



سجش از دور

GIS ایران

سنجش از دور و GIS ایران
Iranian Remote Sensing & GIS

۸۴-۶۱



ارزیابی عملکرد توصیفگرهای موضعی در تصاویر ماهواره‌ای

امین صداقت^{۱*}، حمید عبادی^۲

۱. استادیار گروه مهندسی نقشه‌برداری، دانشگاه تبریز

۲. دانشیار گروه فتوگرامتری و سنجش از دور، عضو قطب علمی فناوری

اطلاعات مکانی، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۵/۳/۱۷

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۹۴/۶/۲۲

چکیده

توصیفگرها توزیع درجات خاکستری تصویر را در ناحیه اطراف عوارض توصیف می‌کنند و در تعیین مطابقت آنها، در کاربردهای گوناگونی همچون مرتب‌سازی تصویر و تولید مدل سه‌بعدی در فتوگرامتری و سنجش از دور، نقش اساسی دارند. روش‌های گوناگونی برای ایجاد توصیفگر ارائه شده که ویژگی‌ها و کاربردهای متفاوتی دارند. شناخت ویژگی‌های الگوریتم‌ها و چگونگی عملکرد آنها در شرایط گوناگون نیازی اساسی برای استفاده مناسب از آنها در موارد گوناگون است. در این تحقیق عملکرد ده توصیفگر مطرح شامل SI، SC، SIFT، SURF، DAISY، LSS، LBP، LIOP و BRISK در انواع مختلف از تصاویر ماهواره‌ای اپتیکی با تنوع گسترده‌ای از اعوجاجات شامل اختلاف مقیاس، دوران، روشنایی و تغییر منظر مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. هشتاد جفت تصویر ماهواره‌ای در سه دسته گوناگون شامل شبیه‌سازی شده، چندزمانه و چندسنسوری انتخاب می‌شود و نتایج با استفاده از چهار معیار اساسی Precision، Recall، دقت هندسی و کارایی مقایسه می‌شود. الگوریتمی که در همه حالاتها و برای همه تصاویر بهتر از دیگر الگوریتم‌ها باشد، وجود ندارد اما به‌طور میانگین، توصیفگرهای DAISY و SIFT بهترین عملکرد، و الگوریتم‌های SI و SC نیز بدترین نتایج را در تصاویر ماهواره‌ای دارند.

کلیدواژه‌ها: تناظریابی، مرتب‌سازی تصویر، عوارض موضعی، توصیفگر.

* نویسنده عهده‌دار مکاتبات: تبریز، بلوار ۲۹ بهمن، خ امام خمینی، دانشگاه تبریز، کدپستی ۵۱۶۶۶۱۶۴۷۱ تلفن: ۰۴۱-۳۳۳۵۴۱۰۰، فاکس: ۰۴۱-۳۳۳۴۴۲۸۷

۱- مقدمه

عوارض موضعی^۱ ویژگی‌های برجسته در تصویرند که در برابر تبدیلات گوناگون هندسی و رادیومتریکی پایدارند (Tuytelaars and Mikolajczyk, 2008). الگوریتم‌های استخراج عوارض موضعی دو قسمت استخراج موقعیت عارضه^۲ و ایجاد توصیفگر عارضه^۳ را شامل می‌شوند. در قسمت نخست، موقعیت‌های متمایزی از تصویر که در مقابل تبدیلات گوناگونی (همچون دوران، مقیاس و روشنایی) پایدارند، استخراج می‌شوند. در قسمت دوم نیز برای هر یک از عوارض مستخرج یک توصیفگر، با استفاده از ویژگی‌های ناحیه اطراف هر عارضه، همچون درجات خاکستری، مقادیر اندازه و جهت گرادیان، اطلاعات شکل، بافت و لبه‌ها ایجاد می‌شود.

امروزه عوارض موضعی و توصیفگرهای آنها در زمینه‌هایی همچون مرتبط‌سازی^۴ تصویر (صداقت و همکاران، ۱۳۸۹ الف؛ صداقت و همکاران، ۱۳۸۹ ب؛ صداقت و همکاران، ۱۳۹۲ الف؛ صداقت و همکاران، ۱۳۹۰)، آشکارسازی تغییرات (صداقت و همکاران، ۱۳۹۲ الف) و ایجاد مدل سه‌بعدی (Remondino et al., 2014) کاربردهای گوناگون و گسترده‌ای دارند. تمرکز اصلی این تحقیق بر قسمت دوم استخراج عوارض موضعی، یعنی توصیفگرهاست.

توصیفگر عارضه نمایشی ویژه‌ای از تابع درجات خاکستری تصویر درون ناحیه‌ای در اطراف عارضه است و معمولاً به صورت بردار ویژگی^۵، به صورت $D = [d_1, d_2, \dots, d_n] \in \mathbb{R}^n$ ایجاد می‌شود، که در آن n بیانگر ابعاد توصیفگر است. اصلی‌ترین کاربرد توصیفگرهای عوارض بهره‌گیری از آنها در تعیین عوارض متناظر است. برای این منظور، توصیفگر دو بخش اصلی دارد، شامل «روش ایجاد توصیفگر» و «معیار مشابهت میان توصیفگرها» برای تناظریابی. ساده‌ترین توصیفگر یک پنجره از درجات خاکستری تصویر اطراف عارضه مورد نظر است که در ترتیب مشخصی، به صورت بردار مرتب شده است. معیار مشابهت مناسب برای این توصیفگر نیز ضریب

همبستگی است. البته انتخاب پنجره اطراف هر عارضه روش مناسبی برای ایجاد توصیفگر نیست زیرا در این حالت، توصیفگر ابعاد بالایی دارد (مثلاً، برای پنجره‌ای 20×20 ، ابعاد توصیفگر برابر ۴۰۰ مؤلفه خواهد بود) و همچنین، به تغییرات کوچک در همسایگی خود بسیار حساس است.

برای تناظریابی با کیفیت و عملکرد بالا، افزون بر عوارض، توصیفگرهای آنها نیز باید دارای ویژگی‌هایی باشند. به‌طور کلی، توصیفگر خوب باید دارای ویژگی‌های زیر باشد (Tuytelaars and Mikolajczyk, 2008):

- **پایداری:** توصیفگر باید مستقل از تبدیلات گوناگون هندسی و رادیومتریکی و در مقابل نویز، تارشدگی، پنهان‌شدگی، فشردگی و جابه‌جایی‌های کوچک پایدار باشد. در واقع، توصیفگرهای عوارض نظیر از دو تصویر متفاوت با اعوجاجات متفاوت باید یکسان باشند.

- **تمایز:** دو عارضه متفاوت باید توصیفگرهای متفاوتی داشته باشند تا عوارض متناظر به‌خوبی از دیگر عوارض تفکیک شوند.

- **کارایی:** سرعت ایجاد توصیفگر باید تا حد ممکن بالا باشد.

- **اختصار:** ابعاد توصیفگر باید تا حد ممکن کم باشد. روش‌های گوناگونی برای ایجاد توصیفگر ارائه شده است که به دو دسته کلی توصیفگرهای «فیلترمبنا» و «توزیع‌مبنا»^۶ دسته‌بندی می‌شوند. بیشتر روش‌های اولیه یا از انواع گوناگون فیلترهای فضای مکان و فرکانس برای توصیف محتوای اطلاعاتی اطراف عارضه استفاده می‌کنند و یا مشتقات مراتب گوناگون تصویر در موقعیت عارضه را به‌منزله توصیفگر ایجاد می‌کنند که با نام توصیفگرهای فیلترمبنا شناخته می‌شوند. برای

- | | |
|-----------------------------------|-----------------------|
| 1. local features | 2. feature detection |
| 3. feature description | 4. image registration |
| 5. feature vector | 6. compactness |
| 7. distribution-based descriptors | |

(2009) توصیفگر IG-SIFT^{۱۳} را به منظور افزایش پایداری توصیفگر SIFT در برابر اختلاف مقیاس ارائه کرده‌اند که ایده‌آسی در آن استفاده از نواحی با پوشش مشترک برای ایجاد توصیفگر است. توصیفگر DAISY^{۱۴} به وسیله‌تولا و همکاران^{۱۵} (2010)، با استفاده از ترکیب توصیفگر SIFT و GLOH و با بهره‌گیری از تابع گوسین ارائه شده است. توصیفگر PIIFD^{۱۶} (Chen et al., 2010) برای افزایش پایداری الگوریتم SIFT در برابر تغییرات روشنایی در تصاویر پزشکی ارائه شده است.

به منظور افزایش سرعت در ایجاد توصیفگر، توصیفگر SURF^{۱۷} (Bay et al., 2008) با بهره‌گیری از تبدیل موجک ارائه شده است. شکتمن و ایرانی^{۱۸} (2007) با ابتکاری جالب، از شباهت ناحیه‌ای با خودش برای ایجاد توصیفگر استفاده و توصیفگر LSS^{۱۹} را ارائه کرده‌اند. هیکلا و همکاران^{۲۰} (2009) از عملگر الگوی باینری محلی برای ایجاد توصیفگر با نام LBP^{۲۱} استفاده کرده‌اند. توصیفگر LIOP^{۲۲} به وسیله‌وانگ و همکاران^{۲۳} (2011) و با بهره‌گیری از ترتیب درجات خاکستری تصویر و جهت افزایش پایداری در برابر تغییرات روشنایی ارائه شده است.

fvhd افزایش سرعت در ایجاد توصیفگر و تناظرایی، به تازگی دسته‌ای از توصیفگرها ارائه شده‌اند

1. Mohr & Schmid
2. steerable filters
3. Gabor filters
4. complex filters
5. spin image
6. shape context
7. Scale Invariant Feature Transform
8. Ke & Sukthankar
9. principal component analysis
10. Mikołajczyk & Schmid
11. Gradient Local Orientation Histogram
12. Cui et al.
13. Irregular grid SIFT
۱۴. به معنی گل آفتاب‌گردان
15. Tola et al.
16. partial intensity invariant feature descriptor
17. Speeded-Up Robust Features
18. Irani & Shechtman
19. local self similarity
20. Heikkilä et al.
21. local binary pattern
22. local intensity order pattern
23. Wang et al.

نمونه، اشمید و مُر^۱ (1997) توصیفگر Local Jet را با بهره‌گیری از مشتق تابع گوسین ارائه کرده‌اند. برای ایجاد این توصیفگر از کانولوشن تصویر در موقعیت عارضه با مشتقات گوسین استفاده می‌شود که مستقل از دوران است. نمونه‌دیگر توصیفگرهای فیلتر مینا توصیفگر «جهت‌دار»^۲ (Freeman and Adelson, 1991) است که مجموعه‌ای مرکب از فیلترهای پایه در جهت‌های گوناگون را نشان می‌دهند. فیلترهای گابور^۳ (Daugman, 1985) و فیلترهای مختلط^۴ (Schaffalitzky and Zisserman, 2002) از دیگر روش‌های مبتنی بر فیلترها به‌شمار می‌آیند. این دسته از توصیفگرها ابعاد پایینی دارند و امروزه استفاده از آنها، به دلیل کارایی پایین، بسیار محدود است (Mikołajczyk and Schmid, 2005).

توصیفگرهای دسته دوم هیستوگرام‌های گوناگونی را برای توصیف ویژگی‌های درجات خاکستری ناحیه اطراف عوارض ایجاد می‌کنند که با نام توصیفگرهای «هیستوگرام مینا» نیز شناخته می‌شوند. توصیفگر «تصویر چرخشی (SI)»^۵ (Johnson and Hebert, 1999)، «بافت شکل (SC)»^۶ (Belongie, 2002) و SIFT^۷ (Lowe, 2004) از روش‌های مطرح در این دسته‌اند. توصیفگر SI هیستوگرامی دوبعدی است که توزیع درجات خاکستری تصویر را در همسایگی محلی یک نقطه توصیف می‌کند. توصیفگر SC هیستوگرامی دوبعدی از موقعیت لبه‌های تصویر است. توصیفگر SIFT نیز هیستوگرامی سه‌بعدی از موقعیت و جهت گردایان‌ها است.

توصیفگر SIFT یکی از بهترین و پرکاربردترین توصیفگرهاست و به تازگی نسخه‌های چندی از آن ارائه شده‌است. که و سوکتانکر^۸ (2004) از تبدیل PCA^۹ برای کاهش ابعاد توصیفگر SIFT استفاده کرده‌اند. میکولاچیک و اشمید^{۱۰} (2005) توصیفگر GLOH^{۱۱} را برای افزایش پایداری و تمایز توصیفگر SIFT ارائه کرده‌اند که از یک ساختار قطبی و تبدیل PCA در این توصیفگر استفاده شده است. کویی و همکاران^{۱۲}

یکی از تحقیقات کامل در زمینه ارزیابی توصیفگرها را میکولایچک و اشمید انجام داده‌اند (2005). آنها عملکرد هشت توصیفگر گوناگون، شامل SC (Belongie et al., 2002)، فیلترهای جهت‌دار (Freeman and Adelson, 1991)، PCA-SIFT (Ke and Sukthankar, 2004)، مشتقات نامتغیر¹¹ (Koenderink and van Doorn, 1987)، SI (Johnson and Hebert, 1999)، SIFT (Lowe, 2004)، فیلترهای مختلط (Schaffalitzky and Van Gool et al., 2002)، گشتاورهای نامتغیر (Zisserman, 1996) و ضریب همبستگی را ارزیابی کرده‌اند. براساس نتایج تحقیقات آنها، توصیفگر SIFT و توصیفگرهای مشابه آن بهترین عملکرد را دارند.

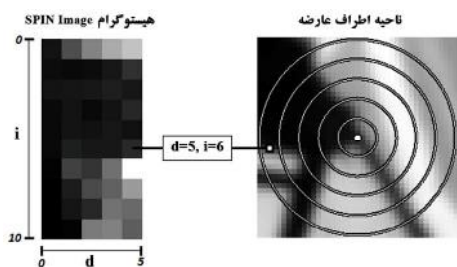
بیشتر الگوریتم‌های ایجاد توصیفگر در کاربردهای ماشین بینایی ارائه و استفاده شده‌اند و تقریباً همه ارزیابی‌های انجام شده نیز در این حوزه است. تصاویر ماهواره‌ای خصوصیات ویژه‌ای، از جمله از نظر طیفی دارند و لازم است ملاحظات مربوط به آنها در نظر گرفته شود. برای نمونه، تفاوت در سیستم ثبت درجات خاکستری، اخذ تصویر در باندهای طیفی متفاوت، قدرت تفکیک و حساسیت رادیومتریکی متفاوت سنسورها، تغییر شرایط محیطی با گذر زمان، انعکاس‌های متفاوت از منظرهای گوناگون، اعوجاجات ناشی از اتمسفر و نویز سنسور سبب می‌شوند تصاویر سنجش از دور معمولاً به صورت یکنواخت یا غیریکنواخت، اختلافات روشنایی و کنتراست، در هر دو شکل محلی و عمومی، داشته باشند که فرایند استخراج عوارض و تناظریابی را در آنها با اشکال مواجه می‌کند. همچنین، توصیفگرهای گوناگونی به‌تازگی ارائه شده‌اند که مقایسه عملکرد آنها با الگوریتم‌های پیشین نیازمند ارزیابی دوباره است.

که عناصر آن باینری (صفر و یک) است و فریند تناظریابی در آنها با سرعت بسیار بالایی، با استفاده از فاصله Hamming صورت می‌گیرد. یکی از نخستین توصیفگرها از این نوع، توصیفگر BRIEF¹ (Calonder et al., 2012) است. این توصیفگر به‌صورت یک رشته کد باینری بر مبنای مقایسه درجات خاکستری پیکسل‌های اندکی، واقع در یک ناحیه است. از دیگر توصیفگرهای باینری می‌شود به الگوریتم‌های BRISK² (Alahi et al., 2011) و FREAK³ (Leutenegger et al., 2012) اشاره کرد.

به‌تازگی استفاده از توصیفگرهای گوناگون در تصاویر ماهواره‌ای و کاربردهای فتوگرامتری و سنجش از دور بسیار متداول شده‌است (Sedaghat and Ebadi, 2015a; Sedaghat and Ebadi, 2015b). برای نمونه، هوانگ و لی⁴ (2010) از توصیفگر SC و عوارض نقطه‌ای Harris برای مرتبط‌سازی تصاویر ماهواره‌ای استفاده کرده‌اند. سان و همکاران⁵ (2014) الگوریتم SIFT-L² را به‌منظور تناظریابی در تصاویر هوایی بزرگ مقیاس با ابعاد بالا ارائه کرده‌اند. یه و شان⁶ (2014) و همکاران از توصیفگر LSS (Shechtman and Irani, 2007) برای مرتبط‌سازی تصاویر ماهواره‌ای با اختلافات شدید روشنایی استفاده کرده‌اند. جاثو و همکاران⁷ (2014) الگوریتم MM-SURF⁸ را برای مرتبط‌سازی تصاویر چندمنبعی با اختلافات روشنایی قابل توجه، با استفاده از گرادینان معکوس⁹ در محاسبه توصیفگر ارائه کرده‌اند.

استفاده از انواع گوناگون توصیفگرها در کاربردهای متفاوت نیازمند شناخت قابلیت‌ها و نقاط ضعف آنهاست. بنابراین، ارزیابی الگوریتم‌های گوناگون استخراج عوارض نقطه‌ای و شناخت عملکرد و ویژگی‌هایشان در کاربردهای متفاوت نیازی اساسی است. بدین منظور، تحقیقات چندی انجام شده است (Mikolajczyk and Schmid, 2005; Brown et al., 2011; Gauglitz et al., 2011; Li and Allinson, 2008; Mukherjee et al., 2015; Sedaghat and Ebadi, 2015c; Sedaghat and Ebadi, 2015d; Schwind and Schwind, 2015).

1. binary robust independent elementary features
2. binary robust invariant scalable keypoints
3. Fast Retina Keypoint
4. Huang & Li
5. Sun et al.
6. Large images in Large-scale aerial photogrammetry-SIFT
7. Ye & Shan
8. Zhao et al.
9. Multimodal-SURF
10. gradient reversals
11. differential invariants

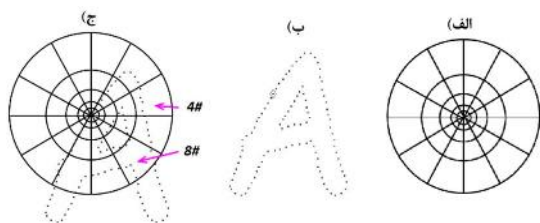


شکل ۱. ایجاد توصیفگر SI

۲-۲- توصیفگر SC

توصیفگر «بافت شکل» که به اختصار SC نامیده می‌شود، هیستوگرامی دوبعدی از موقعیت لبه‌های تصویر است که بلونگی و همکاران^۲ ارائه کردند (2002). ساختار هیستوگرام مورد استفاده در این الگوریتم، مطابق شکل ۲(الف)، ساختاری قطبی^۳ است، شامل پنج نوار دایره‌ای در دوازده جهت (تعداد نوارهای دایره‌ای و نیز، تعداد تقسیم‌بندی‌های جهتی به منزله پارامتر ورودی تغییرپذیرند). بدین ترتیب، هیستوگرامی شامل $5 \times 12 = 60$ قسمت ایجاد می‌شود.

ایجاد این توصیفگر از دو مرحله اصلی تشکیل شده است. در مرحله نخست، لبه‌های تصویر با استفاده از اپراتور Canny استخراج می‌شود (شکل ۲(ب)). در مرحله دوم، مطابق شکل ۲(ج)، ساختار توصیفگر در موقعیت عارضه مورد نظر فرض می‌شود و تعداد لبه‌های واقع در هر قسمت شمارش می‌شود و مؤلفه‌ای از توصیفگر به‌شمار می‌آید.



شکل ۲. ایجاد توصیفگر SC

1. bin
2. Belongie et al.
3. log-polar

در این تحقیق برای نخستین بار روش‌های گوناگون و مطرح در ایجاد توصیفگر، به‌ویژه الگوریتم‌های جدیدتر، شامل ده الگوریتم SI (Johnson and Hebert, 1999)، SC، PIIFD (Lowe, 2004)، SIFT (Belongie et al., 2002)، SURF (Bay et al., 2008)، (Chen et al., 2010)، DAISY (Tola et al., 2010)، LSS (Shechtman and LIOP, (Heikkilä et al., 2009) LBP, (Irani, 2007) Leutenegger et al., (Wang et al., 2011) و BRISK (2011) با استفاده از آزمایش‌های گوناگون در تصاویر ماهواره‌ای ایتیکی مقایسه و ارزیابی می‌شوند.

۲-۲- الگوریتم‌های ایجاد توصیفگر

در این بخش جزئیاتی مختصر درباره ده توصیفگر بیان می‌شود که در این تحقیق مورد ارزیابی قرار می‌گیرند.

۲-۱- توصیفگر SI

توصیفگر «تصویر چرخشی» که به اختصار SI نامیده می‌شود، هیستوگرامی دوبعدی است که توزیع درجات خاکستری تصویر را در همسایگی محلی یک عارضه توصیف می‌کند (Johnson and Hebert, 1999). بعد نخست مربوط به فاصله از نقطه مرکزی، d ، است که برای آن معمولاً پنج نوار دایره‌ای در نظر گرفته می‌شود. بعد دوم نیز مقدار درجات خاکستری درون ناحیه، i ، است که معمولاً ده قسمت^۱ می‌شود. بدین ترتیب، توصیفگر نهایی شامل $5 \times 10 = 50$ مؤلفه است.

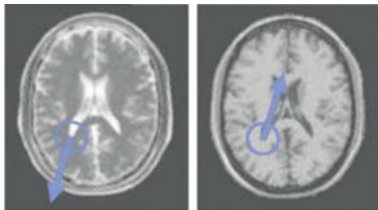
مطابق شکل ۱، هریک از پیکسل‌های درون ناحیه اطراف عارضه، براساس موقعیت و شدت درج، خاکستری خود در هیستوگرام جایگذاری می‌شوند. برای نمونه، پیکسل مشخص شده در شکل ۱ مربوط به نوار پنجم و درجه خاکستری آن ۶ (بعد از نرمالیزه شدن بین ۰ تا ۱۰) است. بنابراین، به سطر ششم از ستون پنجم هیستوگرام تعلق دارد و یک واحد به آن اضافه می‌کند.

۲-۳- توصیفگر SIFT

توصیفگر SIFT یکی از شاخص‌ترین و پرکاربردترین توصیفگرها است که لو^۱ در سال ۲۰۰۴ ارائه کرد. این توصیفگر هیستوگرامی سه‌بعدی از موقعیت و جهت گرادیان‌هاست که در آن، موقعیت به صورت شبکه‌ای ۴×۴ و جهت نیز در هشت قسمت گسسته‌سازی شده است. توصیفگر نهایی به صورت برداری یک‌به یک با ۱۲۸ مؤلفه ($4 \times 4 \times 8 = 128$) است.

به منظور ایجاد توصیفگر مطابق با شکل ۳، نخست، مقادیر اندازه و جهت گرادیان پیکسل‌های درون ناحیه اطراف عارضه محاسبه می‌شود. در ادامه، ساختاری به صورت شبکه ۴×۴ اطراف عارضه در نظر گرفته می‌شود و برای هر سلول در شبکه یک هیستوگرام از جهت گرادیان‌های پیکسل‌های درون آن ایجاد می‌شود. در این هیستوگرام، جهت محدوده ۳۶۰ درجه به هشت قسمت ۴۵ درجه‌ای تقسیم شده است و ارتفاع هر ستون از هیستوگرام، با استفاده از مجموع مقادیر گرادیان پیکسل‌هایی دارای آن جهت محاسبه می‌شود. در نهایت، توصیفگر SIFT به صورت برداری با ۱۲۸ مؤلفه از اتصال مقادیر همه هیستوگرام‌های مربوط به هر سلول شبکه، در ترتیبی مشخص، ایجاد و برای کاهش آثار تغییرات روشنایی، اندازه آن نرمالیزه (یکه) می‌شود.

تصاویر منابع گوناگون در کاربردهای پزشکی ارائه شده است. ایده اصلی در این الگوریتم بر این فرض است که در تصاویر منابع گوناگون، مطابق شکل ۴ (الف)، درجات خاکستری معمولاً معکوساً معکوس ثبت می‌شوند و جهت گرادیان معکوس دارند. بنابراین در این روش، مقادیر جهت گرادیان در ایجاد توصیفگر، به جای ۰ تا ۳۶۰ درجه، بین ۰ تا ۱۸۰ درجه محاسبه می‌شود تا پیکسل‌هایی که درجات خاکستری معکوس دارند، به مؤلفه‌ای یکسان از هیستوگرام تعلق بگیرند و مشابه یکدیگر شوند. همه مراحل این الگوریتم مشابه توصیفگر SIFT است و تنها تفاوت آنها، همان‌طور که بیان شد، در محاسبه جهت گرادیان محسوب می‌شود.



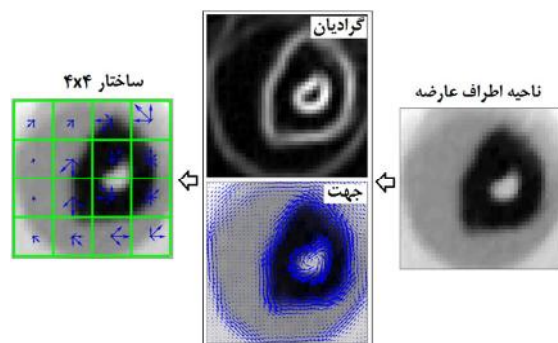
شکل ۴. جهت معکوس گرادیان در تصاویر پزشکی مربوط به دو منبع متفاوت منبع: (Chen et al., 2010)

۲-۵- توصیفگر SURF

ساختار توصیفگر SURF و روند ایجاد آن کاملاً مشابه توصیفگر استاندارد SIFT است و هدف اصلی از ارائه آن افزایش سرعت در ایجاد توصیفگر به شمار می‌آید (Bay et al., 2008). به همین دلیل، در این الگوریتم به جای محاسبه گرادیان تصویر، از تبدیل ویولت در دو جهت x و y استفاده می‌شود.

۲-۶- توصیفگر DAISY

این توصیفگر را تولوا و همکاران (2010) با بهبود توصیفگر SIFT ارائه کردند. ایده مهم در این توصیفگر استفاده از تابع گوسین جهت برآورد و وزن‌دهی مقادیر اندازه و جهت گرادیان‌ها برای محاسبه سریع برای



شکل ۳. فرایند ایجاد توصیفگر در الگوریتم SIFT

۲-۴- توصیفگر PIIFD

توصیفگر PIIFD (Chen et al., 2010) نسخه ارتقاء یافته از الگوریتم SIFT است که برای استفاده در

1. Lowe

توصیفگر مطابق با شکل ۵، نخست، مقادیر گرادیان در جهت‌های متفاوت محاسبه می‌شود. در ادامه، متناسب با ابعاد سلول‌های دایره‌ای، از توابع گوسین با مقیاس‌های متفاوت برای وزن‌دهی استفاده می‌شود و در نهایت، توصیفگر DAISY مطابق با ساختار خود پدید می‌آید. بیان این نکته ضروری است که این توصیفگر، اگرچه برای بهبود کارایی ارائه شده است، برخلاف دیگر توصیفگرهای سریع مانند BRISK، توصیفگری باینری نیست.

۲-۷- توصیفگر LSS

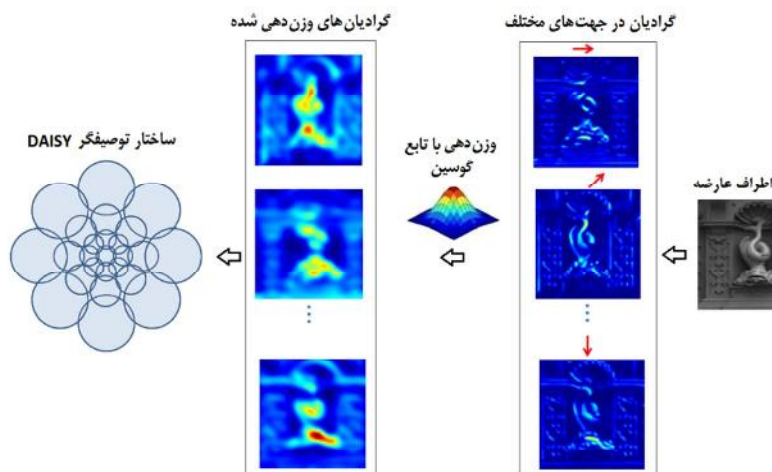
این توصیفگر با استفاده از محاسبه میزان همبستگی (شباهت) یک پنجره کوچک تصویری (معمولاً 5×5) با ناحیه‌ای بزرگتر (معمولاً 41×41) در اطراف عارضه مورد نظر ایجاد می‌شود (Shechtman and Irani, 2007). مطابق شکل ۶، پنجره کوچک با عنوان P ، به صورت پیکسل به پیکسل در ناحیه بزرگتر، با عنوان R حرکت داده می‌شود و در هر تغییر مکان، میزان مجموع مربع اختلافات درجات خاکستری (SSD) اندازه‌گیری می‌شود. سپس مقادیر برآوردشده SSD نرمالیزه و با استفاده از رابطه زیر تبدیل به مقدار S ، با عنوان سطح همبستگی^۲ می‌شود.

$$S(x, y) = \exp\left(-\frac{SSD(x, y)}{\max(\text{var}_{\text{nois}}, \text{var}_{\text{auto}})}\right) \quad (1) \quad \text{رابطه}$$

تک تک پیکسل‌های تصویر است. با توجه به اینکه تابع گوسین را می‌شود به سادگی و با سرعت بالا به وسیله عملگر کانولوشن محاسبه کرد، سرعت ایجاد این توصیفگر برای همه پیکسل‌های تصویر به مراتب بالاتر از الگوریتم SIFT است.

در شکل ۵ ساختار و روند توصیفگر DAISY نشان داده شده است. طبق این شکل، سلول‌های مورد استفاده در این توصیفگر به صورت دایره‌ای اندک پوشش مشترک کمی دارند و شعاع آنها به تدریج افزایش می‌یابد. با توجه به شکل ۵، ساختار این توصیفگر شبیه به گل آفتابگردان است و بر این اساس، نام آن DAISY (به معنای گل آفتابگردان) نهاده شده است.

این توصیفگر چهار پارامتر اصلی دارد، شامل شعاع توصیفگر (R)، تعداد رینگ‌ها (Q)، تعداد دایره‌ها در هر رینگ (T) و تعداد تقسیم‌بندی‌های هیستوگرام برای هر دایره (H). بر این اساس، تعداد کل دایره‌ها (S) برابر $S = T \times Q + 1$ ، و ابعاد توصیفگر نیز برابر $n_D = S \times H$ است. پارامترهای Q ، T و H به ترتیب برابر ۳، ۸ و ۸ انتخاب می‌شوند و بر این اساس، توصیفگر $S = 8 \times 3 + 1 = 25$ دایره دارد و ابعاد توصیفگر نهایی نیز برابر $n_D = 25 \times 8 = 200$ است. به منظور ایجاد



شکل ۵. فرایند ایجاد توصیفگر DAISY

1. sum of square differences
2. correlation surface

شعاع R اطراف پیکسل مرکزی قرار دارند، از رابطه زیر استفاده می‌شود.

$$LBP_{R,N}(x, y) = \sum_{i=1}^{N-1} S(n_i - n_c)^f, \quad \text{رابطه (۲)}$$

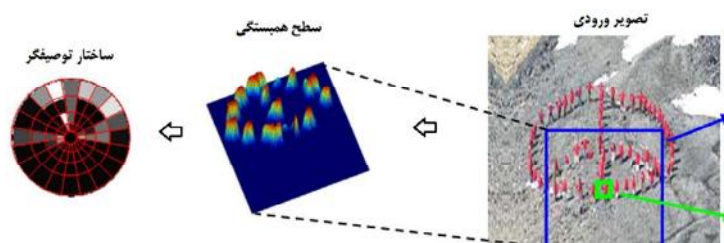
$$S(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & \text{Otherwise} \end{cases}$$

مطابق این رابطه، نخست، درجات خاکستری همسایگی پیکسل مرکزی به مجموعه‌ای از مقادیر باینری صفر و یک تبدیل می‌شود. برای این منظور، اگر درجه خاکستری هر پیکسل همسایه بزرگ‌تر از پیکسل مرکزی یا مساوی آن باشد، به آن مقدار یک و اگر کوچک‌تر باشد، مقدار صفر اختصاص داده می‌شود. سپس مقادیر باینری به صورت کد رشته‌ای در مبنای ۲ در نظر گرفته و از مبنای ۲ تبدیل به مبنای ۱۰ می‌شود. عملگر LBP سرعت محاسباتی بالایی دارد و پایداری آن نیز تغییرات روشنایی بالاتر است اما ابعاد آن نسبتاً بالاست. نخستین بار هیکیلا و همکاران (2009)، با کاهش ابعاد این عملگر به 2^4 مطابق شکل ۸(الف) و استفاده از شبکه 4×4 مشابه الگوریتم SIFT، توصیفگری با ابعاد $200 = 4 \times 4 \times 16$ به نام CS-LBP^۲ ارائه کرده‌اند. برای این منظور، طبق شکل ۸(ب)، ابتدا ناحیه اطراف عارضه با استفاده از عملگر CS-LBP برآورد می‌شود و در ادامه، ناحیه به صورت شبکه‌ای 4×4 تقسیم‌بندی و برای هر شبکه هیستوگرامی که دارای شانزده قسمت است، ایجاد می‌شود.

که در آن var_{nois} پارامتری ثابت و بیانگر میزان تغییرات روشنایی مورد قبول بر اثر نویز است. var_{auto} نیز بیانگر میزان کنتراست و تغییرات درجات خاکستری درون پنجره P است زیرا نواحی با لبه‌های تیز تغییراتی شدیدتر از نواحی یکنواخت دارند. پس از برآورد مقادیر سطح همبستگی برای همه پیکسل‌های واقع در ناحیه اطراف عارضه، توصیفگر نهایی با در نظر گرفتن ساختاری قطبی شامل چهار نوار دایره‌ای در بیست جهت ایجاد می‌شود (شکل ۶). برای این منظور، بیشینه مقدار مربوط به تابع سطح همبستگی به منزله مقدار مربوط به بخش مورد نظر در توصیفگر فرض می‌شود. در نهایت، توصیفگر نهایی به صورت برداری با $20 \times 4 = 80$ مؤلفه ایجاد و نرمالیزه می‌شود.

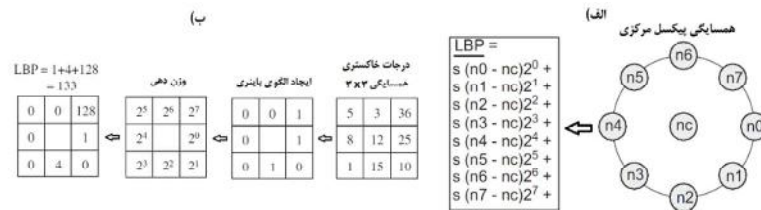
۲-۸- توصیفگر LBP

این توصیفگر را هیکیلا و همکاران (2009) با استفاده از عملگر مشهور «الگوی باینری محلی» (LBP) (Ojala et al., 1994) ارائه کردند. عملگر LBP عملگری مهم برای آنالیزهای بافت است که به منظور انجام دادن فرایند تشخیص الگو و طبقه‌بندی در پردازش تصویر ارائه شده است. این عملگر هر پیکسل از تصویر را، در مقایسه با پیکسل‌های همسایه خود، توصیف می‌کند و مستقل از تغییرات خطی روشنایی^۱ است. مطابق شکل ۷، به منظور محاسبه عملگر LBP برای پیکسل مرکزی n_c با تعداد N پیکسل همسایه که در دایره به

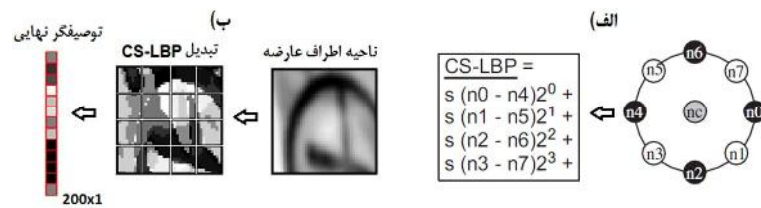


شکل ۶. روند ایجاد توصیفگر خودشباهتی

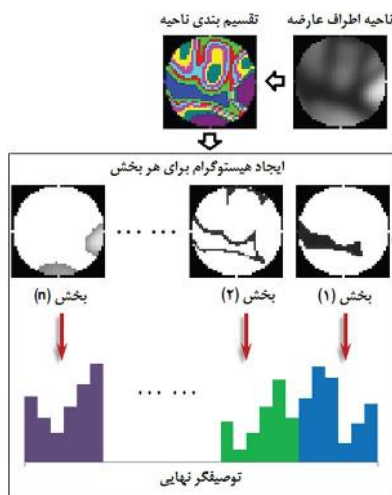
1. monotonic illumination changes
2. center-symmetric local binary patterns



شکل ۷. (الف) نمونه‌ای از برآورد عملگر LBP در پنجره ۳×۳، (ب) روند ایجاد عملگر LBP



شکل ۸. (الف) ایجاد توصیفگر CS-LBP، (ب) عملگر CS-LBP



شکل ۹. ایجاد توصیفگر LIOP

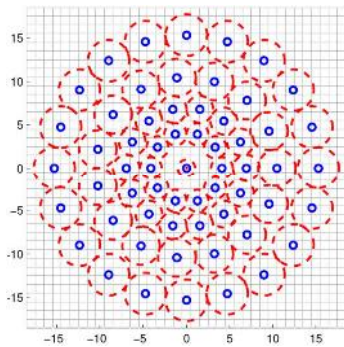
اکنون فرض کنید این مجموعه مربوط به اندیس پیکسل‌های همسایه پیکسلی نمونه با نام x باشد. پیکسل نمونه x در ناحیه اطراف عارضه‌ای را در نظر بگیرید که دارای $N=4$ پیکسل همسایه $\{x_1, x_2, x_3, x_4\}$ و درجات خاکستری شامل مجموعه $\{I(x_1), I(x_2), I(x_3), I(x_4)\}$ است. هیستوگرام مورد استفاده در توصیفگر LIOP شامل $N!$ مؤلفه است و مقدار مربوط به هر مؤلفه نیز براساس ترتیبی برآورد می‌شود که درجات خاکستری پیکسل‌های در همسایگی یکدیگر ایجاد می‌کنند.

۹-۲- توصیفگر LIOP

ایده اساسی در این الگوریتم استفاده از ترتیب درجات خاکستری تصویر است (Wang et al., 2011). بیشتر توصیفگرهای بیان شده (به‌استثنای SI)، برای ایجاد توصیفگر از ساختاری ویژه استفاده می‌کنند که ناحیه اطراف عارضه را از نظر مکانی به بخش‌های گوناگونی تقسیم‌بندی می‌کند. در این توصیفگر، به‌جای استفاده از یک ساختار مکانی، پیکسل‌های درون ناحیه اطراف عارضه براساس میزان درجه خاکستری خود، در ترتیبی نزولی مرتب و به n قسمت مساوی (شکل ۹) تقسیم‌بندی می‌شوند. در ادامه، برای پیکسل‌های مربوط به هر بخش، هیستوگرام جداگانه ویژه‌ای بر مبنای ترتیب درجات خاکستری همسایگی هر پیکسل ایجاد و از اتصال این هیستوگرام‌ها در کنار یکدیگر توصیفگر نهایی ایجاد می‌شود.

می‌دانیم مجموعه اعداد صحیح ۱ تا N ، یعنی مجموعه $P = \{1, 2, \dots, N\}$ را می‌شود با $N!$ مجموعه متمایز با جایگشت‌های متفاوتی از این اعداد نگاشت که Π نامگذاری می‌شود. مثلاً، برای $N=4$ ، $P = \{1, 2, 3, 4\}$ و نگاشت Π شامل ۲۴ مجموعه متفاوت است که از تغییر ترتیب این اعداد ایجاد می‌شود و در شکل ۱۰ (الف) نشان داده شده است.

اصلی در این الگوریتم بر مبنای مقایسه درجته‌ها خاکستری پیکسل‌هاست. در توصیفگر BRISK از الگویی متشکل از تعداد N نقطه استفاده می‌شود که ساختاری مشابه الگوریتم DAISY دارند. در شکل ۱۱ ساختار الگوی مورد استفاده در الگوریتم BRISK برای $N=60$ نقطه نشان داده شده است. به منظور حذف اثر نویز، از تابع گوسین در موقعیت نقاط استفاده می‌شود که مقیاس این توابع گوسی متناسب با فاصله آنها از مرکز و با استفاده از دایره‌های قرمز در شکل ۱۱ نشان داده شده است.



شکل ۱۱. ساختار توصیفگر BRISK با تعداد $N=60$ نقطه که با دایره‌های آبی نشان داده شده است (Leutenegger et al., 2011)

برای ساختاری متشکل از N نقطه، تعداد $\frac{N \cdot (N-1)}{2}$ جفت نقطه، (p_i, p_j) را می‌شود انتخاب کرد. اگر مقدار درجه خاکستری نرم شده برای این جفت نقطه به صورت $I(p_i, \sigma_i)$ و $I(p_j, \sigma_j)$ باشد، برآورد مقدار گرادیان محلی آنها به ترتیب زیر پیشنهاد شده است:

رابطه (۳)

$$g(p_i, p_j) = (p_j - p_i) \cdot \frac{I(p_j, \sigma_j) - I(p_i, \sigma_i)}{\|p_j - p_i\|}$$

مجموعه همه جفت نقاط ممکن به صورت زیر، با استفاده از مجموعه A بیان می‌شود:

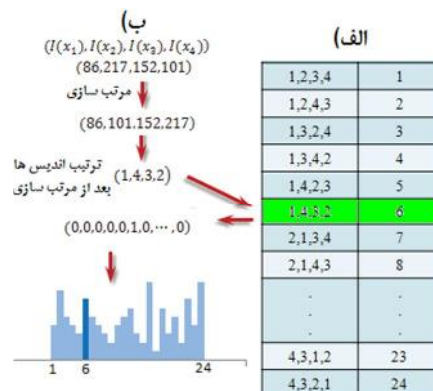
رابطه (۴)

$$A = \{(p_i, p_j) \in \mathbb{R}^2 \times \mathbb{R}^2 \mid i < N \wedge j < i \wedge i, j \in N\}$$

در آن صورت، مجموعه جفت نقاط نزدیک، S و دور، L ، به ترتیب زیر بیان می‌شوند:

نمونه شکل ۱۰ (ب) را در نظر بگیرید که درجات خاکستری چهار همسایه برابر $\{1, 2, 3, 4\}$ است. پس از اینکه این مجموعه به صورت نزولی مرتب شود، ترتیب اندیس‌ها به صورت $(2, 3, 4, 1)$ خواهد شد. این ترتیب مطابق شکل ۱۰ (الف)، حالت ششم از ۲۴ جایگشت مجموعه Π است. بنابراین، پیکسل نمونه x به مؤلفه ششم هیستوگرام تعلق دارد و یک واحد به آن اضافه می‌کند.

به طور خلاصه، برای ایجاد توصیفگر LIOP، ابتدا پیکسل‌های ناحیه اطراف عارضه به n بخش جداگانه تقسیم‌بندی می‌شوند. در ادامه، برای هر بخش هیستوگرامی ویژه با ابعاد $N!$ ایجاد می‌شود. در نهایت، توصیفگر نهایی به صورت برداری با $n \times N!$ مؤلفه ایجاد و نرمالیزه می‌شود. معمولاً تعداد $n=6$ و $N=4$ در نظر گرفته می‌شود که در این صورت، ابعاد توصیفگر برابر با ۱۴۴ مؤلفه است.



شکل ۱۰. ایجاد هیستوگرام در توصیفگر LIOP

۲-۱۰- توصیفگر BRISK

توصیفگر BRISK (Leutenegger et al., 2011) توصیفگری باینری است. توصیفگرهای باینری به صورت رشته‌ای کد باینری (صفر و یک)، برای افزایش سرعت در ایجاد توصیفگر و تناظریابی بین آنها ارائه شده‌اند. مزیت اصلی این توصیفگرها باینری بودن آنهاست که بر این اساس، میشود تناظریابی بین آنها را با سرعت بسیار بالا، به وسیله فاصله Hamming انجام داد. ایده

توصیفگر آمده است. سعی بر این بوده که در همه الگوریتم‌ها از پارامترهای پیشنهادی ارائه‌کنندگان روش‌ها استفاده شود. باید بیان کرد که همه روش‌ها در محیط برنامه‌نویسی MATLAB 2012a پیاده‌سازی و ارزیابی می‌شوند.

۳-۲- استخراج عوارض

همان‌طور که بیان شد، توصیفگر در ناحیه‌ای ایجاد می‌شود که یک الگوریتم استخراج عارضه آن را تعریف می‌کند. در این تحقیق، از الگوریتم UR-SIFT (Sedaghat et al., 2011) که برای استخراج عوارض پایدار و متمایز در تصاویر ماهواره‌ای و در توزیع یکنواختی از مکان و مقیاس ارائه شده، استفاده می‌شود. در این روش، با بهره‌گیری از ویژگی‌های فضای مقیاس و بر مبنای ضریب مقیاس سطوح آن، تعداد عوارض مورد نیاز در هر سطح تعیین و با بهره‌گیری از دو معیار پایداری و تمایز و در ساختاری شبکه‌ای عوارض استخراج می‌شوند.

عوارض استخراج‌شده با الگوریتم UR-SIFT به صورت عوارض دایره‌ای‌اند که در آن، شعاع دایره متناسب با مقیاس عارضه استخراج‌شده است. برای ایجاد توصیفگر مستقل از مقیاس عوارض، همه آنها به صورت دایره‌ای با شعاع ثابت نرمالیزه می‌شوند. در این تحقیق، همچون بسیاری از تحقیقات دیگر، شعاع این ناحیه برابر ۲۰ (پنجره‌ای با ابعاد ۴۱×۴۱) در نظر گرفته می‌شود.

شایان ذکر است که توصیفگرهای SI و LIOP خود، مستقل از دوران‌اند و توصیفگر BRISK نیز روشی مخصوص به خود برای تعیین جهت دارد اما دیگر توصیفگرها چنین نیستند. برای ایجاد توصیفگر مستقل از دوران برای دیگر الگوریتم‌ها یک پارامتر جهت براساس مقادیر اندازه و جهت گردان، مشابه الگوریتم SIFT، تعیین می‌شود. در نهایت، ناحیه نرمالیزه‌شده

$$S = \{(p_i, p_j) \in A \mid \|p_j - p_i\| < \delta_{\max}\} \subseteq A \quad \text{رابطه (۵)}$$

که در آن δ_{\min} و δ_{\max} دو مقدار آستانه است و برای یک پنجره ۳۱×۳۱ برابر $\delta_{\max} = 9,75$ و $\delta_{\min} = 13,76$ در نظر گرفته می‌شود. از مجموعه جفت‌نقاط دور، L به منظور تعیین جهت و از مجموعه نقاط نزدیک، S به منظور ایجاد توصیفگر استفاده می‌شود. بنابراین، با استفاده از مجموعه L جهت هر عارضه، با استفاده از رابطه زیر برآورد می‌شود.

$$g = \begin{pmatrix} g_x \\ g_y \end{pmatrix} = \frac{1}{I} \cdot \sum_{(p_i, p_j) \in L} g(p_i, p_j) \quad \text{رابطه (۶)}$$

که در آن I بیانگر تعداد نقاط مجموعه L است. پس از تعیین جهت عارضه، ناحیه مورد نظر با استفاده از زاویه $\alpha = \arctan(g_y, g_x)$ دوران داده می‌شود. در ادامه، توصیفگر نهایی به صورت برداری با تعداد n_d مؤلفه از مقادیر صفر یا یک است که با مقایسه درجات خاکستری، جفت‌نقاط واقع در مجموعه S به ترتیب زیر به دست می‌آید.

$$g = \begin{pmatrix} g_x \\ g_y \end{pmatrix} = \frac{1}{I} \cdot \sum_{(p_i, p_j) \in L} g(p_i, p_j) \quad \text{رابطه (۷)}$$

تعداد ابعاد توصیفگر در این الگوریتم نیز معمولاً برابر ۵۱۲ در نظر گرفته می‌شود.

۳- جزئیات پیاده‌سازی الگوریتم‌ها

در ادامه، در این بخش پارامترهای مورد استفاده برای ایجاد توصیفگرها، الگوریتم مورد استفاده جهت استخراج عوارض که توصیفگرها برای آنها ایجاد می‌شوند و همچنین، معیار مقایسه توصیفگرها بیان می‌شود.

۳-۱- پارامترهای مورد استفاده

هنگام معرفی روش‌ها، پارامترهای مورد استفاده و مشخصات هر یک بیان شد. در جدول ۱ به طور خلاصه، فهرست مهم‌ترین پارامترهای هر الگوریتم و مقادیر مورد استفاده برای آنها، به همراه ابعاد نهایی هر

می‌شود. در این روش فرایند تناظریابی به صورت دوجانبه و در دو حالت مستقیم و معکوس انجام می‌گیرد. تناظرهایی که نتیجه مستقیم و معکوس آنها یکسان است، به منزله تناظرهای منتخب برگزیده می‌شوند. مزیت مهم این روش این است که هیچ آستانه‌ای برای انتخاب عوارض نظیر استفاده نشده و فقط عوارضی که در هر دو حالت مستقیم و معکوس توصیفگرهایشان مینیمم فاصله اقلیدسی را دارند، به منزله تناظر انتخاب می‌شوند. همچنین، تناظرهای انتخاب شده منحصر به فردند و هیچ عارضه‌ای متناظر دو یا چند عارضه دیگر نیست.

۴- تصاویر مورد استفاده جهت ارزیابی

به منظور ارزیابی کامل عملکرد الگوریتم‌های استخراج عوارض نقطه‌ای از سه دسته از تصاویر به ترتیب زیر استفاده می‌شود:

- **تصاویر شبیه‌سازی شده:** در این دسته دو باند طیفی گوناگون از یک تصویر ماهواره‌ای مربوط به ناحیه‌ای مشخص انتخاب و یکی از آنها با استفاده از یک تبدیل هندسی معلوم شبیه‌سازی می‌شود. با توجه به اینکه تصاویر مربوط به دو باند متفاوت‌اند و شدت درجات خاکستری متفاوتی دارند، عملکرد الگوریتم‌ها در برابر تغییرات روشنایی قابل بررسی خواهد بود.
- **تصاویر واقعی چندزمانه:** در این دسته، تصاویر مربوط به دو زمان متفاوت از یک سنجنده‌اند. با توجه به تغییرات ناشی از تغییر منظر و شرایط محیطی در تصاویر، عملکرد الگوریتم‌ها قابل ارزیابی خواهد بود.
- **تصاویر واقعی چندسنسوری:** در این دسته، تصاویر مربوط به سنجنده‌های گوناگون‌اند و انواع متفاوت اختلافات هندسی را (مانند مقیاس، دوران) و شدت روشنایی دارند.

اطراف هر عارضه متناسب با این جهت دوران داده می‌شود و برای ایجاد توصیفگر به کار می‌رود.

جدول ۱. پارامترهای ورودی الگوریتم‌ها

توصیفگر	نام پارامتر	مقدار ورودی	ابعاد توصیفگر
SI	تقسیم‌بندی درجه خاکستری	i	۵۰
	تقسیم‌بندی فاصله	d	۱۰
SC	تقسیم‌بندی فاصله	n_r	۵
	تقسیم‌بندی جهتی	n_θ	۱۲
SIFT	ابعاد شبکه‌بندی	N_p	۴
	ابعاد هیستوگرام جهت	N_o	۸
PIIFD	ابعاد شبکه‌بندی	N_p	۴
	ابعاد هیستوگرام جهت	N_o	۸
SURF	ابعاد شبکه‌بندی	N_p	۴
	ابعاد هیستوگرام جهت	N_o	۸
DAISY	شعاع ناحیه	R	۲۰
	تعداد رینگ‌ها	Q	۳
	تعداد دایره‌ها	T	۸
LSS	ابعاد هیستوگرام جهت	H	۸
	تقسیم‌بندی فاصله	n_r	۴
	تقسیم‌بندی جهتی	n_θ	۲۰
LBP	ابعاد شبکه‌بندی	N_p	۴
LIOP	تعداد همسایه‌ها	N	۴
	تعداد تقسیمات پیکسل‌ها	n	۶
BRISK	شعاع توصیفگر	R	۲۰
	تعداد نمونه‌ها	N	۶۰

۳-۳- معیار مقایسه توصیفگرها

معیارهای گوناگونی برای مقایسه توصیفگرها با یکدیگر و تعیین تناظرهای نظیر ارائه شده‌است. در این تحقیق از معیار فاصله اقلیدسی که متداول‌ترین معیار مورد استفاده برای مقایسه توصیفگرهاست، استفاده می‌شود. به منظور تناظریابی، فاصله میان تمامی توصیفگرهای مربوط به عوارض استخراج شده در دو تصویر محاسبه می‌شود. در ادامه، از استراتژی دوجانبه‌ای^۱ جهت تعیین عوارض متناظر استفاده

1 cross-matching

جدول ۲. مشخصات جفت تصاویر مورد استفاده

نوع	شماره	سنجنده و وضعیت طیفی		اندازه پیکسل زمینی حد تشخیص رادیومتریکی (تعداد بیت در هر پیکسل)		تاریخ اخذ	منطقه
				(متر)			
تصاویر شبیه سازی	۱	+ETM-Band 1	+ETM-Band 4	۳۰	۳۰	۲۰۰۶ ۲۰۰۶	ایران-تهران
	۲	SPOT 5-Band 1	SPOT 5-Band 3	۱۰	۱۰	۲۰۰۶ ۲۰۰۶	ونکوور-کانادا
	۳	IKONOS-Band 1	IKONOS-Band 4	۴	۴	۲۰۰۳ ۲۰۰۳	هبارت-استرالیا
	۴	QuickBird-Band 1	QuickBird-Band 4	۲/۴	۲/۴	۲۰۰۷ ۲۰۰۷	سانفرانسیسکو-آمریکا
	۵	WordView 2-Band 1	WordView 2-Band 8	۲	۲	۲۰۱۱ ۲۰۱۱	سانفرانسیسکو-آمریکا
تصاویر چندزمانه	۶	+ETM-Pan	+ETM-Pan	۱۵	۱۵	۲۰۰۶ ۲۰۰۰	ایران-تهران
	۷	SPOT 4-Pan	SPOT 4-Pan	۱۰	۱۰	۱۹۹۹ ۱۹۹۸	ایران-تهران
	۸	IRS1C-Pan	IRS1C-Pan	۵	۵	۱۹۹۸ ۱۹۹۸	ایران-شیراز
	۹	SPOT 5-Pan	SPOT 5-Pan	۲/۵	۲/۵	۲۰۰۹ ۲۰۱۰	بارسلونا-اسپانیا
	۱۰	IKONOS-Pan	IKONOS-Pan	۱	۱	۲۰۰۳ ۲۰۰۳	هبارت-استرالیا
تصاویر چندسنجسوری	۱۱	SPOT 4-Pan	+ETM-Pan	۱۰	۱۵	۱۹۹۸ ۲۰۰۰	ایران-تهران
	۱۲	IRS 1C-Pan	SPOT 4-Pan	۵	۱۰	۱۹۹۸ ۱۹۹۹	ایران-تهران
	۱۳	ASTER	+ETM	۱۵	۳۰	۲۰۰۱ ۲۰۰۰	ایران-تهران
	۱۴	SPOT 5	+ETM	۱۰	۳۰	۲۰۰۶ ۱۹۹۹	کانادا-هالیفاکس
	۱۵	IRS-1C	ASTER	۵	۱۵	۱۹۹۸ ۲۰۰۱	ایران-تهران
	۱۶	IRS-1C	+ETM	۵	۱۵	۱۹۹۸ ۲۰۰۰	ایران-تهران
	۱۷	IKONOS-Pan	IRS P6-Pan	۱	۲/۵	۲۰۰۱ ۲۰۰۶	ایران-شیراز
	۱۸	SPOT 6-Pan	SPOT 5-Pan	۱/۵	۲/۵	۲۰۱۲ ۲۰۰۹	بارسلونا-اسپانیا
	۱۹	WordView 2-Band 1	QuickBird-Band 4	۲	۲/۴	۲۰۱۱ ۲۰۰۷	سانفرانسیسکو-آمریکا
	۲۰	GeoEye 1-Pan	QuickBird-Pan	۰/۵	۰/۶	۲۰۰۹ ۲۰۰۹	ایران-تهران

۵- معیارهای ارزیابی

عملکرد توصیفگرهای گوناگون در این تحقیق با استفاده از چهار معیار زیر ارزیابی می‌شود:

- **Recall:** برابر نسبت تعداد تناظرهای درست به تعداد کل تناظرهایی موجود است.
- **Precision:** برابر تعداد تناظرهای اشتباه به تعداد کل تناظرهای انتخاب شده به وسیله الگوریتم است.
- **دقت مکانی:** این معیار جابه‌جایی موقعیت مکانی دو عارضه نظیر را در جفت تصویر توصیف می‌کند.
- **کارایی:** مدت زمان موردنیاز در انجام دادن محاسبات معیار متداولی برای ارزیابی میزان کارایی و سرعت روش‌های متفاوت در مقایسه با یکدیگر است که در این تحقیق مورد استفاده قرار می‌گیرد.

با توجه به تنوع گسترده تصاویر ماهواره‌ای با ویژگی‌های متفاوت، سعی بر این بوده تا با انتخاب مجموعه متنوعی از تصاویر، ارزیابی کاملی از عملکرد الگوریتم‌ها صورت پذیرد. برای این منظور، به‌طور کلی بیست حالت متفاوت از تصاویر مطابق با جدول ۱ در نظر گرفته شده و از هر حالت نیز چهار جفت تصویر متفاوت از مناظر گوناگون با بافت‌های متنوع انتخاب شده است. بنابراین، برای ارزیابی عملکرد توصیفگرها از هشتاد جفت تصویر ماهواره‌ای متفاوت در این تحقیق استفاده می‌شود. ابعاد تصاویر مورد استفاده ما بین ۵۰۰×۵۰۰ تا ۲۰۰۰×۲۰۰۰ است. شایان ذکر است که جهت ایجاد تصاویر شبیه‌سازی شده از یک ضریب مقیاس ۲ و دوران به میزان ۲۰ درجه استفاده شده است. به دلیل پیچیدگی و اهمیت بیشتر این دسته، ده حالت از تصاویر ورودی مربوط به این دسته است.

تصاویر از این مدل هندسی معلوم جهت برآورد میزان خطای جابه‌جایی نقاط و درنهایت، میزان RMSE نقاط تکرار شده همچون معیاری از دقت مکانی عوارض استخراج شده با استفاده از هر الگوریتم می‌شود.

تصاویر ماهواره‌ای، به‌ویژه تصاویر بزرگ‌مقیاس، تغییر شکل‌های محلی ناشی از عوامل گوناگون، به‌ویژه اختلاف ارتفاع عوارض زمینی دارند و برقراری ارتباط کامل میان آنها با استفاده از توابع سراسری همچون چندجمله‌ای‌ها، وجود ندارد. البته اگر ابعاد تصاویر کوچک باشد و تغییرات ارتفاعی میان مناظر نیز زیاد نباشد، تبدیل پروژکتیو برای این منظور کاربردی است (Navy, et al. 2006). بر این اساس، در تصاویر واقعی در این تحقیق، ارتباط هندسی میان دو تصویر با استفاده از تبدیل پروژکتیو با دقت ۰/۵ پیکسل، بر مبنای تعیین نیمه‌اتوماتیک مجموعه‌ای از عوارض متناظر (۵۰~۱۰۰ نقطه) بسیار دقیق تعیین می‌شود. نقاط متناظر بالا به‌صورت نیمه‌اتوماتیک و با استفاده از تناظریابی کمترین مربعات (LSM)، با بررسی بصری اپراتوری ماهر و در توزیعی مناسب استخراج می‌شوند و روند استخراج آنها تا برقراری تبدیل عمومی پروژکتیو با دقت ۰/۵ پیکسل به‌صورت تکراری ادامه می‌یابد.

شایان ذکر است برای معیار کارایی، مدت زمان انجام دادن محاسبات بسیار وابسته به نوع پیاده‌سازی، محیط برنامه‌نویسی مورد استفاده، سرعت و حافظه پردازنده مورد استفاده است. در این تحقیق، برای کاهش اثر هریک از این موارد، همه الگوریتم‌ها در محیط یکسان و به‌صورت بهینه‌ای پیاده‌سازی شده‌اند و برای انجام دادن همه محاسبات از کامپیوتری یکسان استفاده شده است.

۶- نتایج و بحث

در ادامه، در این قسمت نتایج مربوط به هر الگوریتم بیان و بررسی می‌شود.

معیارهای Recall و Precision دو معیار متداول برای ارزیابی عملکرد توصیفگرهاست (Mikolajczyk and Schmid, 2005). هرچه میزان Recall الگوریتمی بالاتر باشد، قابلیت آن در شناسایی عوارض نظیر بیشتر است. در مقابل، هرچه میزان Precision در الگوریتمی بیشتر باشد، الگوریتم اشتباه‌های کمتری در انتخاب عوارض نظیر دارد. به‌منظور برآورد این دو معیار به ترتیب زیر عمل می‌شود.

فرض کنید تعداد N1 عارضه در تصویر نخست و تعداد N2 عارضه در تصویر دوم استخراج شده‌اند که Nc جفت از آنها متناظر واقعی یکدیگرند. پس از ایجاد توصیفگرها و تناظریابی، به‌وسیله هر الگوریتم، Nm جفت عارضه به‌منزله متناظر انتخاب می‌شود که فقط Nt از آنها درست و بقیه، یعنی Nf=Nm-Nt، نادرست‌اند. با توجه به توضیحات بالا، این دو معیار به ترتیب زیر برآورد می‌شوند:

$$\text{Recall} = \frac{Nt}{Nc} \quad \text{رابطه (۸)}$$

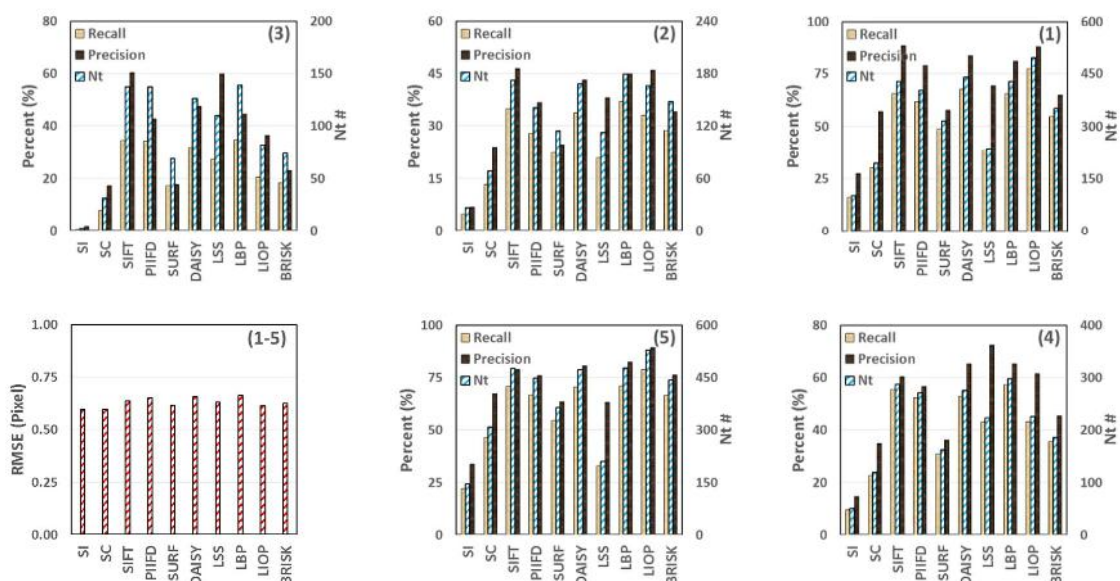
$$\text{Precision} = \frac{Nt}{Nm} \quad \text{رابطه (۹)}$$

نکته مهم این است که در تعیین عوارض متناظر و محاسبه میزان Precision و Recall، در نظر گرفتن حد آستانه برای میزان جابه‌جایی موقعیتی عوارض متناظر ضروری است. در این تحقیق، عوارض در تصویر دوم با استفاده از یک تابع تبدیل معلوم (که در ادامه روش تعیین آن توضیح داده خواهد شد)، به فضای تصویر نخست منتقل می‌شوند. درنهایت، عوارضی که میزان فاصله آنها از یکدیگر کمتر از یک مقدار آستانه (۱/۵ پیکسل) است، به‌منزله عوارض متناظر انتخاب می‌شوند. جهت تعیین تابع تبدیل میان تصاویر و تعیین دقت مکانی عوارض برای تصاویر شبیه‌سازی شده و تصاویر واقعی به دو روش متفاوت عمل می‌شود. از آنجاکه در تصاویر شبیه‌سازی شده ارتباط هندسی میان دو تصویر کاملاً معلوم است، امکان پیش‌بینی موقعیت دقیق عوارض نظیر در تصاویر فراهم است. بنابراین، برای این

۶-۱- نتایج تصاویر شبیه‌سازی شده

تصاویر این دسته با استفاده از شبیه‌سازی دو باند طیفی متفاوت از تصویری چندطیفی ماهواره‌ای ایجاد شده‌اند. از میان بیست حالت در نظر گرفته شده، پنج حالت نخست مربوط به تصاویر شبیه‌سازی شده است که نتایج آن در این بخش بیان می‌شود. میانگین میزان معیارهای Recall و Precision به همراه تعداد تناظرهای درست استخراج شده، Nt، برای هر حالت و برای هر الگوریتم در شکل ۱۲ نشان داده شده است. همچنین، میانگین مقدار RMSE هر الگوریتم برای تصاویر هر پنج حالت در شکل ۱۲ نشان داده شده است. به دلیل باند طیفی متفاوت، در این دسته از تصاویر اختلاف روشنایی چشمگیری وجود دارد. افزون بر این، به صورت مصنوعی نیز اعوجاجات هندسی شامل اختلاف مقیاس و دوران در تصاویر ایجاد شده است. مطابق شکل ۱۲، روشی را که در هر پنج حالت بهتر از دیگر روش‌ها باشد، نمی‌شود مشاهده کرد. همچنین، در یک حالت معمولاً یک روش، هم‌زمان در هر سه معیار Recall، Precision و Nt بهتر از دیگر روش‌ها نیست. این نتیجه تأثیر بسیار نوع و محتوای تصاویر را در موفقیت هر الگوریتم نشان می‌دهد.

برای معیار Recall که میزان توانایی روش‌ها را در شناسایی تناظرهای درست موجود نشان می‌دهد، روش‌های LBP و LIOP بهتر از دیگر روش‌هاست و روش‌های SIFT و DAISY نیز در مرتبه بعدی قرار دارند. برای معیار Precision نیز، که اشتباه الگوریتم‌ها را در فرایند تناظریابی نشان می‌دهد، الگوریتم SIFT و LSS بهترین نتایج را دارند. بیشترین تناظرهای درست نیز با الگوریتم‌های LBP و LIOP حاصل شده است. اساس هر دو روش LBP و LIOP مقایسه درجات خاکستری همسایگی هر پیکسل است. براساس، نتایج برای تصاویر بین‌باندی، با وجود تغییر چشمگیر در مقدار درجات خاکستری، ترتیب نسبی آنها حفظ شده است و این دو الگوریتم موفقیت بالایی دارند. در همه حالت‌ها نیز الگوریتم‌های SI و SC ضعیف‌ترین نتایج را ارائه می‌کنند. میانگین RMSE همه روش‌ها نیز در پنج حالت نخست، نزدیک به یکدیگر است و در هیچ روشی برتری مهمی بر دیگر روش‌ها مشاهده نمی‌شود. نکته مهم کاهش شدید عملکرد الگوریتم LSS در حالت پنجم است که در آن جفت تصاویر مربوط به سنجده Word view است.



شکل ۱۲. نتایج تناظریابی مربوط به تصاویر شبیه‌سازی شده (دسته نخست، حالت‌های ۱ تا ۵ از جدول ۲)

۶-۲- نتایج تصاویر واقعی چندزمانه

استفاده از تصاویر چندزمانه مربوط به سنسوری مشخص، در کاربردهای گسترده‌ای در فتوگرامتری و سنجش از دور متداول است. از آنجاکه هر جفت تصویر این دسته مربوط به سنسوری یکسان است، میزان اعوجاجات مقیاس و دوران آنها نسبتاً جزئی، و بیشتر تغییرات روشنایی نیز فقط ناشی از تغییرات شرایط تصویربرداری است.

نتایج مربوط به حالت‌های ۶ تا ۱۰ که مربوط به این دسته است، در شکل ۱۳ نشان داده شده است. در این دسته، الگوریتم‌های LIOP و DAISY بهترین نتایج را دارند و بالاترین میزان Recall، Precision و Nt را ارائه می‌کنند. همچون دسته پیشین، در این دسته نیز روشی را که در همه حالت‌ها و برای همه معیارها بهتر از دیگر روش‌ها باشد، نمی‌شود مشاهده کرد. براساس نتایج این دسته و دسته پیشین، الگوریتم LIOP را می‌شود به‌طور میانگین، بهترین روش برای تصاویر بین‌بندی و تصاویر چندزمانه در نظر گرفت.

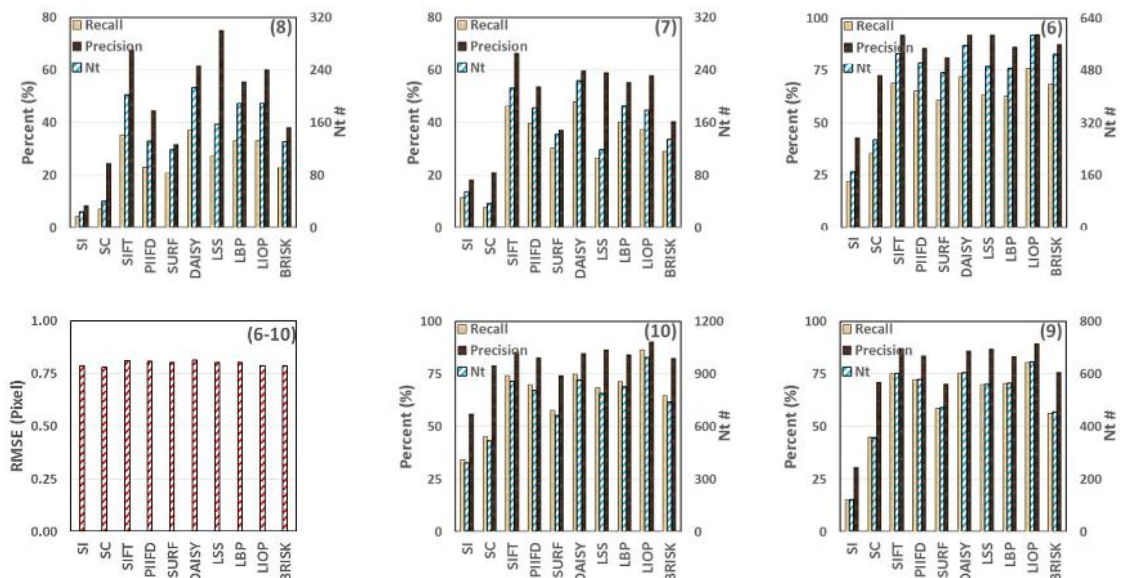
در همه حالت‌ها نیز الگوریتم‌های SI و SC ضعیف‌ترین نتایج را ارائه می‌کنند. میانگین RMSE

همه روش‌ها نیز نزدیک به یکدیگر است و در هیچ روشی برتری مهمی بر دیگر روش‌ها مشاهده نمی‌شود.

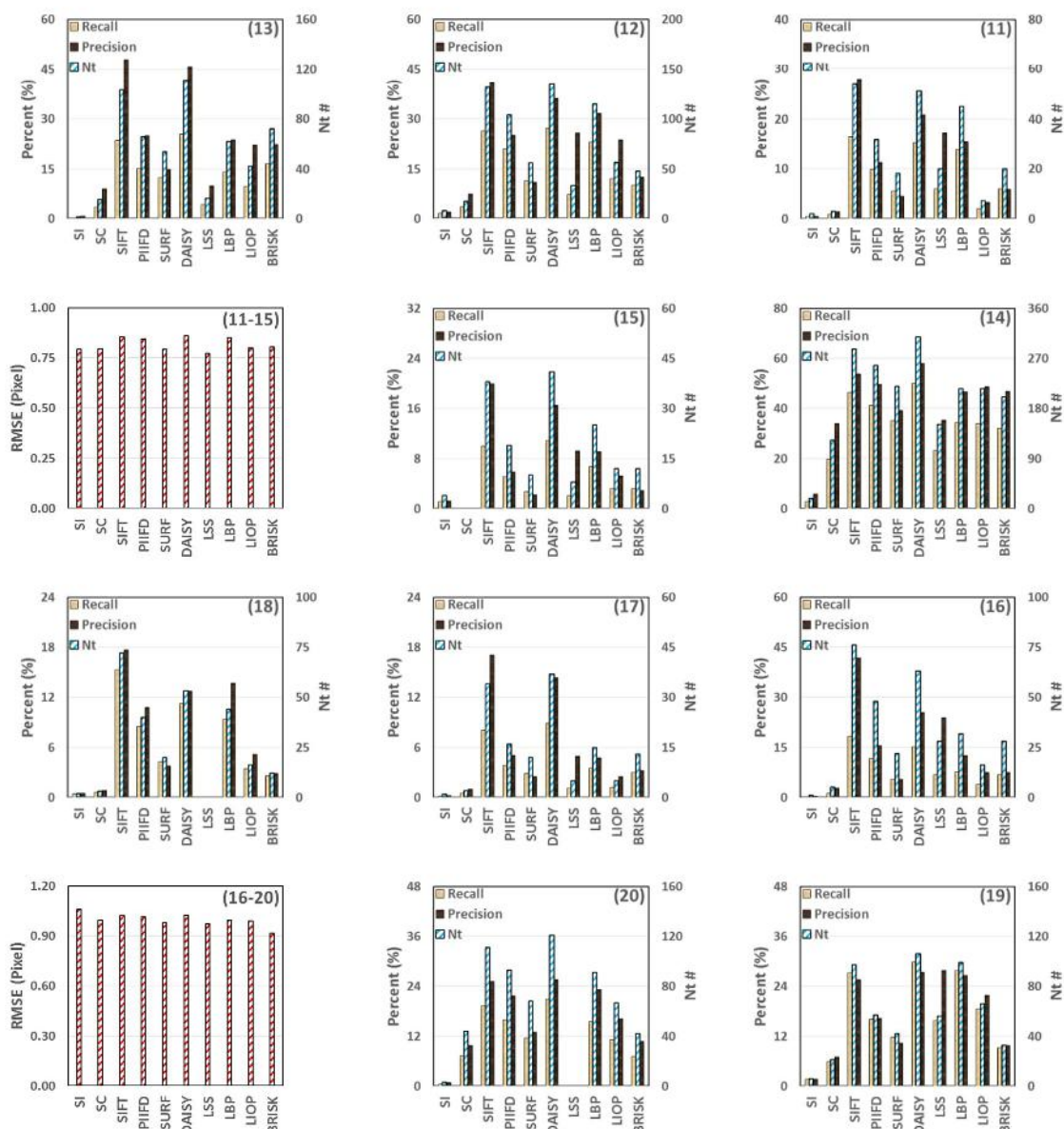
۶-۳- نتایج تصاویر واقعی چندسنسوری

تناظریابی میان تصاویر چندسنسوری، به‌دلیل پیچیدگی و شدت بالای انواع گوناگون از اعوجاجات هندسی و رادیومتریکی، دشوارترین حالت در نظر گرفته می‌شود. نتایج این دسته که شامل حالت‌های ۱۱ تا ۲۰ است، در شکل ۱۴ نشان داده شده است. میانگین RMSE روش‌ها نیز برای تصاویر مربوط به این دسته و برای هر پنج حالت در این شکل جداگانه نشان داده شده است.

ملاحظه می‌شود که عملکرد همه الگوریتم‌ها در تصاویر مربوط به این دسته کاهش بسیار زیادی یافته است. در برخی از حالت‌ها، همچون حالت ۱۵ (زوج تصاویر IRS1C و ASTER)، ۱۷ (زوج تصاویر SPOT 6 و IKONOS) و ۱۸ (زوج تصاویر SPOT 5 و IRS-P6)، سقوط چشمگیر در میزان Recall، Precision و Nt همه روش‌ها مشاهده می‌شود.



شکل ۱۳. نتایج تناظریابی مربوط به تصاویر چندزمانه (دسته دوم، حالت‌های ۶ تا ۱۰ از جدول ۲)



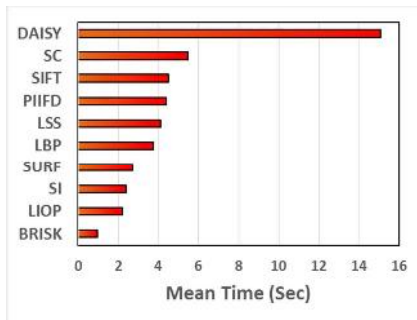
شکل ۱۴. نتایج تناظریابی مربوط به تصاویر شبیه‌سازی‌شده (دسته سوم، حالت‌های ۱۱ تا ۲۰ از جدول ۲)

بسیار افت کرده و جزء ضعیف‌ترین الگوریتم‌ها در میان الگوریتم‌های گوناگون در این دسته است. الگوریتم LIOP بر مبنای ترتیب درجات خاکستری همسایگی پیکسل‌هاست که به دلیل اعوجاجات گوناگون موجود در تصاویر چندسنسوری، عملکرد آن دچار افت شدید شده است.

همچون مراحل پیشین، مقایسه میزان دقت هندسی الگوریتم‌ها برتری خاصی را در یک روش نشان

با وجود نوسان عملکرد نتایج مربوط به بیشتر روش‌ها در این دسته از تصاویر، روش‌های DAISY و SIFT در همه حالت‌ها بهترین نتایج را ارائه می‌کنند. ساختار کلی دو الگوریتم یکسان و بر مبنای هیستوگرام مقادیر اندازه و جهت گرادیان تصویرند و نتیجه آنها نیز به‌طور میانگین نزدیک به یکدیگر است.

عملکرد الگوریتم‌های LIOP و LSS که در دسته‌های پیشین نتایج مهمی را ارائه کرده بودند،



شکل ۱۵. میانگین زمان محاسباتی هر الگوریتم برای ۱۰۰۰ توصیفگر

۶-۵- میانگین همه حالت‌ها و خلاصه نتایج

در این قسمت میانگین نتایج برای همه تصاویر مورد استفاده بیان می‌شود. برای این منظور، میانگین چهار معیار Recall، Precision، Nt و RMSE برای همه بیست حالت و هشتاد جفت تصویر مورد استفاده در جدول ۳ نشان داده شده است.

جدول ۳. میانگین نتایج ارزیابی توصیفگرها

شماره	توصیفگر	Recall (%)	Precision (%)	Nt (#)	RMSE (پیکسل)
1	DAISY	38.91	49.34	249	0.819
2	SIFT	38.57	52.50	245	0.817
3	LBP	34.96	44.51	226	0.828
4	LIOP	33.19	43.36	230	0.798
5	PIIFD	33.02	41.37	217	0.820
6	BRISK	27.07	34.59	184	0.793
7	LSS	24.05	42.37	166	0.796
8	SURF	25.25	30.03	171	0.798
9	SC	15.11	27.05	109	0.799
10	SI	7.41	12.71	57	0.804

همان‌طور که در بخش پیشین مشاهده شد، برخی الگوریتم‌ها در دسته خاصی از تصاویر عملکرد بهتری داشتند و در برخی از تصاویر عملکرد آنها دچار افت می‌شد. در واقع، روشی که در همه موارد بهتر از دیگر الگوریتم‌ها باشد، تشخیص داده نمی‌شود. با وجود این، میانگین نتایج مربوط به همه تصاویر ممکن است معیار مناسبی برای انتخاب بهترین روش و رتبه‌بندی عملکرد کلی الگوریتم‌ها باشد.

نمی‌دهد. می‌شود نتیجه گرفت دقت هندسی تناظریابی از توصیفگر مورد استفاده مستقل و بیشتر به الگوریتم مورد استفاده برای استخراج عوارض وابسته است که در این تحقیق، با استفاده از الگوریتم UR-SIFT انجام شده است.

بار دیگر، در این دسته الگوریتم‌های SI و SC بدترین نتایج را دارند که می‌شود ضعف شدید این دو الگوریتم را به دوبرندی بودن آنها، ابعاد پایین توصیفگر و تمایز پایین آنها نسبت داد.

۶-۴- ارزیابی سرعت الگوریتم‌ها

در این بخش، میزان کارایی و سرعت الگوریتم‌ها در مقایسه با یکدیگر ارزیابی می‌شود. برای این منظور، میانگین زمان محاسبه ۱۰۰۰ توصیفگر در همه هشتاد جفت تصویر مورد استفاده اندازه‌گیری شده است. یادآوری می‌شود که پیاده‌سازی مشابه همه الگوریتم‌ها در محیط برنامه‌نویسی MATLAB 2012a و با استفاده از کامپیوتری با سرعت پردازشی Cor i5 2.54 GHz و حافظه 4 GB انجام شده است. در شکل ۱۵ نتایج ارزیابی سرعت الگوریتم‌ها نشان داده شده است. همان‌طور که ملاحظه می‌شود، الگوریتم BRISK سریع‌ترین الگوریتم، و الگوریتم DAISY نیز کندترین الگوریتم است. سرعت محاسباتی دیگر الگوریتم‌ها نیز تقریباً نزدیک به یکدیگر است.

سرعت بالای الگوریتم BRISK به دلیل سادگی بسیار آن است زیرا فقط براساس مقایسه تعداد محدودی از درجات خاکستری تصویر است. الگوریتم DAISY در اساسش، برای تناظریابی متراکم ارائه شده و هم‌زمان توصیفگر تصویر را برای همه پیکسل‌های آن محاسبه می‌کند. در این تحقیق، از این الگوریتم برای ایجاد توصیفگر در موقعیت‌های ویژه‌ای که به وسیله الگوریتم UR-SIFT استخراج شده، استفاده می‌شود. این مسئله دلیل اصلی زمان بالای ثبت‌شده برای این الگوریتم در تحقیق حاضر است.

بهترین نتایج است و در برخی از تصاویر، به‌ویژه تصاویر یازده‌بیتی و چندسنسوری عملکرد آن بدترین است. به نظر می‌رسد مقدار مؤلفه‌های توصیفگرها در این الگوریتم نزدیک به یکدیگر است و منجر به کاهش عملکرد آن در برخی از حالت‌ها می‌شود. جایگاه متوسط هفتم برای این الگوریتم، با توجه به ابعاد نسبتاً پایین و سرعت محاسباتی مورد قبول آن، چندان بد به نظر نمی‌رسد. بهترین عملکرد این الگوریتم در تصاویر بین‌باندی و دوزمانه است و برای این تصاویر انتخاب مناسبی است. در ضمن، میزان Precision این الگوریتم با اختلاف بسیاری، بیشتر از میزان Recall آن است که قدرت مناسب آن در تشخیص تناظرهای درست را نشان می‌دهد.

- **BRISK**: با وجود سادگی و سرعت محاسباتی بسیار بالا، نتایج این الگوریتم به‌طور غیرمنتظره‌ای خوب است. جایگاه ششم، با وجود باینری بودن الگوریتم و ثبات نسبی نتایج آن در تصاویر گوناگون، بیانگر کاربردی بودن، به‌ویژه در کاربردهای بسیار سریع است.
- **PIIFD**: براساس نتایج این تحقیق، تغییر دامنه جهت گرادینان‌ها از ۳۶۰ به ۱۸۰ عملکرد مناسبی در تصاویر ماهواره‌ای ندارد زیرا باعث کاهش تمایز توصیفگر و در نتیجه، کاهش عملکرد آن در مقایسه با عملکرد الگوریتم SIFT شده است. با توجه به اینکه همه ویژگی‌ها و زمان محاسباتی این الگوریتم مشابه الگوریتم SIFT است و اصلاح جزئی ایجاد شده در آن نیز بهبود خاصی در تصاویر ماهواره‌ای ایجاد نکرده است، پیشنهادی می‌شود به‌جای این الگوریتم، از همان الگوریتم SIFT استفاده شود.
- **LIOP**: این الگوریتم را می‌شود الگوریتم تصاویر بین‌باندی و تصاویر دوزمانه دانست. در مواقعی که تغییرات روشنایی میان تصاویر شدید نیست و تغییرات هندسی مهمی وجود ندارد، این الگوریتم را می‌شود بهترین الگوریتم در نظر گرفت. عملکرد این الگوریتم در تصاویر چندسنسوری به‌طرز عجیبی

طبق جدول ۲ و آنچه در بخش‌های پیشین بیان شد، میانگین RMSE همه روش‌ها نزدیک به یکدیگر است. بر این اساس، می‌شود نتیجه‌گیری کرد که هیچ یک از روش‌ها برتری خاصی در انتخاب دقیق‌ترین عوارض ندارند و در واقع، دقت تناظریابی بیشتر تحت تأثیر الگوریتم استخراج عارضه است و توصیفگر عوارض تأثیر خاصی در دقت مکانی عوارض متناظر ندارد. در انتها، در مورد هر یک از روش‌ها این موارد را می‌شود به‌طور خلاصه بیان کرد:

- **SI**: تمایز این توصیفگر بسیار پایین است و به‌طور کلی ضعیف‌ترین نتایج را در تصاویر سنجش از دور در مقایسه با نه روش دیگر دارد. ابعاد پایین و حساسیت بالای این الگوریتم به شدت درجات خاکستری عامل اصلی تمایز پایین و ضعف اساسی این الگوریتم است.
- **SC**: لبه‌ها در تصاویر ماهواره‌ای بسیار وابسته به تغییرات روشنایی است و همچنین، به دلیل دویعدی بودن هیستوگرام و ابعاد پایین آن، نتایج آن، به‌ویژه در تصاویر چندسنسوری بد است و به‌طور کلی، رتبه نهم را در بین ده روش مورد ارزیابی دارد.
- **SURF**: برخلاف انتظار الگوریتم SURF نتایج ناامیدکننده‌ای در تصاویر ماهواره‌ای دارد. تحقیقات متعدد پیشین در حوزه ماشین بینایی و در تصاویر برد کوتاه گویای نزدیک بودن عملکرد این الگوریتم به توصیفگر SIFT است اما نتایج حاصل شده در این تحقیق نشان می‌دهد این الگوریتم در تصاویر ماهواره‌ای، به‌ویژه تصاویر یازده‌بیتی و تصاویر با تغییرات روشنایی زیاد، عملکرد مورد قبولی ارائه نمی‌دهد و رتبه هشتم را در میان ده الگوریتم کسب کرده است. باید اشاره کرد که این الگوریتم سرعت محاسباتی نسبتاً بالایی دارد و از نظر زمان محاسباتی در رتبه سوم قرار دارد.
- **LSS**: این توصیفگر نوسان زیادی دارد و نتایج آن بسیار وابسته به نوع و محتوای تصاویر است. در برخی از تصاویر، عملکرد این الگوریتم در حدود

۷- نتیجه‌گیری

در این تحقیق، عملکرد ده توصیفگر متفاوت در تناظریابی تصاویر ماهواره‌ای ارزیابی و مقایسه شد. برای ارزیابی از هشتاد جفت تصویر ماهواره‌ای انواع گوناگونی از سنجنده‌های اپتیکی به کار رفت و نتایج با استفاده از چهار معیار Precision، Recall، دقت هندسی و سرعت مقایسه شد. به‌طور کلی، الگوریتمی که در همه موارد و برای همه معیارها بهتر از دیگر الگوریتم‌ها باشد، وجود ندارد اما به‌طور میانگین، الگوریتم DAISY و SIFT بهترین نتایج و الگوریتم SI و SC نیز بدترین نتایج را ارائه می‌دهند.

در بیشتر تصاویر مربوط به باندهای متفاوت یک سنجنده و تصاویر چندزمانه، الگوریتم LIOP و LBP بهترین نتایج را دارند اما در تصاویر چندسنسوری که نگاهت درجات خاکستری آنها بسیار متفاوت است و میزان اعوجاجات هندسی و رادیومتریکی در آنها فرق می‌کند، عملکرد این الگوریتم‌ها کاهش بسیار زیادی می‌یابد.

الگوریتم SURF نیز برخلاف انتظار، اگرچه در تصاویر برد کوتاه و ماشین بینایی عملکرد بالایی دارد، در تصاویر ماهواره‌ای عملکرد آن بسیار کاهش می‌یابد. از لحاظ کارایی و سرعت، الگوریتم BRISK سریع‌تر از دیگر الگوریتم‌ها و الگوریتم DAISY نیز کندتر از دیگر الگوریتم‌ها است. عملکرد توصیفگر BRISK نیز در همه تصاویر متوسط است و در میان ده الگوریتم مورد مقایسه نیز، به‌طور میانگین، جایگاه ششم را دارد. بنابراین، ممکن است به‌صورت الگوریتمی بسیار سریع و با کارایی مناسب، در کاربردهایی مانند تولید مدل رقومی که تناظرهای بسیاری مد نظر است، انتخاب مناسبی باشد.

دقت مکانی عوارض مناظر حاصل از توصیفگرهای گوناگون نیز به‌طور میانگین نزدیک به یکدیگر است و نمی‌شود الگوریتم خاصی را که دقیق‌ترین نتایج را به‌طور محسوسی ارائه کند، انتخاب کرد. بدین ترتیب، می‌شود نتیجه گرفت دقت تناظریابی وابسته به نوع

سقوط می‌کند. سرعت نسبتاً بالا و رتبه چهارم این الگوریتم قابلیت بالای آن را نشان می‌دهد. این روش، به‌خودی‌خود، مستقل از دوران است و نیاز به فرایند تعیین جهت ندارد که باعث افزایش سرعت محاسباتی آن می‌شود.

▪ **LBP**: ابعاد این توصیفگر ۲۵۶ مؤلفه است که درمقایسه با دیگر توصیفگرها، تقریباً بالاست اما زمان محاسباتی آن چندان بالا نیست. جایگاه سوم در میان ده الگوریتم و همچنین، نتایج چشمگیر آن در تصاویر بین‌باندی و چندزمانه ارزشمندی آن را در جایگاه توصیفگری سریع و مؤثر نشان می‌دهد.

▪ **SIFT**: این الگوریتم از زمان ارائه آن، همیشه جزء بهترین روش‌ها بوده است. شاید مبتکر الگوریتم SIFT هم فکر آن را نمی‌کرد که روش پیشنهادی‌اش سال‌ها و سال‌ها بهترین الگوریتم موجود بماند. بیهوده نیست که از این الگوریتم در کاربردهای گوناگون استفاده‌های بسیار زیادی شده است. رتبه نخست عملکرد توصیفگرها را می‌شود به‌صورت مشترک، به این الگوریتم و الگوریتم DAISY اختصاص داد. میزان Precision در این الگوریتم در بسیاری از حالت‌ها بهترین است و به‌طور میانگین نیز بالاترین مقدار است که تمایز بالای توصیفگر SIFT را نشان می‌دهد.

▪ **DAISY**: قابلیت اصلی این توصیفگر ایجاد هم‌زمان توصیفگر برای همه پیکسل‌های تصویر است. در این تحقیق، از این الگوریتم برای برآورد توصیفگر در مجموعه‌ای از موقعیت‌های خاص استخراج‌شده از الگوریتم UR-SIFT استفاده شد. بدین ترتیب، زمان محاسباتی این الگوریتم برای محاسبات جداگانه و متعدد تقریباً بالاست و کندترین الگوریتم ارزیابی می‌شود. اما از لحاظ عملکرد، می‌شود به‌طور مشترک، رتبه نخست را با الگوریتم SIFT برای آن در نظر گرفت که نشان از قابلیت بالای آن دارد، هرچند ابعاد آن نسبتاً بالا و برابر ۲۰۰ مؤلفه است.

- Alahi, A., Ortiz, R. & Vandergheynst, P., 2012, **Freak: Fast Retina Keypoint**, In Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2012 IEEE Conference on, pp. 510-517.
- Bay, H., Ess, A., Tuytelaars, T. & Van Gool, L., 2008, **Speeded-Up Robust Features (SURF)**, Computer Vision and Image Understanding, 110: 346-359.
- Belongie, S., Malik, J. & Puzicha, J., 2002, **Shape Matching and Object Recognition Using Shape Contexts**, Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, 24: 509-522.
- Brown, M., Hua, G. & Winder, S., 2011, **Discriminative Learning of Local Image Descriptors**, Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, 33: 43-57.
- Calonder, M., Lepetit, V., Ozuysal, M., Trzcinski, T., Strecha, C. & Fua, P., 2012, **BRIEF: Computing a Local Binary Descriptor Very Fast**, Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, 34: 1281-1298.
- Chen, J., Tian, J., Lee, N., Zheng, J., Smith, R. & Laine, A.F., 2010, **A Partial Intensity Invariant Feature Descriptor for Multimodal Retinal Image Registration**, Biomedical Engineering, IEEE Transactions on, 57: 1707-1718.
- Cui, Y., Hasler, N., Thormählen, T. & Seidel, H.-P., 2009, **Scale Invariant Feature Transform with Irregular Orientation Histogram Binning**, Image Analysis and Recognition, pp. 258-267.
- Daugman, J.G., 1985, **Uncertainty Relation for Resolution in Space, Spatial Frequency, and Orientation Optimized by Two-Dimensional Visual Cortical Filters**, JOSA A, 2: 1160-1169.
- Freeman, W.T. & Adelson, E.H., 1991, **The Design and Use of Steerable Filters**, Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, 13: 891-906.
- توصیفگر نیست بلکه به الگوریتم مورد استفاده برای استخراج عوارض وابسته است.
در میان الگوریتم‌ها، توصیفگر LSS پرنوسان‌ترین نتایج را حاصل می‌کند، به طوری که در برخی از تصاویر عملکرد بسیار بالایی دارد و در برخی، به‌ویژه تصاویر یازده‌بیتی و تصاویر چندسنسوری عملکرد آن بسیار افت می‌کند.
- ۸- منابع
- صداقت، ا.، عبادی، ح.، صاحبی، م.، مقصودی، ی.، مختارزاده، م.، ۱۳۹۲، **آشکارسازی تغییرات مناطق شهری با استفاده از تصاویر بزرگ مقیاس ماهواره‌ای**، نشریه علوم و فنون نقشه‌برداری، دوره دوم، شماره ۴، صص. ۱-۱۶.
- صداقت، ا.، عبادی، ح.، مختارزاده، م.، ۱۳۸۹، **تلفیق عملگر Harris و توصیفگر SIFT جهت مرتب‌سازی تصاویر ماهواره‌ای**، نشریه سنجش از دور و GIS ایران، دوره دوم، شماره ۱، صص. ۱-۲۲.
- صداقت، ا.، عبادی، ح.، محمدزاده، ع.، مختارزاده، م.، ۱۳۹۲الف، **تناظریابی اتوماتیک تصاویر همگرا در فتوگرامتری برد کوتاه**، نشریه علوم و فنون نقشه‌برداری، دوره سوم، شماره ۱، صص. ۳۱-۴۶.
- صداقت، ا.، مختارزاده، م.، عبادی، ح.، ۱۳۹۰، **طراحی و توسعه معیار مشابهت اطلاعات متقابل جهت تناظریابی مستقل از مقیاس و دوران**، نشریه علوم و فنون نقشه‌برداری، دوره اول، شماره ۲، صص. ۴۳-۵۶.
- صداقت، ا.، مختارزاده، م.، عبادی، ح.، مقری، م.، ۱۳۸۹الف، **طراحی و توسعه روشی دقیق و اتوماتیک برای مرتب‌سازی تصاویر هوایی و ماهواره‌ای**، نشریه تخصصی مهندسی فناوری اطلاعات مکانی، دوره اول، شماره ۱، صص. ۴۳-۶۰.

- Gauglitz, S., Höllerer, T. & Turk, M., 2011, **Evaluation of Interest Point Detectors and Feature Descriptors for Visual Tracking**, International journal of computer vision, 94: 335-360.
- Heikkilä, M., Pietikäinen, M. & Schmid, C., 2009, **Description of Interest Regions with Local Binary Patterns**, Pattern Recognition, 42: 425-436.
- Huang, L. & Li, Z., 2010, **Feature-Based Image Registration Using the Shape Context**, International Journal of Remote Sensing, 31: 2169-2177.
- Johnson, A.E. & Hebert, M., 1999, **Using Spin Images for Efficient Object Recognition in Cluttered 3D Scenes**, Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, 21: 433-449.
- Ke, Y. & Sukthankar, R., 2004, **PCA-SIFT: A More Distinctive Representation for Local Image Descriptors**, In Computer Vision and Pattern Recognition, 2004. CVPR 2004. Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on, pp. II-506-II-513, Vol. 502.
- Koenderink, J.J. & van Doorn, A.J., 1987, **Representation of Local Geometry in the Visual System**, Biological cybernetics, 55: 367-375.
- Leutenegger, S., Chli, M. & Siegwart, R.Y., 2011, **BRISK: Binary Robust Invariant Scalable Keypoints**, In, Computer Vision (ICCV), 2011 IEEE International Conference on, pp. 2548-2555.
- Li, J. & Allinson, N.M., 2008, **A Comprehensive Review of Current Local Features for Computer Vision**, Neurocomputing, 71: 1771-1787.
- Lowe, D.G., 2004, **Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints**, International journal of computer vision, 60: 91-110.
- Mikolajczyk, K. & Schmid, C., 2005, **A Performance Evaluation of Local Descriptors**, Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, 27: 1615-1630.
- Mukherjee, D., Wu, Q. J. & Wang, G., 2015, **A Comparative Experimental Study of Image Feature Detectors and Descriptors**, Machine Vision and Applications, 26(4): 443-466.
- Navy, P., Page, V., Grandchamp, E. & Desachy, J., 2006, **Matching Two Clusters of Points Extracted from Satellite Images**, Pattern Recognition Letters, 27(4): 268-274.
- Ojala, T., Pietikainen, M. & Harwood, D., 1994, **Performance Evaluation of Texture Measures with Classification Based on Kullback Discrimination of Distributions**, In Pattern Recognition, 1994. Vol. 1- Conference A: Computer Vision Mamp; Image Processing, Proceedings of the 12th IAPR International Conference on, pp. 582-585.
- Remondino, F., Spera, M.G., Nocerino, E., Menna, F. & Nex, F., 2014, **State of the Art in High Density Image Matching**, The Photogrammetric Record, 29: 144-166.
- Schaffalitzky, F. & Zisserman, A., 2002, **Multi-View Matching for Unordered Image Sets, or "How Do I Organize my Holiday Snaps?"**, Computer Vision—ECCV 2002, pp. 414-431.
- Schmid, C. & Mohr, R., 1997, **Local Grayvalue Invariants for Image Retrieval**, Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, 19: 530-534.
- Schwind, P. & d'Angelo, P., 2015, **Evaluating the Applicability of BRISK for the Geometric Registration of Remote Sensing Images**, Remote Sensing Letters, 6(9), 677-686.
- Sedaghat, A. & Ebadi, H., 2015a, **Very High Resolution Image Matching Based on**

- Local Features and K-Means Clustering**, Photogrammetric Record, 30(150): 166–186.
- Sedaghat, A. & Ebadi, H., 2015*b*, **Accurate Affine Invariant Image Matching Using Oriented Least Square**, Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 81 (9): 733–743.
- Sedaghat, A. & Ebadi, H., 2015*c*, **Distinctive Order Based Self-Similarity Descriptor for Multi-Sensor Remote Sensing Image Matching**, ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 108 (2015) 62–71.
- Sedaghat, A. & Ebadi, H., 2015*d*, **Remote Sensing Image Matching Based on Adaptive Binning SIFT Descriptor**, Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on, 53(10), 5283-5293.
- Sedaghat, A., Mokhtarzade, M. & Ebadi, H., 2011, **Uniform Robust Scale-Invariant Feature Matching for Optical Remote Sensing Images**, Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on, 49: 4516-4527.
- Shechtman, E. & Irani, M., 2007, **Matching Local Self-Similarities Across Images and Videos**, In Computer Vision and Pattern Recognition, 2007. CVPR'07. IEEE Conference on, pp. 1-8.
- Sun, Y., Zhao, L., Huang, S., Yan, L. & Dissanayake, G., 2014, **L2-SIFT: SIFT Feature Extraction and Matching for Large Images in Large-Scale Aerial Photogrammetry**, ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 91: 1-16.
- Tola, E., Lepetit, V. & Fua, P., 2010, **Daisy: An Efficient Dense Descriptor Applied to Wide-Baseline Stereo**, Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, 32: 815-830.
- Tuytelaars, T. & Mikolajczyk, K., 2008, **Local Invariant Feature Detectors: A Survey**, Foundations and Trends® in Computer Graphics and Vision, 3: 177-280.
- Van Gool, L., Moons, T. & Ungureanu, D., 1996, **Affine/Photometric Invariants for Planar Intensity Patterns**, Computer Vision—ECCV'96, pp. 642-651.
- Wang, Z., Fan, B. & Wu, F., 2011, **Local Intensity Order Pattern for Feature Description**, In Computer Vision (ICCV), 2011 IEEE International Conference on, pp. 603-610.
- Ye, Y. & Shan, J., 2014, **A Local Descriptor Based Registration Method for Multispectral Remote Sensing Images with Non-Linear Intensity Differences**, ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 90: 83-95.
- Zhao, D., Yang, Y., Ji, Z. & Hu, X., 2014, **Rapid Multimodality Registration Based on MM-SURF**, Neurocomputing, 131: 87-97.