

بهبود الگوریتم SIFT به منظور تناظریابی تصاویر برد کوتاه با طول باز بلند

سید مقداد هاشمی نسب^{۱*}، حمید عبادی^۲، علی حسینی نوه احمدآبادیان^۳، امین صداقت^۴

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد فتوگرامتری، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری، 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

۴- دانش آموخته‌ی دکتری فتوگرامتری، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۹۴/۰۹/۲۸ تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۴/۱۲/۱۶

چکیده

تناظریابی به عنوان یک فرآیند اساسی در فتوگرامتری رقومی شناخته می‌شود. انجام این فرآیند اساسی در فتوگرامتری برد کوتاه با توجه به اعوجاجات هندسی قابل توجه در تصاویر همگرا، بسیار پیچیده بوده و اغلب الگوریتم‌های موجود نمی‌توانند نتایجی با دقت مطلوب را ایجاد کنند. در این مقاله روشی کارآمد جهت تناظریابی تصاویر همگرا در فتوگرامتری برد کوتاه ارائه شده است. در روش پیشنهادی به منظور انجام عملیات تناظریابی، ابتدا با استفاده از الگوریتم SIFT عوارض موضعی در دو تصویر مبنا و ورودی استخراج می‌شود. در ادامه جهت کنترل تغییرات هندسی ایجاد شده در عوارض، حاصل از تغییر منظر تصویربرداری، شکل هندسی عوارض، با استفاده از ماتریس گشتاور مرتبه‌ی دوم، از دایره به بیضی تغییر داده می‌شود. سپس به منظور ایجاد توصیفگر برای هر عارضه، نواحی بیضی شکل به دوپیری با شعاع ثابت نرمالیزه می‌شوند. در نهایت پس از ایجاد توصیفگر برای هر عارضه، عملیات تناظریابی انجام شده و تناظرهای اشتباه باقی‌مانده توسط الگوریتم کارآمد RANSAC حذف می‌شوند. نتایج آزمایشات بر روی چند دسته از تصاویر برد کوتاه بیانگر عملکرد قابل توجه روش پیشنهادی بوده به گونه‌ای که تعداد عوارض متناظر با استفاده از روش پیشنهادی در حدود دو برابر بیشتر از تعداد عوارض متناظر ایجاد شده توسط روش استاندارد SIFT است. همچنین نتایج بدست آمده بر روی تصاویر مورد استفاده، حاکی از آن است که دقت تناظریابی نیز با استفاده از روش پیشنهادی بین ۳ الی ۸ درصد افزایش می‌یابد.

کلیدواژه‌ها: فتوگرامتری برد کوتاه، تناظریابی با طول باز بلند، الگوریتم SIFT، استخراج عوارض، مستقل از افاین.

* نویسنده مکاتبه کننده سید مقداد هاشمی نسب؛ تهران، خیابان ولیعصر (عج)، تقاطع میرداماد، پلاک ۱۳۴۶، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، دانشکده‌ی مهندسی

نقشه برداری، تلفن همراه: ۰۹۳۶۰۴۹۶۱۰۴

۱- مقدمه

تناظریابی، فرآیندی که طی آن نقاط و یا عوارض مشترک بین تصاویر پوشش‌دار شناسایی می‌شوند، به عنوان یک وظیفه‌ی مهم و دشوار در فتوگرامتری رقومی و ماشینی بینایی مطرح شده‌است [۱]. این فرآیند نقش تعیین‌کننده‌ای در کاربردهای مختلف فتوگرامتری برد کوتاه نظیر مدل‌سازی سه‌بعدی، مرمت و بازسازی آثار باستانی، کنترل کیفیت قطعات صنعتی و غیره دارد. با توجه به اهمیت بالای تناظریابی، روش‌های مختلفی در طی سال‌های اخیر برای بهبود این امر توسعه داده شده‌اند. در یک نگاه کلی روش‌های تناظریابی را می‌توان به دو گروه ناحیه مبنا و عارضه مبنا تقسیم‌بندی نمود. روش‌های ناحیه مبنا مستقیماً توزیع درجات خاکستری تصویر را درون پنجره‌هایی با ابعاد یکسان، با استفاده از معیارهای مشابهت (یا تفاوت) مختلف، بطور آماری مقایسه و موقعیت بیشینه شباهت (یا کمینه اختلاف) را به عنوان متناظر تعیین می‌کنند [۲]. در کنار دقت بالا در این روش‌ها، ۰.۱ پیکسل و حتی بیشتر [۲]، بزرگترین محدودیت روش‌های ناحیه مبنا، حساسیت بالای آن‌ها نسبت به اعوجاجات میان تصاویر نظیر اختلاف مقیاس و دوران است. روشن است که این اعوجاجات در فتوگرامتری برد کوتاه با توجه به هندسه‌ی عکسبرداری بسیار رایج است. از دیگر سو، روش‌های عارضه مبنا به جای استفاده از درجات خاکستری، سعی بر استخراج عوارض محلی تصویر، مانند لبه و گوشه، داشته و با ایجاد توصیفگرهایی برای این عوارض، فرآیند تناظریابی در این الگوریتم‌ها صورت می‌پذیرد. این روش‌ها نسبت به روش‌های ناحیه مبنا قابلیت اطمینان بالاتری داشته و در برابر اعوجاجات هندسی و رادیومتریکی پایداری بیشتری دارند [۳].

در فتوگرامتری برد کوتاه به دلیل استفاده از عکس‌های همگرا، اعوجاجات هندسی میان تصاویر قابل توجه بوده به طوری که اختلاف مقیاس و دوران میان

دو تصویر همگرا در نقاط مختلف آن‌ها، متفاوت است. همچنین اخذ تصاویر همگرا باعث افزایش جابجایی ناشی از اختلاف ارتفاع و پنهان شدگی چشم‌گیری در تصاویر می‌شود. علاوه بر این، به منظور افزایش دقت در دستیابی به مدل سه بعدی نقاط، اخذ تصویر در فتوگرامتری برد کوتاه در ایستگاه‌هایی با فاصله‌ی زیاد صورت گرفته (نسبت باز به عمق) که این امر موجب اختلاف زیاد تصاویر از لحاظ نقطه‌ی دید^۱ تصویربرداری می‌گردد. تمامی این عوامل سبب دشوار شدن فرآیند تناظریابی اتوماتیک تصاویر همگرا گشته، به طوری که حتی جدیدترین سیستم‌های نرم افزاری مدل‌سازی سه بعدی مبتنی بر تصویر نیز به دلیل محدودیت‌های موجود در تناظریابی تصاویر همگرا، کاملاً اتوماتیک نبوده و احتیاج به بازبینی توسط اپراتورهای انسانی دارد [۴]. در این نرم‌افزارها به منظور انجام کاملاً اتوماتیک اندازه‌گیری‌های مورد نیاز در فتوگرامتری برد کوتاه، عموماً از تارگت‌های بازتابنده‌ی مصنوعی^۲ و کنترل کامل شرایط نوری استفاده می‌شود.

در ماشین بینایی به منظور انجام فرآیند تناظریابی از ساختارهای برجسته‌ی تصویر که با عنوان عوارض موضعی^۳ شناخته می‌شوند، استفاده می‌شود. این ساختارهای تصویری دارای خصوصیات ویژه‌ای بوده و امروزه به طور گسترده‌ای برای تناظریابی تصاویر مورد استفاده قرار می‌گیرند. عوارض موضعی نسبت به همسایگی خود متمایز بوده و در برابر انواع مختلف از اعوجاجات هندسی و رادیومتریکی پایدار هستند. در سال‌های اخیر به منظور افزایش توانایی روش‌های تناظریابی تصاویر برد کوتاه، چندین الگوریتم استخراج عوارض موضعی توسعه داده شده‌اند. از این الگوریتم‌ها می‌توان به دو روش

¹ View point² Retro reflective targets³ Local Features

بین دو تصویر می‌شود. نواحی دایره‌ای تعیین شده برای هر عارضه‌ی موضعی، مشابه با آنچه که در الگوریتم SIFT رخ می‌دهد، نمی‌تواند تغییرات هندسی میان دو تصویر را کنترل کند. به بیان دیگر، تغییر شکل عوارض ناشی از تغییر نقطه دید میان دو تصویر، موجب متفاوت بودن دوایر مربوط به دو عارضه متناظر می‌گردد. این موضوع در شکل (۱) نشان داده شده است. همانطور که در این شکل مشاهده می‌شود، در حالت استفاده از عوارض دایره‌ای، ناحیه‌ی استخراج شده در همسایگی دو عارضه‌ی متناظر، سطح یکسانی از دو تصویر را پوشش نمی‌دهند. همین امر سبب متفاوت بودن محتویات تصویری دو ناحیه شده و عملیات تناظریابی را با مشکل روبرو می‌کند. در همین شکل مشاهده می‌شود که با استفاده از ناحیه‌ای بیضی شکل بهتر می‌توان تغییرات هندسی ایجاد شده در تصویر را کنترل نمود به گونه‌ای که دو عارضه در دو تصویر یک ناحیه یکسان را پوشش دهند.

به منظور کاهش محدودیت بیان شده، می‌توان از نواحی مستقل از افاین^۵ استفاده نمود. تغییرات هندسی ایجاد شده در عوارض تصویری، حاصل از تغییر نقطه‌ی دید تصویربرداری، به صورت بهتری توسط نواحی بیضی شکل مدل می‌شوند. همانطور که در شکل (۲) مشاهده می‌شود، دو بیضی استخراج شده برای دو عارضه‌ی متناظر، سطح یکسانی از دو تصویر را پوشش می‌دهند (شکل (۲) - ب و ج). پس از استخراج این نواحی، به منظور حذف تغییرات هندسی ایجاد شده در عوارض، این بیضی‌ها به دوایری با شعاع ثابت نرمالیزه می‌شوند (شکل (۲) - د). واضح است که در این مرحله، دو عارضه تنها با یک پارامتر دوران قابل تبدیل به یکدیگر هستند.

در این تحقیق روشی کاملاً اتوماتیک به منظور جبران محدودیت ذکر شده در الگوریتم SIFT و

هریس افاین^۱ و هسین افاین^۲ [۵] اشاره نمود. این دو الگوریتم به ترتیب حالت پیشرفته‌ی دو روش هریس [۶] و هسین [۷] هستند که به منظور بالا بردن کارایی، علاوه بر استخراج عوارض نقطه‌ای در این دو الگوریتم، ناحیه‌ای بیضی شکل برای هر یک از این عوارض تشکیل می‌دهند. این بیضی توسط ۵ پارامتر، دو پارامتر مربوط به موقعیت مرکز و سه پارامتر دیگر به منظور تعیین هندسه و جهت آن ایجاد می‌شود. بنابراین عوارض استخراج شده علاوه بر موقعیت، شامل مقیاس و جهت بوده که این امر موجب افزایش دقت در عملیات تناظریابی می‌گردد. طبق بررسی‌های انجام شده الگوریتم هریس افاین در تصاویری که مقیاس به صورت نامنظم تغییر می‌کند، کارایی مناسبی نداشته و نمی‌تواند تغییرات هندسی زیاد را کنترل کند [۵]. از این رو در این مقاله به منظور ارزیابی بهتر، نتایج روش پیشنهادی با نتایج حاصل از روش هسین افاین مقایسه شده و از بررسی روش هریس افاین صرف نظر شده است.

الگوریتم سیفت (SIFT^۳) را، که شامل دو بخش استخراج کننده‌ی عوارض موضعی و ایجاد توصیفگر برای این عوارض است [۸]، می‌توان یکی از مهم‌ترین روش تناظریابی عارضه مبنا دانست [۹]. این الگوریتم مستقل از اختلاف مقیاس و دوران یکنواخت میان تصاویر بوده و در برابر اختلاف روشنایی و نویز نیز پایدار است. در کنار مزایای فراوان این روش که آن را به پرکاربردترین الگوریتم تناظریابی عارضه مبنا در میان حوزه‌های فتوگرامتری و ماشین بینایی تبدیل نموده است؛ عدم توانایی بالای آن در برابر تغییر شکل ناشی از تغییر منظر به عنوان مهم‌ترین محدودیت این روش بر شمرده می‌شود.

تغییر منظر تصویربرداری سبب ایجاد خطای افاین^۴

^۱ Harris-Affine

^۲ Hessian-Affine

^۳ Scale Invariant Feature Transform

^۴ Affinity

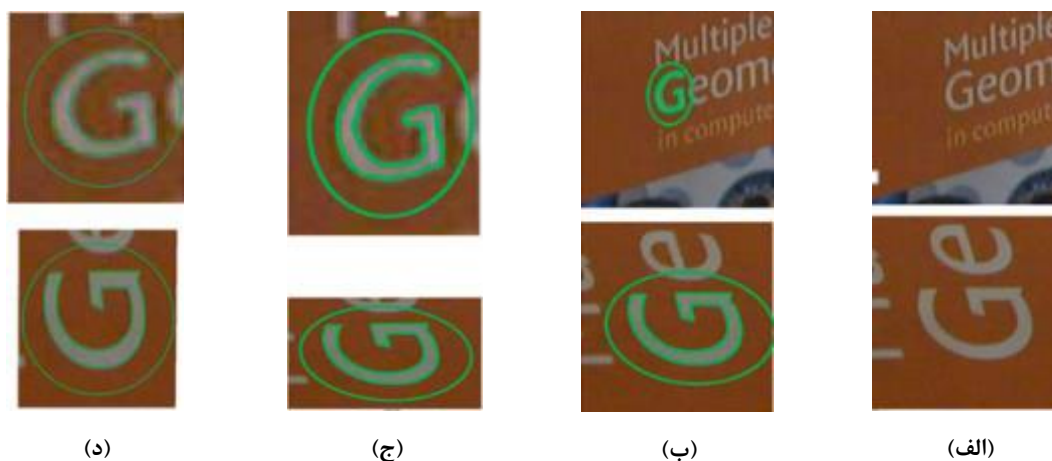
^۵ Affine covariant regions

می‌شود. سپس به منظور ایجاد توصیفگر برای هر یک از نواحی، این بیضی‌ها به دوایری با شعاع ثابت نرمالیزه می‌شوند. در بخش‌های بعدی جزئیات روش پیشنهادی و نحوه‌ی عملکرد آن بیان می‌شود.

در نتیجه افزایش کارایی آن در تناظریابی تصاویر فتوگرامتری برد کوتاه، ارائه شده‌است. در این روش برای هر عارضه یک بیضی، مشابه آنچه در دو الگوریتم هریس افاین و هسین افاین توضیح داده شد، جایگزین دایره استخراج شده از الگوریتم SIFT



شکل ۱: محدودیت نواحی دایره‌ای در برابر تغییرات هندسی حاصل از تغییر نقطه دید



شکل ۲: مزیت استفاده از نواحی بیضی شکل برای عوارض، (الف) دو تصویر با نقطه دید متفاوت، (ب) نواحی بیضی شکل استخراج شده برای دو عارضه متناظر، (ج) حالت نزدیک شده این دو ناحیه، (د) نواحی نرمال شده به منظور حذف تغییرات هندسی [۱۰].

روش پیشنهادی با نتایج دو روش استاندارد SIFT و روش هسین افاین مقایسه شده و ارزیابی می‌شود.

در ادامه پس از مروری بر تحقیقات انجام شده در این زمینه، جزئیات روش پیشنهادی بیان شده و همچنین مراحل پیاده‌سازی آن مورد بررسی قرار می‌گیرد. در نهایت نتایج بدست آمده از

۲- پیشینه‌ی تحقیق

در چند دهه‌ی اخیر روش‌های مختلفی برای استخراج عوارض، ایجاد توصیفگر و انجام تناظریابی میان‌ها ارائه شده است که هر یک از آن‌ها در مطالعات مختلفی مورد بررسی و ارزیابی قرار گرفته‌اند. به‌طور کلی الگوریتم‌های استخراج عوارض، سه دسته‌ی «عوارض نقطه‌ای»، «عوارض دایره‌ای» و «عوارض بیضی شکل» را استخراج می‌کنند.

الگوریتم‌های اولیه‌ی استخراج عوارض موضعی، عوارض نقطه‌ای را به عنوان موقعیت‌های متمایزی از تصویر که تغییرات درجات خاکستری در اطراف آن‌ها شدید است، شناسایی می‌کنند. عوارض نقطه‌ای با نام‌های دیگری نظیر گوشه‌ها، نقاط کلیدی^۱ و نقاط مورد توجه^۲ نیز شناخته می‌شوند. واضح است که یک گوشه پس از اعمال دوران بر روی یک تصویر، همچنان به‌عنوان یک گوشه باقی می‌ماند. بنابراین ایجاد پایداری در برابر دوران میان تصاویر به‌عنوان گامی بزرگ در این الگوریتم‌ها شناخته شده است. با توجه به اینکه تصاویر مورد استفاده در فتوگرامتری و سنجش از دور نیز شامل میزان زیادی از عوارض نقطه‌ای هستند؛ از این الگوریتم‌ها می‌توان در کاربردهایی مانند توجیه نسبی و مرتبطسازی تصاویر استفاده نمود. به منظور استخراج عوارض نقطه‌ای از روش‌های متفاوتی استفاده شده است. به عنوان مثال، الگوریتم‌های هسین [۷] و هریس [۶] از مشتقات تصویری به‌منظور کشف نقاط استفاده می‌کنند. روش هسین با استفاده از بسط تیلور شدت تصویر^۳ و نیز مشتقات مرتبه‌ی دوم ماتریس هسین، ساختارهای حباب-شکل^۴ تصویر را

استخراج می‌کند. طبق این روش، دترمینان ماتریس مورد استفاده برای ساختارهای حبابی ماکزیمم شده و از این طریق عوارض مورد نظر شناسایی و استخراج می‌شوند. هریس و استفن یک پنجره‌ی گوسی و ماتریس گشتاور مرتبه‌ی دوم^۵ را جایگزین همسایگی‌های گسسته در الگوریتم موراک^۶ [۱۱] کرده و توانستند الگوریتم شناخته شده‌ی هریس را ارائه کنند. در این الگوریتم با بررسی ماتریس تشکیل شده برای هر پیکسل از تصویر، مقادیر ویژه این ماتریس محاسبه شده و چنانچه هر دو مقدار ویژه از یک حد آستانه بزرگ‌تر باشند، نقطه‌ی مورد نظر به‌عنوان یک گوشه‌ی تصویری شناسایی می‌شود.

برخی دیگر از الگوریتم‌ها بر مبنای مورفولوژی‌های ریاضی بوده و نقاطی که بر روی منحنی‌هایی با انحنای زیاد هستند را شناسایی کرده و به‌عنوان گوشه معرفی می‌کنند. یک الگوریتم ساده و البته با کارایی بالا در این زمینه، الگوریتم سوزان^۷ است [۱۲]. ایده‌ی اصلی این روش به این صورت است که برای هر پیکسل از تصویر یک ناحیه‌ی دایره‌ای شکل باشعاع ثابت تعریف شده و سپس تمام پیکسل‌های درون دایره بر اساس اختلاف درجات خاکستری‌شان با درجات خاکستری پیکسل مرکز، به دو گروه مشابه و متفاوت تقسیم می‌شوند. در ادامه پیکسل‌هایی از تصویر که نسبت گروه مشابه به گروه متفاوت در همسایگی آن‌ها کمینه بوده و از یک حد آستانه نیز کمتر باشد، به‌عنوان عوارض نقطه‌ای استخراج می‌شوند. الگوریتم فست (FAST^۸) [۱۳، ۱۴] را نیز می‌توان در این دسته از الگوریتم‌های کشف عوارض نقطه‌ای قرار داد. در این روش نیز با ایجاد یک ناحیه‌ی دایره‌ای شکل در اطراف یک نقطه و مقایسه‌ی اختلاف میان پیکسل مرکزی و سایر پیکسل‌های موجود در دایره،

^۵ Second Moment Matrix

^۶ Moravec

^۷ SUSAN

^۸ Features from Accelerated Segment Test

^۱ Key point

^۲ Interest Point

^۳ Image Intensity

^۴ Blob-Like

معیاری از گوشه بودن نقاط محاسبه می‌شود. علاوه بر آنچه توضیح داده شد، روش‌های دیگری نظیر روش‌های زیست‌شناختی^۱ و روش‌های مبتنی بر مدل^۲ وجود دارند که به دلیل وجو محدودیت‌های مختلف، استفاده از عوارض نقطه‌ای استخراج شده توسط آن‌ها، کاربرد کمتری در فتوگرامتری و سنجش از دور دارند. با توجه به اینکه تصاویر مورد استفاده در کاربردهای تناظریابی علاوه بر دوران، ممکن است در سایر پارامترها نظیر مقیاس و منظر تصویربرداری نیز نسبت به یکدیگر باشند؛ زمینه‌ای برای توسعه‌ی الگوریتم‌هایی با پایداری بالاتر در برابر اعوجاجات میان تصاویر ایجاد نمود. اولین دسته از این نوع الگوریتم‌ها را می‌توان روش‌های چند-مقیاسه^۳ دانست. در این روش‌ها به منظور مقابله تغییرات مقیاس، عوارض تصویری در یک دامنه از مقیاس‌ها متفاوت تصویر استخراج شده و تمامی آن‌ها در فرآیند تناظریابی شرکت می‌کنند. به عنوان مثال دوفورناد و همکاران [۱۵] با استفاده از این روش، عوارض هریس را در چندین سطح مقیاس استخراج کرده و توانستند میزان تکرارپذیری عوارض را در مقیاس‌های متفاوت افزایش دهند. مشکل اصلی روش‌های چند-مقیاسه این است که تعداد بسیار زیادی از عوارض نقطه‌ای استخراج شده توسط آن‌ها، مربوط به یک ساختار یکسانی از تصویر بوده و به میزان بسیار اندکی با یکدیگر متفاوت هستند. همین امر باعث ایجاد ابهام در تناظریابی شده و پیچیدگی محاسباتی را نیز بالا می‌برد. به‌منظور غلبه بر مشکل اشتراک زیاد عوارض در روش‌های چند مقیاسه، روش‌های مستقل از مقیاس^۴ ارائه شدند. این روش‌ها به طور خودکار موقعیت و مقیاس هر عارضه را تعیین کرده و

ناحیه‌ای دایره‌ای شکل برای هر عارضه استخراج می‌نمایند. مبنای اکثر روش‌های موجود در این زمینه جستجو برای یافتن اکسترم‌های نمایش سه‌بعدی تصویر است (x, y و مقیاس). این ایده برای تعیین عوارض نقطه‌ای در فضای مقیاس^۵ اولین بار توسط کرولی و پارکر [۱۶] معرفی شد. به‌منظور استخراج عوارض موضعی مستقل از مقیاس تا کنون روش‌های متنوعی ارائه شده است که تفاوت آن‌ها در نوع توابع و روش مورد استفاده در توصیف فضای مقیاس است.

لیندبرگ در تحقیقات خود در سال‌های ۱۹۹۳ و ۱۹۹۸ [۱۷، ۱۸] از تابع LoG^6 نرمالیزه به منظور ایجاد فضای مقیاس و جستجو برای اکسترم‌های سه‌بعدی استفاده نمود. در این روش با افزایش ترتیبی سایز یک پنجره‌ی گوسی، تصویر اولیه نرم شده و فضای مقیاس تشکیل می‌شود. سپس با اعمال تابع LoG نرمالیزه بر این فضای مقیاس، زمانی که این تابع بیشترین پاسخ را در یک همسایگی در فضای مقیاس دریافت کند؛ عارضه‌ی مورد نظر به‌عنوان یک ساختار برجسته‌ی تصویر استخراج شده و با توجه به ابعاد تابع LoG مقیاس آن تعیین می‌شود. با توجه به شکل دایروی تابع LoG ، این تابع مستقل از دوران بوده و همچنین ساختارهای حباب-شکل تصویر را استخراج می‌نماید.

از دیگر روش‌های مطرح جهت استخراج عوارض مستقل از مقیاس (دایره‌ای شکل) می‌توان به الگوریتم‌های هریس-لاپلاس^۷ و هسین لاپلاس^۸ [۵]، الگوریتم استخراج عارضه مبتنی بر تابع DoG^9 در الگوریتم SIFT [۸] و الگوریتم سورف ($SURF^10$) [۱۹]

⁵ Scale Space⁶ Laplacian of Gaussians⁷ Harris-Laplace⁸ Hessian-Laplace⁹ Difference of Gaussians¹⁰ Speeded Up Robust Features¹ Biologically Plausible Methods² Model Based Methods³ Multi-Scale⁴ Scale-Invariant

نامنظم تصویری را استخراج می کنند. روش نواحی مبتنی بر شدت پس از تعیین اکسترم های محلی در تصویر، رفتار شعاعی درجات خاکستری پیکسل های اطراف آن را بررسی کرده و در مکان هایی از شعاع های اطراف که تغییرات شدید درجات خاکستری رخ می دهد، پیکسل های تصویری شناسایی می شوند. در ادامه با اتصال این پیکسل ها به یکدیگر، یک ناحیه با شکل نامنظم که مستقل از پارامترهای افاین است، ایجاد شده و در نهایت این ناحیه با یک بیضی که مومنت های آن ها تا درجه ی دوم با هم یکسان است، جایگزین می شود.

روش نواحی اکسترم با بیشترین پایداری، که یکی از کارآمدترین روش های مستقل از افاین است، بر مبنای حد آستانه گذاری بر روی تصویر عمل می نماید. تمام پیکسل های درون نواحی شناسایی شده توسط این الگوریتم دارای درجات خاکستری بیشتر و یا کمتر از پیکسل های خارج از مرز این نواحی هستند. ایده ی اصلی کار بدین صورت است که با انتخاب حد آستانه های مختلف، تصاویر باینری متفاوت از تصویر اصلی ایجاد شده و نواحی از تصویر که طی این فرآیند کمترین تغییر در آن ها ایجاد شود (از لحاظ سیاه یا سفید بودن)، به عنوان نواحی پایدار شناسایی می شوند. در این الگوریتم نیز مانند الگوریتم نواحی مبتنی بر شدت، با استفاده از مومنت های اول و دوم، به ناحیه ی نامنظم استخراج شده یک بیضی برازش داده می شود.

علاوه بر این دو روش هسین افاین و هریس افاین تعمیم یافته ی الگوریتم های مستقل از مقیاس مربوطه بوده و با استفاده از مقادیر ویژه ی ماتریس گشتاور مرتبه ی دوم، برای هر عارضه یک ناحیه ی بیضی شکل استخراج می کنند. از دیگر روش های مطرح در این زمینه می توان به الگوریتم های نواحی مبتنی بر لبه^۳ [۲۱] و

اشاره نمود.

بنا بر آنچه بیان شد، الگوریتم های استخراج عوارض دایره ای علاوه بر دوران، نسبت به اختلافات مقیاس تصاویر نیز پایدار هستند. حال زمانی که تغییرات مقیاس در تصاویر در دو جهت x و y متفاوت باشد، این اعوجاجات علاوه بر موقعیت، بر روی شکل عارضه نیز تاثیر می گذارد. علاوه بر این در تصاویری که با تغییر منظر تصویربرداری، زاویه ی بین محورها نیز تغییر نماید، اختلاف افاین بین دو تصویر وجود داشته و الگوریتم های مستقل از مقیاس به خوبی نمی توانند فرآیند استخراج عوارض را انجام داده و در نتیجه تناظریابی با شکست مواجه می شود [۲۰].

به منظور جبران محدودیت های روش های مستقل از مقیاس در تناظریابی تصاویری با اختلاف در منظر تصویربرداری، روش های مستقل از افاین توسعه داده شده اند. تبدیل افاین شامل ۶ پارامتر، شامل ۲ پارامتر انتقال، ۱ پارامتر دوران، ۱ پارامتر عمود نبودن محورها و ۲ پارامتر مقیاس (در دو جهت x و y) است. دلیل نام گذاری این روش ها با عنوان مستقل از افاین نیز این است که در این روش ها علاوه بر سه پارامتر اول، مقیاس در دو جهت x و y به صورت متفاوت در نظر گرفته شده و همچنین زوایای بین امتدادها نیز قابل تغییر فرض می شوند. بنابراین در این روش ها علاوه بر موقعیت و مقیاس عوارض، پارامترهای مربوط به شکل آن ها نیز تعیین می شود.

عوارض مستخرج در الگوریتم های مستقل از افاین یا مستقیماً بیضی شکل بوده و یا پس از استخراج نواحی نامنظم، یک بیضی به آن ها برازش داده می شود. به عنوان مثال دو روش نواحی مبتنی بر شدت^۱ [۲۱] و نواحی اکسترم با بیشترین پایداری^۲ [۲۲] نواحی

^۱ Intensity Based Region

^۲ Maximally Stable Extremal Regions

^۳ Edge-Based Region Detector

نواحی متمایز^۱ [۲۳] نیز اشاره نمود.

همچنین به منظور پایداری الگوریتم SIFT در برابر تغییرات هندسی ناشی از تغییر منظر تصویربرداری Yu و Morel در سال ۲۰۰۹ با استفاده از تصاویر شبیه‌سازی شده، الگوریتم افاین-سیفت^۲ را ارائه دادند [۲۴]. این روش گرچه به عنوان یک نسخه‌ی مستقل از افاین روش SIFT مطرح شده است اما در واقعیت تفاوت خاصی با الگوریتم SIFT نداشته؛ بلکه به جای اعمال بر روی دو تصویر مورد مقایسه‌ی چپ و راست، الگوریتم SIFT را بر روی تعداد بسیار زیادی از تصاویری که به صورت شبیه‌سازی شده از تصاویر اصلی ایجاد شده‌اند، اجرا می‌کند. به همین دلیل پیچیدگی محاسباتی این روش بسیار بسیار بالا بوده و همچنین تعداد بسیار زیادی از نظرهای اشتباه را ایجاد می‌نماید که عملاً نمی‌توان آن‌ها را با استفاده از الگوریتم‌های حذف اشتباه موجود شناسایی کرده و حذف نمود.

پر واضح است که توجیه نسبی تصاویر مرحله‌ای بسیار مهم در اغلب کاربردهای فتوگرامتری بوده و در فتوگرامتری رقومی این فرآیند از طریق عملیات تناظریابی انجام می‌پذیرد. بنابراین می‌توان انتظار داشت که کارآمد بودن یک الگوریتم در تناظریابی عوارض میان دو تصویر به تشکیل مدلی با کیفیت بالاتر منجر شود. کیفیت توجیه نسبی تصاویر نه تنها نشان دهنده‌ی دقت تناظریابی است؛ بلکه معیاری است که نحوه‌ی توزیع نقاط در مدل و در نتیجه توزیع آن‌ها در تصاویر را بیان می‌کند [۲۵]. در سال‌های اخیر در زمینه‌های فتوگرامتری و سنجش از دور تحقیقات زیادی بر مبنای کاربرد عوارض موضعی در توجیه نسبی تصاویر و تشکیل مدل سه‌بعدی انجام شده است. به عنوان مثال ژانگ و همکاران [۲۶]

روشی را جهت توجیه خارجی و تولید مدل سه بعدی از تصاویر اخذ شده توسط هواپیماهای بدون سرنشین ارائه کرده‌اند. در این روش پارامترهای توجیه نسبی اولیه با استفاده از یک تناظریابی سراسری بر مبنای الگوریتم SIFT محاسبه شده و در ادامه با استفاده از یک استراتژی سلسله مراتبی و الگوریتم تناظریابی کمترین مربعات دقت پارامترهای توجیه بهبود داده می‌شود. بارازتی و همکاران [۲۷] از الگوریتم‌های SIFT، سورف و الگوریتم فست جهت انجام توجیه نسبی و تولید مدل سه‌بعدی مربوط به دوربین‌های متریک کالبره شده مربوط به تصاویر برد کوتاه استفاده کردند. این روش به صورت کاملاً اتوماتیک و بدون استفاده از تارگت‌های انعکاسی مصنوعی است. به طور مشابه لرما و همکاران [۲۸] از الگوریتم SIFT و سورف جهت انجام توجیه نسبی و تولید مدل سه‌بعدی مربوط به تصاویر متریک اخذ شده از صخره‌های باستانی بدون بهره‌گیری از تارگت‌های مصنوعی استفاده کردند.

به صورت کلی، با بررسی تحقیقات متعدد انجام شده در زمینه‌ی استخراج و تناظریابی عوارض موضعی می‌توان دریافت که تا کنون تنها روش ارائه شده به منظور افزایش استقلال الگوریتم SIFT در برابر تغییرات افاین محلی، روش افاین-سیفت است که آن هم به دلایلی که پیش‌تر ذکر شد در عمل نتایج مطلوبی را ارائه نمی‌دهد. بدین منظور در این تحقیق روشی کارآمد جهت افزایش پایداری الگوریتم SIFT در برابر تغییرات هندسی ایجاد شده از تغییر منظر تصویربرداری ارائه شده است که در بخش بعدی جزئیات آن مورد بررسی قرار می‌گیرد.

۳- روش پیشنهادی

همانطور که در بخش مقدمه توضیح داده شد، عوارض دایره‌ای و اصولاً روش‌های مستقل از مقیاس

^۱ Salient Region Detector

^۲ Affine-SIFT

در دو تصویر استخراج می‌شوند. در این الگوریتم، موقعیت‌هایی از تصویر که مستقل از مقیاس و دوران هستند، با شناسایی اکسترم‌های محلی تابع DoG که تقریبی از لاپلاسیان نرمالیزه^۱ تصویر هستند، استخراج می‌شوند. بدین منظور با به کارگیری از یک استراتژی هرمی و استفاده از تابع DoG، عوارض پایدار تصویر استخراج شده و به منظور انجام تناظریابی مستقل از مقیاس، برای هر عارضه‌ی استخراج شده یک پارامتر مقیاس نیز انتخاب می‌شود. از آنجا که این پارامتر مقیاس با توجه به خصوصیات عوارض و ابعاد آن‌ها انتخاب می‌شود، لذا می‌توان با انتخاب یک همسایگی منحصر به فرد در اطراف عوارض نظیر در تصاویر مختلف، فرآیند تناظریابی را مستقل از اختلاف مقیاس میان آن‌ها انجام داد. در ادامه با انتخاب یک جهت برای هر یک از عوارض انتخاب شده، امکان انجام فرآیند تناظریابی مستقل از دوران میان تصاویر نیز فراهم می‌شود. به بیان دیگر، با انتخاب جهت برای هر عارضه و دوران همسایگی اطراف هر عارضه به میزان این جهت، فرآیند تناظریابی به صورت مستقل از مقیاس قابل انجام خواهد بود. شکل (۴) عوارض استخراج شده توسط الگوریتم SIFT را در دو تصویر پوشش‌دار نمایش می‌دهد.

۳-۲- ایجاد نواحی بیضی شکل و نرمال‌سازی آن‌ها

پس از استخراج عوارض و تعیین موقعیت و مقیاس مشخصه‌ی^۲ آن‌ها در مرحله قبل، در این مرحله نواحی بیضی شکل به مرکزیت هر عارضه استخراج می‌شود. بدین منظور از یک ماتریس حقیقی متقارن 2×2 با عنوان ماتریس گشتاور مرتبه‌ی دوم، یا ماتریس خود همبستگی^۳، استفاده می‌شود.

به دلیل ثابت فرض کردن مقیاس در تمامی جهات، نمی‌توانند تغییرات هندسی شدید ایجاد شده میان تصاویر را کنترل کنند. این در حالی است که شکل بیضی به عنوان یک شکل هندسی مستقل از افاین شناخته شده که با در نظر گرفتن مقیاس‌های متفاوت در دو جهت x و y و نیز قابل تغییر فرض نمودن زوایای بین امتدادها به صورت بهتری می‌تواند بر تغییرات هندسی بوجود آمده غلبه نماید. بنابراین با تبدیل ناحیه‌ی دایره‌ای استخراج شده برای هر عارضه در الگوریتم SIFT به یک ناحیه‌ی بیضی شکل، می‌توان پایداری این عوارض را در برابر تغییرات زیاد منظر تصویربرداری افزایش داد. بنابراین روش پیشنهادی تناظریابی در این تحقیق مطابق با شکل (۳) طراحی شده است. در مرحله‌ی اول تناظریابی عوارض دو تصویر با استفاده از الگوریتم SIFT استخراج می‌شوند. در مرحله‌ی دوم، که مربوط به بخش اصلی روش پیشنهادی این تحقیق است، با توجه به موقعیت و مقیاس بدست آمده از عوارض و با استفاده از ویژگی‌های ماتریس گشتاور مرتبه‌ی دوم، یک بیضی به مرکز هر عارضه استخراج می‌شود. همچنین به منظور ایجاد توصیفگر مستقل از مقیاس، تمامی نواحی استخراج شده به دوایری با شعاع ثابت نرمالیزه می‌شوند. در مرحله‌ی سوم توصیفگر SIFT برای تمامی عوارض موجود در دو تصویر محاسبه شده و فرآیند تناظریابی با اندازه‌گیری فاصله‌ی اقلیدسی میان توصیفگرها انجام می‌پذیرد. در نهایت به منظور حذف تناظرهای احتمالی موجود از روش RANSAC [۲۹] مبتنی بر قید هندسی اپی پلار استفاده می‌شود. در ادامه جزئیات هر یک از این مراحل تشریح می‌گردد.

۳-۱- استخراج عوارض با استفاده از الگوریتم SIFT

در مرحله‌ی اول، الگوریتم SIFT بر روی دو تصویر پوشش‌دار اعمال شده و عوارض موضعی

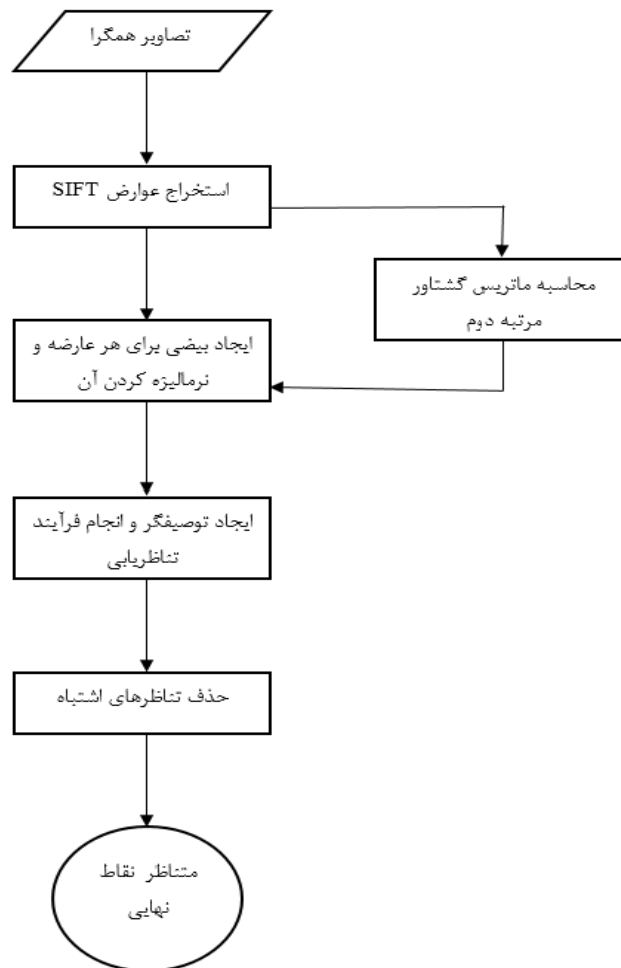
^۱ Normalized Laplacian

^۲ Characteristic Scale

^۳ Auto-Correlation Matrix

توسط لیندبرگ و گاردینگ در سال ۱۹۹۷ [۳۰] و سپس بومبرگ در سال ۲۰۰۰ مورد استفاده قرار گرفت [۳۱].

مقدارهای ویژه (λ_1, λ_2) و بردارهای ویژه (v_1, v_2) این ماتریس مطابق شکل (۵) بیانگر اندازه و جهت نیم قطرهای بیضی متناظر با آن هستند. این روش ابتدا



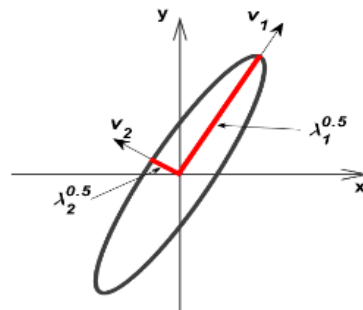
شکل ۳: الگوریتم پیشنهادی



شکل ۴: عوارض استخراج شده توسط الگوریتم SIFT

مشتقات تصویری با یک پنجره‌ی گوسی با مقیاس σ_D در دو جهت x و y محاسبه می‌شوند. σ_I نیز مقیاس پنجره‌ی نرم کننده‌ی گوسی این مشتقات تصویری در یک همسایگی محلی از نقاط مورد نظر است. بنابراین هر عارضه‌ی تصویری یک الگویی از درجات خاکستری در اطراف خود دارد که این الگو از طریق مقادیر ویژه‌ی ماتریس گشتاور مرتبه‌ی دوم هر عارضه تعیین می‌شود. با استفاده از این مقادیر ویژه، یک بیضی برای هر عارضه تشکیل می‌شود.

ماتریس گشتاور مرتبه‌ی دوم از طریق رابطه‌ی (۱) برای هر عارضه تصویری قابل محاسبه است.



شکل ۵: استفاده از ماتریس گشتاور مرتبه دوم برای توصیف شکل هر عارضه

$$M = \mu(x, \sigma_I, \sigma_D) = \begin{bmatrix} \mu_{11} & \mu_{12} \\ \mu_{21} & \mu_{22} \end{bmatrix} = \sigma_D^2 g(\sigma_I) * \begin{bmatrix} I_x^2(x, \sigma_D) & I_x I_y(x, \sigma_D) \\ I_x I_y(x, \sigma_D) & I_y^2(x, \sigma_D) \end{bmatrix} \quad \text{رابطه (۱)}$$

ویژه‌ی ماتریس گشتاور مرتبه‌ی دوم آن برابر با این مقادیر ویژه، در عارضه اصلی باشد. بنابراین گام‌های زیر در این قسمت از روش پیشنهادی صورت می‌پذیرد:

۱: تشکیل نواحی اولیه توسط الگوریتم SIFT.

۲: تعیین شکل بیضی برای هر عارضه با استفاده از ماتریس گشتاور مرتبه‌ی دوم.

۳: نرمالیزه کردن بیضی‌ها به دایره‌ی با شعاع ثابت.

۴: تعیین موقعیت و مقیاس در ناحیه‌ی نرمالیزه شده.

۵: بازگشت به مرحله‌ی ۲، در صورتی که مقادیر ویژه‌ی ناحیه‌ی جدید با مقادیر ویژه‌ی عارضه‌ی اصلی متفاوت باشد.

تبدیل مورد نظر در گام ۳، برای هر عارضه که در ترمینان ماتریس گشتاور مرتبه‌ی دوم آن غیر صفر است، با استفاده از ریشه‌ی دوم این ماتریس قابل انجام است [۳۰]. بدین منظور، با فرض اینکه بردار X بیانگر مختصات هر نقطه درون ناحیه یک عارضه بیضی شکل با ماتریس گشتاور مرتبه‌ی دوم M باشد؛ آنگاه برای هر نقطه از آن رابطه‌ی (۲) برقرار است:

$$X^T M X \leq 1 \quad \text{رابطه (۲)}$$

هدف از فرآیند نرمالیزه کردن ناحیه‌ی بیضی شکل، تبدیل آن به یک ناحیه‌ی دایره‌ای است. حال با

پس از تشکیل بیضی برای هر عارضه، به منظور ایجاد توصیفگر مستقل از اختلافات هندسی و تغییر منظر میان دو تصویر، هر یک از نواحی به دایره‌ای با شعاع ۲۰ پیکسل (پنجره با ابعاد 41×41 پیکسل) نرمالیزه می‌شود [۵]. شعاع ۲۰ پیکسل به عنوان یک استاندارد کلی برای نرمالیزه نمودن عوارض بیضی شکل در [۵] تعیین شده است. به بیان دیگر با نرمالیزه کردن بیضی به یک دایره، محتویات تصویری آن تغییری نکرده و صرفاً به منظور ایجاد یک توصیفگر مستقل از جهت و مقیاس عوارض، تمامی ناحیه‌های استخراج شده به دایره‌ای با شعاع یکسان تبدیل می‌شوند. واضح است که دایره‌ی ایجاد شده در این مرحله با دایره‌ی استخراج شده‌ی اولیه توسط الگوریتم SIFT یکسان نبوده و سطح متفاوتی از تصویر را پوشش می‌دهند. حال با نرمالیزه شدن این نواحی، مرکز دایره‌ی جدید دارای موقعیتی متفاوت خواهد بود. از آنجایی که ماتریس گشتاور مرتبه‌ی دوم نشان دهنده‌ی رفتار تغییرات درجات خاکستری را در اطراف هر عارضه نشان می‌دهد، به منظور تخمین موقعیت دقیق عارضه‌ی مورد نظر موقعیت این مرکز باید به گونه‌ای باشد که مقادیر

همچنین با توجه به اینکه ماتریس M یک ماتریس حقیقی متقارن است؛ بنابراین در آن روابط $M^T = M$ و $M^{1/2} = (M^{1/2})^T$ برقرار است. بر این اساس با در نظر گرفتن روابط (۲) و (۳) داریم:

$$X^T M X = X^T M^{1/2} M^{1/2} X = X^T (M^{1/2})^T M^{1/2} X = (M^{1/2} X)^T M^{1/2} X = \frac{1}{r^2} X'^T X' = 1 \quad \text{رابطه (۴)}$$

میان دو ناحیه است. با در نظر گرفتن زاویه α میان دو ناحیه، ماتریس R به صورت رابطه (۷) خواهد بود:

$$R = \begin{bmatrix} \cos \alpha & \sin \alpha \\ -\sin \alpha & \cos \alpha \end{bmatrix} \quad \text{رابطه (۷)}$$

این فرایند در شکل (۶) برای عوارض بیضی شکل دو عارضه‌ی نظیر در دو تصویر مختلف، نشان داده شده است. هر عارضه به صورت یک دایره نرمالیزه شده (شکل (۶-ب) و سپس برای هر کدام یک جهت تخصیص داده شده است (شکل (۶-ج)). همانطور که ملاحظه می شود، میزان اختلاف دو ناحیه تنها یک زاویه دوران است. در صورتی که نواحی دایره‌ای متناسب با جهت تعیین شده دوران داده شوند، به صورت یک ناحیه مشابه خواهند بود (شکل (۶-د)).

در نظر گرفتن شعاع دایره‌ی نرمالیزه برابر r و فرض آنکه مختصات نقطه‌ی X بعد از نرمالیزه کردن برابر X' باشد، آنگاه برای هر نقطه از آن رابطه‌ی (۳) برقرار است:

$$X'^T X' \leq r^2 \quad \text{رابطه (۳)}$$

بدین ترتیب بین مختصات نقاط مربوط به ناحیه بیضی شکل عارضه و ناحیه دایره‌ای نرمالیزه رابطه‌ی (۵) برقرار است:

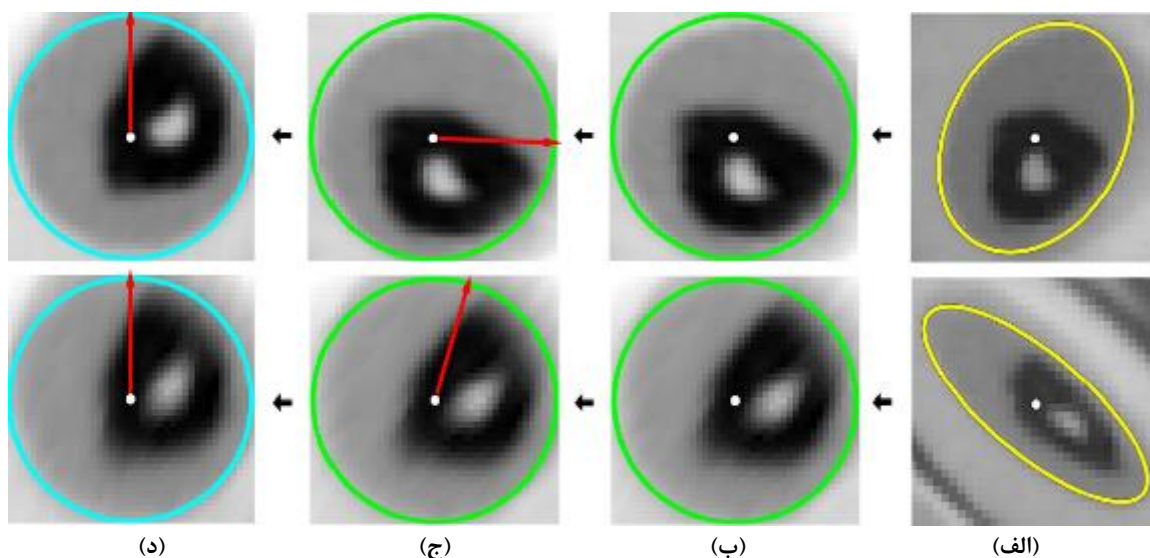
$$X' = r M^{1/2} X$$

$$X = \frac{1}{r} M^{-1/2} X'$$

حال با در نظر گرفتن دو عارضه‌ی بیضی شکل که به صورت یک ناحیه با شعاع مشخص نرمالیزه شده‌اند، اختلاف افاین میان دو عارضه تنها به اختلاف در یک دوران ساده تبدیل می شود [۵]. در واقع اگر بردارهای X_L و X_R بیانگر مختصات هر نقطه درون دو عارضه‌ی نظیر در دو تصویر راست و چپ با ماتریس گشتاور مرتبه‌ی دوم M_L و M_R باشند؛ آنگاه داریم:

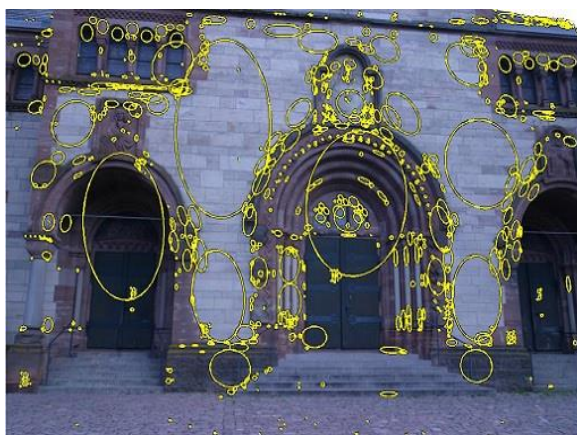
$$X'_L = R X'_R \quad \text{رابطه (۶)}$$

در رابطه‌ی (۶)، R بیانگر ماتریس دوران



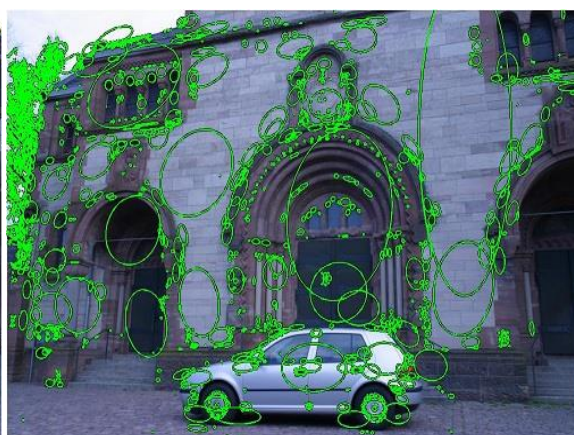
شکل ۶: نرمالیزه عوارض بیضی شکل، (الف) یک جفت عارضه‌ی نظیر، (ب) نرمالیزه کردن عوارض بیضی شکل به دایره، (ج) تخصیص جهت، (د) دوران عارضه متناسب با جهت تخصیص داده شده [۳۲]

عوارض استخراج شده توسط الگوریتم SIFT از لحاظ تعداد و موقعیت تغییری نکرده و تنها یک شکل افاین برای آن‌ها استخراج می‌شود.



شکل ۷: عوارض بیضی شکل ایجاد شده توسط روش پیشنهادی

شکل (۷) عوارضی که در این قسمت از دایره (شکل (۵)) به بیضی تبدیل می‌شوند را نشان می‌دهد. همانطور که در این شکل مشاهده می‌شود



مقادیر گرادیان‌ها توسط یک تابع گوسی وزن‌دهی شده و یک هیستوگرام جهت از جهت این گرادیان‌ها برای هر سلول از شبکه ایجاد می‌شود. در این هیستوگرام محدوده‌ی ۳۶۰ درجه به ۸ قسمت ۴۵ درجه‌ای تقسیم می‌شود. در نهایت توصیفگر SIFT به صورت یک بردار $128 \times 8 = 1024$ مولفه‌ای از اتصال مقادیر تمامی هیستوگرام‌های مربوط به هر سلول شبکه ایجاد شده و به منظور کاهش اثرات تغییرات روشنایی، اندازه‌ی آن نرمالیزه (یکه) می‌شود. به منظور مطالعه دقیق‌تر توصیفگر SIFT پیشنهاد می‌شود به [۸] رجوع شود.

پس از ایجاد توصیفگر برای تمامی عوارض استخراج شده در دو تصویر مینا و ورودی، عملیات تناظریابی میان عوارض انجام می‌شود. معیار مشابهت مورد استفاده برای تناظریابی در الگوریتم SIFT، فاصله‌ی اقلیدوسی میان توصیفگرهای عوارض است. ابتدا فاصله‌ی اقلیدوسی میان تمامی توصیفگرهای عوارض در تصویر مینا و ورودی محاسبه شده و سپس کاندیدای متناظر هر عارضه در تصویر مینا، با شناسایی نزدیک‌ترین همسایه‌ی آن در تصویر ورودی، تعیین می‌شود.

بنابراین این مرحله قسمت اصلی روش پیشنهادی را تشکیل داده که طی آن تغییرات هندسی حاصل از تغییر منظر تصویربرداری به صورت مناسبی مدل شده و سبب می‌شود توصیفگر هر عارضه، به صورت دقیق‌تری تشکیل شود. در ادامه، عملیات تناظریابی پس از ایجاد توصیفگرها، طبق آنچه در بخش بعدی توضیحات داده می‌شود، صورت می‌پذیرد.

۳-۳- ایجاد توصیفگر عوارض و انجام عملیات تناظریابی

بعد از استخراج عوارض، مرحله‌ی بعد ایجاد توصیفگر به عنوان ابزاری برای تناظریابی میان آن‌ها است. با استخراج نواحی بیضی شکل SIFT، نرمال‌سازی و دوران آن‌ها که در مرحله‌ی قبلی الگوریتم پیشنهادی صورت گرفته است؛ توصیفگر به گونه‌ای ایجاد می‌شود که در مقابل تغییرات هندسی ناشی از تغییر مقیاس، جهت و منظر تصویربرداری پایدار باشد. به منظور ایجاد توصیفگر در الگوریتم SIFT، یک شبکه‌ی 4×4 در ناحیه‌ی دایره‌ای مربوط به هر عارضه ایجاد می‌شود. سپس مقادیر اندازه و جهت گرادیان پیکسل‌های درون ناحیه محاسبه می‌شود. در ادامه

هندسی در روش RANSAC به عنوان محبوب‌ترین روش حذف تناظرهای اشتباه شناخته می‌شود [۳۳]. در این روش مراحل زیر جهت بدست آوردن تناظرهای صحیح انجام می‌شود:

۱: نمونه‌ای از نقاط متناظر، در اینجا ۸ متناظر، به تصادف انتخاب می‌شوند.

۲: با توجه به رابطه‌ی (۸)، ماتریس بنیادی^۳ توسط نقاط متناظر انتخاب شده، محاسبه می‌شود.

رابطه (۸)

$$\tilde{p}^T F \tilde{q} = 0$$

کـــه در آن $\tilde{p} = (x, y, 1)$ و $\tilde{q} = (x', y', 1)$ مختصات همگن شده‌ی دو نقطه‌ی متناظر انتخاب شده در دو تصویر مبنا و ورودی بوده و F نیز نمایانگر ماتریس بنیادی با ابعاد 3×3 است.

۳: با استفاده از ماتریس بنیادی بدست آمده توسط نقاط تصادفی، فاصله‌ی تمامی نقاط متناظر اولیه‌ی (p, q) تا خط اپی پلار مربوطه طبق رابطه‌ی (۹) محاسبه می‌شود.

$$d_q = \frac{|\tilde{q}^T F \tilde{p}|}{\sqrt{(F\tilde{p})_1^2 + (F\tilde{p})_2^2}} \quad \text{رابطه (۹)}$$

که در آن $(F\tilde{p})_i$ ، i امین مولفه از بردار $(F\tilde{p})$ است. به طور مشابه فاصله‌ی نقطه‌ی q از خط اپی پلار مربوطه نیز محاسبه شده و بیشینه مقدار میان d_p و d_q به عنوان اندازه‌ی فاصله‌ی جفت نقطه‌ی مورد نظر انتخاب می‌شود.

۴: تناظرهایی که فاصله‌ی محاسبه شده‌ی آن‌ها از یک حد آستانه کمتر باشد به عنوان نقاط متناظر صحیح نشانه گذاری می‌شوند.

۵: مراحل ۱ تا ۴، k بار تکرار شده و در نهایت راه حلی که بیشترین تعداد نقاط متناظر را حاصل می‌کند به عنوان جواب انتخاب می‌شود. بنا بر آنچه که پیش تر نیز ذکر شد،

در ادامه جفت عوارضی که نسبت کمترین فاصله به دومین کمترین فاصله در آن‌ها از یک حد آستانه، که در اینجا مطابق با پیشنهاد Lowe [۸] ۰.۸ در نظر گرفته شده‌است، کمتر باشد به عنوان تناظر صحیح انتخاب می‌شوند. در این تحقیق، به منظور افزایش دقت تناظریابی، این فرآیند با جایگزینی تصویر ورودی به جای تصویر مبنا نیز انجام شده و تنها جفت عوارضی که در هر دو فرآیند تناظریابی در دسته‌ی نقاط متناظر قرار دارند؛ به عنوان عوارض متناظر نهایی انتخاب می‌شوند.

۳-۴- حذف تناظرهای اشتباه

وجود تناظرهای اشتباه امری اجتناب‌ناپذیر در تمامی روش‌های تناظریابی عارضه مبنا است. حال این امر در مورد اعمال این الگوریتم‌ها بر روی تصاویر برد کوتاه که ماهیت پیچیده‌ای دارند، دو چندان است. به منظور حذف تناظرهای اشتباه، روش‌های مختلفی از جمله RANSAC [۲۹]، تناظریابی بر اساس انتقال گراف (GTM)^۱ [۳۲] و قید محدود کننده‌ی ترتیب مکانی (RSOC)^۲ [۹]، ارائه شده‌اند. روش GTM که بر اساس تشکیل گراف در همسایگی نقاط متناظر و اندازه‌گیری شباهت میان این گراف‌ها است؛ در مواقعی که دو عارضه‌ی متناظر نادرست دارای ساختار همسایگی یکسان باشند و یا نقاط متناظر صحیح ساختار همسایگی متفاوتی داشته باشند، با مشکل روبرو شده و تعداد زیادی از تناظرهای صحیح حذف می‌شوند [۳۴]. روش قید محدود کننده‌ی ترتیب مکانی، که از نقاط همسایگی به منظور ایجاد توصیفگر برای عوارض استفاده می‌نماید، روشی بسیار زمان‌بر بوده و اغلب در مواقعی که تعداد تناظرهای اشتباه زیاد باشد نمی‌تواند نتایج قابل قبولی حاصل کند. استفاده از قید اپی پلار به عنوان مدل

¹ Graph Transformation Matching

² Restricted Spatial Order Constraints

³ Fundamental matrix

استاندار SIFT بوده و تنها نواحی دایره‌ای در روش SIFT به بیضی تبدیل شده و سپس نرمالیزه می‌شوند. همچنین به منظور ایجاد توصیفگر عوارض در هر سه روش از توصیفگر SIFT، مطابق آنچه که پیش‌تر توضیح داده شد، استفاده شده است.

سه الگوریتم ذکر شده بر روی سه زوج تصویر، با تغییر زیاد در منظر تصویربرداری، از سری تصویرهای تهیه شده توسط استرچا و همکاران [۳۵]، با نام‌های Herz-Jesu-p8، Castle-p30 و Fountain-p11 اعمال شده‌اند. همانطور که در شکل (۸) مشاهده می‌شود، هندسه‌ی این تصاویر مسطح نبوده و تغییرات عمقی در آن‌ها دیده می‌شود. همچنین مطابق با جدول (۱) پارامترهای مربوط به دوربین استفاده شده در این تصاویر به صورت کامل در اختیار قرار داده شده که می‌توان از آن‌ها در توجیه نسبی تصاویر و ایجاد مدل سه بعدی عوارض استفاده نمود. لازم به ذکر است که مقادیر اعوجاجات عدسی در ماتریس کالیبراسیون برابر صفر بوده و بنابراین دوربین مورد استفاده عاری از اعوجاجات لنز در نظر گرفته شده است.

در مرحله‌ی آخر الگوریتم پیشنهادی به منظور حذف تناظرهای اشتباه و بدست آوردن نقاط متناظر با اطمینان بالا، از قید هندسی اپی پلار و روش RANSAC، مطابق آنچه که در این بخش بیان شد، استفاده می‌شود.

۴- پیاده‌سازی و ارزیابی نتایج

به منظور پیاده‌سازی روش پیشنهادی در تمامی قسمت‌ها از نرم‌افزار MATLAB R2013b استفاده شده و سعی بر آن شده که پارامترهای هر الگوریتم طبق مقادیر پیشنهادی نویسندگان آن‌ها انتخاب شود. جهت ارزیابی بهتر روش پیشنهادی، نتایج حاصل علاوه بر خروجی بدست آمده از الگوریتم استاندارد SIFT، با نتایج الگوریتم هسین افاین نیز مقایسه شده است. به منظور مقایسه بهتر این سه روش در نحوه‌ی عملکرد آن‌ها در عملیات تناظریابی، حد آستانه‌ی مربوط به استخراج عوارض در الگوریتم هسین افاین، در هر تصویر، به نحوی مقداردهی شده تا تعداد عوارض استخراج شده در هر سه الگوریتم حدود یکدیگر باشد. روشن است که عوارض استخراج شده در روش پیشنهادی همان عوارض ایجاد شده در الگوریتم



شکل ۸: تصاویر استفاده شده، (الف) تصاویر Fountain-p11، (ب) تصاویر Herz-Jesu-p8، (ج) تصاویر Castle-p30

جدول ۱: مشخصات دوربین مورد استفاده

نام تصویر	ابعاد (پیکسل)	فاصله کانونی در جهت x (پیکسل)	فاصله کانونی در جهت y (پیکسل)	مختصات نقطه اصلی
Fountain-P11	2048×3072	3759.5	2764.2	(1520.7 و 1006.8)
Herz-Jesu-P8	2048×3072	3759.5	2764.2	(1520.7 و 1006.8)
Castle-P30	2048×3072	3759.5	2764.2	(1520.7 و 1006.8)

۴-۱- معیارهای ارزیابی

با توجه به اعوجاجات متنوع موجود در تصاویر برد کوتاه و به ویژه تصاویری با همگرایی شدید، تعداد عوارضی که قابلیت تناظر یابی به صورت صحیح را دارند، در اغلب روش‌های موجود، محدود است. با توجه به اینکه تعداد نقاط متناظر در بسیاری از کاربردهای فتوگرامتری نظیر تولید مدل سه بعدی، حائز اهمیت است؛ در این تحقیق میزان موفقیت هر یک از سه الگوریتم پیشنهادی، SIFT و هسین افاین، در ایجاد نقاط متناظر صحیح، به‌عنوان معیاری برای مقایسه آن‌ها در نظر گرفته شده است. به بیان دیگر، با توجه به یکسان بودن توصیفگر عوارض و نیز روش تناظر یابی در هر سه فرآیند تناظر یابی، روشی که عوارض استخراج شده در آن منتهی به تعداد بیشتری از نقاط متناظر شود، به‌عنوان روشی کارآمدتر شناخته می‌شود. ذکر این نکته ضروری است که تعداد نقاط متناظر صحیح ایجاد شده، به‌صورت دستی و از طریق بررسی بصری شخصی ماهر و قبل از مرحله حذف اشتباهات به روش RANSAC انجام شده است.

معیار دیگری که در این تحقیق در نظر گرفته شده است؛ دقت تناظر یابی است. این معیار نسبت تعداد عوارض متناظر صحیح را به تعداد کل عوارض متناظر حاصل از الگوریتم، نشان می‌دهد. تعداد بالای عوارض متناظر صحیح به تنهایی کافی نبوده؛ بلکه باید استخراج عوارض به گونه‌ای انجام پذیرد که این عوارض بتوانند به‌درستی در فرآیند تناظر یابی به‌عنوان نظیر

انتخاب شوند. بنابراین این معیار مشخص می‌کند که کدام یک از سه روش استخراج عوارض موضعی مطرح شده در این تحقیق، قابلیت اطمینان بیشتری را در ایجاد نقاط متناظر حاصل می‌نماید. با فرض اینکه N_m جفت عارضه از میان عوارض استخراج شده در دو تصویر به‌عنوان نقاط متناظر تعیین شوند و در این میان، N_t متناظر صحیح بوده و بقیه یعنی $N_f = N_m - N_t$ اشتباه باشند؛ آنگاه دقت تناظر یابی طبق رابطه (۱۰) بدست می‌آید.

رابطه (۱۰)

$$precision = \frac{N_t}{N_m} = \frac{N_t}{N_f + N_t}$$

در نهایت از معیار کیفیت توجیه نسبی تصاویر به‌منظور امکان‌سنجی استفاده از روش پیشنهادی در کاربردهای کلاسیک فتوگرامتری استفاده شده است. در این تحقیق پس از انجام عملیات تناظر یابی و حذف اشتباهات توسط الگوریتم RANSAC، هر زوج تصویر با استفاده از عوارض باقی مانده و نیز بهره‌گیری از شرط هم صفحه‌ای، توجیه نسبی شده و مختصات هر عارضه در فضای مدل تعیین شده است. سپس با توجه به اینکه خطای توجیه نسبی سبب ایجاد پارالاکس γ در مدل می‌شود و نیز بهره‌گیری از مطالعات انجام شده توسط لاهمن و همکاران [۲۵] و رابطه‌های (۱۱) و (۱۲)، معیاری از کیفیت توجیه نسبی محاسبه شده است.

$$py_{ip} = \frac{z'_i}{z_i} py_i \quad \text{رابطه (۱۱)}$$

که در آن py_{ip} پارالاکس γ عارضه‌ی i ام در مقیاس تصویر و py_i پارالاکس γ عارضه‌ی i ام

الگوریتم‌های تناظریابی باشد. در ادامه به بررسی نحوه‌ی عملکرد روش پیشنهادی با در نظر گرفتن معیارهای مذکور می‌پردازیم.

نتایج به‌دست آمده از اعمال سه الگوریتم پیشنهادی، SIFT و هسین افاین بر روی سه زوج تصویر استفاده شده، در جدول (۲) آورده شده است. همانطور که ملاحظه می‌شود، روش پیشنهادی در تمامی تصاویر و برای تمامی معیارها، نتایج بهتری را حاصل نموده است. این برتری در مورد معیار تعداد تناظرهای صحیح بیش از دو معیار دیگر به چشم می‌خورد. لازم به ذکر است که تمامی نقاط متناظر در تمام تصاویر به صورت دستی و دقیق بررسی شده و تعداد عوارض متناظر صحیح حاصل از اعمال هر الگوریتم تعیین شده است. همانطور که انتظار می‌رفت، روش پیشنهادی با در نظر گرفتن نواحی بیضی شکل توانایی بیشتری در کنترل تغییرات هندسی حاصل از تغییر منظر تصویربرداری داشته و این امر منجر به برتری این الگوریتم در ایجاد بسیار بیشتر عوارض متناظر صحیح نسبت به الگوریتم استاندارد SIFT شده است. همچنین با توجه به اینکه هم در روش پیشنهادی و هم در الگوریتم هسین افاین از نواحی بیضی شکل استفاده می‌شود، نتایج بدست آمده حاکی از آن است که گرچه ممکن است الگوریتم هسین افاین نسبت به همتای استاندارد خود در فرآیند تناظریابی برتری داشته باشد، اما تعداد تناظرهای صحیح این روش حتی از روش استاندارد SIFT که از نواحی دایره‌ای شکل استفاده می‌کند، کمتر است. بنابراین ایجاد نواحی بیضی شکل برای عوارض استخراج شده در الگوریتم SIFT، کارایی بهتری در مقایسه با انجام این عملیات برای عوارض حاصل از روش هسین دارا است.

در مقیاس مدل هستند. همچنین z_i' و z_i به ترتیب مختصات بعد سوم نقاط در تصویر اول (فاصله‌ی اصلی دوربین اول) و مختصات بعد سوم مدلی نقطه‌ی i ام را نشان می‌دهند. در ادامه میزان کیفیت توجیه نسبی از طریق رابطه‌ی (۱۲) تعیین می‌گردد.

$$s_{py_p} = \frac{1}{n} \sqrt{\sum_{i=1}^n py_{ip}^2} \quad \text{رابطه (۱۲)}$$

که در آن n تعداد کل عوارض متناظر و s_{py_p} میزان خطای توجیه نسبی دو تصویر است. بنابراین هر چه مقدار عددی s_{py_p} کوچک‌تر باشد؛ کیفیت توجیه نسبی تصاویر بیشتر خواهد بود.

۴-۲- نتایج ارزیابی

به منظور ارزیابی روش پیشنهادی، این الگوریتم بر روی سه دسته داده‌ی ذکر شده در بخش قبل، اعمال شده و با در نظر گرفتن سه معیار تعداد تناظرهای صحیح، دقت تناظریابی و کیفیت توجیه نسبی تصاویر، نتایج حاصل از آن با نتایج دو الگوریتم استاندارد SIFT و هسین افاین مقایسه شده است. به‌منظور کمک به درک بصری بهتری از کارایی سه روش مذکور، نتایج حاصل از اعمال آن‌ها بر روی یکی از سه زوج تصویر، Castle-p30، در شکل (۹) نشان داده شده است. آنچه که در این شکل محسوس به‌نظر می‌رسد؛ برتری روش پیشنهادی در ارتباط با تعداد تناظرهای ایجاد شده در مقایسه با دو روش دیگر است. بنابراین فرآیند تبدیل نواحی استخراج شده در الگوریتم SIFT به نواحی بیضی شکل، منجر به این امر شده است که تعداد به مراتب بیشتری از این عوارض به عنوان عوارض متناظر شناخته شوند. از آنجایی که تناظرهای اشتباه جزئی اجتناب ناپذیر در فرآیند تناظریابی هستند؛ صرفاً تولید زیاد عوارض متناظر نمی‌تواند معیار مناسبی برای ارزیابی



(الف)



(ب)



(ج)

شکل ۹: نتایج حاصل از اعمال سه الگوریتم بر روی زوج تصویر Castle-p30. (الف) نتایج مربوط به روش پیشنهادی، (ب) نتایج مربوط به الگوریتم SIFT، (ج) نتایج حاصل از روش هسین افاین

درمقایسه با دو روش دیگر است. روشن است که کوچک بودن نواحی استخراج شده سبب کم بودن محتوای اطلاعاتی این نواحی شده و در نتیجه توصیفگر مناسبی از این نواحی ایجاد نمی‌شود. از طرف دیگر همانطور که پیش‌تر نیز توضیح داده شد؛ نواحی استخراج شده توسط الگوریتم استاندارد SIFT، به دلیل اعوجاجات هندسی حاصل از تغییر منظر، سطح یکسانی از دو تصویر را نپوشانده، که این امر نیز منجر به اختلاف محتوای اطلاعاتی دو عارضه‌ی متناظر و یا مشابه بودن این اطلاعات در دو عارضه غیر متناظر می‌گردد. بنابراین کمتر بودن دقت حاصل از روش استاندارد SIFT نسبت به روش پیشنهادی، امری

دقت تناظریابی معیاری است که بیانگر قابلیت روش‌ها در جلوگیری از ورود تناظرهای اشتباه است. با توجه به جدول (۲)، الگوریتم پیشنهادی علاوه بر ایجاد تعداد بیشتری از عوارض متناظر صحیح؛ دقت بهتری را نیز نسبت به دو روش دیگر در فرآیند تناظریابی حاصل می‌نماید. به بیان دیگر عوارض ایجاد شده با استفاده از روش پیشنهادی به نحوی تناظریابی شده‌اند که نسبت کمتری از آن‌ها، در مقایسه با دو روش دیگر، اشتباه هستند. در این معیار نیز الگوریتم هسین افاین ضعیف‌ترین نتایج را ایجاد نموده است. شاید یکی از مهم‌ترین دلایلی که سبب ضعف این روش شده است؛ اندازه‌ی کوچکتر عوارض استخراج شده توسط آن،

به دست آمده از دو روش SIFT و هسین افاین است. این مساله قابلیت بالای روش پیشنهادی در افزایش دقت تناظریابی عوارض موضعی را نشان داده و استفاده از آن را برای اغلب کاربردهای فتوگرامتری رقومی، که بر مبنای توجیه نسبی تصاویر هستند، ممکن می سازد.

منطقی به نظر می رسد.

همانطور که پیش تر نیز بیان شد، در این تحقیق از متوسط پارالاکس γ باقیمانده در مدل به عنوان معیار کیفیت توجیه نسبی استفاده شده است. با توجه به نتایج بدست آمده، کیفیت توجیه نسبی عوارضی که توسط روش پیشنهادی ایجاد شده و در فرآیند تناظریابی قرار گرفته اند، بهتر از نتایج

جدول ۲: بررسی عددی نتایج بدست آمده

الگوریتم	نام تصاویر	تعداد تناظرهای اولیه	تعداد تناظرهای صحیح	دقت تناظریابی	پارالاکس γ باقی مانده در مدل (پیکسل)
روش پیشنهادی	Fountain-p11	۶۸۸	۶۲۱	۰.۹۰	۰.۰۲۵
SIFT		۲۶۱	۲۱۴	۰.۸۲	۰.۰۳۰
هسین افاین		۲۷۳	۲۱۰	۰.۷۷	۰.۰۲۷
روش پیشنهادی	Herz-Jesu-p8	۱۲۱۷	۱۰۲۶	۰.۸۴	۰.۰۱۴
SIFT		۷۸۹	۶۴۲	۰.۸۱	۰.۰۱۶
هسین افاین		۴۲۴	۲۷۴	۰.۶۵	۰.۰۲۵
روش پیشنهادی	Castle-p30	۷۸۱	۶۵۸	۰.۸۴	۰.۰۱۳
SIFT		۴۸۱	۳۳۹	۰.۷۰	۰.۰۲۱
هسین افاین		۲۹۷	۲۰۱	۰.۶۸	۰.۰۲۶

شناسایی شوند. با توجه به نتایج بدست آمده در این تحقیق، تعداد تناظرها در صورت استفاده از روش پیشنهادی در حدود دو برابر تعداد تناظرهای حاصل از اعمال الگوریتم استاندارد SIFT است.

- بهره گیری از روش پیشنهادی در تناظریابی تصاویر برد کوتاه، نه تنها تعداد تناظرها را به صورت چشم گیری افزایش می دهد؛ بلکه دقت تناظریابی نیز بهبود می یابد. این مساله نشان دهنده قابلیت بالای روش پیشنهادی در جلوگیری از ورود تناظرهای اشتباه است. واضح است که دقت بهتر روش پیشنهادی نسبت به روش استاندارد SIFT، منجر به افزایش تعداد تناظرهای صحیح نیز می گردد.

۵- نتیجه گیری و پیشنهادات

در این تحقیق روشی کارآمد جهت تناظریابی تصاویر همگرا در فتوگرامتری برد کوتاه ارائه شد. در روش پیشنهادی، نواحی استخراج شده توسط الگوریتم SIFT به منظور پایداری فرآیند تناظریابی در برابر تغییرات هندسی حاصل از تغییر منظر تصویربرداری، به نواحی بیضی شکل تبدیل شده و سپس نرمالیزه می شوند. به طور خلاصه نتایج زیر از این تحقیق، قابل بیان است:

- بسیاری از عوارض استخراج شده توسط الگوریتم SIFT که در فرآیند تناظریابی با شکست مواجه می شوند؛ با استفاده از روش پیشنهادی می توانند به عنوان عوارض متناظر در دو تصویر،

ایجاد کند. علت احتمالی این امر می‌تواند کم بودن اندازه‌ی نواحی استخراج شده در این روش باشد.

در نهایت با توجه به قابلیت‌های نشان داده شده از روش پیشنهادی، استفاده از آن در الگوریتم‌های تناظریابی متراکم و مقایسه نتایج حاصل با نتایج دیگر الگوریتم‌های موجود، به عنوان تحقیقات بعدی پیشنهاد می‌شود. بسیاری از بسته‌های نرم افزاری موجود با کاربرد تناظریابی متراکم، از الگوریتم SIFT به منظور دست‌یابی به نقاط متناظر اولیه استفاده می‌کنند. با توجه به برتری مشهود روش پیشنهادی نسبت به الگوریتم استاندارد SIFT در تناظریابی تصاویر با اعوجاجات هندسی؛ انتظار می‌رود در صورت استفاده از روش پیشنهادی بتوان به ابر نقاطی متراکم‌تر و نیز با دقت بالاتر دست یافت.

- نتایج بدست آمده پس از توجیه نسبی تصاویر با استفاده از شرط هم صفحه‌ای، حاکی از آن است که روش پیشنهادی قابلیت بالایی را در ایجاد مدلی با کیفیت مناسب، دارا است. بنابراین استفاده از آن در کاربردهای اساسی فتوگرامتری که نیاز به توجیه نسبی دارند، علاوه بر افزایش تعداد تناظرهای صحیح، منجر به تولید مدلی با کیفیت مطلوب خواهد شد.
- بر خلاف روش پیشنهادی، الگوریتم هسین افاین که آن نیز از نواحی بیضی شکل استفاده کرده و به منظور استفاده در تصاویری با اختلاف در نقطه‌ی دید تصویربرداری توسعه داده شده است، ضعیف‌ترین عملکرد را از خود نشان داده است. استفاده از نواحی بیضی شکل در این الگوریتم نتوانسته است نتایج مناسبی را در فرآیند تناظریابی تصاویر مورد استفاده در این تحقیق،

مراجع

- [1] Q. Zhu, B. Wu, and Y. Tian, "Propagation strategies for stereo image matching based on the dynamic triangle constraint," *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 62, pp. 295-308, 2007.
- [2] F. Remondino, S. El-Hakim, A. Gruen, and L. Zhang, "Turning images into 3-D models," *Signal Processing Magazine, IEEE*, vol. 25, pp. 55-65, 2008.
- [3] B. Zitova and J. Flusser, "Image registration methods: a survey," 21, *Image and vision computing*, 2003.
- [4] I. Jazayeri and C. S. Fraser, "Interest operators for feature-based matching in close range photogrammetry," *The Photogrammetric Record*, vol. 25, pp. 24-41, 2010.
- [5] K. Mikolajczyk and C. Schmid, "Scale & affine invariant interest point detectors," *International journal of computer vision*, vol. 60, pp. 63-86, 2004.
- [6] C. Harris and M. Stephens, "A combined corner and edge detector," in *Alvey vision conference*, 1988, p. 50.
- [7] P. R. Beaudet, "Rotationally invariant image operators," in *International Joint Conference on Pattern Recognition*, 1978, p. 583.
- [8] D. G. Lowe, "Distinctive image features from scale-invariant keypoints," *International journal of computer vision*, vol. 60, pp. 91-110, 2004.
- [9] Z. Liu, J. An, and Y. Jing, "A simple and robust feature point matching algorithm based on restricted spatial order constraints for aerial image registration," *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 50, pp. 514-527, 2012.
- [10] K. Mikolajczyk, T. Tuytelaars, C. Schmid, A. Zisserman, J. Matas, F. Schaffalitzky, et al., "A comparison of affine region detectors," *International journal of computer vision*, vol. 65, pp. 43-72, 2005.
- [11] H. P. Moravec, "Visual mapping by a robot rover," in *Proceedings of the 6th international joint conference on Artificial intelligence-Volume 1*, 1979, pp. 598-600.
- [12] S. M. Smith and J. M. Brady, "SUSAN—A new approach to low level image processing," *International journal of computer vision*, vol. 23, pp. 45-78, 1997.
- [13] E. Rosten and T. Drummond, "Machine

- learning for high-speed corner detection," in *Computer Vision–ECCV 2006*, ed: Springer, 2006, pp. 430-443.
- [14] E. Rosten, R. Porter, and T. Drummond, "Faster and better: A machine learning approach to corner detection," *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, vol. 32, pp. 105-119, 2010.
- [15] Y. Dufournaud, C. Schmid, and R. Horaud, "Matching images with different resolutions," in *Computer Vision and Pattern Recognition, 2000. Proceedings. IEEE Conference on*, 2000, pp. 612-618.
- [16] J. L. Crowley and A. C. Parker, "A representation for shape based on peaks and ridges in the difference of low-pass transform," *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, pp. 156-170, 1984.
- [17] T. Lindeberg, "Detecting salient blob-like image structures and their scales with a scale-space primal sketch: a method for focus-of-attention," *International Journal of Computer Vision*, vol. 11, pp. 283-318, 1993.
- [18] T. Lindeberg, "Feature detection with automatic scale selection," *International journal of computer vision*, vol. 30, pp. 79-116, 1998.
- [19] H. Bay, A. Ess, T. Tuytelaars, and L. Van Gool, "Speeded-up robust features (SURF)," *Computer vision and image understanding*, vol. 110, pp. 346-359, 2008.
- [20] T. Tuytelaars and K. Mikolajczyk, "Local invariant feature detectors: a survey," *Foundations and Trends® in Computer Graphics and Vision*, vol. 3, pp. 177-280, 2008.
- [21] T. Tuytelaars and L. Van Gool, "Matching widely separated views based on affine invariant regions," *International journal of computer vision*, vol. 59, pp. 61-85, 2004.
- [22] J. Matas, O. Chum, M. Urban, and T. Pajdla, "Robust wide-baseline stereo from maximally stable extremal regions," *Image and vision computing*, vol. 22, pp. 761-767, 2004.
- [23] T. Kadir, A. Zisserman, and M. Brady, "An affine invariant salient region detector," in *Computer Vision–ECCV 2004*, ed: Springer, 2004, pp. 228-241.
- [24] J.-M. Morel and G. Yu, "ASIFT: A new framework for fully affine invariant image comparison," *SIAM Journal on Imaging Sciences*, vol. 2, pp. 438-469, 2009.
- [25] T. Luhmann, S. Robson, S. Kyle, and I. Harley, *Close range photogrammetry: Principles, methods and applications*: Whittles, 2006.
- [26] Y. Zhang, J. Xiong, and L. Hao, "Photogrammetric processing of low-altitude images acquired by unpiloted aerial vehicles," *The Photogrammetric Record*, vol. 26, pp. 190-211, 2011.
- [27] L. Barazzetti, L. Binda, M. Scaioni, and P. Taranto, "Photogrammetric survey of complex geometries with low-cost software: Application to the 'G1' temple in Myson, Vietnam," *Journal of Cultural Heritage*, vol. 12, pp. 253-262, 2011.
- [28] J. L. Lerma, S. Navarro, M. Cabrelles, A. E. Seguí, and D. Hernández, "Automatic orientation and 3D modelling from markerless rock art imagery," *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 76, pp. 64-75, 2013.
- [29] M. A. Fischler and R. C. Bolles, "Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography," *Communications of the ACM*, vol. 24, pp. 381-395, 1981.
- [30] T. Lindeberg and J. Gårding, "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, 1997.
- [31] A. Baumberg, "Reliable feature matching across widely separated views," in *Computer Vision and Pattern Recognition, 2000. Proceedings. IEEE Conference on*, 2000, pp. 774-781.
- [32] Amin Sedaghat, "An Accurate and Dense Remote Sensing Image Matching Based on Local Feature Detector and Descriptor," Faculty of Geodesy and Geomatic, K.N Toosi University of Technology, 2015
- [33] W. Aguilar, Y. Frauel, F. Escolano, M. E. Martinez-Perez, A. Espinosa-Romero, and M. A. Lozano, "A robust graph transformation matching for non-rigid registration," *Image and Vision Computing*, vol. 27, pp. 897-910, 2009.
- [34] M. Hasheminasab, H. Ebadi, and A. Sedaghat, "AN INTEGRATED RANSAC AND GRAPH BASED MISMATCH ELIMINATION APPROACH FOR WIDE-BASELINE IMAGE MATCHING," *The*

International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, vol. 40, p. 297, 2015.

- [35] C. Strecha, W. von Hansen, L. V. Gool, P. Fua, and U. Thoennessen, "On benchmarking camera calibration and multi-view stereo for high resolution imagery," in *Computer Vision and Pattern Recognition, 2008. CVPR 2008. IEEE Conference on*, 2008, pp. 1-8.



An improvement in SIFT Algorithm for Wide-Baseline Image Matching

Seyed Meghdad Hasheminasab M. ^{*1}, Hamid Ebadi ², Ali Hoseininave Ahmadabadian³, Amin Sedaghat⁴

- 1- Master student of photogrammetry, Department of Photogrammetry, Faculty of Geodesy & Geomatics, K.N. Toosi University of Technology
- 2- Associated Professor, Department of Photogrammetry, Faculty of Geodesy & Geomatics, K.N. Toosi University of Technology
- 3- Assistant Professor, Department of Photogrammetry, Faculty of Geodesy & Geomatics, K.N. Toosi University of Technology
- 4- Postgraduate of photogrammetry, Department of Photogrammetry, Faculty of Geodesy & Geomatics, K.N. Toosi University of Technology

Abstract

Image matching is known as a vital process in digital photogrammetry. Despite development of many image matching algorithms, this process still has some difficulties in close range photogrammetry, due to geometric changes which are made by changes in viewpoint. In this paper, an effective and robust image matching approach is presented for wide-baseline image matching. In the proposed method, in order to perform matching operation, after extracting blob-like features in base and input image, using SIFT detector, an elliptical region is constructed for each feature. In the following, in order to control the created geometric changes resulted from changes in the imaging perspective, parameters of this ellipse are calculated by using second moment matrix. In addition, descriptor for each feature is constructed by normalization of the respective ellipse to a circular region with a constant radius. Finally, by applying nearest neighbor method, matching process is done and mismatches are eliminated by implementing epipolar constraint based on RANSAC method. Test results on different close range image datasets, beside the increased accuracy rate of 3 to 8 percent, represents significant function of the proposed method since the results are two times higher than the results finalized using the standard SIFT method.

Key words: Wide-Baseline Matching, SIFT Matching Algorithm, Feature detector, affine region