

روشی ترکیبی بر مبنای الگوریتم‌های KAZE، VFC و TPS به منظور هم‌مرجع‌سازی تصاویر ماهواره‌ای

امین محسنی فر^{۱*}، امین صداقت^۲، علی محمدزاده^۳

^۱ دانشجوی کارشناسی ارشد سنجش‌ازدور - دانشکده مهندسی نقشه‌برداری - دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین

طوسی

an.mohsenifar18@gmail.com

^۲ استادیار گروه مهندسی نقشه‌برداری - دانشکده مهندسی عمران - دانشگاه تبریز

a.sedaghat@tabrizu.ac.ir

^۳ دانشیار دانشکده مهندسی نقشه‌برداری - دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

almoh2@gmail.com

(تاریخ دریافت مرداد ۱۳۹۹، تاریخ تصویب فروردین ۱۴۰۰)

چکیده

هم‌مرجع‌سازی تصاویر، فرایند مرتبط‌سازی دو یا چند تصویر با یک تصویر مرجع است که همگی از یک منطقه یکسان اخذ شده‌اند. تصاویری که ممکن است از نقطه‌نظر زمانی، موقعیت و سنسور اخذ تصاویر متفاوت باشند. این فرایند از پردازش‌های مهم و پایه در فتوگرامتری و سنجش‌ازدور است که یکی از مهمترین کاربردهای آن فرایند آشکارسازی تغییرات است. مطالعه تغییرات شهری در یک بازه‌ی زمانی دلخواه، با محدودیت دسترسی به داده‌های موردنیاز مواجه است. یک منبع مناسب برای این منظور، تصاویر ماهواره‌ای محیط گوگل‌ارث است که یک محدودیت اساسی در این نرم‌افزار، خطای هم‌مرجع‌سازی مربوط به تصاویر ثبت‌شده در زمان‌های مختلف است. در این تحقیق یک روش ترکیبی به منظور هم‌مرجع‌سازی تصاویر ماهواره‌ای گوگل‌ارث با حد تفکیک مکانی بالا توسعه داده شده‌است. روش پیشنهادی از سه مرحله اساسی تشکیل شده است. در مرحله اول از الگوریتم KAZE برای استخراج ویژگی‌های تصویری که پایداری بالایی در برابر تغییرات روشنایی زیاد دارند، استفاده می‌شود. در مرحله دوم فرایند تناظریابی اولیه با معیار فاصله‌ی اقلیدسی و حذف تناظرهای اشتباه با استفاده از روش VFC انجام می‌شود. در نهایت در مرحله سوم، ارتباط هندسی بین تصاویر مبدا و هدف از طریق مدل تبدیل انطباقی TPS برقرار می‌شود. برای ارزیابی کیفیت و کارایی ویژگی‌ها و نقاط متناظر نهایی حاصل از الگوریتم KAZE، عملکرد آن با الگوریتم‌های SIFT و SURF در ۴ جفت‌تصویر ماهواره‌ای مرتبط با مناطق شهری مختلف مورد مقایسه و ارزیابی قرار گرفته‌است. در روند هم‌مرجع‌سازی مجموعه داده‌های یک تا چهار، بیشترین میزان نرخ مطابقت صحیح به ترتیب برابر با ۰٫۶۳، ۰٫۸۱، ۰٫۶ و ۰٫۷۶ برای نقاط متناظر نهایی حاصل از الگوریتم KAZE در مقایسه با الگوریتم‌های دیگر بدست آمده‌است. علاوه بر این، مدل تبدیل TPS به ترتیب با مقادیر RMSE ۲٫۱، ۱٫۸، ۲٫۱ و ۱٫۷ پیکسل، دقیق‌ترین ارتباط هندسی را در مقایسه با مدل تبدیل چندجمله‌ای، بین دو تصویر مبدا و هدف در هر یک از مجموعه داده‌های یک تا چهار برقرار کرد. نتایج بدست آمده، قابلیت روش ترکیبی پیشنهادی را در استخراج ویژگی‌های پایدار و هم‌مرجع‌سازی تصاویر ماهواره‌ای گوگل‌ارث با تغییرات قابل توجه عوارض و اختلافات شدید روشنایی نشان می‌دهد.

واژگان کلیدی: هم‌مرجع‌سازی تصاویر، گوگل‌ارث، نقاط متناظر نهایی، KAZE، VFC، TPS

* نویسنده رابط

۱- مقدمه

هم‌مرجع‌سازی تصاویر^۱ به عنوان فرایند همپوشانی هندسی دو یا چند تصویر شناخته می‌شود. تصاویری که همگی از یک منظره‌ی یکسان اخذ شده‌اند ولی ممکن است از نظر زمان، موقعیت و سنسور اخذ تصویر متفاوت باشند. یکی از همین تصاویر اخذ شده به عنوان تصویر مرجع انتخاب شده و تصویر یا تصاویر دیگر با آن همپوشانی می‌شوند.

از کاربردهای هم‌مرجع‌سازی تصاویر در سنجش‌ازدور می‌توان به طبقه‌بندی تصاویر چندطیفی، پایش محیط، آشکارسازی تغییرات، پیش‌بینی آب و هوا، ایجاد تصاویر با حد تفکیک بالا و تلفیق آن‌ها با سیستم اطلاعات مکانی، ساخت موزاییک تصاویر، بروزرسانی نقشه‌ها و در علم پزشکی نیز به پایش رشد تومور^۲ اشاره کرد [۱].

به طور کلی فرایند هم‌مرجع‌سازی تصاویر سنجش‌ازدور را بر اساس نوع تصاویر به سه دسته به ترتیب زیر می‌توان دسته‌بندی کرد:

- هم‌مرجع‌سازی تصاویر چندمنظری^۳: در این حالت تصاویر مربوط به یک منظره از موقعیت‌های گوناگونی و توسط یک سنسور یکسان اخذ شده‌اند. کاربرد اصلی هم‌مرجع‌سازی این تصاویر بازسازی سه بعدی است.

- هم‌مرجع‌سازی تصاویر چندسنسوری^۴: در این حالت از سنسورهای مختلفی برای اخذ تصاویر مربوط به یک منظره یکسان استفاده شده‌است. کاربرد اصلی فرایند هم‌مرجع‌سازی در این حالت دستیابی به سطح اطلاعات با جزئیات بیشتر، از طریق ترکیب اطلاعات حاصل از منابع گوناگون است. در این راستا می‌توان به فرآیند تلفیق تصاویر ماهواره‌ای چندسنسوری اشاره کرد [۲۵]، که لازمه‌ی آن، هم‌مرجع‌سازی تصاویر ماهواره‌ای است. هدف از فرآیند تلفیق، استفاده از اطلاعات دو تصویر مختلف در قالب یک تصویر واحد است [۳۰]. از آنجایی که معمولاً ماهواره‌ای با توان تفکیک مکانی بالا دارای توان تفکیک زمانی پایینی است و در مقابل، یک ماهواره با توان تفکیک مکانی پایین از توان تفکیک زمانی بالایی برخوردار است، از طریق رویکرد تلفیق می‌توان به اطلاعات مکملی رسید که بهتر و کارآمدتر از اطلاعات هریک از دو سنجنده با ویژگی‌های مطرح شده است [۲۶].

- هم‌مرجع‌سازی تصاویر چندزمانه^۵: در این حالت تصاویر موردنظر در زمان‌های مختلف جمع‌آوری شده و همچنین ممکن است تصاویر اخذ شده تحت شرایط متفاوتی نظیر اختلاف منظر تصاویر، اختلاف در میزان نوردهی و روشنایی و تفاوت در نوع سنسورهای اخذ تصاویر قرار داشته باشند. هدف اصلی از هم‌مرجع‌سازی این تصاویر، آشکارسازی تغییرات رخ داده در بازه‌ی زمانی میان آن‌ها و به روزرسانی نقشه‌ی منطقه‌ی مورد مطالعه است.

فرآیند هم‌مرجع‌سازی از مراحل مختلفی تشکیل شده‌است که به طور خلاصه به ترتیب زیر قابل بیان هستند:

- استخراج نقاط متناظر: در این مرحله موقعیت یک مجموعه از نقاط نظیر در دو تصویر مورد مقایسه با استفاده از الگوریتم‌های تناظریابی استخراج می‌شود. استخراج نقاط متناظر یک گام بسیار مهم در هم‌مرجع‌سازی تصاویر است. الگوریتم بکارگرفته شده در این مرحله باید به اندازه کافی قدرتمند باشد تا بتواند نقاط متناظر با کیفیت مناسب را جهت انجام فرایند هم‌مرجع‌سازی استخراج کند.

- برآورد مدل تبدیل: مدل تبدیل ارتباط هندسی میان دو فضای دو بعدی را برقرار می‌کند. نقاط متناظر نقش مهمی را در برآورد پارامترهای تبدیل و ایجاد این ارتباط ایفا می‌کنند. انتخاب مدل تبدیل بر اساس اعوجاجات موجود در تصاویر و توپوگرافی منطقه صورت می‌گیرد. مدل‌های تبدیل به دو دسته کلی مدل‌های تبدیل سراسری^۶ و انطباقی^۷ تقسیم می‌شوند [۲]. تعداد پارامترهای مجهول در مدل‌های تبدیل سراسری ثابت بوده و مستقل از تعداد نقاط متناظر است. در مقابل تعداد پارامترهای مدل‌های تبدیل انطباقی تابعی از تعداد نقاط متناظر موجود در تصویر است. از جمله مدل‌های تبدیل سراسری می‌توان به تبدیل افاین و پروژکتیو اشاره کرد. مدل‌های تبدیل Multiquadric و Pointwise نیز نمونه‌هایی از مدل‌های تبدیل انطباقی هستند.

- نمونه‌برداری مجدد^۸: در این مرحله تصویر مبدا با استفاده از مدل تبدیل در فضای تصویر هدف نمونه‌برداری مجدد می‌شود. برای نمونه‌برداری مجدد معمولاً از الگوریتم‌های درون‌یابی Bilinear و Nearest neighbor استفاده می‌شود.

^۵ Multitemporal Analysis

^۶ Global transformation

^۷ Adaptive transformation

^۸ Resampling

^۱ Image registration

^۲ Monitoring tumor evolution

^۳ Multi-view Analysis

^۴ Multi-modal Analysis

مدل سازی کنند. البته برای این منظور نیاز به استخراج یک مجموعه از نقاط متناظر دقیق با تعداد بسیار بالا و توزیع مکانی مناسب دارند. بنابراین دو مسئله مهم و موثر در دقت و کیفیت هم مرجع سازی تصاویر گوگل ارث، استخراج نقاط متناظر با تعداد و توزیع مناسب در فضای دو تصویر مبدا و هدف و همچنین انتخاب مدل تبدیل مناسب جهت برقراری ارتباط هندسی میان تصاویر است.

همانطور که بیان شد استخراج نقاط متناظر دقیق، با تعداد زیاد و با توزیع مناسب برای برآورد پارامترهای مجهول مدل های تبدیل انطباقی ضروری است. برای این منظور لازم است تا در ابتدا ساختارهای متمایز تصویری با عنوان عوارض یا نقاط کلیدی در تصاویر استخراج شوند. از جمله الگوریتم هایی که برای استخراج نقاط کلیدی از تصویر بکار می روند می توان به الگوریتم های ^۵SURF [۳]، ^۶FAST [۴] و ^۷Harris [۵]، الگوریتم استخراج نواحی پایدار ^۸MSER [۶] و ^۹SIFT [۷] اشاره کرد. هر کدام از این الگوریتم ها نوع متفاوتی از عوارض را استخراج می کنند که در مقابل اختلافات هندسی و روشنایی گوناگونی پایدار هستند.

بعد از استخراج نقاط کلیدی، مرحله بعدی تناظر یابی و برقراری مطابقت میان آنهاست. روش های متفاوتی برای تناظر یابی نقاط کلیدی استخراج شده در دو تصویر ارائه شده است. برای نمونه Sedaghat و همکاران [۸] توصیفگر انطباقی AB-SIFT^{۱۰} را برای تناظر یابی خودکار دقیق و پایدار در برابر اعوجاجات محلی ارائه کرده اند. ایده ی اصلی روش ارائه شده، یک راهبرد انطباقی برای محاسبه ی توصیفگر محلی است. توصیفگر پیشنهادی بر روی یک ناحیه ی نرمال شده توسط نسخه ی بهبود یافته ی الگوریتم Hessian-Affine [۹] محاسبه می شود. برخلاف سایر توصیفگرهای توزیع مبنا، توصیفگر ارائه شده از یک هیستوگرام انطباقی برای موقعیت و جهت گرادیان ها بهره می برد که در برابر اعوجاج محلی نقطه ی دید پایدار بوده و تفکیک پذیری و پایداری توصیفگر AB-SIFT را به طور قابل توجهی افزایش می دهد. Liu و همکاران [۱۰] روشی ترکیبی را برای تناظر یابی تصاویر ماهواره ای چندسنسوری ارائه کرده اند. در این روش از تلفیق الگوریتم UR-SIFT^{۱۱} [۱۱]، روابط مکانی نقاط کلیدی موجود در

همان طور که در ابتدای این بخش گفته شد، آشکارسازی تغییرات یکی از کاربردهای اساسی هم مرجع سازی تصاویر در سنجش از دور است. امروزه یکی از منابع اساسی و در دسترس که به طور گسترده ای توسط کاربران مختلف برای بررسی تغییرات استفاده می شود تصاویر مربوط به نرم افزار گوگل ارث^۱ است. در این نرم افزار کاربردی، مجموعه عظیمی از انواع مختلف از تصاویر ماهواره ای مربوط به سنجنده ها و زمان های مختلفی به طور رایگان در دسترس هستند. بر این اساس تصاویر ماهواره ای گوگل ارث منبع بسیار مناسبی برای دسترسی به تصاویر ماهواره ای چندسنسوری و چندزمانه ی مربوط به مناطق مختلف هستند که به منظور آشکارسازی تغییرات استفاده می شوند. یک مشکل اساسی در استفاده از تصاویر گوگل ارث، خطای نسبتا زیاد هم مرجع سازی تصاویر با حد تفکیک مکانی بالا است که ناشی از عوامل مختلفی نظیر تفاوت در نوع سنسور اخذ تصاویر و جابجایی های ناشی از اختلاف ارتفاع و زاویه ی دید در آنها است. برای کاربرد آشکارسازی تغییرات تصاویر باید با دقت بسیار بالایی در حدود نیم پیکسل با یکدیگر هم مرجع باشند [۳۱]. به منظور هم مرجع سازی دقیق تصاویر مربوط به مناظر با جابه جایی ارتفاعی شدید باید تصاویر در ابتدا با استفاده از یک مدل رقومی ارتفاعی^۲ (DEM) دقیق به صورت اورتو^۳ باز نمونه برداری شده و سپس فرآیند هم مرجع سازی آنها انجام شود. این در صورتی است که در محیط گوگل ارث تنها خود تصاویر در دسترس بوده و امکان تهیه مدل رقومی دقیق و مناسب از تصاویر گوگل ارث، به دلیل عدم وجود مدل های فیزیکی یا غیر فیزیکی توجیه تصاویر، غیر ممکن است. از طرف دیگر اگر بتوان از منابع دیگر نیز DEM دقیق تهیه کرد با خطای هم مرجع بودن تصاویر با این DEM مواجه خواهیم بود که حذف آن نیز فرآیند بسیار سختی خواهد بود.

یک راه حل اساسی برای بهبود دقت هم مرجع سازی در تصاویر از مناطق سه بعدی با جابه جایی ارتفاعی زیاد، استفاده از مدل های تبدیل انطباقی نظیر تبدیل قطعه ای خطی^۴ (PL) یا تبدیل مولتی کوادریک (MQ) است. این مدل ها اختلافات هندسی محلی ناشی از جابه جایی ارتفاعی عوارض و تغییر منظر اخذ تصویر را می توانند تا حدود زیادی

^۵ Speeded-Up Robust Features

^۶ Features from Accelerated Segment Test

^۷ Harris- Stephens

^۸ Maximally Stable Extremal Regions

^۹ Scale-Invariant Feature Transform

^{۱۰} Adaptive Binning SIFT

^{۱۱} Uniform Robust Scale-Invariant Feature Transform

^۱ Google Earth

^۲ Digital Elevation Model

^۳ Ortho

^۴ Piecewise Linear

جفت تصویر و یک روش Relaxation برای انجام فرایند تناظریابی استفاده می‌شود. الگوریتم ارائه‌شده در این تحقیق، از نظر تعداد تناظرهای صحیح، نرخ مطابقت صحیح، توزیع مکانی و صحت تناظریابی عملکرد بهتری را نسبت به الگوریتم UR-SIFT دارد. Han و همکاران [۱۲] با استفاده از یک روش بهینه‌سازی، الگوریتمی را برای تناظریابی دقیق و متراکم نقاط کلیدی SIFT در تصاویر ماهواره‌ای چندسنسوری بزرگ مقیاس ارائه کرده‌اند. در این روش نقاط متناظر اولیه با الگوریتم SIFT استخراج می‌شود، سپس نقاط متناظر دقیق با در نظر گرفتن اختلافات مکانی و ویژگی‌های محلی عوارض استخراج می‌شود. مقادیر پارامترهایی که در روند تناظریابی دقیق شرکت می‌کنند، توسط یک تابع هزینه بهینه می‌شوند. روش پیشنهادی تعدادی مناسب از نقاط متناظر با نرخ مطابقت صحیح بالا و توزیع مناسب در سطح تصاویر استخراج می‌کند. Radhika و همکاران [۱۳] روشی جهت مبنای را برای تناظریابی تصاویر ماهواره‌ای ارائه کرده‌اند که عملکرد بهتری، بویژه در تصاویری از زمین با شیب زیاد نسبت به روش‌های مبتنی بر همبستگی دارد. در این روش، تناظریابی با یک روش سلسله مراتبی با استفاده از موجک‌ها انجام می‌شود. روش پیشنهادی یک مجموعه نقاط متناظر بسیار متراکم و دقیق در اختیار می‌گذارد. Ye و همکاران [۱۴] روشی را مبتنی بر مدل سازگاری فاز ارائه کرده‌اند که در برابر اختلافات روشنایی و کنتراست (وضوح) پایدار بوده و از یک آشکارساز با نام MMPC-Lap و یک توصیفگر با نام LHOPC^۱ استفاده می‌کند. نقاط متناظر با مقایسه‌ی توصیفگرهای عوارض استخراج می‌شوند. روش پیشنهادی عملکرد بسیار خوبی را در تناظریابی تصاویری با اختلافات رادیومتریکی، مقیاسی و زمانی دارد. Sedaghat و همکاران [۲۷] توصیفگر UR-SURF را برای هم‌مرجع‌سازی تصاویر ماهواره‌ای چندسنسوری با توان تفکیک مکانی بالا ارائه کرده‌اند. در این توصیفگر ابتدا در ۴ سطح مختلف، ویژگی‌های محلی اولیه با استفاده از توصیفگر مرسوم SURF استخراج می‌شوند. در مرحله دوم تصاویر مربوط به هریک از این ۴ سطح به بلوک‌های مربعی غیرهمپوشان تقسیم شده و در مرحله آخر، ویژگی‌های هر بلوک براساس میزان پایداری (کنتراست) مرتب شده و ویژگی‌هایی با بیشترین میزان پایداری در هر بلوک به عنوان ویژگی‌های نهایی استخراج می‌شوند. توصیفگر UR-SURF در مقایسه با توصیفگرهای

موردمقایسه در این تحقیق، نقاط متناظر بیشتر و پایداری را برای هم‌مرجع‌سازی تصاویر ماهواره‌ای فراهم کرد. Chen و همکاران [۲۸] روندی تکراری را برای هم‌مرجع‌سازی تصاویر ماهواره‌ای ارائه کرده‌اند. در روش ارائه‌شده‌ی آن‌ها ابتدا یک مجموعه نقاط متناظر اولیه با استفاده از توصیفگر SIFT و الگوریتم کنترل سازگاری RANSAC، در سطح تصاویر بدست می‌آید. سپس پارامترهای هم‌مرجع‌سازی تصاویر براساس بکارگیری معیار شباهت زاویه طیفی و اطلاعات دوطرفه بین تصاویر در یک روند تکراری بدست آمده و این روند تا زمانی ادامه می‌یابد که پارامترهای هم‌مرجع‌سازی به یک وضعیت پایدار برسند. نقاط متناظر حاصل از این روند، نقطه‌ی پایدار و کارآمد برای انجام هم‌مرجع‌سازی تصاویر ماهواره‌ای هستند.

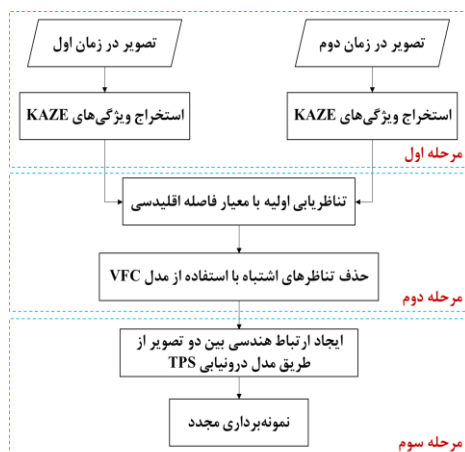
روش‌های مبتنی بر الگوریتم‌های SURF و SIFT که تاکنون به طور گسترده برای استخراج ویژگی از سطح تصاویر و تناظریابی آن‌ها مورد استفاده قرار گرفته‌اند، از فیلتر نرم‌کننده گوسی که یک فیلتر خطی (مبتنی بر عملگر کانولوشن^۲) است برای نرم‌سازی تصویر در سطوح مقیاسی مختلف استفاده می‌کنند. مسئله‌ای که فیلترهای نرم‌کننده خطی با آن مواجه هستند، تار شدن تصویر و عدم حفظ مرزهای عوارض است که از جمله اطلاعات هندسی اساسی تصویر محسوب می‌شوند. در این صورت ویژگی‌های استخراج‌شده به دلیل تارشدگی تصویر از پایداری پایینی برخوردار هستند بطوری که این مسئله موجب می‌شود تعداد زیادی از تناظرهای اولیه اشتباه باشد. در این تحقیق برای غلبه بر این مشکل، یک الگوریتم جدید با نام KAZE [۱۵] برای استخراج ویژگی‌های پایدار از سطح تصاویری با اختلافات روشنایی شدید مورد استفاده قرار می‌گیرد که به دلیل بهره‌مندی از یک فیلتر نرم‌کننده غیرخطی، از تارشدگی و از بین رفتن مرزهای عوارض تصویری در سطوح مقیاسی مختلف جلوگیری می‌کند.

مسئله‌ی دوم، بکارگیری روشی کارآمد برای حذف تناظرهای اولیه‌ی اشتباه است. از آنجایی که تصاویر ماهواره‌ای گوگل‌ارث با حد تفکیک مکانی بالا دارای جابجایی ارتفاعی هستند، روش‌های معمول حذف اشتباهات نظیر کنترل سازگاری با استفاده از الگوریتم RANSAC موجب حذف تعداد زیادی از تناظرهای اولیه‌ی درست، بویژه

^۱ Local histogram of orientated phase congruency

^۲ Convolution

اصلی تشکیل شده است. در مرحله اول یک مجموعه متراکم از نقاط کلیدی به تعداد زیاد و با توزیع مناسب در سطح تصاویر به همراه توصیفگر آن‌ها با استفاده از الگوریتم KAZE [۱۵] استخراج می‌شود. بعد از استخراج عوارض، در مرحله دوم فرآیند تناظریابی میان عوارض مستخرج با مقایسه توصیفگرهای آن‌ها انجام شده و سپس به منظور حذف اشتباهات تناظریابی از روش کارآمد VFC استفاده می‌شود. در مرحله سوم ارتباط هندسی میان تصاویر مبدا و هدف با استفاده از مدل تبدیل انطباقی TPS برقرار شده و با استفاده از روش درونیایی دوخطی^۳ فرآیند نمونه‌برداری مجدد تصویر مبدا در فضای تصویر هدف انجام می‌شود. مدل تبدیل TPS مدلی قدرتمند است که قابلیت بالایی در مدل‌سازی اعوجاجاتی محلی با ماهیت پیچیده دارد [۲۳، ۲۹]. در ادامه جزئیات روش معرفی شده شرح داده خواهد شد.



شکل ۱- نمایی کلی از روش پیشنهادی

۲-۱- الگوریتم KAZE

الگوریتم KAZE یک الگوریتم کارآمد به منظور استخراج عوارض مستقل از مقیاس با پایداری بسیار بالا در برابر اختلافات هندسی و روشنایی است. در این الگوریتم ابتدا یک فضای مقیاسی غیرخطی، با استفاده از روش‌های AOS^۴ ساخته می‌شود. سپس نقاطی که دترمینان نرمال شده Hessian مطابق با رابطه زیر برای آن‌ها بیشینه است، به عنوان نقاط کلیدی شناسایی می‌شوند [۱۵]:

$$L_{Hessian} = \sigma^2 (L_{xx} L_{yy} - L_{xy}^2) \quad (1)$$

نقاط واقع در مناطق مرتفع می‌شود. علاوه بر این، اختلاف زمانی زیاد میان تصاویر مورد مقایسه باعث می‌شود تا تعداد زیادی از تناظرهای اولیه اشتباه باشند. در این تحقیق، الگوریتم جدید VFC^۱ [۱۶] برای حذف تناظرهای اولیه اشتباه مورد استفاده قرار می‌گیرد بطوری که این الگوریتم علاوه بر حذف اشتباهات بر مبنای یک رویکرد بهینه‌سازی، تا جای ممکن مانع از حذف تناظرهای اولیه صحیح می‌شود. مسئله سوم، انتخاب مدل تبدیلی کارآمد برای برقراری ارتباط هندسی میان دو تصویر است. انتخاب مدل تبدیل مناسب براساس معیارهایی صورت می‌گیرد که از جمله‌ی آن‌ها می‌توان به توپوگرافی منطقه و نوع اختلافات هندسی موجود در تصاویر اشاره کرد [۲۴، ۲۷]. برای نمونه اگر تصاویر اخذشده مربوط به یک منطقه مسطح و یا منطقه‌ای با تغییرات نرم باشند، برای هم‌مرجع‌سازی آن‌ها می‌توان از تبدیلات پروژکتیو و چندجمله‌ای استفاده کرد. اما در صورتی که تصاویر اخذشده، تصاویری بزرگ‌مقیاس از یک منطقه‌ی شهری با سازه‌های متراکم و مرتفع باشند، مدل تبدیل مورد استفاده در این حالت باید توان مدل‌سازی خطاهایی با ماهیت پیچیده نظیر جابجایی ارتفاعی را داشته باشد. اگرچه این مدل‌ها به طور کامل امکان مدل‌سازی اختلافات هندسی ناشی از جابه‌جایی ارتفاعی را ندارند؛ اما تا حدود زیادی آن را کاهش می‌دهند [۲، ۲۷، ۲۹]. در این تحقیق، یک مدل تبدیل جدید با نام TPS^۲ [۱۷] برای ایجاد ارتباط هندسی دقیق بین دو تصویر مورد استفاده قرار می‌گیرد.

در ادامه در بخش دوم، روش پیشنهادی و ویژگی‌های آن شرح داده خواهد شد. در بخش سوم، فرایند هم‌مرجع‌سازی تصاویر در چندین حالت مورد ارزیابی قرار خواهد گرفت. در نهایت در بخش چهارم نیز نتیجه‌گیری و پیشنهادات مربوط به این تحقیق بیان خواهد شد.

۲- روش پیشنهادی به منظور هم‌مرجع‌سازی تصاویر گوگل ارث

در این بخش جزئیات مراحل روش پیشنهادی به منظور هم‌مرجع‌سازی تصاویر ماهواره‌ای گوگل ارث با اختلافات رادیومتریک و زمانی زیاد و تغییرات ارتفاعی شدید تشریح می‌شود. روش پیشنهادی مطابق با شکل ۱ از سه مرحله

^۳ Bilinear

^۴ Additive Operator Splitting

^۱ Vector Field Consensus

^۲ Thin-plate spline

که در آن L_x و L_y مشتق‌های مرتبه‌ی اول تصویر، L_{xx} ، L_{yy} ، L_{xy} مشتق‌های مرتبه‌ی دوم تصویر و σ مقیاس گوسی است.

مشتق‌های مرتبه‌ی اول و دوم تصویر در این الگوریتم با استفاده از فیلتر Scharr 3×3 [۱۸] محاسبه می‌شوند. فیلتر Scharr نسبت به سایر فیلترهای شناخته‌شده از جمله Sobel، پایداری بیشتری در برابر دوران دارد [۱۵]. مشتق‌های محاسبه شده در این مرحله برای ایجاد توصیفگر نیز بکار می‌روند. در ادامه با استفاده از مشتق‌های مرتبه اول، جهت اصلی نقاط کلیدی تعیین شده و سپس یک توصیفگر پایدار در برابر دوران و مقیاس برای آن‌ها محاسبه می‌شود.

۲-۱-۲- تعیین جهت اصلی نقاط کلیدی^۱

برای ایجاد توصیفگرهای پایدار در برابر دوران، باید جهت اصلی در یک همسایگی محلی به مرکزیت نقطه کلیدی تعیین شود. در الگوریتم KAZE مشابه با الگوریتم SURF، جهت اصلی در یک ناحیه دایره‌ای شکل به شعاع $6\sigma_i$ و با گام‌های نمونه‌برداری σ_i بدست می‌آید [۱۵]. برای هریک از نمونه‌های موجود در ناحیه دایره‌ای شکل، مشتقات مرتبه اول L_x و L_y با استفاده از تابع گوسی وزن‌دهی می‌شوند. سپس مشتقات حاصل در یک بردار قرار گرفته و جهت اصلی از طریق محاسبه مجموع مشتق‌ها در یک پنجره دایره‌ای متحرک با پوشش $\pi/3$ تعیین می‌شود [۱۵].

۲-۱-۲- ایجاد توصیفگر

توصیفگر M-SURF^۲ سازگار با فضای مقیاسی غیرخطی است. بنابراین برای ایجاد توصیفگر KAZE نیز از توصیفگر M-SURF استفاده می‌شود [۱۵].

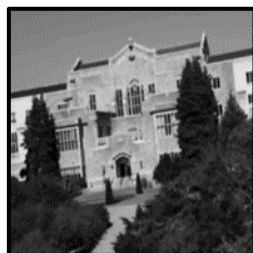
برای یک عارضه‌ی استخراج‌شده در مقیاس σ_i ، مشتق‌های مرتبه‌ی اول در سراسر یک شبکه مربع‌شکل با ابعاد $24\sigma_i \times 24\sigma_i$ محاسبه می‌شوند. این شبکه نیز به نواحی 4×4 هریک با ابعاد $9\sigma_i \times 9\sigma_i$ تقسیم می‌شود، بطوری که هر دو ناحیه‌ی مجاور در هر سمت از مرز به اندازه $2\sigma_i$ با یکدیگر همپوشانی دارند. در هر ناحیه نیز مشتق‌ها با استفاده از تابع گوسی^۳ $(\sigma_1 = 2.5\sigma_i)$

وزن‌دهی شده و در بردار توصیفگر dv مطابق با رابطه‌ی (۲) قرار می‌گیرند [۱۵]:

$$dv = (\sum L_x, \sum L_y, \sum |L_x|, \sum |L_y|) \quad (2)$$

بردار توصیفگر مربوط به هر ناحیه نیز از طریق تابع گوسی $(\sigma_1 = 1.5\sigma_i)$ و به مرکزیت نقطه کلیدی موردنظر وزن‌دهی می‌شود. سپس هریک از نمونه‌ها در امتداد جهت اصلی قرارگرفته و بر اساس این جهت محاسبه می‌شوند. در آخر برای رسیدن به وضعیت پایدار در برابر کنتراست، بردار توصیفگر با ابعاد ۶۴ با انجام نرمال سازی به یک بردار یک‌ه تبدیل می‌شود [۱۵].

وجه تمایز و برتری اصلی الگوریتم KAZE نسبت به الگوریتم مشهور SIFT و دیگر الگوریتم‌های مشابه نظیر Heassian-Affine این است که الگوریتم KAZE تصویر اصلی را بدون تارشدگی و با حفظ لبه‌های آن نرم می‌کند، درحالی که توصیفگر SIFT با نرم کردن تصویر اصلی موجب تارشدگی آن می‌شود. در شکل ۲ یک مثال از ایجاد فضای مقیاس خطی و غیرخطی ارائه شده‌است. همانطور که ملاحظه می‌شود در تصویر فضای مقیاس غیر خطی در الگوریتم KAZE (شکل ب) برخلاف الگوریتم SIFT (شکل ج)، لبه‌ها و اطلاعات هندسی اساسی تصویر حفظ می‌شود. این موضوع باعث افزایش قابل توجه میزان تمایز عوارض و پایداری آن‌ها در برابر تغییرات روشنایی می‌شود.



الف- تصویر اصلی



ج- فضای مقیاسی SIFT

ب- فضای مقیاسی KAZE

شکل ۲- فضای مقیاسی الگوریتم‌های KAZE و SIFT

^۱ Dominant orientation

^۲ Modified SURF

^۳ Gaussian

۲-۲- تناظریابی و حذف تناظرهای اشتباه^۱

بعد از استخراج عوارض اولیه، فرایند تناظریابی میان آن‌ها در دو تصویر با مقایسه توصیفگرهای آن‌ها با استفاده از معیار فاصله اقلیدسی انجام می‌شود. پس از تناظریابی اولیه، معمولاً تعدادی تناظر اشتباه نیز در میان آن‌ها وجود خواهد داشت. جهت برآورد پارامترهای مجهول مدل تبدیل و در نتیجه ایجاد ارتباط هندسی دقیق و مطمئن بین تصاویر، تناظرهای اشتباه باید کنار گذاشته شوند.

تصاویر ماهواره‌ای گوگل‌ارث با حد تفکیک مکانی بالا دارای جابجایی ارتفاعی بوده و روش‌های معمول حذف اشتباهات نظیر کنترل سازگاری با استفاده از الگوریتم RANSAC^۲ [۱۹] باعث حذف تعداد زیادی از تناظرهای درست، خصوصاً نقاط واقع در مناطق مرتفع می‌شود. علاوه بر این، اختلاف زمانی زیاد میان تصاویر مورد مقایسه باعث می‌شود تا تعداد زیادی از تناظرهای اولیه اشتباه باشند. این مسائل فرایند حذف اشتباهات را با مشکل مواجه می‌سازد.

در این تحقیق برای حذف تناظرهای اشتباه، از روش کارآمد VFC^۳ استفاده شد. اساس کار این الگوریتم بر مبنای درون‌یابی یک میدان برداری است، به گونه‌ای که ابتدا یک مجموعه از نقاط متناظر در نظر گرفته می‌شود که علاوه بر تعدادی تناظر صحیح شامل تعدادی تناظر اشتباه نیز هستند. سپس فرایند تناظریابی با ایجاد یک میدان برداری در چندین مرحله میان این نقاط انجام می‌گیرد تا نقاط متناظر پایدار و صحیح استخراج شوند. در نهایت پس از تناظریابی، نقاط متناظر نهایی همگی از یک قید هندسی غیرپارامتریک تبعیت می‌کنند. روش VFC کارایی بهتری نسبت به جایگزین‌های شناخته‌شده خود از جمله الگوریتم RANSAC دارد [۱۶].

۲-۳- هم‌مرجع‌سازی تصاویر با استفاده از مدل تبدیل TPS

مدل تبدیل TPS^۴ اولین بار توسط Duchon [۱۷] ارائه شد. مدل تبدیلی کارآمد که کاربردهای بسیاری در زمینه‌ی بینایی کامپیوتر^۵ و پزشکی دارد. برای نمونه Bookstein [۲۰] و Davis [۲۱] مطالعاتی را در مورد

کاربرد آن در تصاویر پزشکی انجام داده‌اند [۲۲]. حل دستگاه معادلات این تبدیل خصوصاً در مواقعی که تعداد نقاط متناظر زیاد باشد با بدوضعی مواجه بوده که باعث برآورد یک جواب غیر دقیق و ناپایدار می‌شود. در این تحقیق به منظور دستیابی به جواب پایدار و دقیق اصلاحاتی جزئی در این تابع تبدیل انجام شده‌است. در ادامه، در ابتدا مدل تبدیل TPS معرفی شده و سپس روش مورد استفاده به منظور حل اصلاح آن معرفی می‌شود.

۲-۳-۱- ویژگی‌های هندسی تبدیل TPS

مدل تبدیل TPS از سری توابع تبدیل مبتنی بر توابع پایه شعاعی^۶ بوده و درون‌یابی نرمی را در فضای نقاط متناظر ایجاد می‌کند. می‌توان گفت این تبدیل از دو بخش تشکیل شده‌است. بخش اول به شکل یک چندجمله‌ای درجه‌ی ۱ و بخش دوم شامل مجموع حاصلضرب پارامتر وزن هر نقطه متناظر در مقداری متناسب با فاصله هر نقطه‌ی دلخواه از همان نقطه متناظر است. شکل کلی این تبدیل بصورت رابطه‌ی (۳) است:

$$f(x, y) = a_0 + a_1x + a_2y + \sum_{i=1}^N w_i U(r_i) \quad (3)$$

که در آن ضرایب a_0, a_1, a_2 پارامترهای بخش چندجمله‌ای مدل تبدیل، (x, y) مختصات یک نقطه‌ی دلخواه، w_i پارامتر وزن نقطه‌ی متناظر i ام، N تعداد نقاط متناظر و U_i پارامتری متناسب با فاصله‌ی هر نقطه‌ی دلخواه از نقطه‌ی متناظر i ام است که با رابطه‌ی (۴) به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$U(r_i) = r_i^2 \log r_i \quad (4)$$

$$r_i = \sqrt{(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2} \quad (5)$$

که در آن r_i برابر با فاصله‌ی هر نقطه از نقطه متناظر i است. همانطور که از رابطه‌ی (۳) مشهود است، تعداد پارامترهای مجهول تابع تبدیل TPS برای هر مولفه برابر با $N+3$ است، درحالی‌که تعداد معادلات حاصل از تابع مبتنی بر فاصله‌ی U برابر با N خواهد بود. بنابراین پارامترهای مجهول در این شرایط برآورد نخواهند شد. برای محاسبه پارامترهای تبدیل برای هر مولفه، سه

^۱ Mismatch elimination

^۲ Random Sample Consensus

^۳ Vector Field Consensus

^۴ Thin-plate Spline

^۵ Computer vision

^۶ Radial Basis Functions

معادله‌ی قید به ترتیب زیر به دستگاه معادلات تبدیل اضافه می‌شود تا پارامترهای تابع تبدیل قابل حل باشند:

$$\sum_{i=1}^N w_i = 0 \quad (6)$$

$$\sum_{i=1}^N x_i w_i = 0 \quad (7)$$

$$\sum_{i=1}^N y_i w_i = 0 \quad (8)$$

این معادلات بیان می‌کنند که مجموع پارامترهای وزن نقاط متناظر، مجموع حاصلضرب مولفه x هر نقطه متناظر در پارامتر وزن مربوط به آن و همچنین مجموع حاصلضرب مولفه‌ی y هر نقطه متناظر در پارامتر وزن مربوط به آن همگی برابر با صفر است. با توجه به معادلات قبلی، ماتریس طرح اولیه در مدل TPS مطابق با رابطه‌ی (۹) است.

$$K = \begin{bmatrix} U(r_{11}) & \dots & U(r_{1N}) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ U(r_{N1}) & \dots & U(r_{NN}) \end{bmatrix} \quad (9)$$

فاصله هر نقطه متناظر از خودش برابر با صفر بوده و در نتیجه مقدار لگاریتمی آن نیز عددی تعریف نشده خواهد بود که در این حالت معمولاً درایه‌های قطراصلی ماتریس برابر صفر قرار داده می‌شود. ماتریس مربوط به قیود اضافه نیز به ترتیب زیر قابل بیان است:

$$P = \begin{bmatrix} 1 & x(1) & y(1) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x(N) & y(N) \end{bmatrix} \quad (10)$$

درایه‌های ستون اول این ماتریس همگی برابر ۱ بوده و درایه‌های ستون دوم و سوم به ترتیب مولفه‌ی x و y مختصات نقاط متناظر در فضای مبدا هستند. ابعاد این ماتریس برابر $N \times 3$ است.

بدین ترتیب ماتریس ضرایب نهایی مدل تبدیل مطابق با رابطه‌ی (۱۱) تشکیل می‌شود:

$$A = \begin{bmatrix} K & P \\ P^T & 0 \end{bmatrix} \quad (11)$$

ابعاد این ماتریس برابر با $(N+3) \times (N+3)$ است که ماتریس صفر 3×3 نیز در آن قرار دارد. بنابراین پارامترهای مجهول تابع تبدیل با درجه آزادی صفر برآورد

خواهد شد. برای حل دستگاه معادلات تبدیل، بردار مقادیر ثابت L به ترتیب زیر (رابطه‌ی ۱۲) در نظر گرفته می‌شود:

$$L = \begin{bmatrix} X(1) & Y(1) \\ \vdots & \vdots \\ X(N) & Y(N) \end{bmatrix} \quad (12)$$

X و Y به ترتیب مولفه‌ی اول و دوم نقاط متناظر در فضای تصویر هدف هستند. ابعاد ماتریس صفر در هر ستون، برابر 1×3 است. درایه‌های صفر، همان طرف دوم از معادلات (۶)، (۷) و (۸) هستند.

۲-۳-۲- اصلاح مدل تبدیل TPS

نکته بسیار مهم در تبدیل TPS این است که درایه‌های قطر اصلی در ماتریس طرح اولیه (۹) فاقد مقدار هستند؛ زیرا همان‌طور که پیش‌تر اشاره شد، فاصله هر نقطه متناظر از خودش برابر با صفر بوده و در نتیجه مقدار لگاریتمی آن برابر با عددی تعریف نشده خواهد بود. تخصیص عددی مناسب برای قطر اصلی ماتریس (۹)، نقشی اساسی در محاسبه صحیح پارامترهای مدل تبدیل خواهد داشت. عددی که از آن با عنوان پارامتر نرم‌کننده^۱ یاد می‌شود [۲۳]. پارامتری اختیاری که مقدار آن می‌تواند خود صفر و یا هر عدد مثبتی باشد. این پارامتر خاصیت نرم‌کنندگی مدل تبدیل TPS را کنترل می‌کند [۲۲]. در حضور این پارامتر که با λ نشان داده می‌شود، شکل رابطه‌ی (۱۱) به صورت رابطه‌ی (۱۳) خواهد شد [۲۲].

$$A = \begin{bmatrix} K + \lambda * I & P \\ P^T & 0 \end{bmatrix} \quad (13)$$

که در آن I ماتریس همانی به ابعاد $N \times N$ و λ پارامتر نرم‌کننده است. تبدیل TPS، توان و انعطاف بالایی در ایجاد ارتباط بین دو فضای دوبعدی دارد، مشروط بر این‌که مقداری مناسب برای پارامتر نرم‌کننده تعیین شده و به TPS معرفی شود. اگر مقدار این پارامتر کمتر از مقدار بهینه در نظر گرفته‌شود، در این صورت مدل تبدیل توانایی لازم را جهت ایجاد بهترین ارتباط ممکن بین تصاویر نخواهد داشت. از طرفی اگر مقدار این پارامتر بیشتر از مقدار بهینه وارد شود، خود موجب ایجاد خطا در محاسبات خواهد شد. مقدار پارامتر λ در این تحقیق از رابطه‌ی زیر حاصل شد:

^۱ Smoothing parameter

فضای تصویر هدف انتقال یافته و اختلاف مقادیر مختصات محاسبه شده با مختصات واقعی نقاط چک در تصویر هدف بدست می آید. در این تحقیق ۲۰ نقطه‌ی چک بطور دستی و دقیق برای هر جفت تصویر انتخاب شدند.

برای محاسبه‌ی معیار دقت مکانی، در ابتدا میزان خطا برای هر نقطه چک تعیین شده و سپس میزان RMSE به ترتیب زیر محاسبه می‌شود:

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^{N_c} (dx_i^2 + dy_i^2) / (N_c - 1)} \quad (15)$$

که در آن، dx و dy به ترتیب مولفه‌ی x و y اختلاف مختصات معلوم نقاط چک با مختصات حاصل از مدل تبدیل و N_c تعداد نقاط چک است.

معیار RMSE دقت مکانی مدل تبدیل را در فرایند هم‌مرجع‌سازی دو تصویر نشان می‌دهد. علاوه بر معیار دقت، مقادیر اختلاف مختصات برای هر نقطه‌ی چک توسط بردارهایی نشان داده می‌شوند که ترسیم آن‌ها می‌تواند اطلاعات مفیدی را در زمینه وضعیت نقاط متناظر و هم‌چنین توانایی مدل تبدیل در مدلسازی خطاهای هندسی موجود در تصاویر در اختیار قرار دهد. به منظور ارزیابی میزان کارایی روش پیشنهادی، علاوه بر معیار دقت، میزان زمان پردازش محاسبات نیز در نظر گرفته می‌شود. برای این منظور، مراحل مختلف روش پیشنهادی شامل استخراج عوارض، حذف تناظرهای اشتباه با روش VFC، برآورد پارامترهای مدل تبدیل TPS و نمونه‌برداری مجدد اندازه‌گیری می‌شود.

۳-۲- نتایج و بحث

به منظور ارزیابی روش پیشنهادی، از الگوریتم‌های شاخص و متداول SIFT و SURF نیز به منظور هم‌مرجع‌سازی تصاویر استفاده می‌شود. در شکل‌های ۴ تا ۷، نقاط متناظر اولیه و نهایی مربوط به الگوریتم‌های مختلف استخراج ویژگی به ترتیب برای جفت تصاویر ۱ تا ۴ آورده شده است. برای ارزیابی عملکرد الگوریتم VFC، سه معیار نرخ مطابقت صحیح^۱، نرخ دقت^۲ و نرخ فراخوانی مجدد^۳ مورد استفاده قرار می‌گیرد. علاوه بر این، برای ارزیابی عملکرد مدل تبدیل TPS، مدل تبدیل چندجمله‌ای درجه‌ی ۲ مطابق با رابطه‌ی (۱۶) برای

$$\lambda = k \left(\frac{1}{(N^2 - N)} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N U_{ij} \right), i \neq j \quad (16)$$

که در آن U ماتریس طرح اولیه و N تعداد نقاط متناظر است. مقدار ضریب k نیز برابر با ۰.۰۷ در نظر گرفته شد. در این رابطه با صرف نظر از قطر اصلی ماتریس U ، مقدار پارامتر نرم‌کننده متناسب با میانگین فواصل شعاعی نقاط متناظر از همدیگر بدست می‌آید.

۳- پیاده‌سازی و ارزیابی نتایج

در این بخش نتایج پیاده‌سازی و ارزیابی روش پیشنهادی بیان می‌شود. داده‌های مورد استفاده در این تحقیق، چهار جفت تصویر ماهواره‌ای بزرگ مقیاس از محیط گوگل ارث با حد تفکیک مکانی بالا هستند. در شکل ۳ تصاویر مورد استفاده و در جدول ۱ مشخصات آن‌ها آورده شده است. همانطور که در شکل ۳ ملاحظه می‌شود، برای هر جفت تصویر تغییرات عوارض ارتفاعی و اختلافات روشنایی و زمانی میان تصاویر شدید است. پیاده سازی هر یک از الگوریتم‌های استخراج نقاط متناظر، روش VFC، ایجاد مدل تبدیل TPS و نمونه‌برداری مجدد در نرم افزار MATLAB R2019a صورت گرفت.

جدول ۱- مشخصات تصاویر مورد استفاده

ردیف	منطقه	زمان تصاویر (میلادی)		ابعاد (پیکسل)
		مبدأ	هدف	
۱	شهرک نصر تبریز	۲۰۱۵	۲۰۱۹	۷۶۸×۱۰۲۴
۲	شهر جدید بهارستان	۲۰۱۶	۲۰۱۹	۷۶۸×۱۰۲۴
۳	شهر جدید اندیشه	۲۰۱۴	۲۰۱۹	۷۶۸×۱۰۲۴
۴	شهر جدید پردیس	۲۰۱۴	۲۰۱۸	۷۶۸×۱۰۲۴

۳-۱- معیارهای ارزیابی عملکرد مدل تبدیل در

زمینه هم‌مرجع‌سازی تصاویر

برای ارزیابی کمی عملکرد مدل‌های تبدیل، دو معیار RMSE نقاط چک و زمان هم‌مرجع‌سازی تصاویر استفاده می‌شود. علاوه بر این، بردار خطای نقاط چک به منظور بررسی توزیع خطای هم‌مرجع‌سازی در سطح تصاویر استفاده می‌شود. نقاط چک نقاطی متناظر در دو تصویر هستند که در برآورد پارامترهای مدل تبدیل بکار گرفته نمی‌شوند و از آن‌ها برای ارزیابی دقت مدل‌های تبدیل استفاده می‌شود. برای این منظور، مختصات این نقاط در فضای تصویر مبدأ با استفاده از پارامترهای محاسبه‌شده‌ی مدل تبدیل به

^۱ Correct correspondence rate

^۲ Precision rate

^۳ Recall rate

هم‌مرجع‌سازی تصاویر مورد استفاده قرار می‌گیرد، که در آن پارامترهای a_0 تا a_5 و b_0 تا b_5 ضرایب مدل تبدیل و (x_0, y_0) و (x_t, y_t) به ترتیب مختصات نقاط متناظر در فضای مبدا و هدف هستند.

$$\begin{aligned} x_t &= a_0 + a_1x_0 + a_2y_0 + a_3x_0y_0 + a_4x_0^2 + a_5y_0^2 \\ y_t &= b_0 + b_1x_0 + b_2y_0 + b_3x_0y_0 + b_4x_0^2 + b_5y_0^2 \end{aligned} \quad (16)$$

در جدول ۲، نتایج کمی تناظریابی و هم‌مرجع‌سازی تصاویر، برای چندین حالت از نظر الگوریتم مورد استفاده برای استخراج نقاط کلیدی آورده شده‌است. شکل ۸ و شکل ۹ بردارهای خطای نقاط چک را به ترتیب برای مدل‌های تبدیل چندجمله‌ای درجه‌ی ۲ و TPS، در هر یک از حالت‌های مورد بحث نشان می‌دهد.

با توجه به شکل‌های ۴ تا ۷ می‌توان گفت، تعداد نقاط متناظر اولیه‌ی بدست‌آمده بوسیله‌ی الگوریتم‌های KAZE و SURF کمتر از الگوریتم SIFT است، اما در مقابل تعداد و توزیع نقاط متناظر نهایی فراهم‌شده براساس الگوریتم KAZE وضعیت بسیار بهتری را در مقایسه با دو الگوریتم دیگر دارد. از آنجایی‌که اختلافات روشنایی و تغییرات عوارض بویژه در جفت‌تصاویر ۱ و ۴ بیشتر از بقیه‌ی داده‌ها است، لذا نقاط متناظر استخراج‌شده بوسیله‌ی الگوریتم‌های KAZE و بویژه SIFT تعداد و تراکم مناسبی را در مناطق تغییر یافته از این تصاویر ندارند. در چنین شرایطی استفاده از مدل تبدیلی کارآمد تا حدود زیادی می‌تواند این نقص را پوشش دهد تا فرایند هم‌مرجع‌سازی و به تبع آن مطالعه و بررسی تغییرات در مناطق شهری مورد مطالعه در شکل ۳ با دقتی مطلوب انجام گیرد.

جدول ۲- نتایج کمی هم‌مرجع‌سازی تصاویر در حالت‌های مختلف

زمان نمونه‌برداری مجدد (ثانیه)		مدل تبدیل				حذف تناظرهای اشتباه با روش VFC					استخراج ویژگی و تناظریابی اولیه		شماره جفت تصویر (جدول ۱)	الگوریتم استخراج ویژگی از تصاویر
		TPS		چندجمله‌ای										
TPS	چندجمله‌ای درجه‌ی ۲	زمان برآورد مجهولات (ثانیه)	RMSE	زمان برآورد مجهولات (ثانیه)	RMSE	زمان (ثانیه)	نرخ دقت	نرخ فراخوانی مجدد	نرخ مطابقت صحیح	تعداد تناظرها نهایی	زمان (ثانیه)	تعداد تناظرها اولیه		
۳۷,۲	۱۲,۸	۰,۲	۲,۱	۰,۰۰۱	۳,۱	۰,۷	۱	۱	۰,۶۳	۴۵۵	۷,۹	۷۱۵	۱	الف) KAZE
۶۱,۵	۱۳,۰	۰,۷	۱,۸	۰,۰۰۸	۲,۳	۱,۰۵	۱	۱	۰,۸۱	۹۰۳	۱۱,۲	۱۱۱۰	۲	
۳۹,۵	۱۲,۶	۰,۵	۲,۱	۰,۰۰۱	۲,۵	۱,۲۷	۱	۱	۰,۰۶	۴۸۵	۱۲,۶	۸۰۱	۳	
۳۶,۸	۱۲,۷	۰,۱	۱,۷	۰,۰۰۱	۲	۰,۳	۱	۱	۰,۷۶	۴۱۸	۵,۷	۵۴۸	۴	
۲۳,۲	۱۲,۸	۰,۰۵	۲,۹	۰,۰۰۶	۳,۳	۵,۷	۱	۱	۰,۰۹	۱۷۰	۳,۸	۱۷۰۹	۱	ب) SIFT
۳۶,۵	۱۳,۳	۰,۰۷	۲,۱	۰,۰۰۱	۲,۴	۹,۶	۱	۱	۰,۱۵	۳۱۴	۴,۹	۲۰۸۸	۲	
۲۸,۲	۱۲,۹	۰,۰۲	۲,۳	۰,۰۰۱	۲,۵	۱۰,۹	۱	۱	۰,۱	۲۱۰	۵,۱	۲۰۶۹	۳	
۲۵,۲	۱۳,۳	۰,۰۱	۲,۴	۰,۰۰۲	۲,۵	۴,۱	۱	۱	۰,۱۱	۱۷۴	۴	۱۵۳۸	۴	
۱۹,۱	۱۳,۱	۰,۰۰۲	۲,۶	۰,۰۰۱	۴,۴	۰,۰۳	۱	۱	۰,۰۴	۵۶	۱,۶	۱۳۳	۱	ج) SURF
۱۷,۱	۱۳,۳	۰,۰۰۲	۳	۰,۰۰۱	۳,۲	۰,۰۹	۱	۱	۰,۲۳	۵۱	۰,۹	۲۱۹	۲	
۱۶,۳	۱۲,۹	۰,۰۰۲	۲,۸	۰,۰۰۱	۳,۳	۰,۰۹	۱	۱	۰,۱۹	۴۱	۰,۹	۲۰۸	۳	
۱۴,۸	۱۳,۳	۰,۰۰۰۴	۲	۰,۰۰۱	۸,۶	۰,۰۱	۱	۱	۰,۰۴	۱۶	۰,۳	۴۲	۴	



تصویر مبدا (سال ۲۰۱۵ میلادی)



تصویر هدف (سال ۲۰۱۹ میلادی)

الف- شهرک نصر تبریز

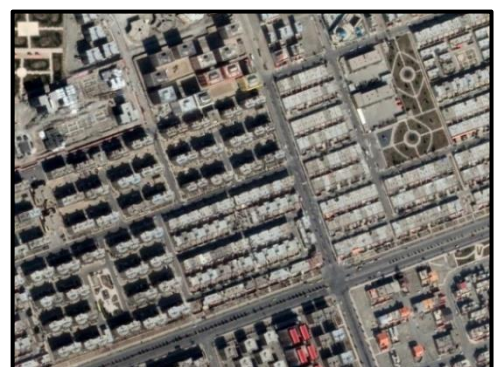


تصویر مبدا (سال ۲۰۱۶ میلادی)

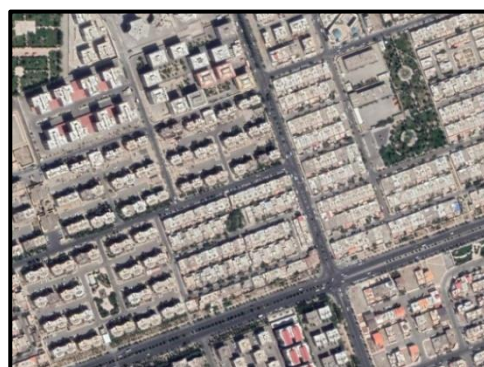


تصویر هدف (سال ۲۰۱۹ میلادی)

ب- شهر جدید بهارستان



تصویر مبدا (سال ۲۰۱۴ میلادی)

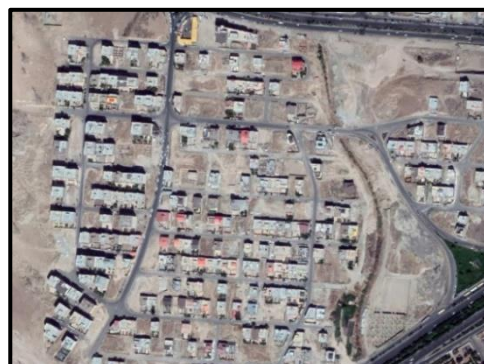


تصویر هدف (سال ۲۰۱۹ میلادی)

ج- شهر جدید اندیشه



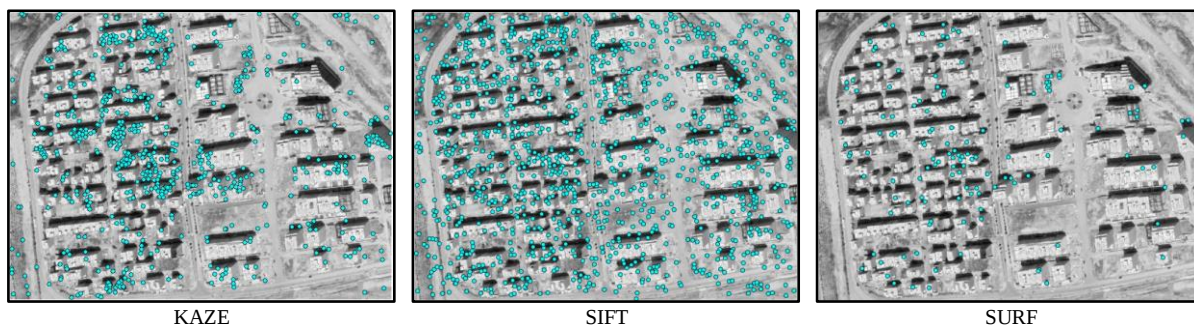
تصویر مبدا (سال ۲۰۱۴ میلادی)



تصویر هدف (سال ۲۰۱۸ میلادی)

د- شهر جدید پردیس

شکل ۳- تصاویر مورد استفاده در روند هم‌مرجع‌سازی



KAZE

SIFT

SURF

(الف) نقاط متناظر اولیه



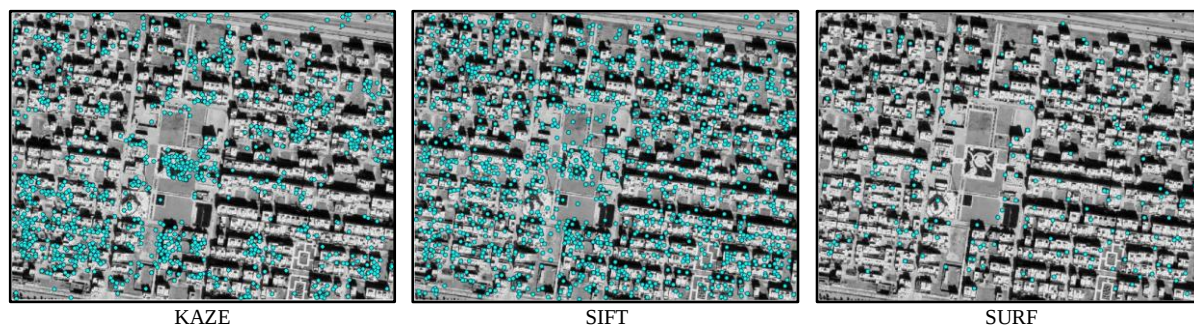
KAZE

SIFT

SURF

(ب) نقاط متناظر نهایی

شکل ۴- نقاط متناظر اولیه و نهایی تولیدشده بوسیله‌ی الگوریتم‌های مختلف استخراج ویژگی از سطح تصاویر مربوط به جفت تصویر ۱



KAZE

SIFT

SURF

(الف) نقاط متناظر اولیه



KAZE

SIFT

SURF

(ب) نقاط متناظر نهایی

شکل ۵- نقاط متناظر اولیه و نهایی تولیدشده بوسیله‌ی الگوریتم‌های مختلف استخراج ویژگی از سطح تصاویر مربوط به جفت تصویر ۲



(الف) نقاط متناظر اولیه

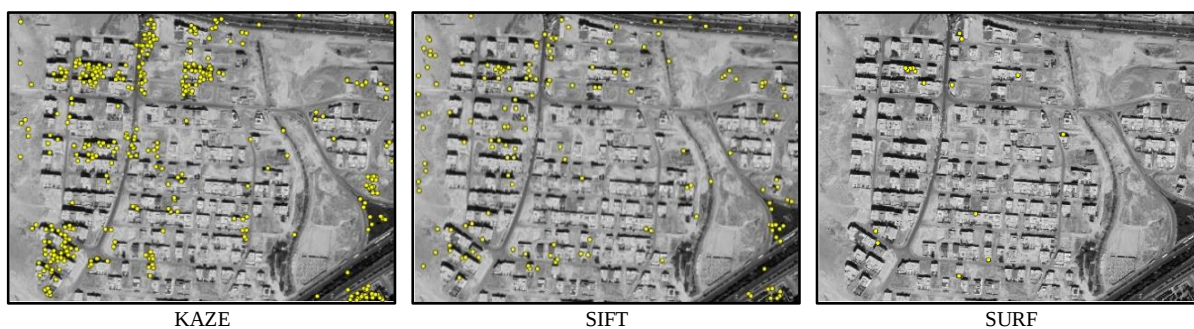


(ب) نقاط متناظر نهایی

شکل ۶- نقاط متناظر اولیه و نهایی تولیدشده بوسیله ی الگوریتم های مختلف استخراج ویژگی از سطح تصاویر مربوط به جفت تصویر ۳

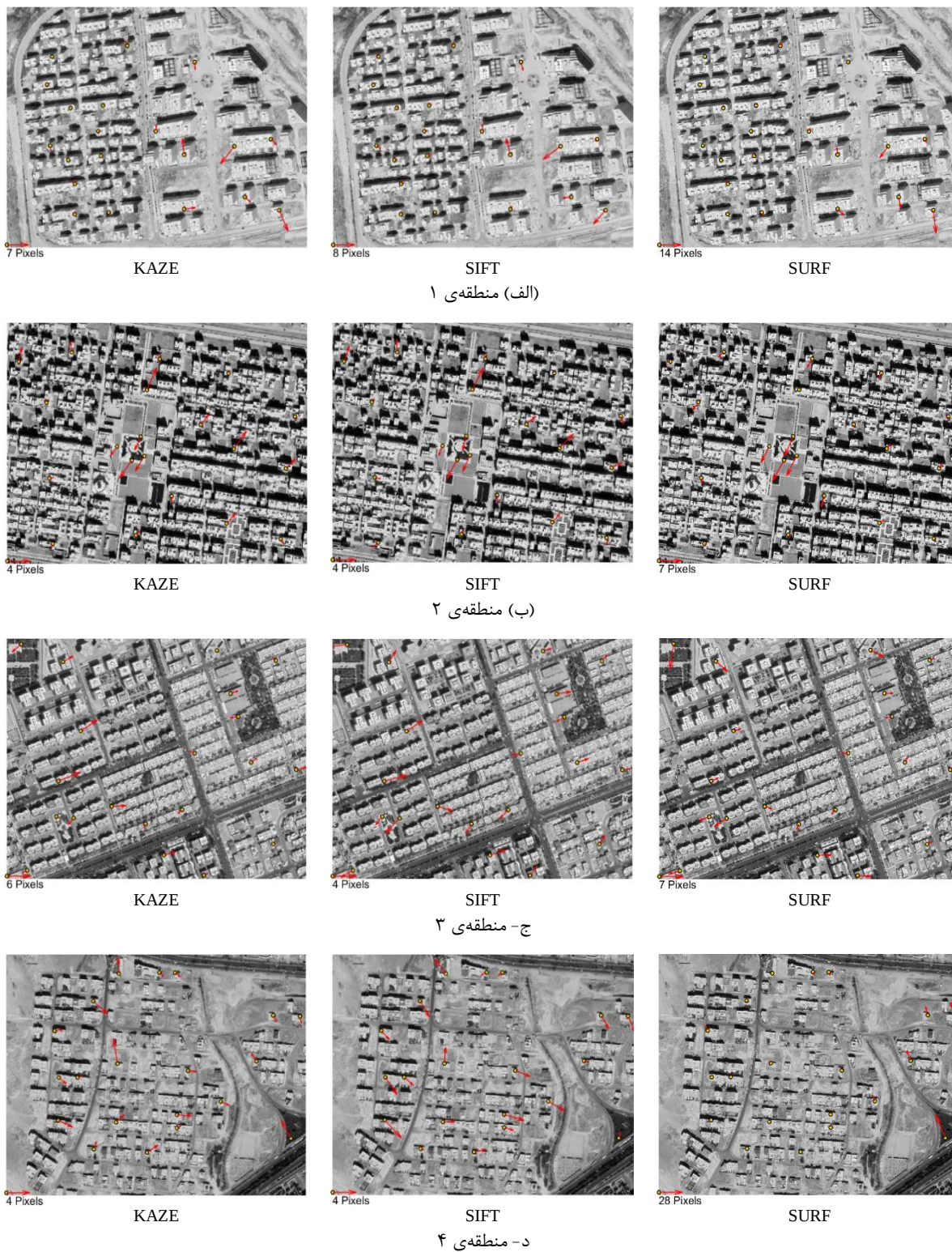


(الف) نقاط متناظر اولیه

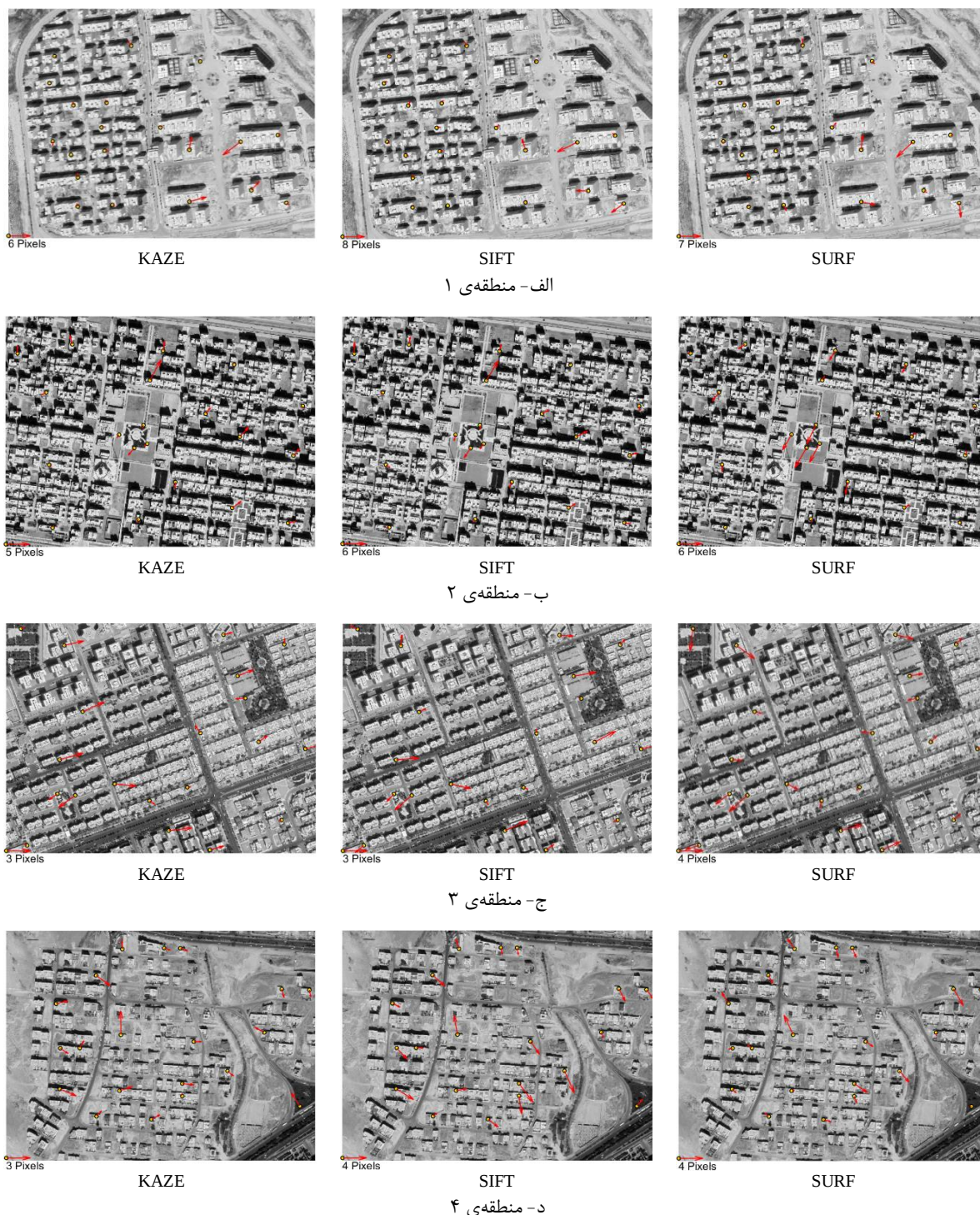


(ب) نقاط متناظر نهایی

شکل ۷- نقاط متناظر اولیه و نهایی تولیدشده بوسیله ی الگوریتم های مختلف استخراج ویژگی از سطح تصاویر مربوط به جفت تصویر ۴



شکل ۸- بردارهای خطای نقاط چک برای مدل تبدیل چندجمله‌ای در الگوریتم‌های مختلف استخراج ویژگی



شکل ۹- بردارهای خطای نقاط چک برای مدل تبدیل TPS در الگوریتم‌های مختلف استخراج ویژگی

در سطح جفت تصاویر اول تا چهار استخراج کرده‌است. زمان استخراج نقاط کلیدی و تناظریابی اولیه نیز در الگوریتم KAZE بیشتر از سایر الگوریتم‌های مورد بحث است. در قسمت حذف تناظرهای اشتباه با روش VFC، تعداد نقاط مناظر نهایی حاصل از الگوریتم KAZE برای داده‌های اول تا چهار به ترتیب با ۴۵۵، ۹۰۳، ۴۸۵ و ۴۱۸ نقطه، بسیار

با توجه به جدول ۲ می‌توان گفت در قسمت استخراج نقاط کلیدی و تناظریابی اولیه، الگوریتم SIFT برای جفت تصاویر اول تا چهار به ترتیب با ۱۷۰۹، ۲۰۸۸، ۲۰۶۹ و ۱۵۳۸ نقطه، بیشترین تعداد از تناظرهای اولیه را به خود اختصاص داده‌است. در مقابل الگوریتم SURF به ترتیب با ۱۳۳، ۲۰۸، ۴۲ و ۲۱۹ نقطه، کمترین نقاط متناظر اولیه را

بیشتر از نقاط متناظر نهایی SIFT با ۱۷۰، ۳۱۴، ۲۱۰ و ۱۷۴ و SURF با ۵۶، ۵۱، ۴۱ و ۱۶ نقطه است. از طرفی نرخ مطابقت صحیح که به صورت نسبت تعداد نقاط متناظر نهایی بر تعداد نقاط متناظر اولیه تعریف می‌شود، در جفت‌تصاویر اول تا چهار برای الگوریتم KAZE به ترتیب با مقادیر ۰،۶۳، ۰،۸۱، ۰،۶ و ۰،۷۶ بیشتر از الگوریتم‌های SURF با مقادیر ۰،۴، ۰،۲۳، ۰،۱۹ و ۰،۴ و SIFT با ۰،۰۹، ۰،۱۵، ۰،۱ و ۰،۱۱ است. از طرفی زمان حذف تناظرهای اشتباه در الگوریتم SIFT که کمترین نرخ مطابقت را نیز داراست، به ترتیب با ۵،۷، ۹،۶، ۱۰،۹ و ۴،۱ ثانیه بسیار بیشتر از الگوریتم‌های KAZE و SURF است. بنابراین، با توجه به تعداد نقاط متناظر نهایی و نرخ مطابقت صحیح بالا برای الگوریتم KAZE و زمان مناسب و منطقی برای حذف اشتباهات حاصل از تناظریابی اولیه‌ی این الگوریتم می‌توان گفت، الگوریتم KAZE به دلیل برخورداری از فضای مقیاسی غیرخطی، حفظ مرزهای عوارض و جلوگیری از تارشدگی تصاویر در روند شناسایی نقاط کلیدی از تصاویر در سطوح مقیاسی مختلف، در مقایسه با دو الگوریتم SIFT و SURF، دارای بهترین عملکرد در استخراج ویژگی‌های پایدار و نقاط متناظر نهایی در سطح تصاویری با اختلافات شدید روشنایی و تغییرات قابل توجه عوارض است. در مورد روش حذف اشتباهات نیز می‌توان گفت نرخ دقت و نرخ فراخوانی مجدد نقاط متناظر نهایی که بیانگر کارایی یک روش حذف تناظرهای اشتباه است، در همه‌ی حالت‌ها برابر ۱ بدست آمد. بنابراین روش VFC یک روش بسیار مناسب برای حذف تناظرهای اشتباه در میان نقاط متناظر اولیه‌ی بدست‌آمده از یک توصیفگر است.

در هم‌مرکزسازی هر یک از جفت تصاویر اول تا چهار، بطورکلی با کاهش تعداد نقاط متناظر نهایی از دقت مکانی مدل تبدیل چندجمله‌ای درجه‌ی ۲ کاسته می‌شود. بطوری‌که برای نقاط متناظر نهایی حاصل از الگوریتم SURF در جفت‌تصویر چهارم (جدول ۲، (ج-۴))، دقت آن به ۸،۶ پیکسل می‌رسد. از آنجایی‌که این مدل تبدیل یک مدل تبدیل سراسری است، زمان برآورد مجهولات در همه‌ی حالت‌ها مقادیری تقریباً برابر، ناچیز و قابل صرف‌نظر هستند. زمان نمونه‌برداری مجدد توسط این مدل تبدیل نیز در همه‌ی حالت‌ها تقریباً برابر ۱۳ ثانیه است. بنابراین می‌توان گفت فرآیند نمونه‌برداری مجدد در مدل‌های تبدیل سراسری تنها به ابعاد تصویر بستگی دارد.

مدل تبدیل TPS نیز با کاهش تعداد نقاط متناظر نهایی، روند مشابهی را از نظر کاهش دقت بجز حالت‌های (ج-۱) و (ج-۴) در جدول ۲ از خود نشان می‌دهد. اما میزان نوسان دقت مکانی این مدل تبدیل در ایجاد ارتباط هندسی میان تصاویر مبدا و هدف در مقایسه با مدل تبدیل چندجمله‌ای کم‌تر است. در مورد زمان هم‌مرکزسازی و هم‌چنین برآورد پارامترهای مجهول مدل تبدیل TPS نیز می‌توان گفت با افزایش تعداد نقاط متناظر زمان پردازش‌های مذکور افزایش می‌یابد. بنابراین می‌توان گفت زمان نمونه‌برداری مجدد در مدل‌های تبدیل انطباقی، علاوه بر ابعاد تصویر به تعداد نقاط متناظر موجود در سطح تصویر نیز بستگی دارد.

باتوجه به شکل ۸ و شکل ۹ می‌توان گفت، در جفت‌تصویر اول، بردارهای خطای نقاط چک به ترتیب برای هر دو مدل تبدیل با افزایش تعداد نقاط متناظر کوچک‌تر می‌شوند، بطوری‌که وجود بردارهای خطای بزرگ‌تر در ناحیه‌ای از تصویر با تغییرات زیاد عوارض، بیانگر وجود خطای بیشتر در آن ناحیه نسبت به بقیه‌ی نواحی تصویر است؛ زیرا در آن ناحیه تعداد و تراکم نقاط متناظر نهایی حتی در الگوریتم کارآمد KAZE از وضعیت نامناسبی برخوردار است. اما برخلاف این میزان از تغییرات، مدل تبدیل TPS با استفاده از نقاط متناظر نهایی بسیار زیاد حاصل از ترکیب الگوریتم‌های KAZE و VFC در سطح دو تصویر، دقیق‌ترین ارتباط هندسی با دقت مکانی ۲،۱ پیکسل را در مقایسه با مدل تبدیل چندجمله‌ای با دقت مکانی ۳،۱ پیکسل، بین دو تصویر مبدا و هدف که هریک شامل خطاهای هندسی قابل توجهی هستند، ایجاد کرده‌است. بنابراین می‌توان گفت مدل تبدیل TPS قابلیت بالایی در مدل‌سازی خطاهای هندسی پیچیده نظیر جابجایی ارتفاعی در تصاویر ماهواره‌ای با توان تفکیک مکانی بالا دارد.

در جفت تصویر دوم، تجمع بردارهای خطای بزرگ و هم‌جهت برای مدل تبدیل چندجمله‌ای در ناحیه‌ی مرکزی تصاویر، نشان می‌دهد این مدل تبدیل حتی با افزایش تعداد نقاط متناظر نهایی در سطح تصاویر، توانایی مدل‌سازی خطاهای موجود در نواحی مرکزی تصاویر را ندارد. مشکلی که البته در مدل تبدیل TPS با تعداد نقاط متناظر نهایی کم (جدول ۲، (ج-۲)) نیز مشاهده می‌شود. اما بردارهای خطای مدل تبدیل TPS با افزایش تعداد

می‌شوند ولی در مدل تبدیل TPS برای حالت‌های (ب-۴) و (ج-۴) از جدول ۲ این روند مشاهده نمی‌شود. همانند جفت تصاویر قبل، مدل تبدیل TPS در حضور بیشترین تعداد نقاط متناظر نهایی (۴۱۸ نقطه) که براساس الگوریتم کارآمد KAZE در سطح دو تصویر مبدا و هدف فراهم شده‌است، دارای بالاترین دقت مکانی (۱,۷ پیکسل) و کم‌ترین میزان خطا در مقایسه با مدل تبدیل چندجمله‌ای است.

۴- نتیجه‌گیری و پیشنهادات

آشکارسازی و بررسی تغییرات یکی از کاربردهای مهم هم‌مرجع‌سازی تصاویر ماهواره‌ای در سنجش‌ازدور است. برای مطالعه‌ی تغییرات بویژه در مناطق شهری در یک بازه‌ی زمانی دلخواه، نیاز به یک منبع مناسب، رایگان و در دسترس برای تهیه‌ی تصاویر قبل و بعد از تغییرات است. در این تحقیق، تصاویر گوگل‌ارث با اختلافات زمانی و روشنایی شدید و همچنین تغییرات قابل توجه عوارض ارتفاعی برای انجام فرایند هم‌مرجع‌سازی مورد استفاده قرار گرفت. برای استخراج ویژگی از سطح هر یک از دو تصویر مبدا و هدف، شناسایی نقاط کلیدی از میان ویژگی‌ها در هر تصویر و تناظریابی اولیه، سه الگوریتم KAZE، SIFT و SURF مورد استفاده قرار گرفت که نقاط متناظر نهایی در سطح تصاویر از طریق ترکیب هریک از این سه الگوریتم با روش حذف اشتباهات VFC تولید شد. در آخر مدل‌های تبدیل TPS و چندجمله‌ای درجه‌ی ۲ برای ایجاد ارتباط هندسی میان تصاویر مبدا و هدف از هر جفت تصویر و همچنین نمونه‌برداری مجدد براساس مدل درونیابی دوخطی مورد استفاده قرار گرفتند.

در کل براساس نتایج بدست‌آمده در این تحقیق، می‌توان مجموعه تصاویر گوگل‌ارث با حد تفکیک مکانی بالا را منبعی مناسب برای مطالعه‌ی تغییرات یک منطقه شهری خاص در یک بازه‌ی زمانی دلخواه معرفی کرد. تصاویر ماهواره‌ای با حد تفکیک مکانی بالا در مناطق شهری، علاوه بر این که دارای خطاهای هندسی پیچیده نظیر جابجایی ارتفاعی هستند، می‌توانند از نظر شرایط روشنایی، زمانی و عوارض موجود در هر تصویر، اختلاف شدیدی با یکدیگر داشته باشند. هم‌مرجع‌سازی تصاویری با شرایط فوق، نیازمند استخراج یک مجموعه نقاط متناظر

نقاط متناظر نهایی در سطح تصاویر، کوچک‌تر می‌شود که این رفتار، بیانگر توانایی مدل تبدیل TPS در مدل‌سازی خطاهای موجود در نواحی مرکزی تصاویر است، بطوری که این مدل تبدیل در بهترین حالت، با حضور تعداد نقاط متناظر نهایی بیشتری که با استفاده از ترکیب روش‌های KAZE و VFC (جدول ۲، الف-۲) فراهم شده‌است، دارای دقت مکانی ۱,۸ پیکسل در مقایسه با مدل چندجمله‌ای با دقت مکانی ۲,۳ پیکسل است.

در مورد جفت‌تصویر سوم نیز می‌توان گفت با اینکه تعداد نقاط متناظر نهایی حاصل از الگوریتم KAZE (جدول ۲، الف-۳)، در مقایسه با تعداد حاصل از الگوریتم SIFT (ب-۳) بیشتر است، اما دقت مکانی مدل تبدیل چندجمله‌ای در هردو حالت یکسان و برابر با ۲,۵ پیکسل است. در واقع می‌توان گفت، در این حالت توان این مدل تبدیل در مدل‌سازی بهتر خطاهای هندسی موجود در تصاویر و رسیدن به دقت‌های بالاتر به اشباع رسیده است؛ اتفاقی که در مدل‌های تبدیل سراسری رخ می‌دهد [۲۴]. اما این وضعیت در مدل تبدیل TPS مشاهده نمی‌شود و در حضور بیشترین تعداد نقاط متناظر نهایی با تعداد ۴۸۵ نقطه که بوسیله ترکیب الگوریتم‌های KAZE و VFC فراهم شده‌است، دقت مکانی ۲,۱ برای مدل TPS حاصل می‌شود. بردارهای خطای مدل تبدیل چندجمله‌ای نیز در مقایسه با بردارهای خطای مدل تبدیل TPS بزرگ‌تر هستند. علاوه براین، بردارهای خطای مدل تبدیل TPS با افزایش تعداد نقاط متناظر نهایی، کاهش خطا را در سطح تصاویر نشان می‌دهند.

برای جفت‌تصویر چهارم در حالتی که ۱۷۴ نقطه‌ی متناظر نهایی براساس الگوریتم SIFT تولید شده‌است (جدول ۲، ب-۴)، دقت مکانی و بردارهای خطای هر دو مدل تبدیل وضعیت تقریباً مشابهی دارند، اما دو مدل تبدیل در حالت (ج-۴) با تعداد ۱۶ نقطه‌ی متناظر نهایی اختلاف زیادی از نظر دقت مکانی و وضعیت توزیع خطا با یکدیگر دارند. در این حالت، می‌توان گفت مدل تبدیل TPS می‌تواند دقت قابل قبولی را حتی در حضور نقاط متناظر با تعداد کم داشته باشد. عملکردی که به نظر می‌رسد ناشی از پارامتر نرم‌کننده‌ی این مدل تبدیل و بهره‌گیری از رویکرد فواصل شعاعی نقاط متناظر باشد. در مدل تبدیل چندجمله‌ای، بردارهای خطای حالت‌های مختلف با افزایش تعداد نقاط متناظر نهایی کوچک‌تر

نهایی دقیق با تعداد زیاد و توزیع مناسب در سطح تصاویر و یک مدل تبدیل کارآمد است. با توجه به نتایج بدست‌آمده در این تحقیق، معیار نرخ مطابقت صحیح در قسمت حذف تناظرهای اولیه‌ی اشتباه با استفاده از مدل VFC نشان داد، نسبت تعداد تناظرهای اولیه‌ی صحیح به کل تناظرهای اولیه‌ی استخراج‌شده بوسیله‌ی الگوریتم KAZE در تصاویری با اختلافات زمانی و رادیومتریکی شدید همراه با تغییرات قابل توجه عوارض ارتفاعی، در مقایسه با دو الگوریتم SURF و SIFT بیشتر است. دلیل این برتری وجود یک فیلتر نرم‌کننده‌ی غیرخطی در ساختار الگوریتم KAZE است که تصویر را بدون تارشدگی و با حفظ مرزهای عوارض تصویری در سطوح مقیاسی مختلف نرم می‌کند، بطوری که همین ویژگی منحصر‌بفرد در این الگوریتم، منجر به استخراج ویژگی‌هایی پایدارتر در سطح هر تصویر، تناظرهای اولیه‌ی با کیفیت و در نتیجه نقاط متناظر نهایی با تعداد بیشتر و توزیع بهتر در تصاویری با چالش‌های ذکرشده گردید. با توجه به مقادیر نرخ دقت و فراخوانی مجدد که برای روش حذف اشتباهات VFC بدست آمد، از آنجایی که تصاویر مبدا و هدف در هر مجموعه داده دارای جابجایی ارتفاعی و اختلافات روشنایی بودند، این روش تناظرهای اولیه‌ی اشتباه را به خوبی حذف نموده و یک مجموعه نقاط

متناظر نهایی دقیق برای ایجاد یک ارتباط هندسی مطمئن میان دو تصویر مبدا و هدف تولید کرد. از طرفی با توجه به دقت مکانی و بردارهای خطای مدل تبدیل TPS، می‌توان گفت این مدل در مقایسه با مدل تبدیل چندجمله‌ای، به دلیل محاسبه‌ی فواصل شعاعی نقاط متناظر از یکدیگر و بکارگیری یک پارامتر نرم‌کننده‌ی بهینه برای جلوگیری از مشکلات عددی، عملکرد بسیار خوبی را در مدل‌سازی خطاهای هندسی پیچیده نظیر جابجایی ارتفاعی و در نتیجه برقراری ارتباط هندسی دقیق و مطمئن میان دو تصویر مبدا و هدف از یک منطقه‌ی شهری با حدتفکیک مکانی بالا از خود ارائه کرد. بطور کلی براساس نتایج بدست‌آمده و بحث‌های صورت‌گرفته بر روی آن‌ها می‌توان گفت، مجموعه الگوریتم‌های KAZE, VFC و TPS روش ترکیبی کارآمدی را در هم‌مرجع‌سازی تصاویر گوگل‌ارث با توان تفکیک مکانی بالا همراه با اختلافات شدید زمانی، روشنایی و تغییرات قابل توجه عوارض ارتفاعی تشکیل می‌دهند.

پیشنهاد می‌شود عملکرد روش پیشنهادی برای هم‌مرجع‌سازی تصاویر ماهواره‌ای کوچک‌مقیاس با ابعاد بزرگتر نیز مورد ارزیابی قرار گیرد.

مراجع

- [1] S. Nag. (2017). "Image registration techniques: a survey," arXiv preprint arXiv:1712.07540.
- [2] A. A. Goshtasby. (2012). "Image registration: Principles, tools and methods". Springer Science & Business Media.
- [3] H. Bay, A. Ess, T. Tuytelaars, and L. Van Gool. (2008). "Speeded-up robust features (SURF)," Computer vision and image understanding, vol. 110, no. 3, pp. 346-359.
- [4] E. Rosten, R. Porter, and T. Drummond. (2008). "Faster and better: A machine learning approach to corner detection," IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, vol. 32, no. 1, pp. 105-119.
- [5] C. G. Harris and M. Stephens. (1988). "A combined corner and edge detector," in Alvey vision conference, vol. 15, no. 50: Citeseer, pp. 10-5244.
- [6] J. Matas, O. Chum, M. Urban, and T. Pajdla. (2004). "Robust wide-baseline stereo from maximally stable extremal regions," Image and vision computing, vol. 22, no. 10, pp. 761-767.
- [7] D. G. Lowe. (2004). "Distinctive image features from scale-invariant keypoints," International journal of computer vision, vol. 60, no. 2, pp. 91-110.
- [8] A. Sedaghat and H. Ebadi. (2015). "Remote sensing image matching based on adaptive binning SIFT descriptor," IEEE transactions on geoscience and remote sensing, vol. 53, no. 10, pp. 5283-5293.
- [9] K. Mikolajczyk and C. Schmid. (2004). "Scale & affine invariant interest point detectors," International journal of computer vision, vol. 60, no. 1, pp. 63-86.
- [10] Y. Liu, F. Mo, and P. Tao. (2017). "Matching multi-source optical satellite imagery exploiting a multi-stage approach," Remote Sensing, vol. 9, no. 12, p. 1249.

- [11] A. Sedaghat, M. Mokhtarzade, and H. Ebadi. (2011). "Uniform robust scale-invariant feature matching for optical remote sensing images," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 49, no. 11, pp. 4516-4527.
- [12] Y. Han, J. Choi, Y. Byun, and Y. Kim. (2013). "Parameter optimization for the extraction of matching points between high-resolution multisensor images in urban areas," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 52, no. 9, pp. 5612-5621.
- [13] V. Radhika, B. Kartikeyan, B. G. Krishna. (2007). S. Chowdhury, and P. K. Srivastava, "Robust stereo image matching for spaceborne imagery," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 45, no. 9, pp. 2993-3000.
- [14] Y. Ye, J. Shan, S. Hao, L. Bruzzone, and Y. Qin. (2018). "A local phase based invariant feature for remote sensing image matching," *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 142, pp. 205-221.
- [15] P. F. Alcantarilla, A. Bartoli, and A. J. Davison. (2012). "KAZE features," in *European Conference on Computer Vision*: Springer, pp. 214-227.
- [16] J. Ma, J. Zhao, J. Tian, A. L. Yuille, and Z. Tu. (2014). "Robust point matching via vector field consensus," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 23, no. 4, pp. 1706-1721.
- [17] J. Duchon. (1977). "Splines minimizing rotation-invariant semi-norms in Sobolev spaces," in *Constructive theory of functions of several variables*: Springer, pp. 85-100.
- [18] J. Weickert and H. Schar. (2002). "A scheme for coherence-enhancing diffusion filtering with optimized rotation invariance," *Journal of Visual Communication and Image Representation*, vol. 13, no. 1-2, pp. 103-118.
- [19] M. A. Fischler and R. C. Bolles. (1981). "Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography," *Communications of the ACM*, vol. 24, no. 6, pp. 381-395.
- [20] F. L. Bookstein. (1989). "Principal warps: Thin-plate splines and the decomposition of deformations," *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 11, no. 6, pp. 567-585.
- [21] M. H. Davis, A. Khotanzad, D. P. Flamig, and S. E. Harms. (1997). "A physics-based coordinate transformation for 3-D image matching," *IEEE transactions on medical imaging*, vol. 16, no. 3, pp. 317-328.
- [22] G. Donato and S. Belongie. (2002). "Approximate thin plate spline mappings," in *European conference on computer vision*: Springer, pp. 21-31.
- [23] G. Wahba. (1990). "Spline models for observational data". Siam.
- [24] A. Sedaghat and N. Mohammadi. (2018). "Performance evaluation of 2D transformation models in stereo image registration," *Journal of Geomatics science and technology*.
- [25] S. S. Bisht, B. Gupta, and P. Rahi. (2014) "Image registration concept and techniques: a review," *J Eng Res App*, vol. 4, pp. 30-5.
- [26] H. Ghassemian. (2016). "A review of remote sensing image fusion methods," *Information Fusion*, vol. 32, pp. 75-89.
- [27] A. Sedaghat and N. Mohammadi. (2019). "High-resolution image registration based on improved SURF detector and localized GTM," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 40, no. 7, pp. 2576-2601.
- [28] S. Chen, S. Zhong, B. Xue, X. Li, L. Zhao, and C.-I. Chang. (2020). "Iterative scale-invariant feature transform for remote sensing image registration," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*.
- [29] L. Zagorchev and A. Goshtasby, (2006). "A comparative study of transformation functions for nonrigid image registration," *IEEE transactions on image processing*, vol. 15, no. 3, pp. 529-538.
- [30] A. Mohsenifar, A. Mohammadzadeh and A. Moghimi. (2020). "Unsupervised Forest Change Detection Based on Fusion of Change Indices Using Undecimated Discrete Wavelet Transform Method and Improving Markov Random Fields (MRFs)", *Journal of Geomatics Science and Technology*.
- [31] A. Moghimi, A. Mohammadzadeh, T. Celik & M. Amani. (2020). A Novel Radiometric Control Set Sample Selection Strategy for Relative Radiometric Normalization of Multitemporal Satellite Images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*.