

## حذف تناظرهای اشتباه بر مبنای ماتریس شکل در تناظریابی تصاویر با خط مبنای بلند

امین صداقت<sup>۱</sup> و نازیلا محمدی<sup>۲</sup>

### چکیده

تناظریابی تصاویر با خط مبنای بلند و تغییرات شدید زاویه دید، نقش مهمی در بسیاری از کاربردها در ماشین بینایی و فتوگرامتری نظیر بازسازی سه بعدی و هم‌مرجع‌سازی تصویر ایفا می‌کند. یکی از مشکلات اساسی تناظریابی این نوع از تصاویر وجود تعداد نسبتاً زیاد تناظرهای اشتباه است. به‌منظور حذف اشتباهات عموماً سازگاری هندسی تناظرها با استفاده از قیدهای هندسی مختلف نظیر خط‌ابی پولار و روش‌های برآورد پایدار نظیر اجماع نمونه تصادفی، (Random Sample Consensus)، کنترل می‌شود. این روش‌ها در تصاویر با خط مبنای بلند به دلیل درصد بالای تناظرهای اشتباه دچار اشکال می‌شوند. در این مقاله روشی جدید برای حذف تناظرهای اشتباه در تناظریابی تصاویر با تغییر شدید زاویه دید ارائه شده است. برای این منظور، در ابتدا عوارض اولیه بیضی‌شکل با استفاده از الگوریتم بهبود یافته نواحی حدی بیشینه پایدار (maximally stable extremal regions) در هر دو تصویر استخراج می‌شوند. سپس برای هر عارضه، توصیفگر متمایز DAISY محاسبه می‌شود. در مرحله بعد با مقایسه توصیفگرها در دو تصویر تناظرهای اولیه تعیین می‌شوند. در ادامه، تناظرهای اولیه با استفاده از یک روش جدید بر مبنای قیدهای هندسی مستخرج از ماتریس شکل عوارض با عنوان حذف اشتباهات تناظریابی بر مبنای ماتریس شکل، (Mismatch elimination based on shape matrix) MESM پالایش شده و بیشتر آنها شناسایی و حذف می‌شوند. در نهایت اشتباهات کم باقیمانده با بهره‌گیری از یک قید هندسی حذف می‌شود. روش پیشنهادی بر روی هشت جفت تصویر برد کوتاه با تغییرات شدید زاویه دید اجرا شده و نتایج بیانگر قابلیت بالای آن در تناظریابی کارآمد تصاویر است.

### کلیدواژه‌ها

تناظریابی، استخراج عوارض، MSER، DAISY، ماتریس شکل

### ۱ مقدمه

تناظریابی یا انطباق تصویر<sup>۱</sup> یکی از پردازش‌های بنیادی در ماشین بینایی و فتوگرامتری است. از کاربردهای اساسی این فرآیند می‌توان به بازسازی سه بعدی مناظر [۱-۳]، شناسایی اهداف [۴، ۵]، هم‌مرجع‌سازی<sup>۲</sup> تصاویر ماهواره‌ای [۶، ۷] و پزشکی [۸، ۹] اشاره کرد.

این مقاله در شهریورماه سال ۹۷ دریافت، در مهرماه سال ۹۸ بازنگری و در آبان‌ماه همان سال پذیرفته شد.

<sup>۱</sup> گروه مهندسی نقشه‌برداری، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه تبریز  
رایانامه: [a.sedaghat@tabrizu.ac.ir](mailto:a.sedaghat@tabrizu.ac.ir)  
رایانامه: [n.mohammadi@tabrizu.ac.ir](mailto:n.mohammadi@tabrizu.ac.ir)

نویسنده مسئول: امین صداقت

<sup>۱</sup> Image matching

<sup>۲</sup> Image registration

می‌شود. برای این منظور، توصیفگرهای عوارض مستخرج در دو تصویر با استفاده از یک معیار مقایسه نظیر فاصله اقلیدسی با هم مقایسه شده و عوارضی که توصیفگر آنها کمترین فاصله را با یکدیگر دارند به‌عنوان متناظر تعیین می‌شوند.

(۴) حذف اشتباهات: در میان تناظرهای استخراج شده در مرحله قبل عموماً تعدادی تناظر اشتباه وجود دارد که باید شناسایی و حذف شوند. حتی بهترین روش‌های تناظریابی نیز ممکن است دارای چند تناظر اشتباه باشند که شناسایی و حذف تمامی آنها فرآیندی بسیار دشوار است [۱۹، ۲۰].

تمرکز اصلی این تحقیق بر روی مرحله چهارم فرآیند تناظریابی عارضه‌مبنا یعنی حذف تناظرهای اشتباه است. روش‌های مختلفی به‌منظور شناسایی و حذف تناظرهای اشتباه ارائه شده است. متداول‌ترین روش حذف تناظرهای اشتباه کنترل سازگاری نقاط متناظر در یک مدل هندسی مشخص است. برای این منظور، دو موضوع باید مورد توجه قرار گیرد [۲۱]. موضوع اول نوع مدل هندسی است که رابطه مکانی میان دو تصویر را توصیف می‌کند. نوع مدل هندسی وابسته به میزان اعوجاجات هندسی میان تصویر است. معمول‌ترین مدل‌های مورد استفاده مدل‌های سراسری شامل افاین، پروژکتیو و چندجمله‌ای و یا قید هندسی خط اپی‌پولار هستند. موضوع دوم، روش مورد استفاده برای برآورد ضرایب مدل هندسی انتخاب شده است. در طول این فرآیند، علاوه بر برآورد ضرایب مدل، دقت تناظرهای اولیه بررسی شده و جفت تناظرهایی که دقت مناسبی نداشته باشند، شناسایی و حذف می‌شوند. روش‌های اساسی برای این منظور، روش کمترین مربعات و روش‌های مبتنی بر الگوریتم RANSAC [۲۲] هستند. در ادامه، چند مثال از روش‌های مبتنی بر کنترل سازگاری هندسی بیان می‌شود.

صداقت و همکاران [۲۳] از تبدیل پروژکتیو و یک روش تکراری برای حذف تناظرهای اشتباه در تصاویر ماهواره‌ای استفاده کرده‌اند. بر این اساس برای جفت تناظرهای اولیه ضرایب مدل پروژکتیو با استفاده از روش کمترین مربعات محاسبه می‌شود. سپس نقاط در تصویر اول با استفاده از این تابع به فضای تصویر دوم منتقل شده و میزان خطای هر نقطه محاسبه می‌شود. ریشه میانگین مربعات خطاها (RMSE<sup>۱۴</sup>) با یک مقدار آستانه مقایسه می‌شود، اگر بیشتر از آن باشد، جفت تناظری که دارای بیشترین خطا هستند، اشتباه تلقی شده و حذف می‌شوند و این روند تا رسیدن به مقدار آستانه مورد نظر، تکرار می‌شود. این روش زمانی که میزان اختلافات هندسی میان تصاویر، نظیر جابه‌جایی ناشی از اختلاف ارتفاع، زیاد باشد باعث حذف تعداد زیادی از تناظرهای درست خواهد شد. در یک تحقیق مشابه از این روش به‌صورت

روش‌های مختلفی به‌منظور تناظریابی تصاویر ارائه شده است که امروزه بیشتر آنها بر مبنای عوارض و ویژگی‌های تصویری هستند که با عنوان روش‌های عارضه‌مبنا<sup>۱</sup> شناخته می‌شوند [۲]. فرآیند تناظریابی در روش‌های عارضه‌مبنا از چهار مرحله اصلی به‌ترتیب زیر تشکیل شده است:

(۱) استخراج عوارض<sup>۲</sup>: در این مرحله، موقعیت ساختارهای برجسته تصویر که نسبت به همسایگی نزدیک خود متمایز هستند استخراج می‌شوند. گوشه‌ها، خطوط، ساختارهای حبابی و نواحی یکنواخت از جمله عوارض تصویری هستند که وابسته به نوع اختلافات هندسی و رادیومتریکی میان تصاویر استخراج می‌شوند. به‌عنوان مثال، الگوریتم عوارض حاصل از قطعات شتاب‌یافته (FAST)<sup>۳</sup> [۱۰] ویژگی‌های نقطه‌ای را در تصویر استخراج می‌کند. عوارض نقطه‌ای FAST مستقل از تغییرات دوران بوده و در برابر تغییرات جزئی مقیاس نیز پایداری مناسبی دارند. الگوریتم‌های دیگری نظیر تبدیل ویژگی مستقل از مقیاس (SIFT)<sup>۴</sup> [۱۱] و باد<sup>۵</sup> [۱۲] عوارض دایره‌ای را در تصاویر استخراج کرده و مستقل از تغییرات مقیاس هستند. بعضی دیگر از الگوریتم‌ها نظیر هسین افاین<sup>۶</sup> [۱۳] و MSER [۱۴] عوارض بیضی‌شکل را در تصاویر استخراج کرده و علاوه بر مقیاس در برابر تغییرات هندسی ناشی از تغییر زاویه دید<sup>۷</sup> تصویربرداری نیز پایدار هستند.

(۲) ایجاد توصیفگر عوارض<sup>۸</sup>: در این مرحله، برای هر عارضه مستخرج از مرحله قبل یک توصیفگر به‌منظور توصیف توزیع درجات خاکستری ناحیه اطراف آن ایجاد می‌شود. بیشتر توصیفگرها هیستوگرام‌های مختلفی را با استفاده از عملگرهایی نظیر گرادیان، خود شباهتی<sup>۹</sup> و الگوی دودویی محلی<sup>۱۰</sup> ایجاد می‌کنند که با عنوان توصیفگرهای توزیع‌مبنا<sup>۱۱</sup> شناخته می‌شوند [۱۵، ۱۶]. توصیفگرهای SIFT، DAISY<sup>۱۲</sup> [۱۷] و نقاط کلیدی سریع شبکیه (FREAK)<sup>۱۳</sup> [۱۸] از جمله توصیفگرهای توزیع‌مبنا متداول هستند.

(۳) تعیین مطابقت: در این مرحله، فرآیند مطابقت میان عوارض با مقایسه توصیفگر آنها با یکدیگر انجام

<sup>۱</sup> Feature based

<sup>۲</sup> Feature extraction

<sup>۳</sup> Features from Accelerated Segment Test

<sup>۴</sup> Scale Invariant Feature Transform

<sup>۵</sup> KAZE (واژه ژاپنی به معنی باد)

<sup>۶</sup> Hessian-Affine

<sup>۷</sup> Viewpoint

<sup>۸</sup> Feature description

<sup>۹</sup> Local Self-Similarity

<sup>۱۰</sup> Local Binary Pattern

<sup>۱۱</sup> Distribution-Based Descriptors

<sup>۱۲</sup> به معنی گل آفتاب‌گردان

<sup>۱۳</sup> Fast Retina Keypoint

<sup>۱۴</sup> Root-mean square error

نقطه به تعداد K همسایه نزدیک خود که فاصله‌ای کمتر از میانه تمامی فواصل نقطه‌ها با یکدیگر دارند، متصل می‌شود. اساس الگوریتم GTM به این ترتیب است که برای مجموعه تناظرهای اولیه در دو تصویر گراف K-NN مربوط به آنها ایجاد شده و با یکدیگر مقایسه می‌شوند. در صورتی که تمامی تناظرهای اولیه درست باشند، آنگاه باید ساختار گراف‌های آنها یکسان باشد. بر این اساس در صورتی که ساختار گراف‌ها در دو تصویر یکسان نباشد، جفت تناظری که بیشترین اختلاف را در ساختار گراف دارد به‌عنوان تناظر اشتباه در یک روند تکراری حذف می‌شود تا دو گراف یکسان شوند. روش‌های متعددی با بهره‌گیری از این ایده برای حذف اشتباهات تناظریابی ارائه شده است که به‌عنوان نمونه می‌توان به [۳۶-۴۰] اشاره کرد. روش‌های مبتنی بر تناظریابی گراف در مواقعی که تعداد تناظرهای اشتباه در میان تناظرهای اولیه بالا باشد نسبتاً زمان‌بر خواهد بود. علاوه بر این در بعضی از مواقع امکان حذف تمامی تناظرهای اشتباه را ندارد.

علاوه بر الگوریتم‌های مبتنی بر قید هندسی و الگوریتم‌های مبتنی بر تناظریابی گراف، روش‌های دیگری نیز برای حذف اشتباهات ارائه شده است. به‌عنوان مثال، سانگ<sup>۹</sup> و همکاران [۴۱] روش جدیدی با عنوان HTSC<sup>۱۰</sup> را بر مبنای یک معیار ویژه با عنوان نمایش مساحت مثلث (TAR<sup>۱۱</sup>) ارائه کرده‌اند که می‌تواند به‌عنوان جایگزین روش‌های مبتنی بر الگوریتم RANSAC استفاده شود. معیار TAR ثابتی است که برای هر مثلث تحت هر تبدیل افاین ثابت بوده و بر اساس آن اشتباهات تناظریابی قابل شناسایی و حذف هستند. صداقت و همکاران [۴۲] از نسبت فواصل برای حذف تناظرهای اشتباه در تصاویر ماهواره‌ای با حد تفکیک بالا استفاده کرده‌اند. فرض اساسی در این روش به این ترتیب است که در صورتی که عوارض تناظرهای صحیحی باشند، باید نسبت فواصل آنها در یک حدود باشد. برای این منظور، در ابتدا برای هر جفت تناظر، میزان انحراف معیار نسبت تمامی فواصل با کنار گذاشتن جفت تناظر مربوطه محاسبه می‌شود. در نهایت جفت تناظری که برای آن کوچک‌ترین مقدار انحراف معیار حاصل شده است به‌عنوان نامزد تناظر اشتباه در نظر گرفته شده و حذف می‌شود. با وجود سرعت نسبتاً مناسب این روش‌ها، در برابر اختلافات هندسی شدید حساس هستند.

بیشتر روش‌های موجود برای حذف اشتباهات که در بالا بیان شدند، در صورتی که تعداد تناظرهای اشتباه در میان تناظرهای اولیه زیاد باشد با شکست مواجه شده و یا بسیار زمان‌بر می‌شوند. این مشکل در تناظریابی تصاویر با تغییرات شدید زاویه دید تصویربرداری و با خط مبنای بلند بسیار بیشتر است چراکه اولاً در این تصاویر تعداد تناظرهای قابل استخراج بسیار کم بوده و ثانیاً درصد زیادی از تناظرهای اولیه اشتباه هستند.

محللی با بهره‌گیری از روش خوشه‌بندی K-means استفاده شده است که پایداری آن در برابر اختلافات هندسی بسیار بالاتر است اما باعث افزایش چشمگیر زمان محاسباتی نیز می‌شود [۲۴].

الگوریتم RANSAC روشی جهت برآزش یک مدل هندسی است که تعدادی اشتباه نیز در میان نقاط مربوط به مدل وجود دارد [۲۲]. در این روش با انتخاب تصادفی نقاط، مدل هندسی میان تصاویر برآورد شده و در نهایت راه حلی که بیشترین تعداد جفت تناظرهای سازگار با مدل هندسی را حاصل کند، به‌عنوان جواب انتخاب می‌شود. روش کنترل سازگاری خط اپی‌پولار (ELCC<sup>۱</sup>) بر مبنای ماتریس بنیادی و الگوریتم RANSAC، یکی از پرکاربردترین روش‌های حذف اشتباهات تناظریابی خصوصاً در تصاویر با خط مبنای بلند<sup>۲</sup> است [۲۵، ۲۶]. به‌منظور دستیابی به جواب قابل قبول در این روش باید درصد مناسبی از تناظرهای اولیه (حدود ۵۰ درصد) درست باشند [۱۱]. نسخه‌های مختلفی از بهبود الگوریتم RANSAC ارائه شده است. به‌عنوان مثال، الگوریتم PROSAC<sup>۳</sup> [۲۷] از اطلاعات سازگاری در تکرارهای مختلف بهره می‌گیرد. چام<sup>۴</sup> و ماتس<sup>۵</sup> [۲۸] الگوریتم R-RANSAC<sup>۶</sup> را با ارائه یک مدل جدید برای انتخاب تصادفی نقاط ارائه کرده‌اند. الگوریتم انطباقی A-RANSAC<sup>۷</sup> به‌منظور حذف اشتباهات تناظریابی در تصاویر شبکه چشم ارائه شده است که در آن میزان آستانه به‌صورت انطباقی با بهینه‌سازی هم‌زمان میزان RMSE و تعداد اشتباهات تعیین می‌شود [۹، ۲۹]. تتر و همکاران [۳۰] روش جدیدی را به‌منظور حذف تناظرهای اشتباه در جفت تصاویر ماهواره‌ای بر مبنای الگوریتم RANSAC و ضرایب چندجمله‌ای‌های کسری ارائه کرده‌اند. از دیگر تحقیقات مشابه بر مبنای الگوریتم RANSAC می‌توان به تحقیقات [۳۱-۳۴] اشاره کرد.

یک دسته دیگر از روش‌های حذف اشتباهات روش‌های مبتنی بر تناظریابی گراف هستند که مطرح‌ترین آنها الگوریتم تناظریابی تبدیل گراف (GTM<sup>۸</sup>) [۳۵] است. الگوریتم GTM روشی ساده و مؤثر جهت شناسایی و حذف تناظرهای اشتباه واقع در یک مجموعه اولیه از نقاط متناظر بر مبنای روابط همسایگی میان آنها است. اساس الگوریتم GTM بر مبنای ایجاد و مقایسه یک گراف ساده (بدون جهت) به‌صورت K همسایه نزدیک از نوع میانه<sup>۸</sup> (گراف K-NN) برای تناظرهای اولیه در دو تصویر است. یک گراف مجموعه‌ای از رأس‌ها است، که توسط مجموعه‌ای از زوج‌های مرتب تحت عنوان یال‌ها به یکدیگر متصل شده‌اند. گراف K همسایه نزدیک از نوع میانه، گرافی است که در آن هر

<sup>1</sup> Epipolar line consistency check

<sup>2</sup> Wide-Baseline Images

<sup>3</sup> PROgressive SAmple Consensus

<sup>4</sup> Chum

<sup>5</sup> Matas

<sup>6</sup> Randomized RANSAC

<sup>7</sup> Graph Transformation Matching

<sup>8</sup> Median K-Nearest-Neighbour

<sup>9</sup> Song

<sup>10</sup> Histogram of TAR sample consensus

<sup>11</sup> Triangle Area Representation

## ۲-۱ استخراج عوارض MSER

عوارض MSER نواحی یکنواخت در تصویر هستند که با به‌کارگیری یک روش آستانه‌گذاری استخراج می‌شوند [۱۴]. نام الگوریتم MSER از دو بخش «ناحیه حدی»<sup>۱</sup> و «بیشینه پایداری»<sup>۲</sup> تشکیل شده است. عبارت ناحیه حدی بیانگر این است که همه درجات خاکستری درون یک ناحیه MSER، کمتر (مناطق با اکسترم‌های تیره) یا بیشتر (مناطق با اکسترم‌های روشن) از درجات خاکستری بیرون ناحیه هستند. عبارت حداکثر پایداری نیز بیانگر شرط پایداری نواحی بوده که بر مبنای یک روند بهینه‌سازی در فرآیند انتخاب مقادیر آستانه حاصل می‌شود. برای استخراج عوارض MSER در یک تصویر سطوح خاکستری<sup>۳</sup>،  $I$ ، به ترتیب زیر زیر عمل می‌شود [۱۴]:

(۱) ابتدا با استفاده از مقادیر مختلف از آستانه‌ها،

مجموعه‌ای از تصاویر دودویی ایجاد می‌شوند.

(۲) در مرحله دوم در هر تصویر دودویی حاصل از مرحله

قبل، نواحی اولیه پیوسته با عنوان نواحی حدی تشکیل

می‌شوند. اگر  $I(p)$  و  $I(q)$  به ترتیب بیانگر درجه

خاکستری تصویر در موقعیت  $p = (x_p, y_p)$  و

$q = (x_q, y_q)$  باشند آنگاه مطابق با شکل ۲ یک ناحیه

پیوسته  $Q$  به یکی از دو حالت زیر به‌عنوان یک ناحیه حدی

تعریف می‌شود:

**حالت ۱ (ناحیه روشن):** ناحیه پیوسته  $Q$  یک ناحیه

پیوسته روشن است، اگر درجه خاکستری تمام پیکسل‌های

$p$  عضو  $Q$  بزرگ‌تر از درجه خاکستری پیکسل‌های  $q$  عضو

ناحیه مرزی  $\partial Q$  باشد، یعنی  $I(p) > I(q)$  باشد.

**حالت ۲ (ناحیه تیره):** ناحیه پیوسته  $Q$  یک ناحیه پیوسته

تیره است، اگر درجه خاکستری تمام پیکسل‌های  $p$  عضو

$Q$  کوچک‌تر از درجه خاکستری پیکسل‌های  $q$  عضو ناحیه

مرزی  $\partial Q$  باشد، یعنی  $I(p) < I(q)$  باشد.

در دو حالت بالا ناحیه مرزی یا بیرونی  $\partial Q$  شامل

پیکسل‌هایی است که حداقل به یکی از پیکسل‌های ناحیه

$Q$  متصل بوده و جزئی از آن نیز نیستند (شکل ۲). به

صورت ساده یک ناحیه حدی، ناحیه پیوسته‌ای است که

مقادیر درجات خاکستری پیکسل‌های درون آن بیشتر

(نواحی روشن) و یا کمتر (نواحی تیره) از همه پیکسل‌های

بیرونی آن است. در این فرآیند از نواحی خیلی کوچک و

خیلی بزرگ با در نظر گرفتن مقادیر آستانه‌هایی برای

مساحت آنها صرف نظر می‌شود.

(۳) در مرحله سوم از میان نواحی حدی اولیه، نواحی پایدار

آن به‌عنوان عوارض نهایی استخراج می‌شوند. برای این

منظور، تنها ناحیه‌هایی که با تغییر مقدار آستانه‌ها، مساحت

در این تحقیق روشی جدید به‌منظور تناظریابی و حذف

تناظرهای اشتباه در تصاویر با تغییرات شدید زاویه دید

تصویربرداری ارائه شده است. در این روش در ابتدا تناظرهای

اولیه با استفاده از الگوریتم بهبود یافته MSER و توصیفگر

DAISY استخراج می‌شوند. سپس از سازگاری هندسی عناصر

مستخرج از ماتریس شکل عوارض برای حذف اشتباهات استفاده

می‌شود. در ادامه، در بخش ۲ جزئیات روش پیشنهادی بیان شده و

در بخش ۳ نیز نتایج پیاده‌سازی و ارزیابی آن ارائه خواهد شد. در

نهایت در بخش ۴ جمع‌بندی تحقیق بیان خواهد شد.

## ۲ روش تناظریابی پیشنهادی

در این بخش جزئیات روش پیشنهادی به‌منظور تناظریابی و حذف

اشتباهات در تصاویر با خط مبنای بلند ارائه شده است. در شکل ۱

مراحل اصلی روش پیشنهادی نشان داده شده است. مطابق شکل

در مرحله اول عوارض اولیه با استفاده از الگوریتم MSER بهبود

یافته در جفت تصویر ورودی استخراج می‌شوند. سپس در مرحله

دوم برای هر عارضه مستخرج، توصیفگر متمایز DAISY ایجاد

می‌شود. سپس در مرحله سوم فرآیند مطابقت میان عوارض انجام

شده و تناظرهای اولیه استخراج می‌شوند. در مرحله چهارم بیشتر

تناظرهای اشتباه با استفاده از یک روش جدید بر مبنای عناصر

مستخرج از ماتریس شکل عوارض با عنوان حذف اشتباهات

تناظریابی بر مبنای ماتریس شکل (MESM) حذف می‌شود. در

نهایت از یک روش کنترل سازگاری هندسی برای شناسایی و حذف

اشتباهات باقیمانده استفاده می‌شود. برای این منظور، در این

تحقیق از دو روش کنترل سازگاری خط‌ابی‌پولار (ELCC) و

روش تناظریابی گراف GTM استفاده شده است. در ادامه،

جزئیات هر یک از این مراحل تشریح خواهد شد.



شکل ۱ مراحل روش تناظریابی پیشنهادی

<sup>1</sup> Extremal

<sup>2</sup> Maximally stable

<sup>3</sup> Gray-Level

$$\mu_x = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n} \quad (2)$$

$$\mu_y = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}{n} \quad (3)$$

$$\mu_{xy} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{n} \quad (4)$$

که در آن  $x$  و  $y$  مختصات نقاط ناحیه MSER،  $\bar{x}$  و  $\bar{y}$  میانگین آنها و  $n$  نیز تعداد نقاط ناحیه است. ماتریس کوواریانس بر اساس مقادیر گشتاورهای مرکزی مرتبه دوم به صورت زیر برآورد می‌شود:

$$M = \begin{bmatrix} \mu_x & \mu_{xy} \\ \mu_{xy} & \mu_y \end{bmatrix} \quad (5)$$

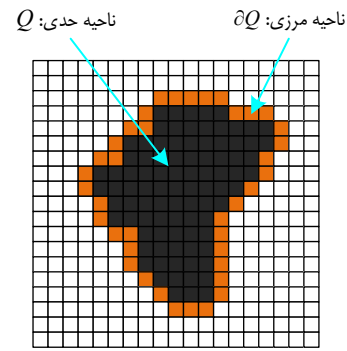
ماتریس  $M$  یک ماتریس حقیقی و متقارن بوده و توصیف‌کننده ساختار بیضی شکل برازش شده است. ریشه دوم مقادیر ویژه این ماتریس بیانگر دو نیم قطر بیضی و بردارهای ویژه نیز بیانگر امتداد محورهای بیضی برازش داده شده است. مقادیر دو نیم قطر بیضی و زاویه ساعتگرد محور بزرگ آن نسبت به محور  $y$  به صورت زیر قابل برآورد است:

$$\begin{aligned} a^2 &= 0.5(\mu_x^2 + \mu_y^2) + \sqrt{0.25(\mu_x^2 - \mu_y^2)^2 + \mu_{xy}^2} \\ b^2 &= 0.5(\mu_x^2 + \mu_y^2) - \sqrt{0.25(\mu_x^2 - \mu_y^2)^2 + \mu_{xy}^2} \\ \psi &= 0.5 \tan^{-1} \left( \frac{2\mu_{xy}}{\mu_y^2 - \mu_x^2} \right) \end{aligned} \quad (6)$$

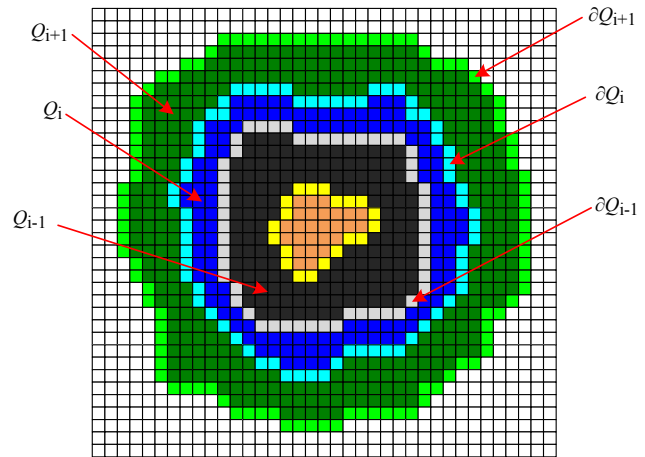
که در آن  $a$  نیم قطر بزرگ،  $b$  نیم قطر کوچک و  $\psi$  زاویه دوران بیضی هستند. به عنوان مثال، در شکل ۴ بیضی برازش داده شده به یک ناحیه MSER نمونه نشان داده شده است.

عوارض MSER مستقل از تغییر شکل‌های هندسی و رادیومتریکی تصویر بوده و مطابق با تحقیقات میکلاجزیک<sup>۳</sup> و همکاران [۴۴]، پایدارترین عوارض تصویری در میان انواع مختلف از الگوریتم‌های استخراج عوارض ناحیه‌ای است. بر این اساس از این الگوریتم به‌طور گسترده‌ای به منظور استخراج تناظریابی عوارض استفاده شده است [۴۵].

با وجود قابلیت بالا، الگوریتم MSER با ضعف‌هایی روبرو است. یکی از ضعف‌های این الگوریتم تعداد نسبتاً کم عوارض در آن است [۴۴، ۶]. به علاوه درصد زیادی از عوارض استخراج شده توسط این الگوریتم مربوط به ساختارهای بسیار کوچک تصویر بوده و ابعاد کوچکی دارند و بر این اساس عموماً دارای محتوای اطلاعاتی پایینی بوده [۴۶] و احتمال موفقیت آنها در تناظریابی نسبتاً کم است. به منظور بهبود این ضعف در این تحقیق از یک شیوه چند سطحی در این الگوریتم مطابق با شکل ۶ استفاده



شکل ۲ تعریف ناحیه حدی و ناحیه مرزی آن



شکل ۳ ناحیه‌های حدی تودرتو

آنها تغییر اندکی می‌یابند، به عنوان عوارض نهایی انتخاب می‌شوند. فرض کنید مطابق با شکل ۳،  $Q_1, Q_2, \dots, Q_{i-1}, Q_i, Q_{i+1}, \dots$  یک مجموعه از نواحی حدی به صورت تودرتو<sup>۱</sup> (یعنی  $Q_i \subset Q_{i+1}$ ) هستند. در صورتی ناحیه  $Q_i$  از این مجموعه به عنوان یک ناحیه پایدار انتخاب می‌شود که مقدار یک معیار ویژه برای آن با عنوان  $S(i)$  یک کمینه محلی باشد. مقدار  $S(i)$  بیانگر ضریب پایداری ناحیه  $Q_i$  بوده و به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$S(i) = \frac{|Q_{i+\Delta}| - |Q_{i-\Delta}|}{|Q_i|} \quad (1)$$

که در آن  $\Delta$  یک مقدار ثابت بوده و عملگر  $|\cdot|$  نیز بیانگر مساحت است.

(۴) در انتها به هریک از نواحی استخراج شده یک بیضی برازش داده می‌شود. به منظور برازش بیضی به هر ناحیه MSER، از گشتاورهای مرکزی مرتبه دوم نرمال شده<sup>۲</sup> در قالب یک ماتریس  $2 \times 2$  با عنوان ماتریس شکل یا ماتریس کوواریانس استفاده می‌شود. فرض کنید  $x$  و  $y$  مختصات نقاط ناحیه MSER استخراج شده باشد، آنگاه گشتاورهای مرکزی مرتبه دوم با استفاده از روابط زیر محاسبه می‌شوند [۴۳]:

<sup>1</sup> Nested Extremal Regions

<sup>2</sup> Normalized Second Central Moments

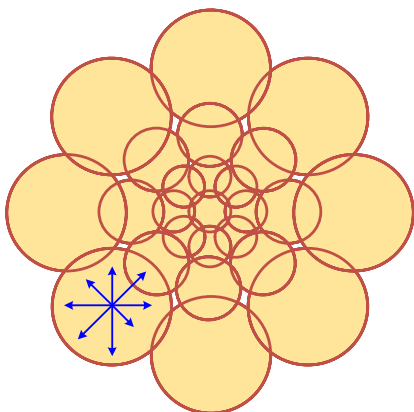
<sup>3</sup> Mikołajczyk

عوارض حذف می‌شوند. نتایج ارزیابی روش P-MSER در مقایسه با الگوریتم استاندارد MSER در بخش ۳-۳ بیان خواهد شد.

## ۲-۲ ایجاد توصیفگر DAISY

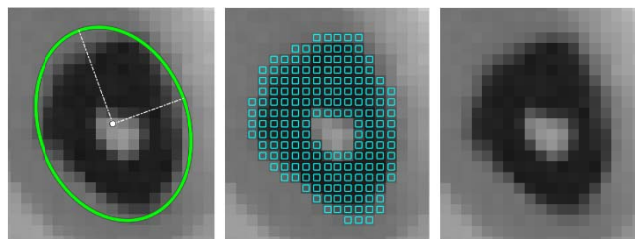
برای ایجاد توصیفگر مستقل از اختلافات هندسی مقیاس و تغییر منظر، هر عارضه بیضی شکل باید در ابتدا به صورت یک دایره با شعاع ثابت، نرمال شود [۴۵]. برای این منظور، از ماتریس شکل عوارض استفاده می‌شود که جزئیات آن در بخش ۲-۴ بیان خواهد شد. بعد از نرمال کردن عوارض به منظور انجام تناظریابی مستقل از دوران برای هر عارضه نرمال شده یک جهت تعیین می‌شود. سپس عارضه مورد نظر متناسب با این جهت دوران داده می‌شود. برای این منظور، از هیستوگرام جهت مبتنی بر اندازه و جهت گرادیان استفاده می‌شود [۱۱].

به منظور ایجاد توصیفگر در روش پیشنهادی از الگوریتم DAISY [۱۷] استفاده شده است که نسخه‌ای توسعه یافته از الگوریتم شاخص SIFT [۱۱] است. ساختار توصیفگر DAISY مطابق شکل ۵ به صورت دایره‌های پوشش‌دار در چندین حلقه است که شعاع آنها به تدریج افزایش می‌یابد. برای هر یک از این زیر نواحی یک هیستوگرام بر مبنای اندازه و جهت گرادیان با بهره‌گیری از کرنل گوسی ایجاد شده و از اتصال آنها به یکدیگر توصیفگر نهایی ایجاد می‌شود.



شکل ۵ ساختار توصیفگر DAISY

این توصیفگر دارای سه مولفه اصلی شامل: تعداد حلقه‌ها ( $n$ )، تعداد دایره‌ها در هر حلقه ( $m$ ) و ابعاد هیستوگرام جهت برای هر دایره ( $h$ ) است. مطابق شکل ۵ مولفه‌های  $n$ ،  $m$  و  $h$  به ترتیب برابر ۳، ۸ و ۸ انتخاب می‌شوند. بر این اساس توصیفگر دارای ۲۵ دایره بوده و در نتیجه تعداد عناصر توصیفگر نهایی نیز برابر ۲۰۰ است.



شکل ۴ برازش بیضی به یک ناحیه MSER، (الف) زیر تصویر ورودی، (ب) ناحیه MSER استخراج شده، (ج) بیضی برازش داده شده به آن

می‌شود. برای این منظور، تصویر ورودی با استفاده از سه ضریب مقیاس مختلف در سه سطح مختلف ایجاد شده و در تصویر هر سطح عوارض MSER به صورت جداگانه استخراج می‌شوند. سطح اول از ساختار هرمی مورد استفاده همان تصویر اصلی است و ضریب مقیاس مربوط به سطوح دوم و سوم نیز بر اساس نتایج پیاده‌سازی انجام شده در این تحقیق به ترتیب برابر ۰٫۵ و ۰٫۲۵، در نظر گرفته می‌شود (مراجعه شود به بخش ۳-۳). روش پیشنهادی با عنوان الگوریتم P-MSER<sup>۱</sup> نام‌گذاری شده است. در شکل ۶ یک مثال از فرآیند استخراج عوارض در سه سطح مورد استفاده در روش P-MSER نشان داده شده است. همانطور که ملاحظه می‌شود در دو سطح پایینی تعداد نسبتاً زیادی از عوارض جدید ایجاد شده اند که حاصل از اتصال ساختارهای ریز تصویر بعد از کوچک شدن مقیاس تصویر هستند.

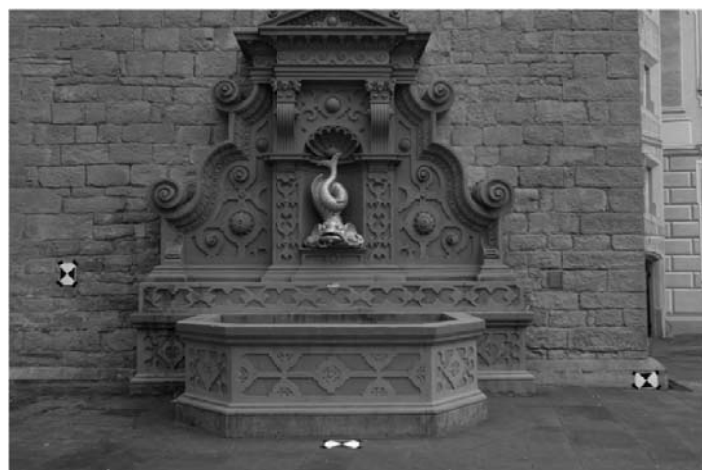
بعد از استخراج عوارض اولیه در هر سه لایه از هرم، برای هر عارضه یک معیار ویژه با عنوان معیار استحکام به عنوان یک معیار کمی جهت توصیف میزان تمایز و پایداری عوارض MSER به صورت زیر برآورد می‌شود:

$$C = |\bar{I}_Q - \bar{I}_{eQ}| \quad (7)$$

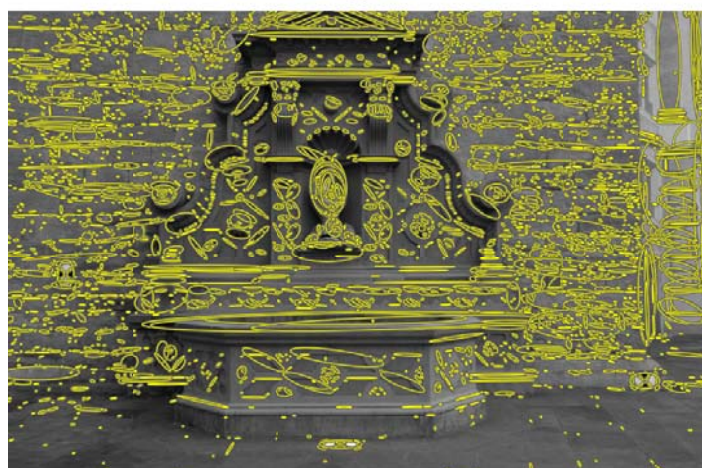
که در آن  $\bar{I}_Q$  برابر متوسط درجات خاکستری پیکسل‌های درون ناحیه MSER،  $\bar{I}_{eQ}$  برابر متوسط درجات خاکستری پیکسل‌های ناحیه مرزی MSER و  $||$  هم بیانگر تابع قدر مطلق است. هر چه میزان استحکام یک عارضه بیشتر باشد نسبت به همسایگی اطراف خود متمایزتر بوده و احتمال موفقیت آن در تناظریابی بیشتر است.

بعد از محاسبه مقدار استحکام، همه عوارض به مقیاس تصویر اصلی آورده شده و عوارض تکراری که اختلاف موقعیت و مساحت آنها از یک حد آستانه مشخص کمتر است و استحکام پایینی دارند، حذف می‌شوند. برای این منظور، بر اساس نتایج پیاده‌سازی‌های انجام شده در این تحقیق حد آستانه برای موقعیت مکانی مرکز عارضه برابر ۲ پیکسل و برای مساحت ۱۰ درصد در نظر گرفته می‌شود. در واقع عوارضی که موقعیت مکانی آنها کمتر از ۲ پیکسل فاصله داشته و مساحت آنها نیز ۱۰ درصد با یکدیگر اختلاف دارد به عنوان عوارض تکراری در نظر گرفته شده و از میان آنها عارضه‌ای که میزان استحکام بالاتری دارد انتخاب شده و دیگر

<sup>۱</sup> Pyramidal-MSER



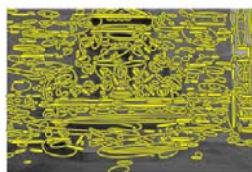
(الف)



(ب)



(ج)



(د)

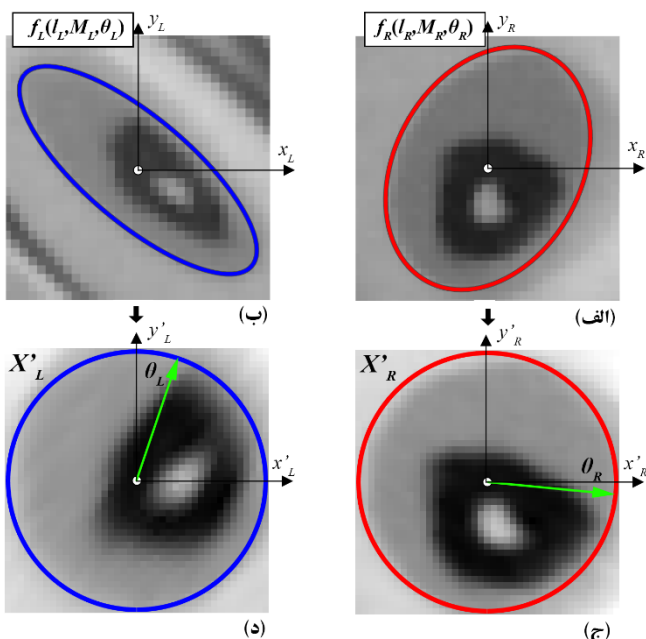
شکل ۶ فرآیند استخراج عوارض در یک ساختار چند سطحی در الگوریتم P-MSER، (الف) تصویر ورودی، (ب)، (ج)، (د) به ترتیب بیانگر عوارض مستخرج در سطح اول، دوم و سوم

همسایگی نسبت فاصله (DRNN)<sup>۱</sup> استفاده می‌شود [۱۱]. برای هر توصیفگر در تصویر اول، توصیفگری که در تصویر دوم کمترین فاصله اقلیدسی را با آن دارد به عنوان نزدیک‌ترین همسایگی آن در نظر گرفته شده و کمترین فاصله اقلیدسی بعدی به عنوان دومین نزدیک‌ترین همسایه در نظر گرفته می‌شود. در روش DRNN

## ۳-۲ برقراری مطابقت عوارض

بعد از استخراج عوارض و ایجاد توصیفگر آنها مرحله بعدی تعیین مطابقت میان عوارض است که این فرآیند با مقایسه توصیفگرهای عوارض با یکدیگر در جفت تصویر انجام می‌شود. به منظور مقایسه توصیفگرها از معیار فاصله اقلیدسی و روش نزدیک‌ترین

<sup>۱</sup> Distance Ratio Nearest Neighbor-Based Matching



شکل ۷ بالا: یک جفت عارضه نظیر بیضی شکل، پایین: نواحی نرمال شده به همراه اختلاف زاویه دوران در آنها

$$\Delta\theta = \theta_L - \theta_R \quad (12)$$

با توجه به اینکه دو عارضه متناظر، ناحیه کوچکی را شامل می‌شوند می‌توان فرض کرد که بین آنها یک تبدیل افاین به صورت زیر برقرار است:

$$\mathbf{X}_L = A \cdot \mathbf{X}_R \quad (13)$$

که در آن  $A$  یک ماتریس  $2 \times 2$  بوده و بیانگر ضرایب تبدیل افاین (بدون دو مولفه انتقال) میان دو ناحیه به صورت زیر است:

$$A = \begin{bmatrix} a_1 & a_2 \\ b_1 & b_2 \end{bmatrix} \quad (14)$$

که در آن  $a_1$ ،  $a_2$ ،  $b_1$  و  $b_2$  چهار ضریب تبدیل افاین هستند. از آنجا که موقعیت مکانی دو عارضه نظیر معلوم است بنابراین دو مولفه انتقال در تبدیل افاین حذف می‌شوند. با جای‌گذاری روابط (۸) و (۹) در رابطه (۱۰) داریم:

$$r \cdot M_L^{1/2} \cdot \mathbf{X}_L = R \cdot r \cdot M_R^{1/2} \cdot \mathbf{X}_R \quad (15)$$

که با ساده‌سازی به صورت زیر قابل بیان است:

$$\mathbf{X}_L = M_L^{-1/2} \cdot R \cdot M_R^{1/2} \cdot \mathbf{X}_R \quad (16)$$

بدین ترتیب با مقایسه دو رابطه (۱۳) و (۱۶)، ماتریس افاین  $A$  به سادگی با استفاده از ماتریس‌های کوواریانس دو عارضه نظیر، و ماتریس دوران میان آنها به صورت زیر قابل برآورد است:

$$A = M_L^{-1/2} \cdot R \cdot M_R^{1/2} \quad (17)$$

با استفاده از عناصر ماتریس  $A$  چهار پارامتر تبدیل افاین شامل دو پارامتر مقیاس در دو جهت  $x$  و  $y$  ( $s_x$  و  $s_y$ )، پارامتر دوران ( $\alpha$ ) و پارامتر عمود نبودن محورها ( $\varepsilon$ ) به صورت زیر قابل برآورد هستند:

نسبت فاصله اقلیدسی اولین و دومین نزدیک‌ترین همسایه به عنوان آستانه مورد استفاده قرار می‌گیرد. در واقع به منظور اطمینان از صحت فرآیند تناظریابی، در این روش نسبت اختلاف اولین نزدیک‌ترین همسایه و دومین نزدیک‌ترین همسایه، برای هر جفت تناظر باید از یک مقدار آستانه (برابر ۰٫۸ [۱۱]) کمتر باشد تا به عنوان متناظر انتخاب شوند.

## ۲-۴ حذف تناظریهای اشتباه با استفاده از ماتریس

### شکل

در این بخش جزئیات روش پیشنهادی به منظور حذف اشتباهات با استفاده از ماتریس شکل عوارض بیان می‌شود. ایده اساسی در این روش بر این مبنا است که بین عناصر هندسی مستخرج از ماتریس شکل تناظریهای صحیح، سازگاری وجود دارد.

بعد از استخراج و تناظریابی عوارض هر عارضه شامل سه مؤلفه اصلی به ترتیب زیر است:

(۱) موقعیت مرکز عارضه به صورت بردار  $l$

(۲) ماتریس شکل عارضه،  $M$  (رابطه (۵))

(۳) جهت هر عارضه،  $\theta$ ، که با استفاده از یک هیستوگرام جهت تعیین می‌شود.

مطابق شکل ۷-الف) و (ب) یک جفت تناظر اولیه درست با عنوان  $f_L(l_L, M_L, \theta_L)$  و  $f_R(l_R, M_R, \theta_R)$  در دو تصویر راست و چپ مدنظر هستند. یک سیستم مختصات کارترین به مبدا هر عارضه در نظر گرفته می‌شود. فرض کنید  $\mathbf{X}_R = [x_R, y_R]^T$  بردار مختصات هر نقطه درون عارضه بیضی شکل تصویر راست با ماتریس کوواریانس  $M_R$  باشد، آنگاه مطابق با رابطه (۸)، مختصات نقاط عارضه بعد از نرمال کردن،  $\mathbf{X}'_R = [x'_R, y'_R]^T$ ، برابر است با (شکل ۷-ج):

$$\mathbf{X}'_R = r \cdot M_R^{1/2} \cdot \mathbf{X}_R \quad (8)$$

که در آن  $r$  بیانگر شعاع ناحیه نرمال شده است. به طور مشابه برای عارضه موضعی نظیر آن در تصویر سمت چپ داریم (شکل ۷-د):

$$\mathbf{X}'_L = r \cdot M_L^{1/2} \cdot \mathbf{X}_L \quad (9)$$

از طرف دیگر میزان اختلاف دو ناحیه نرمال شده مطابق با شکل ۷-ج) و (د) تنها یک دوران ساده به صورت زیر است:

$$\mathbf{X}'_L = R \cdot \mathbf{X}'_R \quad (10)$$

که در آن  $R$  بیانگر ماتریس دوران میان دو عارضه است که با استفاده از مقدار جهت هر عارضه به صورت زیر قابل برآورد است:

$$R = \begin{bmatrix} \cos \Delta\theta & \sin \Delta\theta \\ -\sin \Delta\theta & \cos \Delta\theta \end{bmatrix} \quad (11)$$

که در آن  $\Delta\theta$  زاویه دوران میان دو عارضه بوده و به صورت زیر برآورد می‌شود:



ذکر این نکته ضروری است که عناصر ماتریس شکل در روش پیشنهادی بر مبنای یک تبدیل افاین هستند؛ بنابراین فرض می‌شود که ارتباط هندسی میان تصاویر به طور تقریبی و به منظور شناسایی اشتباهات فاحش تناظریابی با استفاده از یک تبدیل افاین قابل برقراری باشد. واضح است در صورتی که میزان تغییرات ارتفاعی منظره شدید بوده و طول خط مبنای میان تصاویر نیز بسیار بلند باشد آنگاه این فرض برای تمامی تناظرهای صحیح در تصویر برقرار نبوده و ممکن است تعدادی از تناظرهای درست نیز حذف شوند. هرچند که در هر صورت تعداد قابل‌توجهی از تناظرهای درست باقی خواهند ماند.

در شکل ۸ یک مثال از روش پیشنهادی نشان داده شده است. عوارض زرد تناظرهای درست و عوارض قرمز نیز تناظرهای اشتباه هستند که با استفاده از کنترل سازگاری هندسی چهار مولفه زاویه دوران، ضریب مقیاس در دو جهت و زاویه عمود نبودن محورهای شناسایی و حذف شده‌اند. قابل ذکر است که با استفاده از روش پیشنهادی بر مبنای ماتریس شکل تعداد زیادی از تناظرهای اشتباه شناسایی و حذف می‌شوند. اما ممکن است همچنان تعداد کمی از تناظرهای اشتباه باقی بمانند. به منظور شناسایی و حذف این اشتباهات باید از یک روش کنترل سازگاری هندسی میان دو تصویر نظیر خط اپی‌پولار استفاده شود.

### ۳ پیاده‌سازی و ارزیابی نتایج

تصاویر مورد استفاده، معیارهای ارزیابی، جزئیات پیاده‌سازی و نتایج روش پیشنهادی در این بخش بیان و بحث خواهد شد.

#### ۳-۱ تصاویر مورد استفاده

داده‌های مورد استفاده شامل هشت جفت تصویر برد کوتاه مطابق با شکل ۹ هستند که نام و ابعاد آنها در جدول ۱ نشان داده شده است. میزان اختلاف موقعیت تصویربرداری و خط مبنا میان تصاویر زیاد بوده و در نتیجه تصاویر دارای اختلافات هندسی نسبتاً زیادی هستند که فرآیند تناظریابی آنها را دشوار می‌سازد.

جدول ۱ مشخصات تصاویر مورد استفاده (شکل ۹ ملاحظه شود)

شماره	نام	ابعاد (پیکسل)
۱	نقاشی دیواری ۱	۶۴۰×۸۰۰
۲	نقاشی دیواری ۲	۶۴۰×۸۰۰
۳	نقاشی دیواری ۳	۶۴۰×۸۰۰
۴	تصویر داخلی	۱۱۲۳×۷۵۷
۵	مجسمه سر	۵۱۲×۷۶۸
۶	ماکت خانه	۱۵۳۶×۲۰۴۸
۷	قصر	۸۲۰×۱۲۲۹
۸	آب‌نما	۸۲۰×۱۲۲۹

$$s_x = \sqrt{a_x^2 + b_x^2}; \quad s_y = \sqrt{a_y^2 + b_y^2};$$

$$\alpha = \tan^{-1}\left(\frac{-b_x}{a_x}\right); \quad \varepsilon = \tan^{-1}\left(\frac{a_y}{b_y}\right) - \alpha \quad (18)$$

همان‌طور که بیان شد در صورتی که دو تناظر مورد بررسی تناظرهای درستی باشند باید پارامترهای هندسی مستخرج از ماتریس شکل آنها یعنی مقیاس در دو جهت  $x$  و  $y$ ، دوران و عمود نبودن محورها سازگاری مناسبی با دیگر عوارض نظیر موجود در تصاویر داشته باشند. بر این اساس معیارهای کنترل سازگاری ماتریس شکل عوارض به صورت زیر پیشنهاد می‌شوند:

$$\left| \log_2(s_x / \bar{s}_x) \right| < \tau_s$$

$$\left| \log_2(s_y / \bar{s}_y) \right| < \tau_s \quad (19)$$

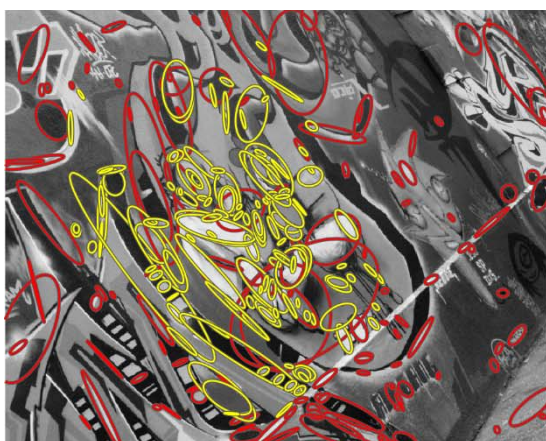
$$\left| \alpha - \bar{\alpha} \right| < \tau_\alpha$$

$$\left| \varepsilon - \bar{\varepsilon} \right| < \tau_\varepsilon$$

که در آن  $\bar{s}_x$ ،  $\bar{s}_y$ ،  $\bar{\alpha}$  و  $\bar{\varepsilon}$  به ترتیب بیانگر مقیاس متوسط در جهت  $x$ ، مقیاس متوسط در جهت  $y$ ، زاویه دوران متوسط و زاویه عمود نبودن محورهای متوسط برای تمامی جفت عوارض متناظر اولیه است.  $\tau_s$ ،  $\tau_\alpha$  و  $\tau_\varepsilon$  نیز به ترتیب بیانگر سه مقدار آستانه مربوط به مولفه‌های مقیاس، زاویه دوران و زاویه عمود نبودن محورها به منظور شناسایی تناظرهای اشتباه هستند. عبارت  $\log_2$  بیانگر تابع لگاریتم در مبنای دو و  $||$  نیز بیانگر تابع قدر مطلق است. میزان آستانه مقیاس در دو جهت  $x$  و  $y$  به صورت یکسان در نظر گرفته می‌شود. بدین ترتیب برای هر جفت عارضه نظیر، میزان اختلاف عناصر مستخرج از ماتریس افاین با مقادیر میانگین مقایسه شده و در صورتی که اختلاف آنها بیشتر از محدوده تعیین شده باشد به عنوان یک تناظر اشتباه در نظر گرفته شده و حذف می‌شود.

با توجه به اینکه در تناظریابی تصاویر با خط مبنای بلند، تعداد تناظرهای اشتباه نسبتاً زیاد است بنابراین میانگین‌گیری مولفه‌های مقیاس، جهت و عمود نبودن محورها با استفاده از ماتریس شکل مربوط به تمامی عوارض، جواب صحیحی را حاصل نمی‌کند. برای این منظور، در این تحقیق به جای محاسبه میانگین، از مد<sup>۱</sup> توزیع مولفه‌ها استفاده می‌شود. برای محاسبه مد توزیع برای هر مولفه مستخرج از ماتریس افاین، یک هیستوگرام با تعداد  $n_b$  ستون ایجاد می‌شود. در این هیستوگرام محور افقی محدوده تغییرات مولفه‌ها را نشان می‌دهد که به تعداد  $n_b$  دسته تقسیم شده است. محور عمودی نیز تعداد عوارضی که به آن دسته تعلق دارند را نشان می‌دهد. بعد از ایجاد هیستوگرام میانگین مقادیر مربوط به بیشترین ستون به عنوان مد توزیع آن در نظر گرفته می‌شود. در نهایت عوارضی که میزان قدر مطلق اختلاف آنها از مد توزیع برای هر چهار مولفه مطابق با رابطه (۱۹)، از مقدار آستانه بیشتر باشد به عنوان تناظر اشتباه حذف می‌شوند.

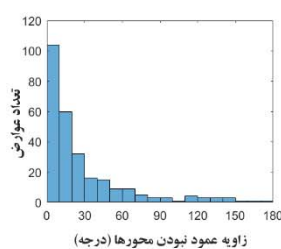
<sup>1</sup> Mode



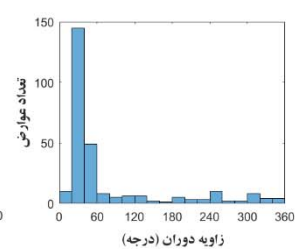
(ب)



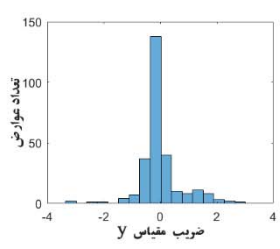
(الف)



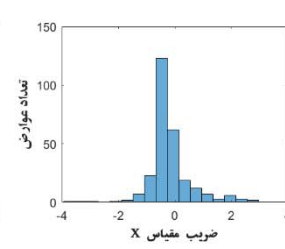
(و)



(ه)



(د)



(ج)

شکل ۸ یک مثال از روش پیشنهادی برای حذف اشتباهات به همراه هیستوگرام‌های مستخرج از ماتریس شکل عوارض (الف) تصویر اول، (ب) تصویر دوم (عوارض زرد و قرمز به ترتیب بیانگر عوارض صحیح و اشتباه هستند)، (ج) هیستوگرام ضریب مقیاس در جهت x، (د) هیستوگرام ضریب مقیاس در جهت y، (ه) هیستوگرام زاویه دوران، (و) هیستوگرام عمود نبودن محورها

استفاده از معیار ریشه میانگین مربعات خطای (RMSE) نقاط نظیر محاسبه می‌شود.

(۴) سرعت: مدت زمان صرف شده در انجام محاسبات به‌عنوان معیار ارزیابی میزان کارایی و سرعت روش تناظریابی استفاده می‌شود.

دو معیار اول یعنی قابلیت و دقت تناظریابی دو معیار متداول به منظور ارزیابی کیفیت تناظریابی هستند [۴۸, ۴۹]. هرچه میزان قابلیت تناظریابی یک الگوریتم بالاتر باشد بیانگر این است که توانایی آن در شناسایی عوارض نظیر درست بیشتر است. در مقابل هرچه میزان دقت تناظریابی در یک الگوریتم بیشتر باشد بیانگر این است که الگوریتم اشتباهات کمتری در انتخاب عوارض نظیر اولیه دارد.

برای محاسبه معیارهای ارزیابی لازم است تا تناظرهای واقعی موجود در تصاویر و دقت آنها تعیین شوند. برای این منظور، در هر یک از جفت تصاویر، تعداد ۵۰ جفت تناظر دقیق و با توزیع مناسب به‌صورت دستی انتخاب می‌شود. سپس دقت مطابقت آنها با استفاده از روش تناظریابی کمترین مربعات [۵۰] که یکی از دقیق‌ترین روش‌های تناظریابی است بهبود داده می‌شود. با استفاده از این نقاط ماتریس بنیادی میان تصاویر با دقت بسیار بالا برآورد شده و برای محاسبه خط اپی‌پولار میان تصاویر و محاسبه خطای نقاط محاسبه می‌شود. برای این منظور، برای هر جفت تناظر، میزان فاصله هر یک از آنها از خط اپی‌پولار مربوط به خود محاسبه شده و به‌عنوان خطای تناظریابی آنها در نظر گرفته می‌شود.

### ۲-۳ جزئیات پیاده‌سازی و معیارهای ارزیابی

روش پیشنهادی از الگوریتم بهبود یافته MSER برای استخراج عوارض و از الگوریتم DAISY برای محاسبه توصیفگر استفاده می‌کند. عناصر اصلی در نظر گرفته شده برای این الگوریتم‌ها مطابق با مقادیر پیشنهادی توسط نویسندگان آنها در منابع [۱۴] و [۱۷] بوده است. فرآیند پیاده‌سازی در محیط MATLAB 2018a و با استفاده از یک کامپیوتر با سرعت پردازشی ۲,۵۴ گیگاهرتز و حافظه ۱۶ گیگابایت انجام شده است. مقدار شعاع ۳ برای نرمال کردن نواحی بیضی‌شکل بر اساس تحقیقات [۴۵, ۴۷] برابر ۲۰ پیکسل انتخاب می‌شود. برای ارزیابی کیفیت تناظریابی از چهار معیار به‌صورت زیر استفاده می‌شود:

- (۱) قابلیت تناظریابی<sup>۱</sup>: این معیار به‌صورت نسبت تعداد تناظرهای درست انتخاب شده توسط الگوریتم، به تعداد کل تناظرهای درست موجود تعریف می‌شود.
- (۲) دقت تناظریابی<sup>۲</sup>: این معیار به‌صورت نسبت تعداد تناظرهای درست به تعداد کل تناظرهای انتخاب شده توسط الگوریتم تعریف می‌شود.
- (۳) دقت مکانی: این معیار جابه‌جایی موقعیت مکانی دو عارضه نظیر را در جفت تصویر توصیف می‌کند و با

<sup>۱</sup> Matching Recall

<sup>۲</sup> Matching Precision

که برای معیار سرعت تنها زمان محاسبات برای مرحله حذف اشتباهات بیان خواهد شد، چراکه زمان مربوط به مراحل استخراج و تناظریابی عوارض با استفاده از الگوریتم‌های MSER و DAISY یکسان است.

عوارضی که میزان خطای تناظریابی آنها از یک مقدار آستانه (یک پیکسل) کوچک‌تر باشد به‌عنوان تناظرهای درست در نظر گرفته می‌شوند. میزان RMSE این فواصل برای تمامی تناظرهای درست نیز به‌عنوان دقت مکانی تناظریابی محاسبه می‌شود. قابل‌ذکر است



(۳)



(۲)



(۱)



(۶)



(۵)



(۴)



(۸)



(۷)



شکل ۹ تصاویر مورد ارزیابی، (۱) نقاشی روی دیوار ۱، (۲) نقاشی روی دیوار ۲، (۳) نقاشی روی دیوار ۳، (۴) تصویر داخلی، (۵) مجسمه سر، (۶) ماکت خانه، (۷) آب‌نما، (۸) قصر (شماره تصاویر مطابق با جدول ۱ هستند)

در تمامی تصاویر مورد ارزیابی با استفاده از دو الگوریتم استاندارد MSER و الگوریتم P-MSER انجام می‌شود. سپس برای عوارض استخراج شده در دو روش، توصیفگر DAISY ایجاد شده و فرآیند تناظریابی انجام می‌گیرد. برای ارزیابی از معیار تعداد تناظرهای درست استفاده شده و نتایج در جدول ۲ ارائه شده است. یادآوری می‌شود که در روش P-MSER فرآیند استخراج عوارض در یک ساختار هرمی و در سه سطح انجام می‌شود که سطح اول همان تصویر اصلی بوده و دو سطح دیگر با دو ضریب مقیاس کوچکتر از یک ایجاد می‌شوند. به منظور تعیین ضرایب مناسب، ترکیبات مختلف از ضرایب مقیاس در بازه ۰,۴ تا ۰,۷ برای سطح دوم و در بازه ۰,۲ تا ۰,۵ برای سطح سوم انتخاب شده و فرآیند استخراج و تناظریابی عوارض در روش P-MSER برای آنها انجام شد. بر اساس آزمایشات انجام شده بهترین نتایج برای ضرایب سطح دوم و سوم به ترتیب برابر ۰,۵ و ۰,۲۵ حاصل شده و نتایج نهایی در جدول ۲ برای این ضرایب ارائه شده است.

جدول ۲ نتایج تناظریابی الگوریتم MSER و P-MSER

تعداد تناظرهای درست		جفت تصویر
P-MSER	MSER	
۱۰۴	۸۲	نقاشی دیواری ۱
۱۵۱	۱۲۶	نقاشی دیواری ۲
۱۵۵	۱۲۳	نقاشی دیواری ۳
۵۲۵	۴۱۱	تصویر داخلی
۳۵۲	۲۷۰	سر سنگی
۶۵	۵۰	ماکت خانه
۴۰۵	۳۰۰	قصر
۱۷۰	۱۲۱	آبنما

همانطور که در جدول ۲ ملاحظه می‌شود برای تمامی هشت جفت تصویر مورد استفاده تعداد تناظرهای درست در روش P-MSER در مقایسه با روش استاندارد MSER در حدود ۲۰ تا ۳۰ درصد افزایش یافته است. ذکر این نکته ضروری است که با توجه به استفاده از یک ساختار چند سطحی در روش P-MSER، زمان محاسباتی آن بیشتر از روش MSER است. بر اساس آزمایشات انجام شده متوسط زمان محاسباتی در تمامی داده‌های مورد استفاده برای روش MSER در حدود ۴,۲ ثانیه و برای روش P-MSER در حدود ۵,۸ ثانیه است که با توجه به بهبود عملکرد الگوریتم قابل قبول ارزیابی می‌شود.

در ادامه نتایج ارزیابی کامل روش پیشنهادی بیان و بحث می‌شود. در جدول ۳ نتایج تناظریابی روش پیشنهادی در هشت جفت تصویر مورد ارزیابی و برای معیارهای قابلیت تناظریابی، دقت تناظریابی، RMSE و زمان محاسبات نشان داده شده است. نتایج تناظریابی برای پنج روش بیان شده است. سه روش اول مربوط به هر یک از روش‌های پیشنهادی MESM و دو روش ELCC و GTM به صورت مستقل بوده و دو روش بعدی نیز مربوط به ترکیب روش پیشنهادی با دو روش دیگر یعنی MESM+ELCC و MESM+GTM به منظور بهبود قابلیت آنها است.

به منظور ارزیابی قابلیت روش پیشنهادی، اثر استفاده از آن در دو روش کنترل سازگاری هندسی به ترتیب زیر نیز مورد بررسی قرار می‌گیرد:

(۱) کنترل سازگاری خط اپی پولار (ELCC): در این روش برای برآورد خط اپی پولار از ماتریس بنیادی و الگوریتم RANSAC استفاده می‌شود [۲۵, ۲۶]. ماتریس بنیادی مطابقت میان یک نقطه و خط اپی پولار مربوط به آن را بدون نیاز به مولفه‌های توجیه تصاویر فراهم می‌کند. برآورد این ماتریس تنها با استفاده از هشت نقطه متناظر صحیح در تصاویر قابل انجام است [۵۱]. الگوریتم RANSAC نیز همان‌طور که پیش‌تر بیان شد از یک روش تکراری تصادفی استفاده می‌کند [۲۲]. در هر تکرار تعداد هشت جفت تناظر از میان تناظرهای اولیه انتخاب شده و با استفاده از آنها ماتریس بنیادی محاسبه می‌شود. سپس سازگاری دیگر نقاط در این ماتریس بررسی شده و عوارضی که فاصله آنها از خط اپی پولار مربوط به خود از یک مقدار آستانه (یک پیکسل) کمتر باشد شمارش می‌شوند. راه‌حلی که بیشترین تعداد تناظرهای درست را حاصل کند به عنوان جواب نهایی تعیین می‌شود. در این تحقیق تعداد تکرارها در این روش برابر ۲۰۰۰ در نظر گرفته شده است.

(۲) تناظریابی گراف GTM: اساس الگوریتم GTM بر مبنای ایجاد و مقایسه گراف‌های K-NN برای تناظرهای اولیه در دو تصویر است [۳۵]. مولفه اساسی در این روش تعداد یال‌های متصل به هر رأس،  $k$  است که مطابق پیشنهاد نویسنده‌گان آن برابر سه انتخاب می‌شود.

با توجه به توضیحات بالا، بعد از استخراج تناظرهای اولیه با استفاده از الگوریتم MSER و توصیفگر DAISY، فرآیند حذف اشتباهات در دو حالت انجام می‌گیرد. در حالت اول از هر دو الگوریتم ELCC و GTM به‌طور مستقیم برای حذف اشتباهات استفاده می‌شود. در حالت دوم در ابتدا با استفاده از روش پیشنهادی MESM تناظرهای اشتباه کاهش داده شده و سپس از دو الگوریتم نامبرده استفاده می‌شود. در واقع به منظور ترکیب روش MESM با دو روش ELCC و GTM، خروجی روش MESM بر روی تناظرهای اولیه، به عنوان ورودی آنها در نظر گرفته می‌شود. انتظار بر این است که استفاده از روش پیشنهادی در این دو الگوریتم باعث بهبود قابل توجه سرعت و عملکرد آنها شود که نتایج آن در بخش بعدی بیان خواهد شد.

### ۳-۳ نتایج و بحث

قبل از ارزیابی کامل روش پیشنهادی در ابتدا عملکرد روش پیشنهادی به منظور استخراج عوارض با عنوان P-MSER که به منظور بهبود عملکرد الگوریتم استاندارد MSER ارائه شده است، بررسی می‌شود. برای این منظور در ابتدا فرآیند استخراج عوارض

از نظر دقت مکانی نیز روش‌های ترکیبی ELCC+MESM و GTM+MESM بالاترین دقت را نشان می‌دهند. از نظر سرعت انجام محاسبات همان‌طور که ملاحظه می‌شود روش پیشنهادی بسیار سریع بوده و سرعت اجرای آن در تصاویر مورد ارزیابی به‌طور متوسط در حدود ۲ دهم ثانیه است. روش‌های ELCC و خصوصاً GTM در حالت مستقل خود به دلیل تعداد بالای اشتباهات بسیار زمان‌بر هستند که بعد از استفاده از روش پیشنهادی سرعت آنها به‌طور چشمگیری بهبود یافته است. همان‌طور که ملاحظه می‌شود زمان روش ELCC از حدود ۱۵ دهم ثانیه به حدود ۴ دهم ثانیه و روش GTM از حدود ۵۰ دهم ثانیه به حدود ۵ دهم ثانیه کاهش یافته است. همان‌طور که پیشتر بیان شد، برای معیار زمان محاسبات در جدول ۳ تنها زمان مربوط به مرحله حذف اشتباهات ارائه شده است. به‌طور کلی فرآیند انجام تناظریابی روش پیشنهادی برای استخراج عوارض MSER، ایجاد توصیفگر DAISY، تناظریابی اولیه و حذف اشتباهات برای تمامی تصاویر مورد ارزیابی به‌طور متوسط برابر ۱۴٫۱ ثانیه است.

بر اساس نتایج به دست آمده الگوریتم ELCC در تصاویر خط مبنای بلند نتایج بهتری را در مقایسه با الگوریتم GTM حاصل کرده است. دلیل این موضوع حساسیت کمتر قید هندسی خط اپی‌پولار در برابر تغییرات شدید زاویه دید در مقایسه با روابط همسایگی عوارض در مقایسه با الگوریتم GTM است. در شکل ۱۰ به‌عنوان نمونه نتایج تناظریابی روش ELCC+MESM در هر هشت جفت تصویر مورد ارزیابی نشان داده شده است. همان‌طور که ملاحظه می‌شود با وجود اختلافات هندسی نسبتاً شدید در تصاویر، تعداد کافی تناظر صحیح در آنها با استفاده از روش پیشنهادی استخراج شده است.

همان‌طور که ملاحظه شد استفاده از عناصر ماتریس شکل در روش MESM باعث حذف درصد قابل توجه‌ای از اشتباهات، خصوصاً اشتباهات فاحش در تناظریابی تصاویر با خط مبنای بلند می‌شود. ذکر این نکته ضروری است که عناصر ماتریس شکل بر مبنای تبدیل افاین بوده و در صورتی که علاوه بر خط مبنای میان جفت تصویر، میزان تغییرات ارتفاعی منظره نیز بسیار شدید باشد آنگاه ممکن است تعدادی از تناظرهای صحیح نیز به اشتباه حذف شده و میزان قابلیت تناظریابی روش پیشنهادی کاهش یابد. این موضوع در جفت تصویر هشتم در جدول ۳ قابل ملاحظه است.

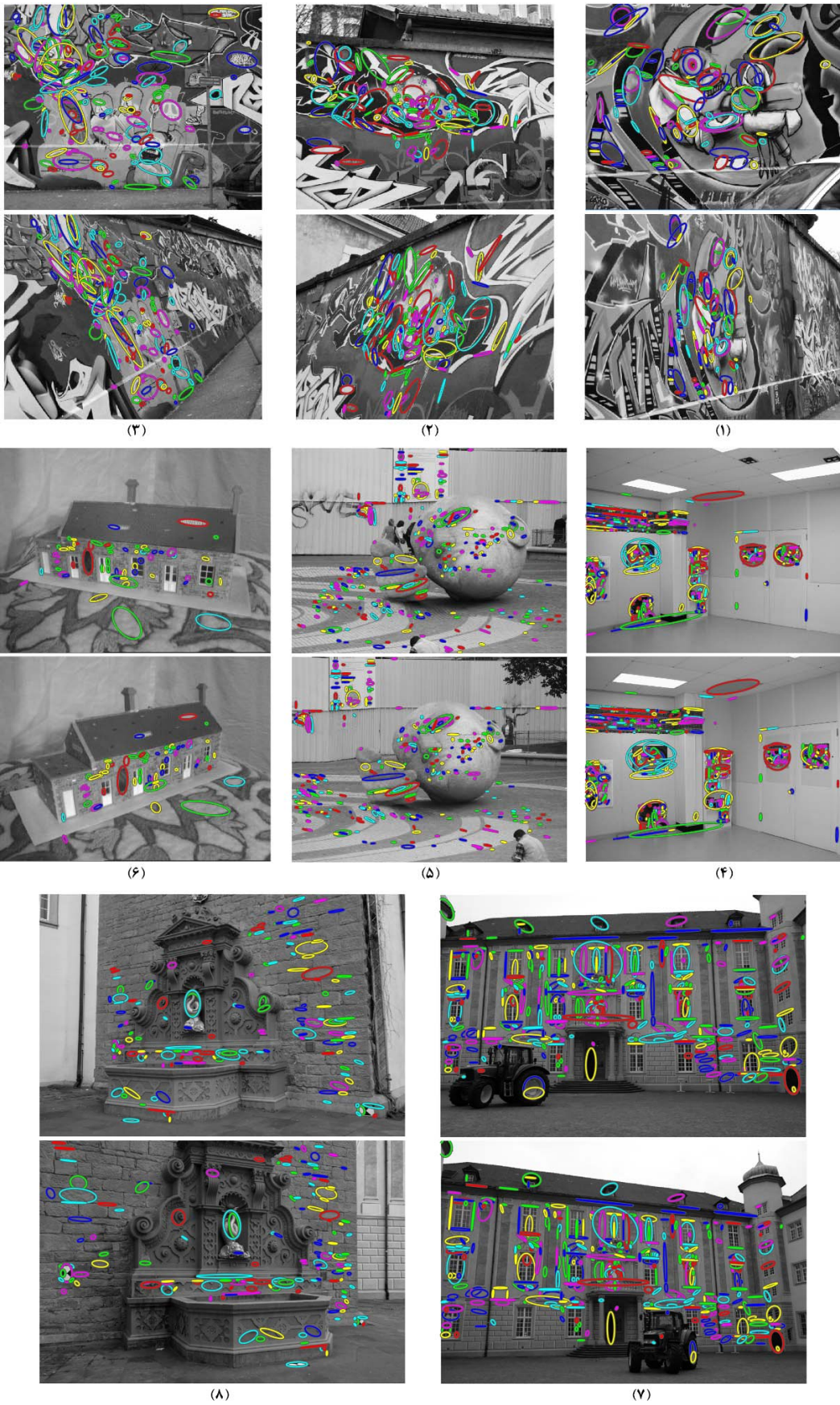
همان‌طور که در نتایج جدول ۳ ملاحظه می‌شود میزان قابلیت تناظریابی در روش پیشنهادی MESM در تمامی هشت جفت تصویر مورد ارزیابی بیشتر از ۹۰ درصد است. بر این اساس روش پیشنهادی بدون استفاده از یک تبدیل هندسی و یا روابط همسایگی میان تصاویر، بیشتر تناظرهای صحیح موجود میان تصاویر را شناسایی کرده است. معیار قابلیت تناظریابی برای دو روش ELCC و GTM کمتر از روش MESM است. دلیل این موضوع تأثیر مشاهدات اشتباه بر روی الگوریتم‌های ELCC و GTM است که باعث می‌شود تعداد بیشتری از تناظرهای صحیح در طول روند اجرای آنها در مقایسه با روش MESM حذف شوند. در مقابل ترکیب روش پیشنهادی با این روش‌ها یعنی ELCC+MESM و GTM+MESM باعث بهبود قابل توجه عملکرد آنها شده است. این موضوع بیانگر قابلیت بالای روش MESM در حذف تناظرهای اشتباه در تصاویر با خط مبنای بلند است.

همان‌طور که انتظار می‌رود برای معیار دقت تناظریابی، الگوریتم‌های ELCC و GTM نتایج بهتری را در مقایسه با روش MESM ارائه می‌کنند. در واقع از آنجا که در روش پیشنهادی تنها مطابقت عناصر مستخرج از ماتریس شکل مورد بررسی قرار گرفته و از هیچ نوع مدل هندسی سراسری و یا کنترل روابط همسایگی استفاده نمی‌شود. ممکن است تعدادی از عوارض انتخاب شده با استفاده از آن اشتباه باشند. همان‌طور که پیش‌تر بیان شد هدف از ارائه روش پیشنهادی پالایش اولیه تناظرها به‌منظور بهبود عملکرد الگوریتم‌های کنترل سازگاری هندسی نظیر ELCC و GTM است. اثربخشی روش پیشنهادی برای نتایج دقت تناظریابی روش‌های ELCC+MESM و GTM+MESM به‌خوبی قابل ملاحظه است. به‌طوری که میزان دقت تناظریابی برای این روش‌ها به‌طور متوسط ۵ تا ۱۰ درصد افزایش پیدا کرده است.

نکته قابل توجه این است که روش‌های ELCC و GTM به‌تنهایی امکان حذف تمامی اشتباهات را نداشته و دقت تناظریابی در هیچ‌کدام از آنها به‌تنهایی برابر ۱۰۰ نیست. در مقابل ترکیب روش پیشنهادی با این دو روش باعث حذف تمامی تناظرهای اشتباه در پنج جفت از تصاویر شده است. حذف کامل اشتباهات یکی از دستاوردهای بسیار مهم روش پیشنهادی است که مفید و مؤثر بودن آن را در تناظریابی تصاویر با خط مبنای بلند نشان می‌دهد.

جدول ۳ نتایج تناظریابی روش پیشنهادی در تصاویر مورد ارزیابی

جفت تصویر	قابلیت تناظریابی (درصد)					دقت تناظریابی (درصد)					دقت مکانی، RMSE، (پیکسل)					زمان محاسبات (دهم ثانیه)		
	MESM+GTM	MESM+ELCC	GTM	ELCC	MESM	MESM+GTM	MESM+ELCC	GTM	ELCC	MESM	MESM+GTM	MESM+ELCC	GTM	ELCC	MESM	GTM	ELCC	MESM
نقاشی دیواری ۱	۸۶٫۹	۹۲٫۲	۸۱٫۲	۹۰٫۴	۹۴٫۱	۱۰۰	۱۰۰	۹۳٫۹	۹۵٫۲	۸۰٫۰	۱٫۱۴	۰٫۹۷	۱٫۲۳	۰٫۹۹	۱٫۲۲	۵۲٫۶۱	۱۳٫۶۶	۱٫۷۸
نقاشی دیواری ۲	۸۲٫۰	۹۱٫۴	۷۹٫۸	۸۷٫۸	۹۳٫۴	۱۰۰	۱۰۰	۹۴٫۷	۹۶٫۸	۷۹٫۴	۱٫۲۴	۱٫۰۲	۱٫۴۴	۱٫۲۳	۱٫۳۶	۵۵٫۱۲	۱۴٫۲۸	۱٫۸۳
نقاشی دیواری ۳	۸۲٫۴	۸۹٫۲	۷۶٫۱	۸۵٫۲	۹۲٫۳	۹۶٫۴	۱۰۰	۹۳٫۱	۹۵٫۵	۷۹٫۵	۱٫۳۱	۱٫۱۲	۱٫۶۴	۱٫۱۸	۱٫۴۲	۵۲٫۳۳	۱۴٫۲۱	۱٫۸۱
تصویر داخلی	۹۱٫۷	۹۳٫۴	۸۹٫۸	۹۰٫۷	۹۵٫۵	۱۰۰	۱۰۰	۹۵٫۶	۹۷٫۲	۸۲٫۸	۱٫۱۹	۰٫۹۱	۱٫۴۱	۱٫۰۶	۱٫۵۰	۵۷٫۴۰	۱۶٫۷۲	۲٫۹۰
سر سنگی	۸۵٫۹	۸۹٫۷	۸۲٫۳	۸۶٫۷	۹۲٫۸	۹۷٫۳	۱۰۰	۹۲٫۱	۹۴٫۷	۷۹٫۱	۱٫۲۵	۱٫۰۵	۱٫۵۹	۱٫۰۹	۱٫۶۳	۵۳٫۳۷	۱۵٫۷۲	۲٫۷۷
ماکت خانه	۷۶٫۳	۸۶٫۰	۷۰٫۹	۸۱٫۱	۹۰٫۶	۹۵٫۳	۹۷٫۴	۹۱٫۱	۹۳٫۳	۷۴٫۵	۱٫۲۹	۱٫۱۹	۱٫۶۷	۱٫۲۶	۱٫۴۶	۳۶٫۹۱	۱۰٫۹۱	۱٫۶۲
قصر	۸۱٫۲	۸۶٫۴	۸۰٫۳	۸۱٫۴	۹۰٫۱	۹۴٫۱	۱۰۰	۹۰٫۳	۹۳٫۸	۷۷٫۴	۱٫۴۵	۱٫۱۶	۱٫۸۴	۱٫۱۶	۱٫۵۲	۶۲٫۴۸	۱۸٫۳۳	۲٫۹۲
آب‌نما	۶۳٫۹	۷۴٫۵	۶۰٫۱	۶۹٫۲	۷۲٫۳	۸۵٫۶	۹۴٫۳	۸۵٫۶	۹۰٫۱	۶۵٫۵	۱٫۷۸	۱٫۳۹	۲٫۰۴	۱٫۶۱	۱٫۹۱	۴۰٫۱۴	۱۲٫۶۷	۱٫۳۲



شکل ۱۰ نتایج تناظریابی روش پیشنهادی MESM+ELCC در تصاویر مورد ارزیابی، (۱) نقاشی روی دیوار ۱، (۲) نقاشی روی دیوار ۲، (۳) نقاشی روی دیوار ۳، (۴) تصویر داخلی، (۵) مجسمه سر، (۶) ماکت خانه، (۷) قصر، (۸) آب‌نما (به‌منظور تشخیص بهتر، عوارض نظیر در هر جفت تصویر با رنگ‌های یکسانی نشان داده شده‌اند)

- [6] A. Sedaghat and N. Mohammadi, "Uniform competency-based local feature extraction for remote sensing images," *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 135, pp. 142-157, 2018.
- [7] Y. Xiang, F. Wang, and H. You, "OS-SIFT: A Robust SIFT-Like Algorithm for High-Resolution Optical-to-SAR Image Registration in Suburban Areas," *IEEE Transactions On Geoscience And Remote Sensing*, vol. 56, 2018.
- [8] S. K. Saha, D. Xiao, S. Frost, and Y. Kanagasigam, "Performance Evaluation of State-of-the-Art Local Feature Detectors and Descriptors in the Context of Longitudinal Registration of Retinal Images," *Journal of Medical Systems*, vol. 42, p. 57, 2018.
- [9] Z. Hossein-Nejad and M. Nasri, "A-RANSAC: Adaptive random sample consensus method in multimodal retinal image registration," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 45, pp. 325-338, 2018.
- [10] E. Rosten, R. Porter, and T. Drummond, "Faster and better: A machine learning approach to corner detection," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 32, pp. 105-119, 2010.
- [11] D. G. Lowe, "Distinctive image features from scale-invariant keypoints," *International journal of computer vision*, vol. 60, pp. 91-110, 2004.
- [12] P. F. Alcantarilla, A. Bartoli, and A. J. Davison, "KAZE features," in *Computer Vision-ECCV 2012*, ed: Springer, 2012, pp. 214-227.
- [13] K. Mikolajczyk and C. Schmid, "Scale & affine invariant interest point detectors," *International journal of computer vision*, vol. 60, pp. 63-86, 2004.
- [14] 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.
- [15] J. Liu, G. Zeng, and J. Fan, "Fast Local Self-Similarity for describing interest regions," *Pattern Recognition Letters*, vol. 33, pp. 1224-1235, 2012.
- [16] A. Sedaghat and H. Ebadi, "A Performance Evaluation of Local Descriptors in Optical Satellite Images," *Iranian Remote Sensing & GIS*, vol. 7, pp. 61-84, 2016.
- [17] E. Tola, V. Lepetit, and P. Fua, "Daisy: An efficient dense descriptor applied to wide-baseline stereo," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 32, pp. 815-830, 2010.
- [18] A. Alahi, R. Ortiz, and P. Vandergheynst, "Freak: Fast retina keypoint," in *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Providence, RI, USA, 2012, pp. 510-517.
- [19] A. Adam, E. Rivlin, and I. Shimshoni, "ROR: Rejection of outliers by rotations," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 23, pp. 78-84, 2001.

## ۴ جمع بندی

در این مقاله یک روش کارآمد به منظور تناظریابی و حذف تناظرهای اشتباه در تصاویر با خط مبنای بلند ارائه شد. در روش پیشنهادی عوارض با استفاده از الگوریتم بهبود یافته MSER و توصیفگر DAISY استخراج شده و مطابقت اولیه آنها با معیار فاصله اقلیدسی برقرار می شود. به منظور حذف اشتباهات احتمالی در مجموعه تناظرهای اولیه یک روش کارآمد با عنوان MESM که بر مبنای کنترل مطابقت ماتریس شکل عوارض با یکدیگر است، استفاده شد. روش پیشنهادی بر روی هشت جفت تصویر برد کوتاه با خط مبنای بلند پیاده سازی شده و نتایج استفاده از آن در دو الگوریتم شاخص ELCC و GTM ارزیابی شد. نتایج بیانگر قابلیت بالای روش پیشنهادی خصوصاً ترکیب آن با روش ELCC در تناظریابی و حذف تناظرهای اشتباه در تصاویر با خط مبنای بلند است به طوری که میزان قابلیت تناظریابی، دقت تناظریابی، دقت مکانی و سرعت روش MESM+ELCC به طور متوسط در حدود ۸۸٪، ۹۹٪، یک پیکسل و ۰٫۴ ثانیه حاصل شد. ترکیب روش پیشنهادی MESM با دیگر الگوریتم های حذف اشتباه نظیر الگوریتم مبتنی بر نسبت فواصل و یا استفاده از دیگر الگوریتم های استخراج و توصیف عوارض نظیر Hessian-Affine به عنوان موضوعات تحقیقات آتی پیشنهاد می شود.

## مراجع

- [1] V. Mousavi, M. Khosravi, M. Ahmadi, N. Noori, S. Haghshenas, A. Hosseinaveh, et al., "The performance evaluation of multi-image 3D reconstruction software with different sensors," *Measurement*, vol. 120, pp. 1-10, 2018.
- [2] B. Fan, Q. Kong, X. Wang, Z. Wang, S. Xiang, C. Pan, et al., "A Performance Evaluation of Local Features for Image Based 3D Reconstruction," presented at the Computer Vision and Pattern Recognition, 2017.
- [3] A. P. Tafti, A. Baghaie, A. B. Kirkpatrick, J. D. Holz, H. A. Owen, R. M. D'Souza, et al., "A Comparative study on the application of SIFT, SURF, BRIEF and ORB for 3D surface reconstruction of electron microscopy images," *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering: Imaging & Visualization*, pp. 1-14, 2016.
- [4] Y. Liu, L. Yao, W. Xiong, T. Jing, and Z. Zhou, "Ship target tracking based on a low-resolution optical satellite in geostationary orbit," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 39, pp. 2991-3009, 2018.
- [5] L. Wan, L. Zheng, H. Huo, and T. Fang, "Affine Invariant Description and Large-Margin Dimensionality Reduction for Target Detection in Optical Remote Sensing Images," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2017.

- moments and the Pseudo-RANSAC algorithm," *Remote Sensing Letters*, vol. 8, pp. 1162-1171, 2017.
- [33] B. Li and H. Ye, "RSCJ: Robust sample consensus judging algorithm for remote sensing image registration," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 9, pp. 574-578, 2012.
- [34] Y. Wu, W. Ma, M. Gong, L. Su, and L. Jiao, "A novel point-matching algorithm based on fast sample consensus for image registration," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 12, pp. 43-47, 2015.
- [35] 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.
- [36] M. Izadi and P. Saeedi, "Robust weighted graph transformation matching for rigid and nonrigid image registration," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 21, pp. 4369-4382, 2012.
- [37] M. Zhao, B. An, Y. Wu, and C. Lin, "Bi-SOGC: A Graph Matching Approach Based on Bilateral KNN Spatial Orders Around Geometric Centers for Remote Sensing Image Registration," *Geoscience and Remote Letters*, vol. 10, pp. 1429 - 1433, 2013.
- [38] J. S. Ramos, C. Y. Watanabe, C. Traina, and A. J. Traina, "How to speed up outliers removal in image matching," *Pattern Recognition Letters*, vol. 114, pp. 31-40, 2018.
- [39] C. Wang and K.-K. Ma, "Bipartite Graph Model-based Mismatch Removal for Wide-baseline Image Matching," *Journal of Visual Communication and Image Representation*, vol. 25, pp. 1416-1424, 2013.
- [40] M. Hasheminasab, H. Ebadi, and A. Sedaghat, "An Integrated Ransac and Graph Based Mismatch Elimination Approach for Wide-Baseline Image Matching," presented at the The International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing Spatial Information Sciences, 2015.
- [41] Z. Song, S. Zhou, and J. Guan, "A Novel Image Registration Algorithm for Remote Sensing Under Affine Transformation," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 52, pp. 4895-4912, 2014.
- [42] A. Sedaghat, H. Ebadi, M. R. Sahebi, Y. Maghsoudi, and M. Mokhtarzade, "Change Detection in Urban Area from High Resolution Satellite Images Using Local Features," *Journal of Geomatics Science and Technology*, vol. 2, pp. 1-16, 2013.
- [43] A. A. Goshtasby, *2-D and 3-D image registration: for medical, remote sensing, and industrial applications*: John Wiley & Sons, 2005.
- [44] K. Mikolajczyk, T. Tuytelaars, C. Schmid, A. Zisserman, J. Matas, F. Schaffalitzky, et al., "A Comparison of Affine [20] M. Heikkilä, M. Pietikäinen, and C. Schmid, "Description of interest regions with local binary patterns," *Pattern recognition*, vol. 42, pp. 425-436, 2009.
- [21] A. Wong and D. A. Clausi, "ARRSI: automatic registration of remote-sensing images," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 45, pp. 1483-1493, 2007.
- [22] 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.
- [23] A. Sedaghat, M. Mokhtarzade, and H. Ebadi, "Uniform robust scale-invariant feature matching for optical remote sensing images," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 49, pp. 4516-4527, 2011.
- [24] A. Sedaghat and H. Ebadi, "Very High Resolution Image Matching Based on Local Features and K-Means Clustering," *The Photogrammetric Record*, vol. 30, pp. 166-186, 2015.
- [25] F. Zhao, Q. Huang, H. Wang, and W. Gao, "MOCC: a fast and robust correlation-based method for interest point matching under large scale changes," *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, vol. 2010, pp. 1-16, 2010.
- [26] A. Sedaghat and N. Mohammadi, "Reliable Image Matching based On Hessian-Affine Detector and MROGH Descriptor," *Journal of Geomatics Science and Technology*, vol. 7, pp. 1-15, 2017.
- [27] O. Chum and J. Matas, "Matching with PROSAC-progressive sample consensus," in *IEEE Computer Society Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR*, 2005, pp. 220-226.
- [28] O. Chum and J. Matas, "Optimal randomized RANSAC," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 30, pp. 1472-1482, 2008.
- [29] Z. Hossein-Nejad and M. Nasri, "An adaptive image registration method based on SIFT features and RANSAC transform," *Computers & Electrical Engineering*, 2016.
- [30] N. Tatar, M. Saadat Seresht, and H. Arefi, "Outlier Detection and Relative RPC Modification of Satellite Stereo Images Using RANSAC+RPC Algorithm," *Journal of Geospatial Information Technology*, vol. 4, pp. 43-56, 2016.
- [31] B. Li, D. Ming, W. Yan, X. Sun, T. Tian, and J. Tian, "Image matching based on two-column histogram hashing and improved RANSAC," *Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE*, vol. 11, pp. 1433-1437, 2014.
- [32] Y. Li, F. Li, K. Yang, C. Price, and Q. Shen, "Remote sensing image registration based on Gaussian-Hermite





**امین صداقت** مدرک کارشناسی خود را در رشته مهندسی نقشه‌برداری در سال ۱۳۸۶ از دانشگاه تبریز و مدرک کارشناسی ارشد و دکتری خود را به ترتیب در سال‌های ۱۳۸۹ و ۱۳۹۴ در رشته مهندسی نقشه‌برداری گرایش فتوگرامتری از دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی اخذ نمود. وی هم اکنون عضو هیات علمی دانشگاه تبریز بوده

و زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه ایشان شامل پردازش تصاویر ماهواره‌ای، بازشناسی الگو و بازسازی سه بعدی تصاویر است.



**نازیلا محمدی** مدرک کارشناسی خود را در رشته مهندسی نقشه‌برداری در سال ۱۳۸۶ از دانشگاه تبریز و مدرک کارشناسی ارشد و دکتری خود را به ترتیب در سال‌های ۱۳۸۸ و ۱۳۹۳ در رشته مهندسی نقشه‌برداری گرایش سیستم‌های اطلاعات مکانی از دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی اخذ نمود. وی هم اکنون عضو هیات علمی دانشگاه تبریز بوده و

زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه ایشان شامل تحلیل و طبقه‌بندی داده‌های مکانی، پردازش ابر نقاط سه بعدی و بازسازی سه بعدی تصاویر است.

Region Detectors," *International Journal of Computer Vision*, vol. 65, pp. 43-72, 2005.

- [45] M. H. Lee and I. K. Park, "Performance Evaluation of Local Descriptors for Maximally Stable Extremal Regions," *Journal of Visual Communication and Image Representation*, vol. 47, pp. 62-72, 2017.
- [46] T. Tuytelaars and K. Mikolajczyk, "Local invariant feature detectors: a survey," *Foundations and Trend in Computer Graphics and Vision*, vol. 3, pp. 177-280, 2008.
- [47] K. Mikolajczyk and C. Schmid, "A performance evaluation of local descriptors," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 27, pp. 1615-1630, 2005.
- [48] A. Sedaghat and N. Mohammadi, "Illumination-Robust remote sensing image matching based on oriented self-similarity," *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 153, pp. 21-35, 2019.
- [49] S. Wu, A. Oerlemans, E. M. Bakker, and M. S. Lew, "A comprehensive evaluation of local detectors and descriptors," *Signal Processing: Image Communication*, vol. 59, pp. 150-167, 2017.
- [50] A. Gruen, "Adaptive least squares correlation: a powerful image matching technique," *South African Journal of Photogrammetry, Remote Sensing and Cartography*, vol. 14, pp. 175-187, 1985.
- [51] R. Hartley and A. Zisserman, *Multiple view geometry in computer vision*: Cambridge university press, 2003.