مینا و ورودی که بیشترین تعداد تناظرهای صحیح را حاصل می‌کنند، به عنوان سطوح تناظریابی انتخاب می‌شوند.

۳-۳- ایجاد تابع تبدیل قطعه‌ای و نمونه‌برداری مجدد تصویر ورودی

تصاویر سنجش از دور عموماً دارای اعوجاجات محلی پیچیده ناشی از اختلاف ارتفاع عوارض زمینی، تغییر منظر تصویربرداری و اختلاف در هندسه دریافت تصویر در سنجنده‌های مختلف‌اند که تصحیح این موارد با استفاده از تابع عمومی اجراضدنی نیست. برای این منظور باید با به‌کارگیری اطلاعات ارتفاعی منطقه تصویر شده، فرایند نمونه‌برداری تصاویر را برای مرتبط‌سازی آنها انجام داد. اما از آنجا که اطلاعات ارتفاعی دقیقی از مناطق مورد نظر ما (مخصوصاً مناطق شهری) معمولاً در دسترس نیست، نمی‌توان این روش را به کار بست. راه‌حل جایگزین برای این مسئله، استفاده از مدل تبدیل قطعه‌ای حاصل از مثلث‌بندی و تبدیل افاین است (Yu et al., 2008; Hong and Zhang, 2008). استفاده از این مدل هر چند به طور کامل اعوجاجات محلی ناشی از اختلاف ارتفاع را مدل نمی‌کند اما عملکرد بسیار بهتری از یک مدل تبدیل

دوجانبه به کار می‌رود. فرض کنید $P_i \in P$ عارضه‌ای از مجموعه عوارض استخراج شده در یک سطح از هرم تصویر مینا، و $q_j \in Q$ عارضه‌ای از مجموعه عوارض موجود در سطح دیگری از هرم تصویر ورودی باشد که کمترین فاصله اقلیدسی را با p_i دارد. در این روش تنها زمانی q_j به عنوان تناظر p_i انتخاب می‌شود که فاصله اقلیدسی توصیفگر q_j نیز در میان تمامی مجموعه عوارض P ، مینیمم باشد. بعد از انجام تناظریابی اولیه به صورت سطح به سطح، تناظرهای اشتباه احتمالی در بین تناظرهای اولیه، پس از شناسایی حذف می‌شوند. برای حذف تناظرهای اشتباه از برازش مدل هندسی میان تصاویر با استفاده از روش کمترین مربعات و بررسی میزان سازگاری آنها استفاده می‌شود. در این تحقیق نیز به مانند تحقیقات Navy و همکاران (۲۰۰۶)، از مدل تبدیل پروژکتیو به عنوان مدل هندسی مناسب برای این منظور استفاده شده است.

بر این اساس، برای جفت تناظرهای اولیه در هر تناظریابی سطح به سطح، 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 مینا منتقل می‌گردند و میزان فاصله آنها از نقاط نظیرشان در تصویر مینا، به عنوان خطای هر جفت تناظر در نظر گرفته می‌شود. ریشه میانگین مجموع مربعات ($RMSE$)^۱ و این فواصل به عنوان معیاری از دقت تعیین تابع تبدیل میان دو تصویر - و در نتیجه دقت مرتبط‌سازی میان تصاویر - برآورد می‌شود. بعد از برآورد پارامترهای تبدیل، مقدار $RMSE$ محاسبه می‌شود و با مقدار آستانه (۱ پیکسل) مورد مقایسه قرار می‌گیرد. اگر بیشتر از آن باشد، جفت تناظری که دارای بیشترین خطا هستند، اشتباه تلقی می‌گردند و حذف می‌شوند و این روند تا رسیدن به مقدار آستانه مورد نظر، تکرار می‌گردد. همچنین در نهایت تناظرهایی که خطای آنها ۳ برابر میزان $RMSE$ است، به عنوان

1. Root Mean Square Error

مرتب‌سازی تصاویر چندسنجنده‌ای سنجش از دور در این بخش تنها آزمایش‌های انجام شده بر روی این نوع از تصاویر - به سنجنده‌های مختلفی مربوط می‌شوند و دارای انواع گوناگون اختلافات هندسی (نظیر مقیاس، دوران) و شدت روشنایی هستند، ارائه می‌گردد. برای این منظور چهار جفت تصویر ماهواره‌ای از سنجنده‌های مختلف، در محدوده کامل از متوسط تا بزرگ‌مقیاس در نظر گرفته شده است. جدول ۱ لیست این تصاویر و جزئیات مربوط به آنها را نشان می‌دهد.

فاصله‌ی زمانی میان تمامی جفت تصاویر چندین سال است. بدین ترتیب، علاوه بر تغییرشکل‌های ناشی از تغییر شرایط دریافت تصویر و تغییرات ناشی از تغییر موقعیت دریافت تصویر، تغییرات رخ داده بر اثر گذر زمان را نیز دربر می‌گیرند. در ضمن با توجه به چندمنبعی بودن هر جفت از تصاویر، اختلافات هندسی (نظیر مقیاس، دوران و تغییرشکل ناشی از تفاوت هندسه دریافت تصویر) و شدت روشنایی میان آنها بسیار جدی است. برای تصاویر بزرگ‌مقیاس نیز میزان تغییرشکل‌های محلی ناشی از تغییرات ارتفاع عوارض زمینی نیز زیاد است. در انتخاب تصاویر سعی بر این بوده است که هر تصویر دارای شرایط بافتی گوناگونی نظیر مناطق ساختاری شهری، مناظر طبیعی با بافت بالا، و مناطق یکنواخت با بافت همگون باشد.

عمومی دارد و کیفیت تصویر نمونه‌برداری شده را به میزان زیادی در قیاس با مدل عمومی افزایش می‌دهد (Hong and Zhang, 2008). لذا در این تحقیق از یک تابع تبدیل قطعه‌ای که بر مبنای مثلث‌بندی تصویر و استفاده از مدل تبدیل افاین برای هر مثلث است، مشابه تحقیقات منابع (Yu et al., 2008; Hong and Zhang, 2008) بهره‌گیری شده است. برای این منظور در ابتدا فرایند مثلث‌بندی، برای جفت نقاط نظیر در دو تصویر، با استفاده از الگوریتم دلونی انجام می‌گیرد و برای هر مثلث، پارامترهای تبدیل افاین با استفاده از نقاط رأس آنها بین تصویر ورودی و مینا محاسبه می‌شود. مرحله بعدی نمونه‌برداری مجدد تصویر ورودی به صورت مثلث به مثلث و با استفاده از روش درون‌یابی Bilinear است. بعد از این مرحله فرایند مرتب‌سازی دو تصویر به پایان می‌رسد.

۴- پیاده‌سازی و ارزیابی نتایج

در این بخش، ارزیابی کاملی از الگوریتم پیشنهادی Harris-SIFT در مقایسه با الگوریتم استاندارد SIFT ارائه می‌شود. به منظور پیاده‌سازی، محیط نرم‌افزاری Matlab به کار رفته و تمامی مراحل روش پیشنهادی مطابق با جزئیاتی که در بخش ۳ بیان شد، برنامه‌نویسی شده‌اند. به دلیل دشواری بیشتر

جدول ۱. مشخصات تصاویر مورد استفاده

منطقه	تاریخ دریافت (گرفتن تصویر)	حد تشخیص رادیومتریکی (تعداد بیت در هر پیکسل)	اندازه پیکسل زمینی (متر)	ابعاد تصویر	وضعیت طیفی	سنجنده	ردیف
چین - Hangzhou	۲۰۰۱	۸	۲۰	۶۱۱×۱۲۳۵	Multispectral	SPOT4	۱
	۲۰۰۴	۸	۳۰	۶۴۸×۱۲۳۰	Multispectral	Landsat TM	
کانادا - Halifax	۲۰۰۶	۸	۱۰	۱۳۱۱×۱۲۱۵	Panchromatic	SPOT 5	۲
	۱۹۹۹	۸	۳۰	۴۴۰×۴۱۰	Multispectral	Landsat ETM	
ایران - تهران	۱۹۹۸	۶	۵	۱۳۴۶×۱۱۳۵	Panchromatic	IRS-1C	۳
	۱۹۹۶	۸	۱۰	۷۰۰×۵۹۰	Panchromatic	SPOT 4	
ایران - شیراز	۲۰۰۱	۱۱	۱	۱۲۸۸×۱۰۸۵	Panchromatic	IKONOS	۴
	۲۰۰۶	۱۰	۲/۵	۶۵۱×۵۴۸	Panchromatic	IRS-P6	

علت نبود اطلاعات ارتفاعی دقیق از منطقه، قابل انجام نیست. به همین جهت در این تحقیق از شیوه‌ای بسیار دقیق، برای برآزش مدل هندسی مناسب میان زوج تصاویر استفاده شده است.

این روش بر مبنای تعیین نیمه‌اتوماتیک مجموعه‌ای از عوارض متناظر بسیار دقیق در دو تصویر است. برای این منظور با بهره‌گیری از پایدارترین عوارض حاصل از الگوریتم Gilles (1998)، تناظریابی کمترین مربعات (LSM)، و بررسی بصری یک اپراتور ماهر، تعداد ۱۰۰~۲۰۰ نقطه متناظر در دو تصویر با دقت بسیار بالا و در یک توزیع مناسب استخراج شده و از میان آنها تعداد ۴۰ عدد به عنوان نقاط چک ذخیره می‌گردند. سپس با استفاده از روش مثلث‌بندی دلونی، جفت عوارض باقی‌مانده در تصویر مبنا و ورودی، مثلث‌بندی می‌شود و برای هر مثلث پارامترهای تبدیل افاین میان دو تصویر با استفاده از سه نقطه رأس آنها محاسبه می‌گردد. بدین ترتیب رابطه هندسی مناسبی میان دو تصویر با استفاده از قید هندسی تبدیل افاین قطعه‌ای، برآورد می‌شود و به منظور تعیین کیفیت تناظرهای انتخاب‌شده به وسیله الگوریتم پیشنهادی استفاده می‌گردد. با ارزیابی عملکرد این تبدیل بر روی ۴۰ نقطه چک، می‌توان تخمینی از دقت این تابع تبدیل قطعه‌ای به دست آورد که با $RMSE_{Check}$ نشان داده می‌شود. در جدول ۲، تعداد تناظرهای نیمه‌اتوماتیک برای ایجاد تابع تبدیل دقیق و $RMSE_{Check}$ برای تصاویر مورد ارزیابی در این تحقیق نشان داده شده است.

به منظور تعیین دقت جفت تناظر انتخاب‌شده نظیر p و q در تصویر مبنا و ورودی، مطابق با شکل ۷، در ابتدا مثلثی که نقطه q در تصویر ورودی در آن قرار دارد یافته می‌شود؛ سپس با استفاده از تبدیل افاین مربوط به این مثلث، این نقطه را به موقعیت نظیر آن در تصویر مبنا منتقل کرده و به عنوان نقطه q در نظر می‌گیریم. میزان اختلاف نقطه p از q به عنوان دقت موقعیت جفت تناظر مربوط در نظر گرفته می‌شود. در

در تمامی آزمایش‌های انجام شده، فرض بر این است که هیچ اطلاعات اولیه‌ای از تصاویر در دسترس نیست و احتیاج به هیچ پردازش اولیه و یا انتخاب نقاط کنترل به صورت دستی ندارد. الگوریتم به طور اتوماتیک تصویری را که دارای اندازه پیکسل کوچکتری است به عنوان تصویر مبنا در نظر می‌گیرد. گفتنی است که جفت تصویر اول یعنی تصاویر SPOT4 و Landsat TM را Yu et al., (2008) و همکاران نیز در منبع (Yu et al., 2008) مورد استفاده قرار داده‌اند. همان‌طور که پیش‌تر نیز بیان شد، آنها برای انجام مرتبط‌سازی اتوماتیک تصاویر چندسنسوری سنجنش از دور، از الگوریتم استاندارد SIFT استفاده کرده‌اند، بنابراین مقایسه نتایج به دست آمده از این تحقیق با نتایج آنها، برای یک جفت تصویر یکسان، ارزیابی مناسبی برای نمایش قابلیت روش پیشنهادی در اینجا خواهد بود. گفتنی است که تمامی تصاویر به صورت سیاه و سفید مورد استفاده قرار گرفته و پردازش‌ها نیز به وسیله رایانه‌ای با توان پردازش 2CHZ انجام شده است.

۴-۱- معیارهای ارزیابی

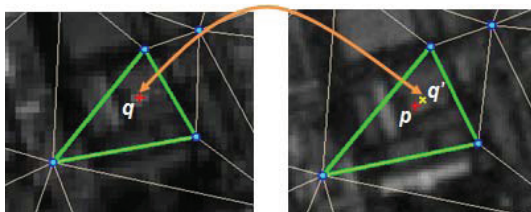
به منظور امکان ارزیابی دقت فرایند مرتبط‌سازی، باید ارتباط هندسی میان دو تصویر معلوم باشد تا بتوان کیفیت عوارض متناظرشده و تصویر نمونه‌برداری‌شده نهایی را مورد ارزیابی قرار داد. با توجه به اعوجاجات محلی تصاویر سنجنش از دور، میزان $RMSE_{Proj}$ تابع تبدیل پروژکتیوی که با استفاده از تناظرهای انتخاب شده برآورد می‌شود، نمی‌تواند به عنوان معیاری کامل برای ارزیابی میزان دقت فرایند مرتبط‌سازی در نظر گرفته شود. از طرف دیگر، این میزان به عنوان آستانه به الگوریتم تحمیل می‌شود و از این‌رو، شرایط یک معیار مستقل را برای ارزیابی نتایج در خود ندارد و لذا نیازمند مدل هندسی مناسب‌تری است. تعیین ارتباط هندسی تصاویر مربوط به مناظر سه‌بعدی بسیار مشکل است و به داشتن اطلاعات دقیق سه‌بعدی از منظره مورد نظر نیاز دارد، که این مسئله در اکثر موارد به

معیار متداولی برای ارزیابی میزان کارایی روش‌های مختلف در مقایسه با یکدیگر است. برای این منظور در این تحقیق میزان زمان مورد نیاز برای استخراج عوارض و تناظریابی میان آنها در دو الگوریتم SIFT و الگوریتم پیشنهادی در این تحقیق، Harris-SIFT، اندازه‌گیری و مقایسه می‌شود.

۴-۲- نتایج عملی

به منظور پرهیز از تأثیر انتخاب مقادیر آستانه بر روی نتایج مرتب‌سازی، در انجام آزمایش‌های تمامی پارامترهای الگوریتم به صورت ثابت و به ترتیبی که در پی می‌آید، تعداد عوارض مورد نظر برای هر تصویر، N ، برابر ۴۰۰۰ عارضه انتخاب و ابعاد هر سلول برای شبکه‌بندی منظم، برابر ۱۰۰ پیکسل و به صورت مربعی انتخاب شد. شعاع ناحیه دایره‌ای شکل برای تخصیص جهت برابر ۵ پیکسل و ابعاد هر سلول برای ایجاد توصیفگر برابر ۵ پیکسل انتخاب شد. میزان آستانه RMSE نیز برای برآورد مدل تبدیل پروژکتیو و حذف تناظرهای اشتباه برابر ۱ پیکسل در نظر گرفته شد. در نهایت تمامی این آزمایش‌ها با استفاده از الگوریتم استاندارد SIFT از طریق کد توسعه داده شده به وسیله Lowe (SIFT Demo Program) نیز تکرار شد. از آنجا که در تحقیق Yu و همکاران از مدل تبدیل افاین با میزان آستانه RMSE برابر ۰/۵ پیکسل، برای زوج تصاویر اول استفاده شده است، در این تحقیق نیز به صورت استثنا برای این تصاویر، از مدل تبدیل افاین با آستانه ۰/۵ پیکسل، برای زوج تصاویر اول استفاده شده است، در این تحقیق نیز به صورت استثنا برای این تصاویر، از مدل تبدیل افاین با آستانه ۰/۵ پیکسل استفاده می‌شود. جدول ۲ نتایج تناظریابی برای هر دو

نهایت میزان ریشه میانگین مربعات این فواصل، $RMSE_a$ ، به عنوان دقت مجموعه تناظرهای انتخاب شده محاسبه می‌شود. بدیهی است این معیار نه تنها متأثر از دقت فرایند تناظریابی است، بلکه دقت مدل هندسی افاین قطعه‌ای $RMSE_{Check}$ نیز در آن تأثیر دارد. از این رو، تفاضل این دو مقدار می‌تواند به عنوان معیاری مناسب از دقت هندسی تناظریابی روش پیشنهادی در نظر گرفته شود ($RMSE_{Reg}=RMSE_a - RMSE_{Check}$).



شکل ۷. محاسبه خطای هر جفت نقطه متناظر

مطابق با توضیحات مطرح شده، در این تحقیق به منظور ارزیابی قابلیت روش پیشنهادی از سه معیار زیر استفاده شده است:

- ۱) **تعداد تناظرهای صحیح:** تعداد جفت تناظرهای صحیحی که الگوریتم به صورت اتوماتیک بعد از حذف تناظرهای اشتباه استخراج می‌کند، به عنوان معیاری برای تخمین میزان قابلیت اطمینان تناظریابی به کار برده می‌شود.
- ۲) $RMSE_{Reg}$: بعد از استخراج عوارض متناظر، مختصات آنها در تصویر ورودی با استفاده از تبدیل افاین مربوط به مثلثی که در آن قرار دارند به تصویر مبنا منتقل می‌گردد و فاصله آنها از نقاط نظیرشان محاسبه می‌شود و در نهایت مقدار $RMSE_a$ برای آنها برآورد می‌شود. با حذف تأثیرات ناشی از دقت مدل هندسی مبنا، $RMSE_{Reg}$ به عنوان معیاری مناسب از دقت هندسی، مورد استفاده قرار می‌گیرد.

۳) **کارایی:** زمان صرف شده در انجام محاسبات

1. SIFT demo Program (Vession 4, 2005)
<http://www.cs.ubc.ca/spider/lowe/keypoints/siftDemoV4.zip>

مطابق با جدول ۲ تعداد تناظرهای حاصل از الگوریتم استاندارد SIFT در جفت تصویر اول برابر ۲۵ عارضه (مطابق با آزمایش‌های Yu و همکاران، با استفاده از الگوریتم استاندارد SIFT در منبع (Yu et al., 2008))، برای تعداد زیاد و در خور توجهی از عوارض مستخرج است. صرف‌نظر از زمان زیاد در استخراج این تعداد از عوارض و ایجاد توصیفگر آنها، زمان تناظریابی میان آنها نیز به صورت غیرلازم، بسیار زیاد شده و در نهایت نیز به علت شباهت تعداد بسیار زیادی از توصیفگرها با یکدیگر، تعداد زیادی از آنها به صورت اشتباه متناظر می‌شوند. بدین ترتیب برای این تصاویر تنها درصد بسیار کمی از عوارض استخراج شده، به عنوان تناظر تعیین می‌گردند. این در حالی است که برای این تصاویر، الگوریتم Harris-SIFT با استخراج تعداد کمتری از عوارض، موفق به استخراج تعداد ۱۶۵ عارضه به عنوان تناظر شده است (شکل ۸) که خود نشان از کارایی بسیار جدی‌تر برای الگوریتم Harris-SIFT در مقابل الگوریتم استاندارد SIFT دارد.

الگوریتم SIFT استاندارد و الگوریتم پیشنهادی در این تحقیق، Harris-SIFT، را برای تصاویر بیان‌شده نشان می‌دهد. از آنجا که الگوریتم SIFT استاندارد در اغلب موارد موفق به انجام تناظریابی میان تصاویر نبوده، بدین ترتیب مقادیر RMSE تنها برای روش Harris-SIFT در جدول نمایش داده شده است.

همان‌طور که در جدول ۲ ملاحظه می‌گردد، چنین نبوده است که با استفاده از الگوریتم استاندارد SIFT، تعداد مناسبی از عوارض در جفت تصاویر مورد بررسی استخراج شده باشند، به طوری که برای برخی از تصاویر نظیر تصویر Landsat TM تعداد ۱۱۵۱۸ عارضه، و برای تصویر Landsat ETM تعداد ۶۷ عارضه استخراج شده است. نکته در خور توجه، عدم استخراج حتی یک عارضه برای تصویر IKONOS با ابعاد 843×949 با استفاده از الگوریتم استاندارد SIFT است. دلیل احتمالی این امر، حد تشخیص رادیومتریکی ۱۱ بیتی این تصویر است که باعث کوچک شدن بسیار در میزان کنتراست عوارض می‌گردد، که این خود اهمیت شیوه ارائه شده در این مقاله را برای استخراج تعداد مشخصی از عوارض نشان می‌دهد.

جدول ۲. نتایج تناظریابی برای زوج تصاویر مورد استفاده در دو الگوریتم SIFT استاندارد و Harris-SIFT

سنجنده	عوارض مستخرج		تعداد تناظرهای صحیح زمان انجام محاسبات (ثانیه)		مقادیر $RMSE^2$ (پیکسل)		
	Harris-SIFT	SIFT	Harris-SIFT	SIFT	$RMSE_{Reg}$	$RMSE_{Check}$	$RMSE_{Proj}$
SPOT4	۴۰۰۰	۵۶۹۷	۷۲	۲۹۸	۰/۲۸۵۲	۰/۴۵۲۷	۰/۴۹۸۳
Landsat TM	۴۰۰۰	۱۱۵۱۸	۱۶۵	۲۹۸	۰/۲۸۵۲	۰/۴۵۲۷	۰/۴۹۸۳
SPOT 5	۴۰۰۰	۴۱۶۶	۷۱	۱۰۱	۰/۵۲۴۹	۰/۹۸۴۱	۰/۹۷۸۹
Landsat ETM	۴۰۰۰	۶۷	۱۶۸	۱۰۱	۰/۵۲۴۹	۰/۹۸۴۱	۰/۹۷۸۹
IRS-1C	۴۰۰۰	۳۷۷۹	۷۵	۱۰۸	۰/۹۲۴۳	۰/۷۴۵۹	۰/۹۸۳۲
SPOT 4	۴۰۰۰	۲۵۰	۱۷۴	۱۰۸	۰/۹۲۴۳	۰/۷۴۵۹	۰/۹۸۳۲
IKONOS	۴۰۰۰	۰	۸۲	۱۳۸	۰/۶۴۳۰	۱/۰۱۳۷	۰/۸۷۶۶

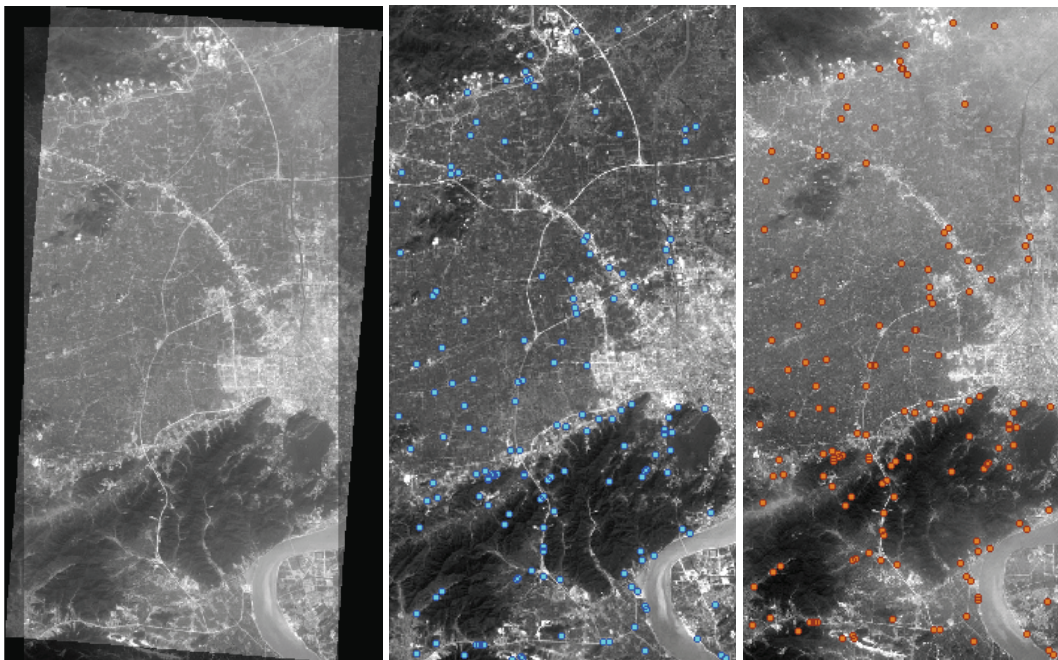
۱: تعداد تناظرهایی که به روش نیمه‌اتوماتیک و با استفاده از الگوریتم Gilles و تناظریابی LSM به دست آمده‌اند. علاوه بر این نقاط تعداد ۴۰ عدد تناظر نیز برای آزمون یا چک به روش مذکور در هر جفت تصویر استخراج شده است.

۲: مقادیر RMSE مربوط به روش پیشنهادی است یا Harris-SIFT که بدین صورت‌اند:

$RMSE_{Proj}$: میزان RMSE مربوط به نقاط متناظر در یک مدل تبدیل پروژکتیو.

$RMSE_{Check}$: میزان RMSE مربوط به نقاط چک در مدل تبدیل افاین قطعه‌ای حاصل از تناظرهای استخراج شده به روش نیمه‌اتوماتیک

$RMSE_{Reg}$: میزان دقت مرتبط‌سازی.



شکل ۸. توزیع عوارض نظیر مستخرج. راست تصویر SPOT4، وسط تصویر Landsat TM، چپ تصاویر مرتبط شده

حالت اول است، به طوری که الگوریتم استاندارد SIFT هیچ تناظر صحیحی تعیین نشده است. دلیل این امر، استخراج تعداد محدودی از عوارض در برخی از تصاویر است. از آنجا که تعداد بسیار کمی از عوارض استخراج شده، تناظر صحیح با یکدیگر بوده و تعداد بسیار بیشتری از آنها اشتباه‌اند، فرایند برآورد مدل تبدیل میان تصاویر با شکست روبه‌رو می‌گردد و هیچ تناظر صحیحی نیز تعیین نمی‌شود. در تصاویر درج شده، الگوریتم Harris-SIFT با استخراج تعداد مشخصی از قوی‌ترین عوارض در دو تصویر، تعداد زیادی از موقعیت‌های متناظر را با دقت معقول و مناسب مطرح کرده است. شکل ۹ تناظرهای استخراج شده برای زوج تصویر چهارم را به‌وسیله الگوریتم پیشنهادی نشان می‌دهد.

مطابق با جدول ۲ میزان $RMSE_{Reg}$ برای تمامی زوج تصاویر کمتر از ۱ پیکسل است که با توجه به اختلافات عمده و میزان $RMSE_{Check}$ برای آنها، دقت بالای روش پیشنهادی را نشان می‌دهد.

میزان $RMSE_{Reg}$ برای تناظرهای انتخاب شده به‌وسیله روش Harris-SIFT برای جفت تصویر اول برابر $0/2852$ به دست آمده است که نشان از دقت زیاد روش پیشنهادی دارد. در شکل ۸ عوارض متناظر استخراج شده به‌وسیله الگوریتم Harris-SIFT، به همراه نتیجه مرتب‌سازی برای زوج تصویر اول نشان داده شده است. همان‌طور که ملاحظه می‌شود، توزیع عوارض متناظر انتخاب شده نیز خوب است و پراکندگی کاملی را در تمام تصویر نشان می‌دهد. بدین ترتیب بدون استفاده از روش ثانویه‌ای فرایند مرتب‌سازی به تنهایی با استفاده از الگوریتم پیشنهادی انجام‌شدنی است. گفتنی است که در این جفت تصویر و جفت تصاویر بعدی برای موقعیت‌هایی از تصویر ورودی که خارج از محدوده تابع تبدیل قطعه‌ای ناشی از مثلث‌بندی قرار می‌گیرند، فرایند نمونه‌برداری مجدد با استفاده از مدل تبدیل پروژکتیو برازش داده شد به آنها انجام شده است. برای زوج تصاویر بعدی، نتایج بسیار وخیم‌تر از



شکل ۹. توزیع عوارض نظیر مستخرج: راست تصویر IKONOS؛ وسط تصویر IRS-P6؛ و چپ تصاویر مرتبط شده

۵- نتیجه گیری

در این تحقیق روش جدیدی بر مبنای نسخه بهبود داده شده از الگوریتم SIFT با عنوان Harris-SIFT برای مرتبطسازی تصاویر سنجش از دور ارائه شد. به منظور غلبه بر مشکلات الگوریتم استاندارد SIFT، روش جدیدی برای استخراج مجموعه‌ای از نیرومندترین عوارض تصویر در این الگوریتم بر مبنای گزینش بهترین عوارض گوشه‌ای با استفاده از اعمال دو قید پایداری و تمایز و در توزیع کاملی از مکان و مقیاس، طراحی گردید و ایجاد و توسعه داده شد. در روش پیشنهاد شده در ابتدا با استفاده از مجموعه‌ای از فاکتور مقیاس‌ها هر تصاویر ایجاد می‌گردد و تعداد عوارض به عنوان پارامتر اولیه به الگوریتم معرفی می‌شود و تمامی سطوح هرم تصویر به منظور استخراج این تعداد، با توصیف کمی پایدار و تمایز عوارض گوشه‌ای با استفاده از میزان معیار Harris و آنتروپی آنها و اعمال قید توزیع مکانی در ساختار شبکه‌ای، جست‌وجو می‌گردند و در نهایت با کیفیت‌ترین آنها استخراج می‌شوند. بدین ترتیب الگوریتم کاملاً تحت کنترل است و پیچیدگی محاسباتی فرایند استخراج، نسبتی از تعداد عوارض در نظر گرفته شده خواهد بود.

بعد از استخراج عوارض Harris-SIFT در هر یک از تصاویر، توصیفگر آنها ایجاد می‌شود. به منظور افزایش کارایی توصیفگر ساختار جدیدی برای شبکه بندی

به‌علاوه، میزان زمان انجام محاسبات برای الگوریتم پیشنهادی در این تحقیق و در تمامی زوج تصاویر، کمتر از الگوریتم استاندارد SIFT است، که این موضوع کارایی بالاتر الگوریتم پیشنهادی در این تحقیق را در مقایسه با الگوریتم استاندارد SIFT نشان می‌دهد. دلیل این امر، جایگزینی فضای مقیاس در الگوریتم استاندارد SIFT با یک هرم تصویری متشکل از ۴ سطح، کنترل فرایند استخراج عوارض برای جلوگیری از استخراج عوارض ناپایدار و همچنین کاهش ابعاد توصیفگر از ۱۲۸ مؤلفه به ۱۰۴ مؤلفه است.

به منظور اطمینان از اثربخش بودن ساختار جدید معرفی شده برای توصیفگر SIFT، فرایند تناظریابی بار دیگر با استفاده از توصیفگر استاندارد SIFT (ناحیه‌ای به صورت شبکه ۴×۴ در اطراف هر عارضه)، تکرار گردید و تعداد تناظرهای صحیح اندازه‌گیری شد. بر این اساس، به ترتیب در جفت تصاویر اول تا چهارم تعداد ۱۲۳، ۱۵۹، ۱۶۷ و ۸۰ موقعیت متناظر تعیین شده است. این نتایج قابلیت بهتر توصیفگر ارائه شده را در مقابل توصیفگر استاندارد SIFT نشان می‌دهد. به منظور مقایسه دیگر و نمایش پیچیدگی مرتبطسازی تصاویر مورد استفاده در این تحقیق، از الگوریتم اتوماتیک مرتبطسازی موجود در نرم‌افزار ENVI نسخه ۷.۴/۳^۱ (ITT) نیز بهره‌گیری شد. به جز جفت تصویر اول، که در آن ۷ تناظر صحیح با استفاده از این نرم‌افزار تعیین شد، در جفت تصاویر دیگر هیچ تناظر صحیحی به دست نیامد.

1. ENVI V4.3, ITT, 2006, <http://www.itervis.co/envi>.

Fischler, M., 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, pp. 381-395.

Forstner, W., Gulch, A., 1987, **A Fast Operator for Detection and Precise Location of Distinct Points, Corners and Centres of Circular Features**, In Intercommission Conference on Fast Processing of Photogrammetric Data, Interlaken, Switzerland.

Gilles, S., 1998, **Robust Description and Matching of Images**, Ph.D. thesis, University of Oxford.

Goshtasby, A., 2005, **2-D and 3-D Image Registration for Medical, Remote Sensing and Industrial Applications**, Wiley-Interscience, New York.

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

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

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

Hong, G., Zhang, Y., 2008, **Wavelet-Based Image Registration Technique for High-Resolution Remote Sensing Images**, Computers & Geosciences, Vol. 34, pp. 1708-1720.

مکانی در اطراف هر عارضه در ایجاد توصیفگر معرفی شده و فرایند تناظریابی میان توصیفگرها نیز در ساختاری چندسطحی انجام می‌گیرد. به منظور حذف تناظرهای اشتباه از مدل تبدیل پروژکتیو و روش کمترین مربعات استفاده شد. و در نهایت مرتبط کردن تصاویر نیز با استفاده از یک مدل تبدیل قطعه‌ای و تبدیل افاین به صورت مثلث به مثلث، انجام می‌شود. به منظور ارزیابی چهار جفت تصویر ماهواره‌ای از سنجنده‌های گوناگون با انواع مختلف اعوجاجات انتخاب شد و رابطه هندسی میان آنها با استفاده از تبدیل افاین محلی با انتخاب تعداد ۱۰۰ تا ۲۰۰ عارضه نظیر از طریق عوارض Gilles، روش کمترین مربعات و بازبینی بصری برآورد شد. نتایج آزمایش‌ها بیانگر افزایش دقت و قابلیت اطمینان الگوریتم SIFT با استفاده از روش پیشنهاد شده و اثربخش بودن ساختار پیشنهادی برای توصیفگر آن است.

۶- تقدیر و تشکر

نویسندگان این مقاله از آقای Yu به دلیل در اختیار گذاشتن تصاویر مورد استفاده خود در منبع (Yu et al., 2008) کمال تشکر را دارند.

۷- منابع

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

Brown, L.G., 1992, **A Survey of Image Registration Techniques**, ACM Computing, Vol. 24, pp. 173-189.

Cheng, L., Gong, J., Yang, X., Fan, C., Han, P., 2008, **Robust Affine Invariant Feature Extraction for Image Matching**, IEEE Geosci. Remote Sens. Lett., Vol. 5, No. 2, pp. 246-250.

- Ke, Y., Sukthankar, R., 2004, **PCA-SIFT: A More Distinctive Representation for Local Image Descriptors**, Proc. Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, Washington, USA, pp. 511-517.
- Keller, Y., Averbuch, A., 2006, **Multisensor Image Registration via Implicit Similarity**, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., Vol. 8, No. 5, pp. 794-801.
- Kern, J.P., Pattichis, M.S., 2007, **Robust Multispectral Image Registration using Mutual-Information Models**, IEEE Trans. Geosci. Remote Sens., Vol. 45, No. 5, pp. 1494-1505.
- Ledwich, L., Williams, S., 2004, **Reduced SIFT Features for Image Retrieval and Indoor Localization**, in: Australasian Conf. on Robotics and Automation, Canberra.
- Li, C., Ma, L., 2009, **A New Framework for Feature Descriptor Based on SIFT**, Pattern Recognition Letters, Vol. 30, pp. 544-557.
- Li, J., Allinson, N.M., 2008, **A Comprehensive Review of Current Local Features for Computer Vision**, Neurocomputing, Vol. 71, pp. 1771-1787.
- Li, Q., Wang, G., Liu, J., Chen, S., 2009, **Robust Scale-Invariant Feature Matching for Remote Sensing Image Registration**, IEEE Geosci. Remote Sens. Lett., Vol. 6, No. 2, pp. 287-291.
- Lowe D., 2004, **Distinctive Image Features from Scale Invariant Keypoints**, Int. J. Comput. Vis., Vol. 60, pp. 91-110.
- Mikolajczyk, K., Schmid, C., 2005, **A Performance Evaluation of Local Descriptors**, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell, Vol. 27, No. 10, pp. 1615-1630.
- Mindru F., Tuytelaars T., Van Gool L., Moons T., 2004, **Moment Invariants for Recognition under Changing Viewpoint and Illumination**, Comput. Vis. Image Underst, Vol. 94, pp. 3-27.
- Navy, P., Page, V., Grandchamp, E., Desachy, J., 2006, **Matching Two Clusters of Points Extracted from Satellite Images**, Pattern Recognition Letters, Vol. 27 pp. 268-274.
- Remondino, F., Gruen, S.F., Zhang, L., 2008, **Turning Images into 3-D Models**, IEEE Signal Processing Magazine, pp. 55-64.
- Schmid, C., Mohr, R., Bauckhage, C., 2000, **Evaluation of Interest Point Detectors**, Int. J. Comput. Vis., Vol. 37, No. 2, pp. 151-172.
- Tamimia, H., Andreasson, H., Treptow, A., Duckett, T., and Zell, A., 2006, **Localization of Mobile Robots with Omnidirectional Vision using Particle Filter and Iterative SIFT**, Robotics and Autonomous Systems, Vol. 54, pp. 758-765.
- Wang, X., Fu, W., Wang, X., 2008, **Optimized SIFT Image Matching Algorithm**, Proceedings of the IEEE International Conference on Automation and Logistics Qingdao, China.
- Wen, G. J., Lv, J. J., Yu, W. X., 2008, **A High-Performance Feature-Matching Method for Image Registration by Combining Spatial and Similarity Information**, IEEE Trans. Geosci. Remote Sens., Vol. 46, No. 4, pp. 1266-1277.

- Wong, A., Clausi, D. A., 2007, **ARRSI: Automatic Registration of Remote-Sensing Images**, IEEE Trans. Geosci. Remote Sens, Vol. 45, No. 5, pp. 1483-1493.
- Yu, L., Zhang, D., 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, pp. 838-848.
- Zitova, B. and Flusser, J., 2003, **Image Registration Methods: A Survey, Image and Vision Computing**, Vol. 21, pp. 977-1000.
- Zhu, Q., Wu, B., Xu, Z. X., 2006-a, **Seed Point Selection Method for Triangle Constrained Image Matching Propagation**, IEEE Geosci. Remote Sens. Lett., Vol. 3, No. 2, pp. 207-211,
- Zhu, Q. Wu, W. Wan, N. Xu, X., Tian, Y.X., 2006-b, **An Interest Point Detect Method to Stereo Images with Good Repeatability and Information Content**, Int. J of Acta Electron. Sin, Vol. 34, No. 2, pp. 205-209.