

تناظریابی پایدار بر مبنای عوارض Hessian-Affine و توصیفگر MROGH

امین صداقت^{۱*}، نازیلا محمدی^۱

^۱ استادیار گروه مهندسی نقشه‌برداری - دانشکده مهندسی عمران - دانشگاه تبریز
{*a.sedaghat, n.mohammadi}@tabrizu.ac.ir

(تاریخ دریافت فروردین ۱۳۹۶، تاریخ تصویب مرداد ۱۳۹۶)

چکیده

تناظریابی یکی از فرآیندهای اساسی و مهم در فتوگرامتری است. در این مقاله یک روش دقیق و پایدار برای تناظریابی اتوماتیک تصاویری که دارای اختلافات هندسی زیاد ناشی از تغییر نقطه‌ی دید تصویربرداری هستند، ارائه شده‌است. روش پیشنهادی از سه مرحله اصلی تشکیل شده‌است. در مرحله اول یک مجموعه از عوارض پایدار تصویر با بهره‌گیری از الگوریتم Hessian-Affine و با استفاده از دو قید توزیع مکانی و مقیاس استخراج می‌شوند. در مرحله دوم برای هر عارضه‌ی مستخرج، یک توصیفگر بسیار متمایز با استفاده از الگوریتم MROGH (Multisupport Region Order-Based Gradient Histogram) بر مبنای رتبه‌بندی درجات خاکستری و ادغام هیستوگرام‌های تو در تو ایجاد می‌شود. در نهایت در مرحله سوم فرآیند مطابقت میان عوارض با استفاده از روش نزدیکترین نسبت همسایگی دو جانبه انجام شده و تناظرهای اشتباه احتمالی با کنترل سازگاری نقاط با استفاده از قید هندسی اپی‌پولار و در یک روند تکراری شناسایی و حذف می‌شوند. روش پیشنهادی بر روی ۶ جفت تصویر برد کوتاه با اختلافات هندسی زیاد پیاده‌سازی شده و نتایج با سه الگوریتم MSER-SIFT، UR-SIFT و A-SIFT مقایسه شده‌است. نتایج آزمایشات برای سه معیار تعداد تناظرهای درست، Recall و دقت مکانی، بیانگر قابلیت بالای روش پیشنهادی برای تناظریابی دقیق و پایدار در تصاویر با اختلافات هندسی زیاد است. به طور متوسط میزان معیارهای تعداد تناظرهای درست، Recall و دقت مکانی برای روش پیشنهادی به ترتیب برابر ۴۵۶ عدد، ۳۷٪ و ۰٫۶ پیکسل است.

واژگان کلیدی: تناظریابی، عوارض Hessian-Affine، توصیفگر MROGH، ماتریس کواریانس، تصاویر برد کوتاه

۱- مقدمه

تناظریابی، فرآیند تعیین مطابقت میان دو یا چند تصویر از یک منظره‌ی یکسان بوده و نقش بسیار مهمی در پردازش‌های مختلف در فتوگرامتری و ماشین بینایی ایفا می‌کند. با وجود اهمیت بالای فرآیند استخراج و تناظریابی عوارض و ارائه روش‌های بسیار زیاد در چندین دهه‌ی اخیر، همچنان انجام دقیق، سریع و با قابلیت اطمینان بالای این فرآیند با مشکلات اساسی مواجه است که ناشی از خصوصیات پیچیده‌ی تصاویر مورد استفاده در کاربردهای فتوگرامتری و همچنین الزام‌های اساسی برای بهبود دقت، سرعت و قابلیت اطمینان این فرآیند است [۱-۳].

امروزه بیشتر روش‌های تناظریابی در فتوگرامتری و ماشین بینایی بر مبنای ساختارهای ویژه‌ی تصویری با عنوان عوارض موضعی^۱ هستند [۴، ۵]. عوارض موضعی ویژگی‌های برجسته‌ی تصویر هستند که نسبت به انواع مختلف از تبدیل‌های هندسی و رادبومتریکی نظیر مقیاس، دوران، تغییرشکل ناشی از تغییر نقطه دید تصویربرداری^۲، تغییرات روشنایی، تارشدگی و نویز، پایدار هستند. به طور کلی فرآیند تناظریابی مبتنی بر عوارض موضعی از سه مرحله‌ی اصلی به ترتیب زیر تشکیل می‌شود [۶]:

- استخراج عوارض: عوارض موضعی پایدار مثل گوشه‌ها و نواحی حبابی در تصاویر استخراج می‌شوند.
- ایجاد توصیفگر: توزیع درجات خاکستری در ناحیه‌ی اطراف هر عارضه با استفاده از ویژگی‌های مختلف مثل لبه‌ها، اندازه و جهت گرادینان درجات خاکستری توصیف می‌شود.
- برقراری مطابقت عوارض: توصیفگرهای عوارض با استفاده از یک معیار مشابهت مثل فاصله‌ی اقلیدسی مقایسه شده و عوارض متناظر تعیین می‌شوند. سپس با کنترل سازگاری هندسی عوارض نظیر، تناظرهای نادرست شناسایی و حذف می‌شوند. عموماً الگوریتم‌های استخراج عوارض موضعی، سه دسته از عوارض شامل: عوارض نقطه‌ای، عوارض دایره‌ای و عوارض بیضی‌شکل را استخراج می‌کنند. از شاخص‌ترین الگوریتم‌های ارائه شده برای استخراج عوارض نقطه‌ای می‌توان به الگوریتم‌های Harris [۷] Hessian [۸]،

FAST [۹]، برای استخراج عوارض دایره‌ای به الگوریتم‌های SIFT^۳ [۱۰]، SURF^۴ [۱۱]، BRISK^۵ [۱۲] و برای استخراج عوارض بیضی‌شکل به الگوریتم‌های Harris/Hessian-Affine [۱۳] و MSER^۶ اشاره کرد.

به طور کلی الگوریتم‌های ایجاد توصیفگرها را نیز می‌توان به دو دسته‌ی اصلی شامل توصیفگرهای فیلتر مینا و توصیفگرهای توزیع مینا تقسیم‌بندی کرد [۱۴، ۱۵]. در توصیفگرهای فیلتر مینا از انواع مختلف از فیلترهای فضای مکان و فرکانس و یا مشتقات مراتب مختلف تصویر استفاده می‌شود. توصیفگرهای توزیع مینا، هیستوگرام‌های مختلفی را به منظور توصیف خصوصیات درجات خاکستری ناحیه‌ی اطراف عوارض ایجاد می‌کنند. از شاخص‌ترین توصیفگرهای ارائه شده می‌توان به الگوریتم‌های SIFT [۱۰] و DAISY [۱۶] اشاره کرد.

روش‌های بسیار زیادی با استفاده از عوارض و توصیفگرهای موضعی برای انجام فرآیند تناظریابی در کاربردهای مختلف فتوگرامتری مثل ثبت تصویر، مثلث‌بندی، تولید مدل‌های سه بعدی و موزائیک کردن تصاویر ارائه شده‌است [۱۷]. در ادامه چند مورد از این تحقیقات به طور مختصر مورد بررسی قرار می‌گیرند.

Berveglieri و Tommaselli [۱۸] روشی را جهت توجیه کاملاً اتوماتیک تصاویر برد کوتاه زمینی بر مبنای الگوریتم SIFT ارائه کرده‌اند. Apollonio و همکاران [۱۹] عملکرد الگوریتم‌های مختلف نظیر SIFT، A-SIFT^۷ و SURF و DAISY را در توجیه اتوماتیک تصاویر برد کوتاه و پهباد ارزیابی کرده‌اند. به طور مشابه Fathi و همکاران [۲۰]، روش‌های مختلف موجود در ماشین‌بینایی و فتوگرامتری را جهت تهیه نقشه‌ی چون‌ساخت^۸ سازه‌های عمرانی بررسی و ارزیابی کرده‌اند. Moranduzzo و Melgani [۲۱، ۲۲] روشی را جهت شمارش ماشین‌ها در مناطق شهری با استفاده از تصاویر پهباد و الگوریتم SIFT ارائه کرده‌اند.

Fallah و SaadatSeresht [۲۳] روش اتوماتیکی را برای تهیه نقشه نماهای معابر شهری با استفاده از توجیه مطلق فریم‌های متوالی ویدئو با بهره‌گیری از الگوریتم

^۳ Scale Invariant Feature Transform

^۴ Speeded Up Robust Features

^۵ Binary Robust invariant scalable keypoints

^۶ Maximally stable extremal regions

^۷ Affine-SIFT

^۸ As-built

^۱ Local Features

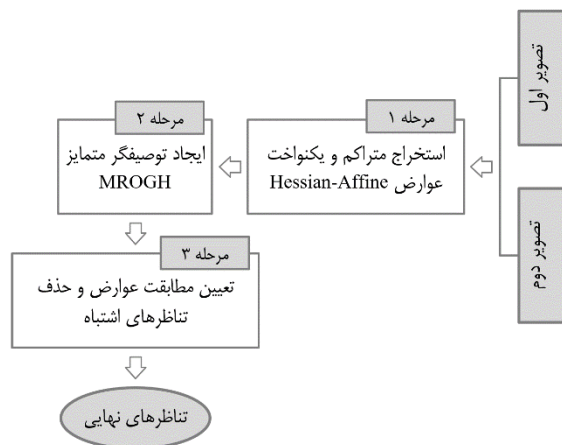
^۲ Viewpoint

عوارض در روش پیشنهادی از الگوریتم MROGH^۱ [۳۲] استفاده می‌شود. توصیفگر MROGH یک توصیفگر توزیع مبنای پیشرفته است که به طور ذاتی مستقل از دوران بوده و پایداری بیشتری در برابر تغییرات هندسی و روشنایی در مقایسه با دیگر توصیفگرهای مطرح نظیر SIFT و LIOP^۲ [۳۳] دارد [۳۴, ۳۵].

ترکیب دو الگوریتم پایدار و متمایز Hessian-Affine و MROGH در روش پیشنهادی، امکان تناظریابی دقیق و متراکم تصاویر با اعوجاجات هندسی شدید را فراهم می‌کند. علاوه بر این به منظور حذف اشتباهات و همچنین کنترل بهتر دقت تناظریابی، از یک روش تکراری بر مبنای قید هندسی اپی‌پولار و ماتریس بنیادی استفاده شده‌است. در ادامه در بخش بعدی جزئیات روش پیشنهادی بیان شده و در بخش سوم نتایج پیاده‌سازی و ارزیابی آن بیان می‌شود.

۲- روش تناظریابی پیشنهادی

روش پیشنهادی مطابق با شکل ۱ از سه مرحله اصلی تشکیل شده‌است. در مرحله اول عوارض پایدار Hessian-Affine با توزیع یکنواختی در فضای مکان و مقیاس استخراج می‌شوند. در مرحله دوم توصیفگر پایدار و متمایز MROGH برای هر یک از عوارض مستخرج ایجاد می‌شود. سپس در مرحله سوم فرآیند مطابقت میان عوارض با مقایسه‌ی توصیفگرهای آنها انجام شده و تناظرهای اشتباه احتمالی با استفاده از یک روش تکراری بر مبنای قید هندسی اپی‌پولار شناسایی و حذف می‌شوند. جزئیات هر یک از این مراحل در بخش‌های بعدی تشریح می‌شود.



شکل ۱- مراحل روش پیشنهادی

SIFT و RANSAC ارائه کرده‌اند. Sedaghat و همکاران [۲۴] از الگوریتم A-SIFT و الگوریتم ژنتیک برای تناظریابی در تصاویر برد کوتاه استفاده نموده‌اند. Ghannadi و SaadatSeresht [۲۵] یک روش چند مرحله‌ای را برای تناظریابی تصاویر SAR بر مبنای الگوریتم‌های مختلفی نظیر SIFT, Harris, معیار ضریب همبستگی و معیار رتبه ارائه نموده‌اند. Nourmohammad و SaadatSeresht [۲۶] از الگوریتم SIFT و معادلات اساسی ماشین بینایی برای برآورد خودکار مقادیر تقریبی المان‌های توجیه خارجی و مختصات نقاط گرهی تصاویر هوایی پهباد به منظور تشکیل دقیق بلوک فتوگرامتری استفاده کرده‌اند. Tatar و همکاران [۲۷] روشی را برای تولید تصاویر ماهواره‌ای اپی‌پولار بر مبنای الگوریتم SURF در یک ساختار شبکه‌ای ارائه کرده‌اند. به طور مشابه در یک تحقیق دیگر آنها از الگوریتم SURF و تصحیح ضرایب رشنال برای شناسایی تناظرهای اشتباه استفاده کرده‌اند [۲۸]. Hasheminasab و همکاران [۲۹] نسخه‌ی بهبود یافته‌ای از الگوریتم SIFT را به منظور تناظریابی تصاویر برد کوتاه با طول باز بلند ارائه کرده‌اند.

هدف اصلی این تحقیق طراحی و پیاده‌سازی یک روش تناظریابی دقیق و متراکم در تصاویری است که اختلافات هندسی در آنها به دلیل تغییر زیاد در موقعیت تصویربرداری، شدید می‌باشد. در حال حاضر با وجود پیشرفت قابل توجه الگوریتم‌های اخیر در زمینه‌ی استخراج و تناظریابی عوارض، این موضوع همچنان به عنوان یکی از چالش‌های مهم فرآیند تناظریابی مطرح است.

در بسیاری از تحقیقات الگوریتم‌های MSER و Hessian-Affine به ترتیب به عنوان پایدارترین عوارض تصویری در برابر اعوجاجات هندسی ناشی از تغییر موقعیت تصویربرداری معرفی شده‌اند [۳۰, ۳۱]. با وجود پایداری بسیار بالای الگوریتم MSER، تعداد عوارض مستخرج توسط آن بسیار کم بوده و برای انجام تناظریابی متراکم مناسب به نظر نمی‌رسد. بر این اساس در روش پیشنهادی برای استخراج عوارض از الگوریتم Hessian-Affine استفاده شده و با بهره‌گیری از یک استراتژی گزینشی مبتنی بر قیود پایداری و تمایز، تعداد و توزیع عوارض در آن کنترل می‌شود. به منظور ایجاد توصیفگر

^۱ Multisupport Region Order-Based Gradient Histogram

^۲ Local Intensity Order Pattern

۲-۱- استخراج متراکم عوارض Hessian-Affine

الگوریتم Hessian-Affine [۱۳] نسخه‌ی توسعه یافته‌ای از الگوریتم نقطه‌ای Hessian [۸] است که برای استخراج عوارض بیضی‌شکلی که پایداری مناسبی در برابر تغییرات مقیاس و تغییر نقطه دید تصویربرداری دارند، ارائه شده‌است. در الگوریتم نقطه‌ای Hessian، از ماتریس Hessian که یک ماتریس مربعی از مشتقات جزئی مرتبه دوم تصویر است، استفاده می‌شود:

$$H = \begin{bmatrix} I_{xx} & I_{xy} \\ I_{xy} & I_{yy} \end{bmatrix} \quad (۱)$$

که در آن I_{xx} ، I_{yy} و I_{xy} به ترتیب بیانگر گرادیان مرتبه‌ی دوم تصویر در جهت x ، y و xy هستند. معیار استخراج عوارض نقطه‌ای در الگوریتم Hessian به عنوان دترمینان این ماتریس و به ترتیب زیر محاسبه می‌شود:

$$C = I_{xx} \cdot I_{yy} - I_{xy}^2 \quad (۲)$$

بعد از محاسبه‌ی معیار استخراج C ، نقاطی که این معیار در همسایگی ۸ تایی آنها یک ماکزیمم محلی بوده و از یک مقدار آستانه بیشتر باشد، به عنوان عوارض نقطه‌ای استخراج می‌شوند. الگوریتم نقطه‌ای Hessian مستقل از دوران تصویر است، اما عوارض را تنها در یک مقیاس استخراج کرده و پایداری آن در برابر تغییرات مقیاس بسیار کم است. به همین منظور Mikolajczyk و Schmid [۱۳] نسخه‌ی مستقل از مقیاس آن با عنوان Hessian-Laplace را ارائه کرده‌اند. در این روش مشابه دیگر روش‌های مستقل از مقیاس نظیر SIFT [۱۰]، به همراه موقعیت هر عارضه یک پارامتر مقیاس نیز به طور اتوماتیک برای آن تعیین می‌شود. بر این اساس هر عارضه به صورت یک ناحیه‌ی دایره‌ای است که شعاع دایره در آن متناسب با پارامتر مقیاس است.

برای استخراج عوارض Hessian-Laplace از اکستریم‌های ماتریس Hessian چند مقیاسه به صورت زیر استفاده می‌شود [۱۳]:

$$H_s(\sigma_D) = \begin{bmatrix} I_{xx}(\sigma_D) & I_{xy}(\sigma_D) \\ I_{xy}(\sigma_D) & I_{yy}(\sigma_D) \end{bmatrix} \quad (۳)$$

$$C_s = I_{xx}(\sigma_D) \cdot I_{yy}(\sigma_D) - I_{xy}^2(\sigma_D)$$

که در، H_s بیانگر ماتریس Hessian چند مقیاسه، σ_D مقیاس مشتق‌گیری بر مبنای تابع گوسین و C_s معیار استخراج عوارض Hessian به صورت چند مقیاسه است.

مبنای اساسی تعیین پارامتر مقیاس در الگوریتم Hessian-Laplace، استفاده از تابع مقیاس نرمالیزه‌ی لاپلاسین گوسی^۱ بر مبنای روش Lindeberg [۳۶] است. Lindeberg نشان داده‌است که عوارض و ساختارهای موجود در تصویر با استفاده از دایره‌هایی به صورت ساختارهایی حبابی شکل^۲ قابل تقریب هستند. پارامتر مقیاس این عوارض، به عنوان نسبتی از دایره‌های تقریب شده برای آنها و با استفاده از اکستریم‌های تابع مقیاس نرمالیزه‌ی لاپلاسین گوسی تعیین می‌شود. بر این اساس به منظور استخراج عوارض دایره‌ای Hessian-Laplace، ابتدا عوارض اولیه با استفاده از رابطه (۳) و برای مقادیر مختلف از مقیاس‌های مشتق‌گیری استخراج می‌شوند. سپس برای عوارض استخراج شده در مرحله اول، پارامتر مقیاس معین با استفاده از روش Lindeberg تعیین می‌شود.

اگرچه الگوریتم Hessian-Laplace در مقایسه با الگوریتم نقطه‌ای Hessian، پایداری بسیار بیشتری در برابر تغییرات مقیاس دارد اما همچنان دارای یک ضعف اساسی است. ضعف اصلی این الگوریتم پایداری کم در برابر تغییرات هندسی ناشی از تغییر نقطه دید تصویربرداری است. در واقع در این الگوریتم عوارض به صورت دایره‌ای بوده و تغییرات مقیاس در دو جهت x و y به طور یکسان در نظر گرفته می‌شود، اما تغییرشکل‌های ناشی از تغییر نقطه دید تصویربرداری به صورتی است که مقیاس در دو جهت متفاوت است. علاوه بر این برخلاف تصاویری که تنها اختلاف مقیاس دارند، زوایای بین امتدادها نیز با تغییر نقطه دید تصویربرداری حفظ نمی‌شوند.

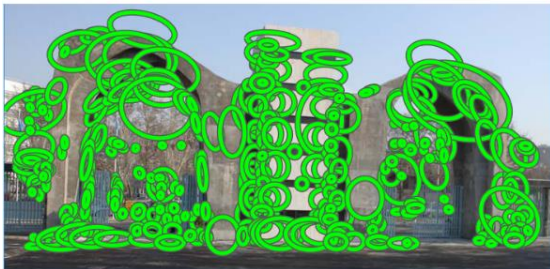
به منظور پایداری در برابر تغییر شکل‌های ناشی از تغییر نقطه دید، Mikolajczyk و Schmid [۱۴] الگوریتم Hessian-Affine را توسعه داده‌اند. عوارض مستخرج با استفاده از این روش به صورت بیضی‌شکل است. شکل هر بیضی با استفاده از یک ماتریس حقیقی متقارن 2×2 با

^۱ LOG
^۲ Blob

مکانی از یک ساختار شبکه‌ای در هر لایه استفاده می‌شود. برای این منظور تصویر هر لایه به صورت یک شبکه منظم بخش‌بندی شده و تعداد عوارض مورد نیاز در هر سلول با استفاده از محتوای اطلاعاتی آن بر مبنای معیارهای آنتروپی، تعداد و پایداری عوارض اولیه موجود در آن تعیین می‌شود.

(۳) در نهایت عوارض اولیه در هر سلول بر اساس میزان استحکام و تمایز خود بر مبنای پاسخ تابع لاپلاسین گوسی و معیار آنتروپی رتبه‌بندی شده و به تعداد مورد نیاز استخراج می‌شوند.

قابل ذکر است که در این روش تعداد کل عوارض مورد نیاز به عنوان یک پارامتر اولیه تعیین می‌شود که عموماً به صورت نسبتی از تعداد پیکسل‌های تصویر در نظر گرفته می‌شود. به منظور دریافت جزئیات بیشتر از روند این الگوریتم به منبع [۳۷] مراجعه شود. در شکل ۲ یک مثال از فرآیند استخراج عوارض با استفاده از روش پیشنهادی در یک تصویر نمونه نشان داده شده‌است.



شکل ۲- یک مثال از استخراج مترکم عوارض Hessian-Affine در روش پیشنهادی (ابعاد تصویر ۳۴۰×۷۰۰ پیکسل و تعداد عوارض برابر ۴۰۰)

۲-۲- ایجاد توصیفگر MROGH

بعد از استخراج عوارض، مرحله‌ی بعدی ایجاد توصیفگر آنها به منظور مقایسه و تعیین عوارض نظیر است. این فرآیند از دو مرحله‌ی اصلی شامل نرمالیزه کردن عوارض بیضی‌شکل و ایجاد توصیفگر MROGH تشکیل شده‌است.

عنوان ماتریس کواریانس توصیف می‌شود. ماتریس کواریانس یک ماتریس ویژه بر مبنای گرادیان مرتبه‌ی اول تصویر بوده و بیان‌کننده‌ی جهت غالب گرادیان در ناحیه اطراف یک نقطه است:

$$A(\sigma_I, \sigma_D) = \sigma_D^{-1} G(\sigma_I) \otimes \begin{bmatrix} I_x^v(\sigma_D) & I_x I_y(\sigma_D) \\ I_x I_y(\sigma_D) & I_y^v(\sigma_D) \end{bmatrix} \quad (۴)$$

که در σ_I مقیاس انگرال‌گیری (وزن‌دهی) و σ_D مقیاس مشتق‌گیری بر مبنای تابع گوسین است. مقدارهای ویژه و بردارهای ویژه‌ی این ماتریس بیانگر اندازه و جهت نیم‌قطرهای بیضی متناظر با آن هستند.

به طور خلاصه به منظور استخراج عوارض Hessian-Affine در ابتدا عوارض دایره‌ای با استفاده از الگوریتم Hessian-Laplace استخراج می‌شوند (رابطه‌ی (۳)). سپس با استفاده از ماتریس گشتاور مرتبه دوم (رابطه‌ی (۴)) در یک روند تکراری، یک بیضی برای هر عارضه برآورد می‌شود.

در این تحقیق به منظور بهبود پایداری، تراکم و توزیع عوارض در الگوریتم Hessian-Affine، از یک استراتژی ویژه مبتنی بر الگوریتم UR-SIFT^۱ [۳۷] استفاده شده‌است. ایده‌ی اساسی در الگوریتم UR-SIFT استفاده از قیود استحکام و تمایز در یک ساختار شبکه‌ای و چند لایه‌ای است که به منظور استخراج پایدارترین عوارض تصویر در توزیع یکنواختی از فضای مکان و مقیاس انجام می‌شود. بر این اساس فرآیند استخراج عوارض Hessian-Affine بر مبنای استراتژی UR-SIFT در روش پیشنهادی به ترتیب زیر انجام می‌گیرد:

(۱) در ابتدا عوارض اولیه با استفاده از اکستریم‌های ماتریس Hessian چند مقیاسه و ماتریس کواریانس استخراج می‌شوند. در این مرحله به منظور استخراج تعداد زیادی از عوارض و کنترل تعداد و توزیع آنها را در فضای مکان و مقیاس، از یک آستانه کوچک استفاده می‌شود (۹۰ درصد از اکستریم‌های اولیه انتخاب می‌شوند).

(۲) جهت اعمال مسأله‌ی توزیع مقیاس، عوارض اولیه بر اساس میزان مقیاس خود به چهار لایه مختلف تقسیم‌بندی می‌شوند. همچنین برای اعمال قید توزیع

^۱ Uniform Robust-SIFT

۲-۲-۱- نرمالیزه کردن عوارض

عوارض Hessian-Affine به صورت بیضی‌هایی با ابعاد مختلف هستند. به منظور ایجاد توصیفگر مستقل از اختلافات هندسی مقیاس و تغییر نقطه‌ی دید تصویربرداری، هر عارضه باید به صورت یک دایره با شعاع ثابت تبدیل شود. برای این منظور از ماتریس کواریانس هر عارضه استفاده می‌شود.

Lindeberg و Garding [۳۸] و Baumberg [۳۹] نشان داده‌اند که یک ناحیه‌ی بیضی‌شکل با استفاده از ریشه‌ی دوم ماتریس کواریانس آن قابل تبدیل به یک ناحیه‌ی دایره‌ای است. فرض کنید بردار \mathbf{X} بیانگر مختصات هر نقطه درون ناحیه‌ی یک عارضه‌ی بیضی‌شکل با ماتریس شکل M باشد، آنگاه برای هر نقطه از آن شرط زیر برقرار است:

$$\mathbf{X}^T \cdot M \cdot \mathbf{X} \leq 1 \quad (5)$$

هدف از فرآیند نرمالیزه کردن ناحیه‌ی بیضی‌شکل، تبدیل آن به یک ناحیه‌ی دایره‌ای است. فرض کنید مختصات نقطه‌ی \mathbf{X} بعد از نرمالیزه کردن برابر \mathbf{X}' باشد آنگاه برای هر نقطه از آن شرط زیر برقرار است:

$$\mathbf{X}'^T \cdot \mathbf{X}' \leq r^2 \quad (6)$$

که در آن r بیانگر شعاع ناحیه‌ی نرمالیزه شده است. ماتریس M یک ماتریس حقیقی متقارن بوده و واضح است که در آن روابط $M^T = M$ ، $M^{\vee 2} = (M^{\vee 2})^T$ برقرار است. بر این اساس با در نظر گرفتن روابط (۵) و (۶) داریم:

$$\mathbf{X}^T \cdot M \cdot \mathbf{X} = \mathbf{X}'^T \cdot M^{\vee 2} \cdot M^{\vee 2} \cdot \mathbf{X} = \frac{1}{r^2} \mathbf{X}'^T \cdot \mathbf{X}' = 1 \quad (7)$$

بدین ترتیب بین مختصات نقاط مربوط به ناحیه‌ی بیضی‌شکل عارضه و ناحیه‌ی دایره‌ای نرمالیزه رابطه‌ی زیر برقرار است:

$$\begin{aligned} \mathbf{X}' &= r \cdot M^{\vee 2} \cdot \mathbf{X} \\ \mathbf{X} &= \frac{1}{r} M^{-\vee 2} \cdot \mathbf{X}' \end{aligned} \quad (8)$$

فرض کنید دو عارضه‌ی متناظر بیضی‌شکل مربوط به دو تصویر مختلف در نظر گرفته شده‌اند که ارتباط هندسی میان تصاویر با استفاده از یک تبدیل افاین قابل برقرار کردن است. بر اساس روش Baumberg [۳۹]، در صورتی که این عوارض به صورت یک ناحیه‌ی دایره‌ای با شعاع

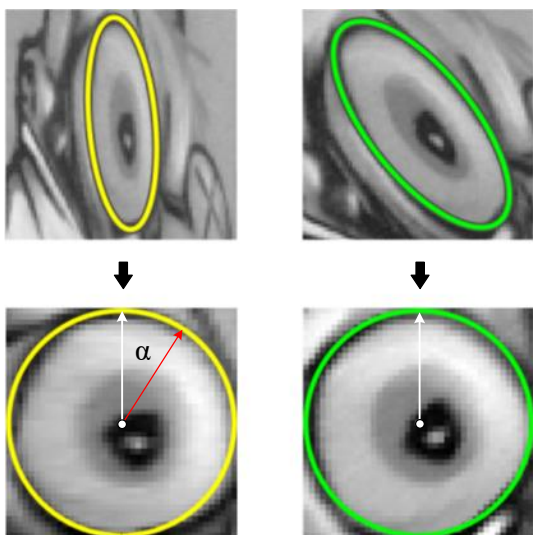
مشخص نرمالیزه شوند، میزان اختلاف آنها تنها یک دوران ساده است. در واقع اگر بردار \mathbf{X}_L و \mathbf{X}_R بیانگر مختصات هر نقطه درون دو عارضه‌ی متناظر در دو تصویر راست و چپ با ماتریس شکل M_L و M_R باشند آنگاه داریم:

$$\mathbf{X}'_L = R \cdot \mathbf{X}'_R \quad (9)$$

که در آن R بیانگر ماتریس دوران میان دو ناحیه به ترتیب زیر است:

$$R = \begin{bmatrix} \cos \alpha & \sin \alpha \\ -\sin \alpha & \cos \alpha \end{bmatrix} \quad (10)$$

که در آن α زاویه‌ی دوران میان دو ناحیه است. به عنوان مثال در شکل ۳ عوارض بیضی‌شکل مربوط دو عارضه‌ی متناظر در دو تصویر مختلف نشان داده شده‌است. همانطور که ملاحظه می‌شود، میزان اختلاف دو ناحیه‌ی نرمالیزه تنها یک زاویه‌ی دوران است.



شکل ۳- نرمالیزه کردن عوارض بیضی‌شکل، بالا: یک جفت عارضه‌ی نظیر بیضی‌شکل، پایین: نواحی نرمالیزه شده به همراه اختلاف زاویه دوران در آنها

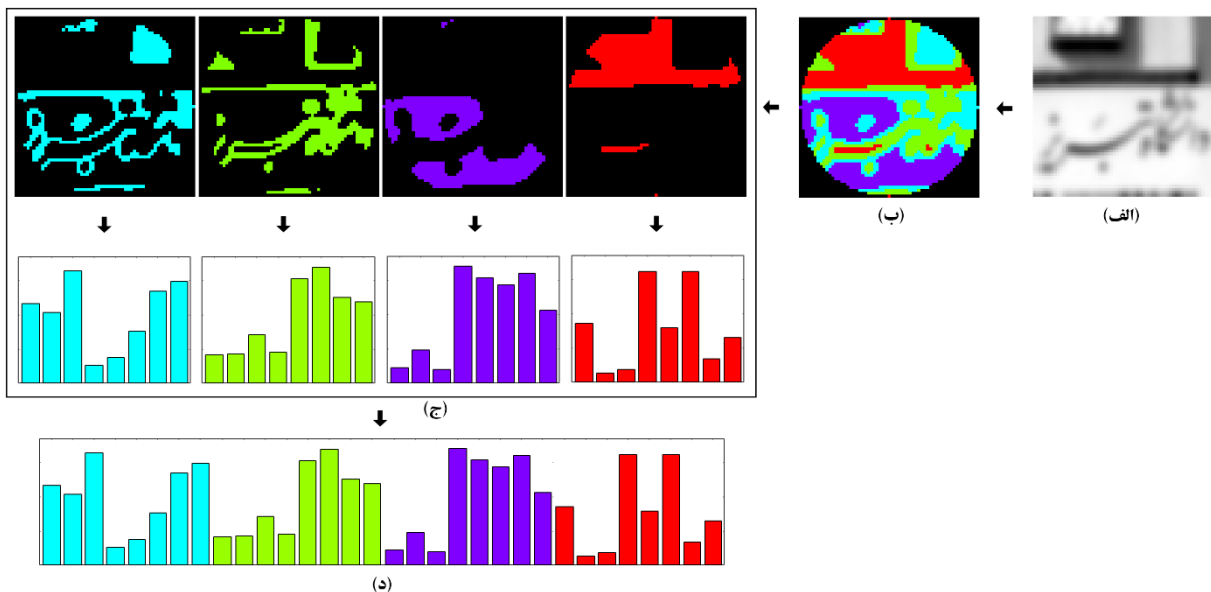
۲-۲-۲- ایجاد توصیفگر MROGH

توصیفگر MROGH یک توصیفگر پیشرفته و متمایز بر مبنای ادغام هیستوگرام‌های سه بعدی مبتنی بر اندازه و جهت گرادیان درجات خاکستری تصویر است [۳۲]. این توصیفگر پایداری مناسبی در برابر تغییرات هندسی و روشنایی تصویر داشته و براساس ارزیابی‌های انجام شده عملکرد بهتری در مقایسه با دیگر توصیفگرهای توزیع مبنا نظیر SIFT دارد [۳۴، ۳۵].

پیکسل در ایجاد هیستوگرام جهت در توصیفگر MROGH، درجه‌ی خاکستری پیکسل‌های همسایگی هر پیکسل نمونه با استفاده از یک سیستم قطبی برآورد می‌شود. علاوه بر این به منظور افزایش بیشتر پایداری و تمایز، فرآیند گروه‌بندی پیکسل‌ها و ایجاد هیستوگرام جهت برای چندین ناحیه‌ی تو در تو انجام می‌شود. در حالت پیش‌فرض تعداد بخش‌ها برای تقسیم‌بندی درجات خاکستری برابر ۶، ابعاد هیستوگرام جهت برابر ۸ و تعداد ناحیه‌های تو در تو نیز برابر ۴ در نظر گرفته می‌شود. بر این اساس ابعاد توصیفگر برابر ۱۹۲ مولفه خواهد بود.

با توجه اینکه در توصیفگر MROGH، پیکسل‌ها به صورت مکانی تقسیم‌بندی نشده و گرادیان آنها نیز با استفاده از سیستم مختصات قطبی محاسبه می‌شوند لذا توصیفگر به صورت ذاتی مستقل از دوران خواهد بود. بنابراین محاسبه این توصیفگر نیاز به فرآیند تخصیص جهت مشابه دیگر توصیفگرهای توزیع مبنا نظیر SIFT ندارد. این موضوع علاوه بر کاهش پیچیدگی محاسبات، خطای فرآیند تعیین جهت را نیز حذف می‌کند. برای دریافت جزئیات بیشتر از این روش به [۳۲] مراجعه شود.

ایده‌ی اساسی در این الگوریتم استفاده از ترتیب درجات خاکستری تصویر به منظور ایجاد توصیفگری است که به صورت ذاتی مستقل از دوران می‌باشد. بیشتر توصیفگرهای توزیع مبنا از یک ساختار هندسی ویژه که ناحیه‌ی اطراف عارضه را از نظر مکانی به بخش‌های مختلفی تقسیم‌بندی می‌کند، استفاده می‌کنند. به عنوان مثال در الگوریتم SIFT ناحیه‌ی اطراف عارضه به صورت یک شبکه‌ی 4×4 تقسیم‌بندی می‌شود. در توصیفگر MROGH به‌جای استفاده از یک ساختار مکانی، پیکسل‌های درون ناحیه‌ی اطراف عارضه بر اساس میزان درجه خاکستری خود در یک ترتیب نزولی مرتب شده و به n قسمت مساوی مطابق با شکل ۴-۴ (ب) تقسیم‌بندی می‌شوند. در ادامه برای پیکسل‌های مربوط به هر بخش به طور جداگانه یک هیستوگرام جهت بر مبنای اندازه‌ی گرادیان‌های وزن‌دهی شده‌ی پیکسل‌های آن ایجاد می‌شود (شکل ۴-۴ (ج)). در نهایت مطابق شکل ۴-۴ (د) توصیفگر MROGH به صورت یک بردار از اتصال مقادیر تمامی هیستوگرام‌های مربوط به هر بخش، ایجاد شده و به منظور کاهش اثرات تغییرات روشنایی، اندازه‌ی آن یکه می‌شود. قابل ذکر است به منظور محاسبه‌ی گرادیان هر



شکل ۴- ایجاد توصیفگر MROGH، (الف) ناحیه اطراف عارضه، (ب) تقسیم‌بندی پیکسل‌های درون ناحیه بر مبنای رتبه‌بندی درجات خاکستری آنها، (ج) ایجاد هیستوگرام جهت برای هر قسمت (د) اتصال هیستوگرام‌ها جهت ایجاد توصیفگر نهایی

۲-۳- برقراری مطابقت و حذف تناظرهای اشتباه

به منظور تناظرابی میان عوارض توصیفگرهای آنها با استفاده از معیار فاصله‌ی اقلیدسی مقایسه می‌شوند. برای این منظور از روش نزدیک‌ترین همسایگی نسبت فاصله،

DRNN^۱، به صورت دو جانبه استفاده می‌شود [۳۷]. در این روش نسبت اختلاف اولین و دومین نزدیک‌ترین

^۱ Distance Ratio Nearest Neighbor-Based Matching

تناظرهایی که آستانه‌ی هندسی مورد نظر را برآورده می‌کنند انتخاب می‌شوند.

فرض اساسی در روش پیشنهادی بر این مبنا است که میزان فاصله‌ی نقاط اشتباه از خط اپی‌پولار نظیرشان در مقایسه با تناظرهای صحیح بیشتر است. با توجه به استفاده از توصیفگر بسیار متمایز MROGH و همچنین قید DRNN در روش تناظریابی پیشنهادی، تعداد تناظرهای اشتباه در مجموعه‌ی تناظرهای اولیه نسبتاً محدود بوده و بر این اساس فرض ناسازگاری بیشتر تناظرهای اشتباه در مقایسه با تناظرهای درست، دور از انتظار نخواهد بود.

۳- پیاده‌سازی و ارزیابی نتایج

روش پیشنهادی در محیط برنامه‌نویسی MATLAB 2015a و با استفاده از یک کامپیوتر با سرعت پردازشی ۲,۵۴ گیگا هرتز و حافظه‌ی ۸ گیگا بایت، پیاده‌سازی شده‌است. به منظور ارزیابی کامل روش پیشنهادی از ۶ جفت تصویر برد کوتاه استفاده شده‌است. مشخصات تصاویر مورد استفاده در جدول ۱ نشان داده شده‌است. تصاویر مربوط به مناطق سه بعدی بوده و همچنین میزان اختلاف موقعیت تصویربرداری در آنها زیاد است. این موضوع باعث ایجاد اختلافات هندسی و روشنایی نسبتاً زیاد در تصاویر شده‌است. علاوه بر این در بعضی از تصاویر به دلیل تغییر زیاد نقطه‌ی دید تصویر برداری، میزان پوشش مشترک میان تصاویر کم بوده و همچنین میزان پدیده‌ی پنهان‌شدگی در آنها زیاد است. در شکل ۵ جفت تصاویر مورد استفاده نشان داده شده‌است.

جدول ۱- مشخصات تصاویر مورد استفاده (شکل ۵ ملاحظه شود)

شماره	نام	ابعاد (پیکسل)	توضیح
۱	DC	۸۰۰×۶۰۰	فضای داخلی
۲	Zurich	۱۲۸۰×۱۰۲۴	ساختمان
۳	Old-Building	۱۵۳۶×۱۰۲۴	ساختمان
۴	Castle	۱۱۲۳×۷۵۷	قلعه قدیمی
۵	Church	۵۱۲×۷۶۸	کلیسا
۶	Florence	۱۵۳۶×۲۰۴۸	ساختمان

روش پیشنهادی یک روش ترکیبی بر مبنای دو الگوریتم اصلی Hessian-Affine و توصیفگر MROGH بوده و دارای پارامترهای مختلفی است. پارامترهای اصلی در نظر گرفته شده برای استخراج عوارض در این

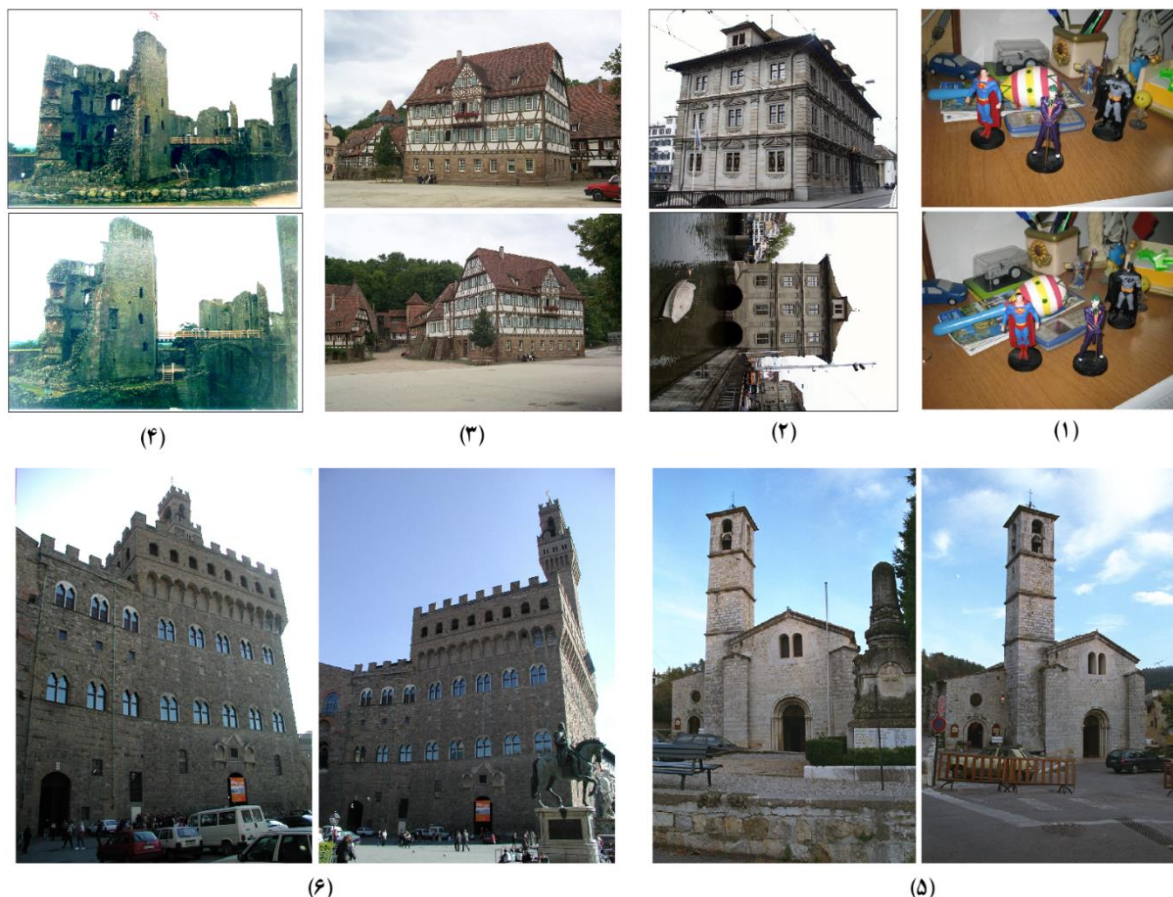
همسایه (متناظر) که با عنوان قید تمایز در تناظریابی شناخته می‌شود، به عنوان آستانه مورد استفاده قرار می‌گیرد. در واقع به منظور اطمینان از صحت فرآیند تناظریابی، در این روش نسبت اختلاف اولین نزدیک‌ترین همسایه و دومین نزدیک‌ترین همسایه، برای هر جفت تناظر باید از یک مقدار آستانه (برابر ۰,۸ [۱۰]) کمتر باشد تا به عنوان متناظر انتخاب شوند.

مجموعه‌ی تناظرهای اولیه عموماً شامل تعدادی تناظر اشتباه هستند که باید شناسایی و حذف شوند. متداول‌ترین روش حذف تناظرهای اشتباه، بررسی سازگاری هندسی نقاط متناظر در یک مدل هندسی مشخص است. برای این منظور در این تحقیق از قید هندسی خط اپی‌پولار بر مبنای ماتریس بنیادی استفاده می‌شود. ماتریس بنیادی مطابقت میان یک نقطه و خط اپی‌پولار مربوط به آن را بدون نیاز به پارامترهای توجیه تصاویر فراهم می‌کند. برآورد این ماتریس تنها با استفاده از ۸ نقطه‌ی متناظر صحیح در تصاویر قابل انجام است [۴۰].

یکی از روش‌های معمول جهت کنترل سازگاری تناظرهای اولیه بر مبنای قید هندسی اپی‌پولار و ماتریس بنیادی، استفاده از الگوریتم RANSAC است. روش‌های مبتنی بر الگوریتم RANSAC ماهیت تصادفی داشته و معمولاً در تکرارهای مختلف تعداد محدودی از جواب‌ها تغییر پیدا می‌کند، در صورتی که ایده‌آل این است که جواب تناظرهای نهایی همواره ثابت باشد. در این تحقیق به منظور برآورد ماتریس بنیادی و شناسایی و حذف تناظرهای اشتباه از یک روش تکراری بر مبنای حذف بدترین اشتباه در هر تکرار استفاده می‌شود. برای این منظور عناصر ماتریس بنیادی با بهره‌گیری از تمامی جفت تناظرهای اولیه و با استفاده از روش نرمالیزه [۴۰] محاسبه می‌شود. سپس برای هر جفت تناظر اولیه، ماکزیمم فاصله‌ی آنها از خط اپی‌پولارشان محاسبه می‌شود. در مرحله بعد، ریشه‌ی میانگین مربعات، RMSE، این فواصل، به عنوان معیاری از دقت تناظریابی برآورد می‌شود. مقدار RMSE با یک مقدار آستانه، T_E (۰,۵ پیکسل)، مقایسه می‌شود، اگر بیشتر از آن باشد، جفت تناظری که دارای بیشترین فاصله از خط اپی‌پولار نظیرشان هستند، اشتباه تلقی شده و حذف می‌شوند و این روند تا رسیدن به مقدار آستانه‌ی مورد نظر، تکرار می‌شود. مزیت دیگر روش پیشنهادی کنترل بهتر آن بر روی دقت تناظریابی است به طوری که ماکزیمم تعداد

آن در نظر گرفته شده است. ابعاد شبکه بندی مورد استفاده برای استخراج متراکم عوارض به صورت شبکه های مربعی 100×100 پیکسل در نظر گرفته شده است. مقدار آستانه T_E برای حذف تناظرهای اشتباه برابر 0.5 پیکسل انتخاب شده است. در ادامه معیارهای ارزیابی و نتایج بیان می شود.

الگوریتمها مطابق به پارامترهای پیشنهادی توسط نویسندگان آنها در منابع [۳۱] و [۳۲] بوده است. دیگر پارامترهای مربوط به روش پیشنهادی به این ترتیب انتخاب شده اند. تعداد عوارض مورد نیاز برای استخراج در هر تصویر برابر 0.8 درصد تعداد پیکسل های



شکل ۵- تصاویر مورد استفاده (شماره تصاویر مطابق با جدول ۱ هستند)

۳-۱- معیارهای ارزیابی

یک الگوریتم خوب و با استحکام بالا جهت استخراج عوارض، الگوریتمی است که درصد بالایی از عوارض مستخرج توسط آن در تصاویر مختلف، یکسان باشد. علاوه بر این از آنجا که هدف اصلی استخراج عوارض، تناظریابی میان آنها است، باید میزان محتوای اطلاعاتی و تمایز توصیفگرهای مستخرج از عوارض به اندازه های بالا باشد که بتوانند به خوبی در طول فرآیند تعیین مطابقت، متناظر شوند. دقت مکانی عوارض متناظر شده نیز شرط مهمی در بسیاری از کاربردها در فتوگرامتری است. بر این اساس عملکرد روش پیشنهادی با استفاده از سه معیار به ترتیب زیر مورد ارزیابی قرار می گیرد:

(۱) تعداد تناظرهای درست (N):

تعداد تناظرهای درست (N): تعداد تناظرهای صحیح مستخرج به عنوان یک قابلیت مهم یک الگوریتم تناظریابی عرضه مینا خصوصا در کاربردهای مدل سازی سه بعدی مطرح می شود.

(۲) Recall:

این معیار به صورت نسبت تعداد تناظرهای درست انتخاب شده توسط الگوریتم، به تعداد کل تناظرهایی درست موجود تعریف می شود. هرچه میزان پایداری، تمایز و محتوای اطلاعاتی عوارض مستخرج در فرآیند تناظریابی بیشتر باشد، میزان این پارامتر بیشتر خواهد بود.

(۳) دقت مکانی (RMSE):

به منظور برآورد دقت مکانی فرآیند تناظریابی، از معیار قید هندسی ایپی پولار بر مبنای ماتریس بنیادی حاصل از

جفت تصاویر مورد استفاده نیز در شکل ۶ نشان داده شده است.

مطابق با نتایج جدول ۲، روش پیشنهادی برتری معناداری در مقایسه با سه الگوریتم UR-SIFT، MSER-SIFT و A-SIFT، برای هر سه معیار تعداد تناظرهای صحیح، Recall و دقت مکانی دارد. بر اساس نتایج آزمایشات انجام شده، برای هر یک از الگوریتم‌ها موارد زیر قابل بیان است:

• **الگوریتم MSER-SIFT:** عوارض بیضی‌شکل

مستخرج از این الگوریتم پایداری بالایی در برابر اعوجاجات هندسی، خصوصاً عامل تغییر نقطه‌ی دید تصویربرداری دارند. مطابق نتایج حاصل از جدول ۲، میزان معیار Recall در این الگوریتم نسبتاً بالا بوده و به طور متوسط بعد از روش پیشنهادی در رتبه‌ی دوم قرار دارد. اما تعداد تناظرهای مستخرج با استفاده از این روش نسبتاً کم بوده و ضعیف‌ترین عملکرد را در مقایسه با دیگر الگوریتم‌ها دارد. علاوه بر این در جفت تصویر شماره‌ی ۲، فرآیند تناظریابی با استفاده از این الگوریتم با شکست مواجه شده است. دلیل اصلی این موضوع، استخراج تعداد بسیار کم عوارض با استفاده از این الگوریتم است. دلیل استخراج کم عوارض با استفاده از این الگوریتم نیز به دلیل نوع عوارضی است که با استفاده از آن استخراج می‌شود. عوارض مستخرج با استفاده از این الگوریتم، نواحی یکنواخت تصویر هستند که تیره‌تر و یا روشن‌تر از همسایگی نزدیک خود می‌باشند. واضح است که تعداد این نوع از نواحی، در مقایسه با دیگر ساختارهای متمایز تصویری، خصوصاً در تصاویر با بافت پیچیده و ریز بسیار کمتر است.

• **الگوریتم UR-SIFT:** تعداد تناظرهای صحیح و

همچنین میزان معیار Recall برای این الگوریتم در مقایسه با چهار روش مورد مقایسه، به طور متوسط در رتبه‌ی سوم قرار دارد. علاوه بر این میزان دقت مکانی تناظریابی در آن نیز بالا نبوده و در رتبه چهارم قرار دارد. الگوریتم UR-SIFT عوارض دایره‌ای تصویر را در توزیع یکنواختی از فضای مکان و مقیاس استخراج می‌کند. این الگوریتم پایداری بسیار بالایی در برابر تغییرات شدید مقیاس دارد اما به دلیل دایره‌ای بودن عوارض، در برابر تغییرات هندسی ناشی

تناظرهای به دست آمده استفاده می‌شود. برای این منظور تعداد ۳۰ جفت متناظر دقیق و با توزیع مناسب در هر جفت تصاویر به صورت دستی انتخاب می‌شود. سپس دقت تناظریابی آنها با استفاده از روش تناظریابی کمترین مربعات [۴۱] بهبود داده شده و میزان فاصله‌ی هر یک از آنها از خط اپی‌پولار نظیرشان محاسبه می‌شود. در نهایت میزان ریشه‌ی میانگین مربعات فواصل این نقاط از خط اپی‌پولارشان، RMSE، به عنوان دقت مکانی تناظریابی محاسبه می‌شود.

به منظور ارزیابی کامل روش پیشنهادی، نتایج تناظریابی حاصل از آن با سه روش MSER-SIFT [۴۲] UR-SIFT [۳۷] و A-SIFT [۴۳] نیز مورد مقایسه قرار می‌گیرد. برای پیاده‌سازی هر سه روش از برنامه‌های تهیه شده توسط نویسندگان آنها مطابق با پارامترهای پیش فرض استفاده شده است. در جدول ۲ مقدار پارامترهای اصلی مورد استفاده در روش‌های مورد مقایسه بیان شده است. برای دریافت بیشتر به منابع اصلی مراجعه شود.

جدول ۲- پارامترهای ورودی الگوریتم‌های مورد مقایسه

الگوریتم	نام پارامتر	مقدار ورودی
UR-SIFT	تعداد اکتاوها	۴
	تعداد سطوح مقیاس در هر اکتاو	۳
	مقیاس اولیه	۱.۷
MSER	حد فاصل میان آستانه سطوح مختلف تصاویر باینری	٪۱.۸
	ماکزیم تغییرات مساحت میان ناحیه‌های Extremal	٪۰.۰۱
	مساحت مینیمم	۲۰ پیکسل
Hessian-Affine	مقیاس اولیه	۱.۶
	ضریب میان مقیاس مشتق‌گیری و انتگرال‌گیری	۰.۷
	فاصله میان مقیاس‌های متوالی	۱.۴
A-SIFT	تعداد اکتاوها	۴
	تعداد سطوح مقیاس در هر اکتاو	۳
	مقیاس اولیه	۰.۸
	ضریب نمونه‌برداری زاویه تیلت	$\sqrt{2}$

۳-۲- نتایج و بحث

نتایج تناظریابی روش پیشنهادی و الگوریتم‌های MSER-SIFT، UR-SIFT و A-SIFT در جفت تصاویر مورد استفاده و برای هر سه معیار تعداد تناظرهای صحیح، Recall و دقت مکانی در جدول ۳ نشان داده شده است. تناظرهای مستخرج با استفاده از روش پیشنهادی برای

پایداری بسیار بالایی در برابر تغییرات هندسی دارند استفاده می‌کند. میزان تکرارپذیری این عوارض در تصاویر با اعوجاجات هندسی شدید ناشی از تغییر موقعیت تصویربرداری بسیار بالا است. علاوه بر این تعداد آنها نیز بر خلاف الگوریتم MSER، زیاد است. از طرف دیگر توصیفگر MROGH مورد استفاده در روش پیشنهادی تمایز بسیار بالایی داشته و امکان مطابقت تناظرهای موجود را با قابلیت اعتماد بسیار بالایی فراهم می‌کند. در روش پیشنهادی از استراتژی موجود در الگوریتم UR-SIFT برای استخراج مترکم عوارض با توزیع یکنواخت استفاده شده است. به همین دلیل همانطور که در شکل ۶ مشخص است، توزیع مکانی عوارض در تمامی تصویر خوب است که این موضوع در روی دقت مکانی روش پیشنهادی نیز تاثیر بسیار مثبتی داشته و بالاترین دقت مکانی را در مقایسه با دیگر الگوریتم‌ها ارائه می‌دهد.

روش پیشنهادی بر مبنای عوارض بیضی‌شکل Hessian-Affine است بنابراین به منظور انجام تناظریابی موفقیت آمیز لازم است تا تعداد کافی از عوارض پایدار در تصاویر استخراج شوند. بنابراین در تصاویر اخذ شده از مناطق کاملا یکنواخت دچار اشکال خواهد شد. علاوه بر این دقت استخراج و تناظریابی عوارض بیضی‌شکل خیلی بالا نیست. بنابراین لازم است تا با استفاده از روش‌های مناسب نظیر روش کمترین مربعات OLSM [۴۴] دقت مطابقت آنها بهبود داده شود.

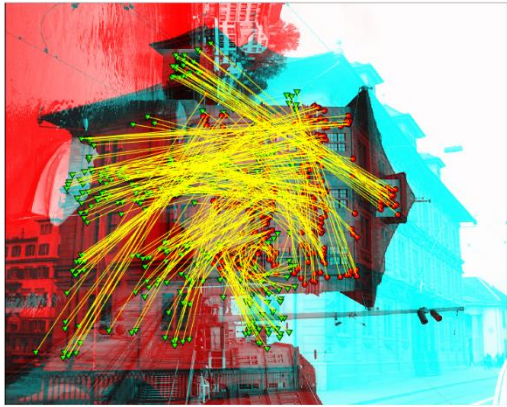
از تغییر موقعیت تصویربرداری پایداری بالایی ندارد. بر این اساس این الگوریتم در تصاویری که میزان اعوجاج هندسی ناشی از تغییر نقطه‌ی دید تصویر برداری زیاد باشد، نتایج ضعیف‌تری را ارائه می‌دهد.

• **الگوریتم A-SIFT:** در این الگوریتم از عوارض دایره‌ای الگوریتم استاندارد SIFT، در یک مجموعه از تصاویر شبیه‌سازی شده مربوط به منظرهای مختلف استفاده می‌شود. در واقع در این روش به جای استخراج عوارض بیضی‌شکل، تصاویر مربوط به منظرهای مختلف با استفاده از یک تبدیل افاین شبیه‌سازی شده و همان عوارض دایره‌ای الگوریتم SIFT در هر تصویر شبیه‌سازی شده استخراج می‌شوند. بنابراین تعداد عوارض استخراج شده با استفاده از این الگوریتم بسیار زیاد است. مطابق انتظار تعداد تناظرهای مستخرج و همچنین میزان دقت تناظریابی با استفاده از این الگوریتم نسبتا بالا بوده و به طور متوسط در رتبه‌ی دوم قرار دارد. اما میزان معیار Recall در این روش بسیار کم بوده و در مقایسه با دیگر الگوریتم‌ها ضعیف‌ترین نتایج را دارد. دلیل اصلی این موضوع نیز استخراج تعداد بسیار زیاد از عوارض نزدیک به هم با خصوصیات مشابه است که باعث کاهش زیاد میزان تمایز توصیفگرهای آنها در مقایسه با یکدیگر شده و در نتیجه احتمال موفقیت آنها را در فرآیند تناظریابی کاهش می‌دهد.

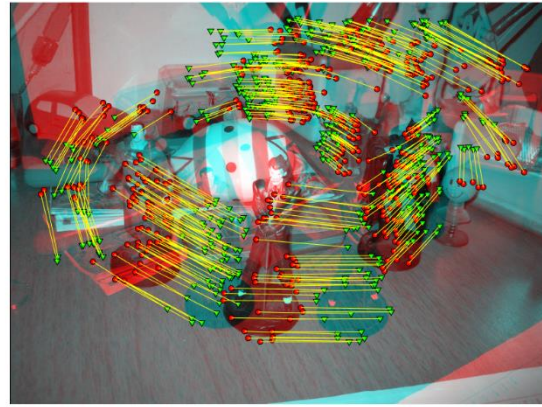
• **روش پیشنهادی:** الگوریتم پیشنهادی از عوارض بیضی‌شکل حاصل از الگوریتم Hessian-Affine که

جدول ۳- نتایج تناظریابی روش پیشنهادی

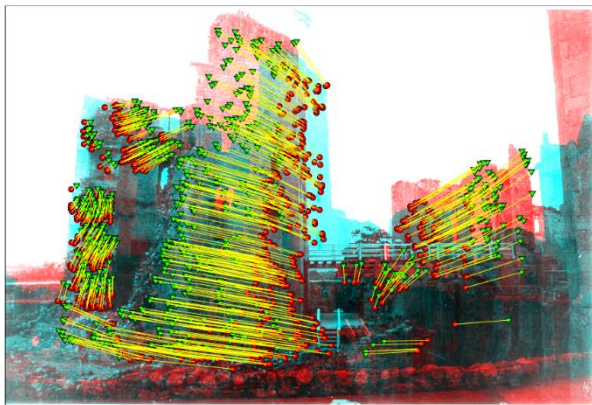
شماره	نام	تعداد تناظرهای صحیح (#)				Recall (درصد)				دقت مکانی (پیکسل)			
		روش پیشنهادی	MSER-SIFT	UR-SIFT	A-SIFT	روش پیشنهادی	MSER-SIFT	UR-SIFT	A-SIFT	روش پیشنهادی	MSER-SIFT	UR-SIFT	A-SIFT
۱	DC	۴۴۱	۴۷	۲۷۵	۳۶۷	۴۷،۸	۴۰،۵	۲۵،۱	۰،۴۵	۰،۷۲	۰،۵۷	۰،۷۱	
۲	Zurich	۳۳۱	-	۱۱۳	۹۹	۴۱،۱	-	۱۷،۱	۰،۵۹	-	۰،۷۸	۱،۰۲	
۳	Old-Building	۳۸۸	۳۵	۱۸۲	۱۷۷	۳۲،۷	۳۱،۱	۱۳،۴	۰،۶۱	۰،۸۶	۰،۹۴	۰،۸۴	
۴	Castle	۷۵۲	۴۵	۱۷۳	۲۶۸	۳۴،۲	۲۷،۴	۱۶،۸	۰،۶۹	۰،۸۴	۰،۹۲	۰،۷۵	
۵	Church	۴۶۷	۲۹	۱۹۱	۲۸۶	۳۸،۶	۳۷،۰	۲۹،۵	۰،۷۱	۰،۹۱	۰،۸۳	۰،۵۶	
۶	Florence	۳۵۸	۷۶	۸۸	۱۱۳	۲۹،۸	۲۴،۹	۸،۹	۰،۷۸	۱،۱۲	۰،۹۵	۰،۹۳	



(۲)



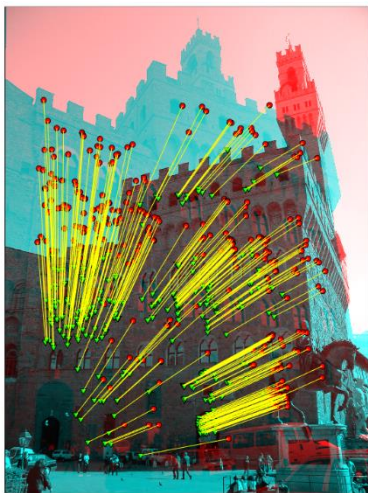
(۱)



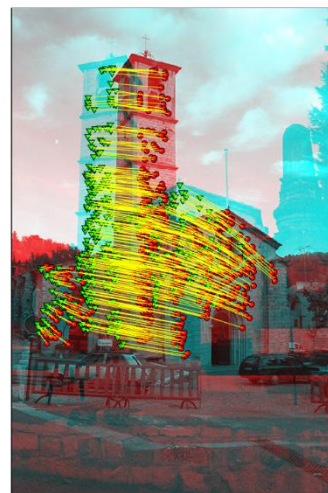
(۴)



(۳)



(۶)



(۵)

شکل ۶- نتایج تناظریابی با استفاده از روش پیشنهادی در جفت تصاویر مورد استفاده (شماره تصاویر مطابق با جدول ۱ هستند)

منظور تناظریابی دقیق، پایدار و متراکم در تصاویر برد کوتاه و هوایی که دارای اختلافات هندسی زیاد ناشی از تغییرات شدید موقعیت تصویر برداری هستند، ارائه شد. روش پیشنهادی در این تحقیق شامل سه مرحله اصلی (۱) استخراج عوارض Hessian-Affine، (۲) ایجاد توصیفگر MROGH و (۳) تناظریابی و حذف تناظرهای اشتباه بر مبنای قید هندسی اپی-پولار است. عوارض

۴- نتیجه‌گیری و پیشنهادات

تناظریابی یکی از مهمترین فرآیندهای مورد نیاز در کاربردهای فتوگرامتری است. اعوجاجات حاصل از تغییر موقعیت اخذ تصویر یکی از پیچیده‌ترین اعوجاجات هندسی میان تصاویر بوده و فرآیند تناظریابی عوارض را به شدت تحت تاثیر قرار می‌دهد. در این مقاله یک روش ترکیبی به

ارزیابی از سه معیار تعداد تناظرهای درست، Recall و دقت مکانی استفاده شد که نتایج بیانگر برتری معنادار روش پیشنهادی در مقایسه با سه روش دیگر است. به طور متوسط میزان معیارهای تعداد تناظرهای درست، Recall و دقت مکانی برای روش پیشنهادی به ترتیب برابر ۴۵۶ عدد، ۰.۳۷٪ و ۰.۶ پیکسل حاصل شد.

پیشنهاد می‌شود از روش ترکیبی معرفی شده در این تحقیق در کاربردهای اساسی فتوگرامتری نظیر توجیه نسبی، مثلث‌بندی و ایجاد ابر نقاط اولیه استفاده شده و نتایج با دیگر الگوریتم‌های موجود مقایسه شود.

مستخرج با استفاده از الگوریتم Hessian-Affine به صورت بیضی‌شکل بوده و پایداری بسیار بالایی در برابر اعوجاجات هندسی دارند. از طرف دیگر توصیفگر MROGH مورد استفاده در روش پیشنهادی تمایز بسیار بالایی داشته و علاوه بر این به صورت ذاتی مستقل از دوران است. در مجموع ترکیب دو الگوریتم فوق قابلیت بسیار بالایی را برای روش پیشنهادی ایجاد کرده‌است. به منظور پیاده‌سازی، روش پیشنهادی بر روی ۶ جفت تصویر برد کوتاه با اعوجاجات نسبتاً شدید هندسی اجرا شده و نتایج با سه الگوریتم مطرح دیگر شامل MSER-SIFT، UR-SIFT و A-SIFT مقایسه شد. به منظور

مراجع

- [1] A. Gruen. (2012) "Development and Status of Image Matching in Photogrammetry," The Photogrammetric Record, vol. 27, pp. 36-57.
- [2] A. A. Goshtasby, "Image registration methods Principles, Tools and Methods," ed: Springer, 2012, p. 441.
- [3] F. Remondino, M. G. Spera, E. Nocerino, F. Menna, and F. Nex. (2014) "State of the art in high density image matching," The Photogrammetric Record, vol. 29, pp. 144-166.
- [4] A. Sedaghat and H. Ebadi. (2015) "Remote Sensing Image Matching Based on Adaptive Binning SIFT Descriptor," Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on, vol. 53, pp. 5283-5293.
- [5] A. Sedaghat and H. Ebadi. (2015) "Very High Resolution Image Matching Based on Local Features and K-Means Clustering," The Photogrammetric Record, vol. 30, pp. 166-186.
- [6] A. Sedaghat and H. Ebadi. (2015) "Distinctive Order Based Self-Similarity Descriptor for Multi-Sensor Remote Sensing Image Matching " ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, vol. 108, pp. 62-71.
- [7] C. Harris and M. Stephens, "A combined corner and edge detector," in Alvey vision conference, 1988, p. 50.
- [8] P. R. Beaudet, "Rotationally invariant image operators," in Proceedings of the International Joint Conference on Pattern Recognition, 1978, pp. 579-583.
- [9] E. Rosten, R. Porter, and T. Drummond. (2010) "Faster and better: A machine learning approach to corner detection," Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, vol. 32, pp. 105-119.
- [10] D. G. Lowe. (2004) "Distinctive image features from scale-invariant keypoints," International journal of computer vision, vol. 60, pp. 91-110.
- [11] H. Bay, A. Ess, T. Tuytelaars, and L. Van Gool. (2008) "Speeded-up robust features (SURF)," Computer vision and image understanding, vol. 110, pp. 346-359.
- [12] S. Leutenegger, M. Chli, and R. Y. Siegwart, "BRISK: Binary robust invariant scalable keypoints," in Computer Vision (ICCV), 2011 IEEE International Conference on, 2011, pp. 2548-2555.
- [13] K. Mikolajczyk and C. Schmid. (2004) "Scale & affine invariant interest point detectors," International journal of computer vision, vol. 60, pp. 63-86.
- [14] K. Mikolajczyk and C. Schmid. (2005) "A performance evaluation of local descriptors," Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, vol. 27, pp. 1615-163.
- [15] J. Liu, G. Zeng, and J. Fan. (2012) "Fast Local Self-Similarity for describing interest regions," Pattern Recognition Letters, vol. 33, pp. 1224-1235.
- [16] E. Tola, V. Lepetit, and P. Fua. (2010) "Daisy: An efficient dense descriptor applied to wide-baseline stereo," Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, vol. 32, pp. 815-830.
- [17] A. Sedaghat and H. Ebadi. (2016) "A Performance Evaluation of Local Descriptors in Optical Satellite Images," Iranian Remote Sensing & GIS, vol. 7, pp. 61-84.

- [18] A. Tommaselli and A. Berveglieri. (2014) "Automatic Orientation of Multi-Scale Terrestrial Images for 3D Reconstruction," *Remote Sensing*, vol. 6, pp. 3020-3040.
- [19] F. Apollonio, A. Ballabeni, M. Gaiani, and F. Remondino. (2014) "Evaluation of feature-based methods for automated network orientation," *International Archives of the Photogrammetry Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, vol. 40, pp. 47-54.
- [20] H. Fathi, F. Dai, and M. Lourakis. (2015) "Automated as-built 3D reconstruction of civil infrastructure using computer vision: achievements, opportunities, and challenges," *Advanced Engineering Informatics*, vol. 29, pp. 149-161.
- [21] T. Moranduzzo and F. Melgani. (2014) "An automatic car counting method for unmanned aerial vehicle images," *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 52, p. 1635.
- [22] T. Moranduzzo and F. Melgani. (2014) "Detecting cars in UAV images with a catalog-based approach," *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 5, pp. 6356-6367.
- [23] A. Fallah and M. SaadatSeresht. (2015) "A New Method for Absolute Orientation of Video Frames in Urban Scenes 3D Reconstruction Process," *Journal of Geomatics Science and Technology*, vol. 4, pp. 11-24.
- [24] A. Sedaghat, H. Ebadi, A. Mohammadzadeh, and M. Mokhtarzade. (2013) "Automatic Matching in Convergent Close Range Image," *Journal of Geomatics Science and Technology*, vol. 3, pp. 31-46.
- [25] M. Ghannadi and M. SaadatSeresht. (2014) "A Multi-Step Strategy for SAR Image Matching ", *Journal of Geomatics Science and Technology*, vol. 4, pp. 11-24.
- [26] A. Nourmohammad and M. Saadatseresht. (2015) "Provide an Automatic Method to Compute Approximate Exterior Orientation Parameters and Tie-Points Coordinate of Ultra-Light UAV Images in Order to Accurate Photogrammetry Block Formation," *Journal of Geomatics Science and Technology*, vol. 4, pp. 239-252.
- [27] N. Tatar, M. Saadat Seresht, and H. Arefi. (2016) "Epipolar Resampling of High Resolution Satellite Stereo Images without Rational Polynomial Coefficients for Semi Global Matching," *Journal of Geomatics Science and Technology*, vol. 6, pp. 263-274.
- [28] N. Tatar, M. Saadat Seresht, and H. Arefi. (2016) "Outlier Detection and Relative RPC Modification of Satellite Stereo Images Using RANSAC+RPC Algorithm," *Journal of Geospatial Information Technology*, vol. 4, pp. 43-56.
- [29] H. E. Seyed Meghdad Hasheminasab, Ali Hoseininave Ahmadabadian, Amin Sedaghat,. (2015) "An improvement in SIFT Algorithm for Wide-Baseline Image Matching," *Journal of Geospatial Information Technology*, vol. 3, pp. 53-74.
- [30] W. Kazmi and H. J. Andersen. (2015) "A Comparison of Interest Point and Region Detectors on Structured, Range and Texture images," *Journal of Visual Communication and Image Representation* ,
- [31] K. Mikolajczyk, T. Tuytelaars, C. Schmid, A. Zisserman, J. Matas, F. Schaffalitzky, et al. (2005) "A Comparison of Affine Region Detectors," *International Journal of Computer Vision*, vol. 65, pp. 43-72.
- [32] B. Fan, F. Wu, and Z. Hu. (2012) "Rotationally invariant descriptors using intensity order pooling," *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, vol. 34, pp. 2031-2045.
- [33] Z. Wang, B. Fan, and F. Wu, "Local intensity order pattern for feature description," in *Computer Vision (ICCV), 2011 IEEE International Conference on*, 2011, pp. 603-610.
- [34] F. Bellavia, D. Tegolo, and C. Valenti. (2014) "Keypoint descriptor matching with context-based orientation estimation," *Image and Vision Computing*, vol. 32, pp. 559-567.
- [35] O. Miksik and K. Mikolajczyk, "Evaluation of local detectors and descriptors for fast feature matching," in *Pattern Recognition (ICPR), 2012 21st International Conference on*, 2012, pp. 2681-2684.
- [36] T. Lindeberg. (1998) "Feature detection with automatic scale selection," *International journal of computer vision*, vol. 30, pp. 79-116.
- [37] A. Sedaghat, M. Mokhtarzade, and H. Ebadi. (2011) "Uniform robust scale-invariant feature matching for optical remote sensing images," *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 49, pp. 4516-4527.
- [38] T. Lindeberg and J. Gårding. (1997) "Shape-adapted smoothing in estimation of 3-D shape cues from affine deformations of local 2-D brightness structure," *Image and vision computing*, vol. 15, pp. 415-434.
- [39] A. Baumberg, "Reliable feature matching across widely separated views," in *Computer Vision and Pattern Recognition, 2000. Proceedings. IEEE Conference on*, 2000, pp. 774-781.
- [40] R. Hartley and A. Zisserman, *Multiple view geometry in computer vision*: Cambridge university press, 2003.

- [41] A. Gruen. (1985) "Adaptive least squares correlation: a powerful image matching technique," South African Journal of Photogrammetry, Remote Sensing and Cartography, vol. 14, pp. 175-187.
- [42] L. Cheng, J. Gong, X. Yang, C. Fan, and P. Han. (2008) "Robust affine invariant feature extraction for image matching," Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE, vol. 5, pp. 246-250.
- [43] J.-M. Morel and G. Yu. (2009) "ASIFT: A new framework for fully affine invariant image comparison," SIAM Journal on Imaging Sciences, vol. 2, pp. 438-469.
- [44] A. Sedaghat and H. Ebadi. (2015) "Accurate Affine Invariant Image Matching Using Oriented Least Square," Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, vol. 81, pp. 733-743.