



## بررسی و ارزیابی الگوریتم‌های استخراج و توصیف عوارض موضعی در کاربردهای فتوگرامتری و سنجش از دور

فریبرز قربانی<sup>۱\*</sup>، حمید عبادی<sup>۲</sup>، امین صداقت<sup>۳</sup>

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد - گروه فتوگرامتری-دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

۲- دانشیار دانشکده مهندسی نقشه برداری- دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

۳- دانش آموخته دکتری مهندسی نقشه برداری- دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

### چکیده:

بررسی عوارض موضعی یکی از مسائل بنیادی و اساسی در زمینه‌های مختلف ماشین بینایی است، اخیراً این عوارض در فتوگرامتری و سنجش از دور نیز مورد استفاده قرار گرفته است. یک عارضه موضعی یک الگوی تصویری است که با عوارض همسایه خود متفاوت است. معمولاً این تفاوت در یک یا چند ویژگی به‌طور همزمان اتفاق می‌افتد. از جمله این ویژگی‌ها می‌توان به رنگ، بافت و درجه خاکستری اشاره نمود. در این تحقیق هدف بررسی انواع الگوریتم‌های آشکارساز و توصیفگر عوارض موضعی در دسته‌بندی‌های مختلف است و بیان اینکه چه توصیفگرها و آشکارسازهایی می‌توانند بهترین عملکرد را در وجود تغییرات و شرایط مختلف بین دو تصویر ایفا نمایند. با توجه به طیف گسترده‌ای از کاربردهای این عوارض سعی شده چندین کاربرد مهم و اساسی آن‌ها را در زمینه‌های مختلف بررسی شوند. نتایج این تحقیق نشان داد که از بین الگوریتم‌های مطرح شده نمی‌توان یک الگوریتم خاص را به‌منظور استخراج عوارض موضعی در تمامی مجموعه داده‌ها انتخاب نمود؛ بلکه هر یک از این روش‌ها مزایا و کاربردهای خاص خود را داشته و با توجه به ساختارهای موجود در تصویر می‌توانند در استخراج و توصیف عوارض موضعی مفید باشند.

واژه‌های کلیدی: فتوگرامتری، سنجش از دور، ماشین بینایی، عوارض موضعی، آشکارساز، توصیفگر



## ۱- مقدمه

یک عارضه موضعی یک الگوی تصویری است که با عوارض همسایه خود متفاوت است. معمولاً این تفاوت در یک یا چند ویژگی<sup>۱</sup> به طور همزمان اتفاق می‌افتد. از جمله این ویژگی‌ها می‌توان به رنگ، بافت و درجه خاکستری اشاره نمود. اغلب اندازه‌گیری‌ها از مرکز یک ناحیه انجام می‌گیرد و به توصیفگرهایی تبدیل می‌شوند که در کاربردهای گوناگون مورد استفاده قرار می‌گیرند. عوارض موضعی مناسب در دو تصویر دارای ویژگی‌های تکرارپذیری<sup>۲</sup>، تمایز<sup>۳</sup>، محلی بودن<sup>۴</sup>، تعداد<sup>۵</sup>، دقت<sup>۶</sup>، بهره‌وری/کارایی<sup>۷</sup> می‌باشد. به طوری که ویژگی تکرارپذیر بودن خود از دو معیار: ۱- مستقل بودن<sup>۸</sup> و استحکام<sup>۹</sup> تشکیل شده است. بحث مستقل بودن در صورتی که با تغییر شکل نسبتاً بزرگی در تصاویر مواجه باشیم نمود پیدا می‌کند که اغلب روش‌هایی استفاده می‌شود که در صورت امکان بتوانند این تغییرات را مدل کنند، در غیر این صورت جهت رفع این تغییرات از مدل‌های ریاضی استفاده می‌گردد. در زمینه ی استحکام می‌توان به پایداری عوارض، در صورتی که تغییر شکل در تصاویر نسبتاً کوچک باشد اشاره داشت به طوری که این تغییرات دقت آشکارسازی را خیلی کاهش نمی‌دهند. از جمله تغییراتی که باعث تأثیر روی استحکام می‌شود شامل نویز تصویری، اثرات گسستگی تصویر، مات شدگی و غیره می‌باشند [۱].

یک آشکارساز عوارض موضعی معمولاً یک توصیفگر نیز برای توصیف آن عارضه شناسایی شده دارد. به طوری که یک توصیفگر می‌تواند یک زیرمجموعه از تمامی پیکسل‌هایی که در همسایگی عوارض شناسایی شده است، باشد. این توصیفگرهای محلی، در آزمایش‌های مختلف نتایج موفقیت‌آمیزی را از خود نشان داده‌اند. برای مثال در کاربردهای همچون تناظریابی، تشخیص عوارض، تشخیص بافت، بازیابی تصویر، مکان‌یابی ربات، استخراج داده‌های ویدئویی و ساخت پانوراما استفاده از توصیفگرها باعث بهبود نتایج گردیده‌اند [۱].

یکی از مهم‌ترین مراحل در بحث تناظریابی بین دو تصویر، استخراج نقاطی است که دارای ویژگی‌های منحصربه‌فرد باشد و نیز بتوان با استفاده از اطلاعات همسایگی آنها در ۲ تصویر، توصیف‌هایی را استخراج نمود که به‌عنوان معیار شباهت و یا عدم شباهت در تناظریابی بین دو تصویر استفاده شود. در نتیجه عوارض موضعی نقش کلیدی را در بحث تناظریابی ایفا می‌نماید. با توجه به طیف گسترده‌ای از الگوریتم‌های استخراج و توصیف عوارض موضعی، اینکه چه الگوریتمی در شرایط محیطی بین دو تصویر انتخاب شود که بالاترین بازده را داشته باشد یک چالش بشمار می‌رود. علاوه بر این ورود عوارض موضعی در سایر کاربردها نظیر استخراج اهداف و عوارض، مدل‌سازی ۳ بعدی، بازیابی تصویر و ... نیاز به بررسی این دسته از عوارض را بیش‌ازپیش برجسته می‌نماید. در این تحقیق هدف بررسی و ارزیابی تحقیقات انجام‌شده بر روی الگوریتم‌های استخراج و توصیف عوارض موضعی به‌منظور به دست آوردن اطلاعات در زمینه‌ی نحوه عملکرد این الگوریتم‌ها در شرایط مختلف بین تصاویر مانند انتقال، دوران، مقیاس... و همچنین استفاده از این عوارض در کاربردهای مختلف فتوگرامتری و سنجش‌ازدور است.

<sup>1</sup> Feature

<sup>2</sup> Repeatability

<sup>3</sup> Distinctiveness

<sup>4</sup> Locality

<sup>5</sup> Quantity

<sup>6</sup> Accuracy

<sup>7</sup> Efficiently

<sup>8</sup> Invariance

<sup>9</sup> Robustness

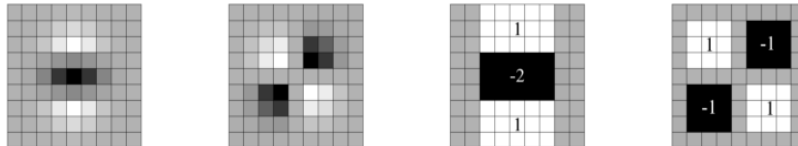


## ۲- الگوریتم‌های آشکارسازی عوارض موضعی

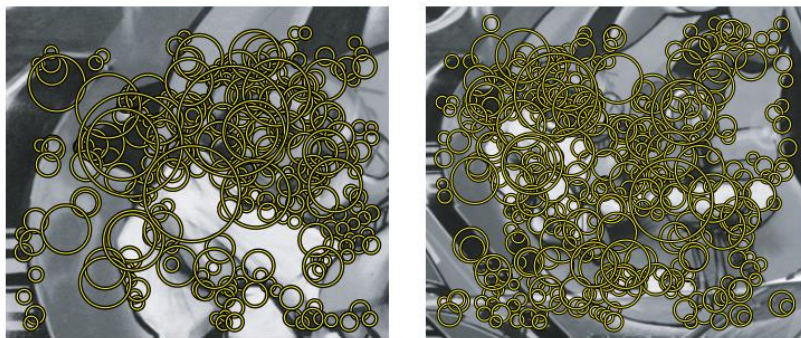
در این بخش الگوریتم‌هایی معرفی می‌شوند که عوارض موضعی موجود در تصویر را شناسایی کنند. به جهت استخراج عوارض موضعی الگوریتم‌های مختلفی ارائه شده است که می‌توان به سه دسته‌ای کلی الگوریتم‌های شناسایی گوشه، شناسایی حباب‌های تصویری و الگوریتم‌های استخراج نواحی تصویری تقسیم‌بندی نمود [۱]. از بین الگوریتم‌های ارائه شده به الگوریتم‌هایی پرداخته می‌شود که اخیراً توسعه داده شده‌اند.

### ۲-۱- SURF<sup>۱۰</sup>

الگوریتم آشکار ساز SURF توسط Bay پیشنهاد شده است [3]. این روش یک آشکار ساز مستقل از مقیاس است که بر مبنای ماتریس Hessian تولید می‌شود. در این روش به منظور افزایش سرعت ماتریس Hessian به صورت کلی با استفاده از یک مجموعه از فیلترهای جعبه<sup>۱۱</sup> تقریب زده می‌شود. برای رفتن از یک مقیاس به مقیاس بعدی در تصویر، نیازی به نرم کردن تصویر نیست. کرنل‌های گوسین برای بررسی مکان و مقیاس نقاط مناسباند [4]. اما در عمل باید گسسته سازی صورت گیرد (شکل ۱ سمت چپ) تا بتوانند عوارض را معرفی نمایند. SURF این موضوع را با استفاده از فیلتر جعبه برطرف نموده است. شکل ۱ راست، تقریبی از مشتق مرتبه دوم گوسین هستند که با استفاده از انتگرال تصویر<sup>۱۲</sup> [5] به سرعت می‌توانند مستقل از اندازه‌هایشان ارزیابی شوند. پس از بررسی‌های صورت گرفته [۱]، مشاهده شده است که نتایج به دست آمده از آشکار ساز SURF با توجه به اینکه از یک تقریب کلی استفاده می‌نماید بسیار نزدیک به نتایج به دست آمده از کرنل گوسین گسسته شده است. در نتیجه فیلترهای جعبه می‌توانند تقریب مناسبی از مشتقات گوسی باشند. شکل (۲) نشان دهنده نتایج به دست آمده از آشکار ساز SURF است.



شکل (۱) از چپ به راست: (حالت گسسته) مشتق جزئی مرتبه دوم به ترتیب در جهت  $y$  و در جهت  $xy$  تقریب فیلتر جعبه SURF برای مشتق دوم گوسین به ترتیب در جهت  $y$  و در جهت  $xy$ ; مناطق خاکستری دارای مقادیر صفر می‌باشند [۱]



شکل (۲): نتایج به دست آمده از آشکار ساز SURF [۱]

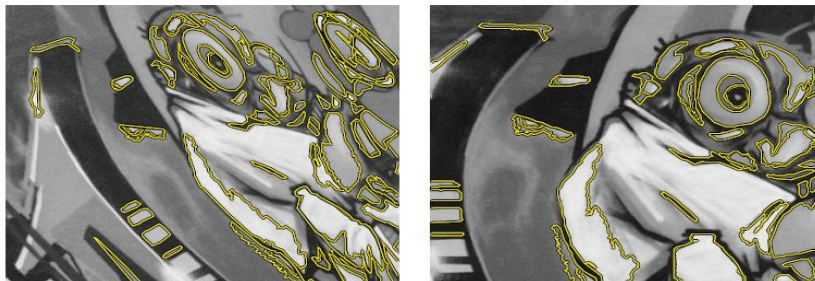
<sup>10</sup> Speed up Robust Features

<sup>11</sup> Box filters

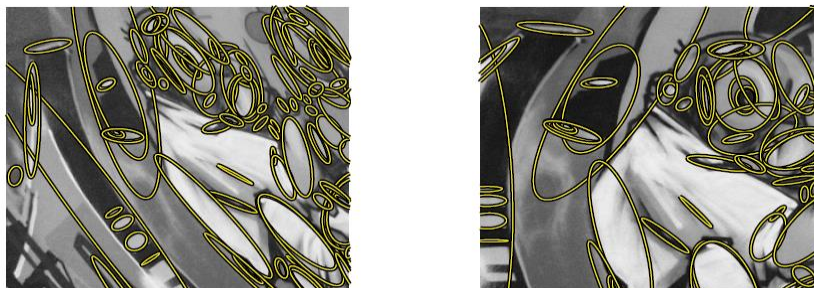
<sup>12</sup> integral images

MSER<sup>۱۳</sup> - ۲-۲

الگوریتم MSER بر مبنای حد آستانه گذاری روی تصاویر شکل گرفته است [6]. تمام پیکسل‌های درون نواحی شناسایی شده توسط این الگوریتم دارای درجات خاکستری بیشتر و یا کمتر از پیکسل‌های خارج از مرز این نواحی هستند. ایده اصلی کار بدین صورت است که با انتخاب حد آستانه‌های مختلف، تصاویر باینری متفاوت از تصویر اصلی ایجاد می‌شود. نواحی از تصویر که طی فرآیند حد آستانه گذاری کمترین تغییر در آن‌ها ایجاد شود، به‌عنوان نواحی پایدار شناسایی می‌شوند. در اغلب الگوریتم‌های مستقل از افاین، شکل خروجی به صورت یک بیضی است. حال آنکه الگوریتم MSER نواحی نامنظمی از تصویر را استخراج می‌کند (شکل ۳). در اینجا با توجه به ممنت<sup>۱۴</sup>‌های اول و دوم می‌توان این شکل نامنظم را با یک بیضی جایگزین نمود (شکل ۴). دقت این الگوریتم در تعیین موقعیت عوارض تصویری نسبت به الگوریتم‌های استخراج کننده حباب‌های تصویر بیشتر است [7]. همچنین سرعت این الگوریتم در شناسایی عوارض تصویری بالا بوده و در تحقیقات صورت گرفته به‌عنوان کارآمدترین الگوریتم مستقل از افاین معرفی شده است [7].



شکل (۳): نواحی نامنظم استخراج شده توسط الگوریتم MSER [۱]



شکل (۴): جایگزینی بیضی‌ها به جای نواحی نامنظم در الگوریتم MSER [۱]

FAST-۳-۲<sup>۱۵</sup>

الگوریتم FAST توسط Rosten and Drummond ارائه شده است [8]. این الگوریتم بر مبنای آشکارساز SUSAN [23] پیشنهاد شده است. SUSAN یک نسبتی از پیکسل‌ها را که در یک همسایگی از پیکسل مرکزی مشابهت دارند محاسبه می‌نماید. این ایده توسط الگوریتم FAST نیز به اجرا درآمده است که پیکسل‌ها را تنها روی یک دایره با شعاع ثابت اطراف یک نقطه مورد نظر مقایسه می‌نماید. برای تعیین معیاری جهت ارزیابی اطراف گوشه‌های کاندید یک دایره مطابق (شکل ۵) با ۱۶ پیکسل در نظر گرفته می‌شود. پیکسل‌ها به زیرمجموعه‌های تاریک‌تر، مشابه و روشن‌تر نسبت به پیکسل مرکزی طبقه‌بندی می‌شوند. با استفاده از الگوریتم ID<sup>۱۶</sup> [9]، در مورد اینکه آیا پیکسل کاندید گوشه است

<sup>13</sup> Maximally Stable Extremal Regions

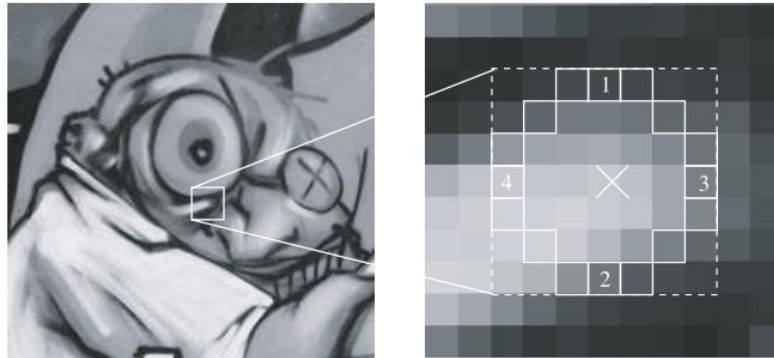
<sup>14</sup> Moment

<sup>15</sup> Feature From Accelerated Segment Test

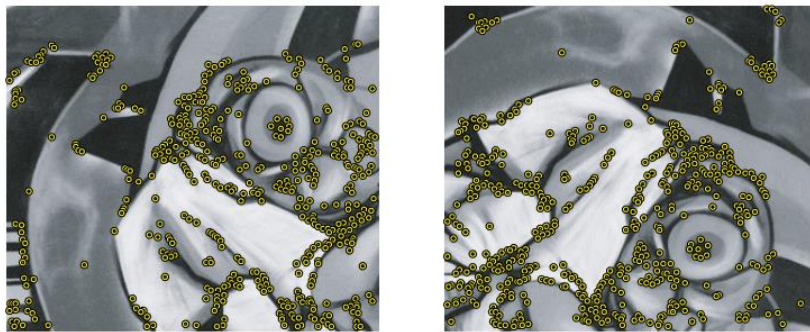
<sup>16</sup> Induction of decision trees



یا نه تصمیم‌گیری صورت می‌پذیرد. این تصمیم‌گیری با اندازه‌گیری آنتروپی<sup>۱۷</sup> بر روی ۳ زیرمجموعه از پیکسل‌های ایجادشده به دست می‌آید.



شکل (۵): تصویری از پیکسل‌های بررسی‌شده توسط آشکارساز FAST [۱]



شکل (۶): عوارض موضعی شناسایی‌شده توسط آشکارساز FAST [۱]

شکل (۶) نشان‌دهنده نقاط استخراج‌شده توسط آشکارساز FAST است. این الگوریتم نسبت به تغییرات مقیاس مستقل نیست [۱].

### ۳- الگوریتم‌های توصیفگر عوارض موضعی

پس از مرحله استخراج عوارض موضعی در برخی کاربردها نیاز به اطلاعات تصویری است. با استفاده از اطلاعات محلی اطراف نقطه استخراج‌شده، بردار توصیفگری تولید شود که در بسیاری از کاربردها به‌عنوان معیاری جهت سنجش شباهت و یا عدم شباهت استفاده می‌گردد. در این بخش برخی از الگوریتم‌هایی که اخیراً توسعه داده شده‌اند بررسی می‌گردند که می‌توانند عوارض موضعی را توصیف نمایند.

#### ۳-۱- GLOH

این توصیفگر بهبود داده‌شده توصیفگر SIFT [10] است که به‌منظور افزایش استحکام و تمایز آن پیشنهادشده است. برای این توصیفگر در واقع توصیفگر SIFT در یک ساختار شبکه‌ای قطبی در ۳ لایه محاسبه‌شده است و بجای ۱۶ قسمت در SIFT از ۱۷ قسمت در این توصیفگر استفاده‌شده است. نکته‌ای که وجود دارد این است که قسمت مرکزی این توصیفگر در جهات مختلف تقسیم‌بندی نشده است. جهت‌ها نیز به ۱۶ قسمت مختلف گسسته‌سازی شده‌اند. این توصیفگر دارای یک بردار با ابعاد  $(272=17 \times 16)$  است که اندازه این توصیفگر با استفاده از تبدیل PCA<sup>۱۸</sup> به ۱۲۸ مؤلفه کاهش پیدا می‌کند.

<sup>17</sup> Entropy

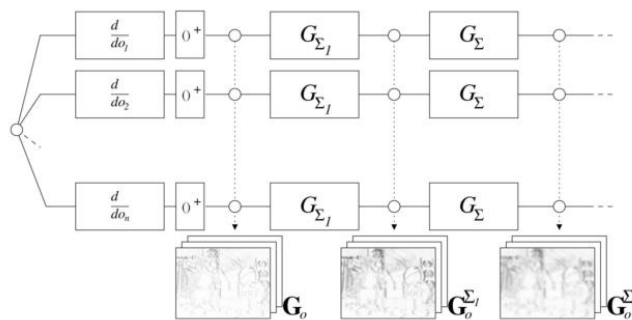
<sup>18</sup> Principal Components Analysis



## DAISY-۲-۳

توصیفگر DAISY از توصیفگر SIFT و توصیفگر GLOH الهام گرفته شده است، با این تفاوت که سرعت محاسبات بسیار بالا است و برای انجام محاسبات پیچیده و متراکم مؤثرتر می‌باشد [11]. توصیفگر DAISY در ۸ جهت محاسبه می‌شود به طوری که برای تصویر ورودی موجود ابتدا به تعداد  $H=8$  تصویر جهتی  $G_i$  ساخته می‌شود ( $1 < i < H$ ).  $G_0(u, v)$  برابر با اندازه گرادیان تصویری در محل  $(u, v)$  برای جهت 0 است. اگر این مقدار در محل  $(u, v)$  بزرگ‌تر از صفر باشد برای هر کدام از جهت‌ها گسسته سازی صورت می‌گیرد و در غیر این صورت مقدار صفر تعلق می‌گیرد. با این کار تقارن تغییرات درجات خاکستری حفظ می‌شود.

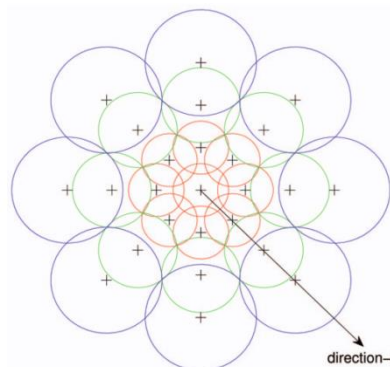
نحوه محاسبه تصویر جهتی در جهت‌ها و مقیاس‌های مختلف در شکل (۷) نشان داده شده است.



شکل (۷): روند تشکیل تصویر جهتی در توصیفگر DAISY برای جهت‌ها و مقیاس‌های مختلف [11]

بر روی هر پیکسل توصیفگر DAISY ایجاد می‌شود، به طوری که بر روی هر پیکسل برداری ساخته می‌شود که شامل مقادیر تصویرهای جهتی کانولو شده است و محل پیکسل موردنظر برای مقیاس‌های مختلف، مطابق با شکل (۸) در مرکز دایره واقع شده است. مقدار نرم‌کنندگی اپراتور گوسی ارتباط نزدیکی با شعاع دایره‌ها دارد. در شکل (۸) توصیفگر DAISY را نشان می‌دهد که در آن، هر دایره نشان‌دهنده یک منطقه از اطراف پیکسل موردنظر است که شعاع آن با میزان انحراف از معیار کرنل گوسی متناسب است. علامت (+) نشان‌دهنده موقعیت‌های از مکان پیکسل مرکزی که از تصاویر جهتی کانولو شده نمونه برداری شده است به طوری که توصیفگر از روی آن‌ها محاسبه می‌گردد. داشتن همپوشانی بین نواحی موجب می‌شود تا انتقال بین مقیاس‌ها به نرمی صورت گیرد و پایداری در برابر افزایش یابد.

مقادیر بردار تشکیل شده بین صفر تا یک نرمالایز می‌گردد. در صورتی که تمام لایه‌های مختلف ایجاد شده را در نظر بگیریم توصیفگر کامل DAISY با ادغام نمودن بردارها در لایه‌های مختلف برای موقعیت  $(u, v)$  به دست خواهد آمد.



شکل (۸): توصیفگر DAISY [11]



### BRIEF<sup>۱۹</sup> - ۳-۳

توصیفگر BRIEF یک‌رشته باینری از یک قطعه‌ی تصویری<sup>۲۰</sup> است [12]. در صورتی که یک قطعه‌ی تصویری را  $P$  در نظر بگیریم تصویر باینری تولیدشده به شکل زیر خواهد بود.

$$\tau(P; x, y) = \begin{cases} 1 & P(x) < P(y) \\ 0 & \geq P(y) \end{cases} \quad \text{رابطه (۱)}$$

که در آن  $P(x)$  مقدار شدت از  $P$  در یک نقطه  $x$  است. بردار ویژگی با رابطه (۲) محاسبه می‌شود.

در رابطه بالا  $n$  برابر تعداد کل پیکسل‌های تصویر باینری است. توزیعی‌ای که بهترین عملکرد را در این توصیفگر دارد توزیع گوسی است [12]. قبل از انجام هرگونه فرآیندی بر روی تصویر ابتدا تصویر نرم می‌شود. توصیفگر BRIEF نسبت به دوران مستقل نیست و در صورت وجود اختلاف دوران بیش از یک حد در دو تصویر عملیات تناظر یابی با شکست روبرو می‌شود [13].

### OBR<sup>۲۱</sup> - ۴-۳

این توصیفگر ترکیبی از آشکارساز FAST و توصیفگر BRIEF است که نسبت به دوران پایدار شده است [13]. همان‌طور که در قسمت قبلی اشاره شد، توصیفگر BRIEF در برابر دوران دو تصویر پایدار نیست. یک روش کارآمد برای پایدار نمودن این توصیفگر نسبت به دوران، در نظر گرفتن جهت نقاط کلیدی<sup>۲۱</sup> است. برای هر نقطه از  $n$  مجموعه تصویر باینری در مکان  $(x_i, y_i)$  یک ماتریس  $2 \times n$  تعریف می‌شود.

$$S = \begin{pmatrix} x_1, \dots, x_n \\ y_1, \dots, y_n \end{pmatrix} \quad \text{رابطه (۳)}$$

با استفاده از جهت‌گیری قطعه‌های تصویر  $\theta$  و ماتریس دوران مربوطه  $R_\theta$  ما به ساختار پایداری از توصیفگر BRIEF در برابر دوران می‌رسیم مطابق روابط (۴) و (۵).

$$S_\theta = R_\theta S \quad \text{رابطه (۴)}$$

$$g_n(p, \theta) = f_n(p) | (x_i, y_i) \in S_\theta \quad \text{رابطه (۵)}$$

آشکارساز FAST جزو آشکارسازهایی است که “جهت” عوارض استخراج‌شده را نشان نمی‌دهد [13]. جهت رفع این مشکل روشی ارائه شده است مبتنی بر شدت مرکز<sup>۲۲</sup> [14]. این روش فرض می‌کند که شدت گوشه، افسستی<sup>۲۳</sup> از شدت مرکز است و با استفاده از بردار بین این دو یک جهت به عوارض استخراج‌شده نسبت می‌دهد. ممّت‌هایی از یک قطعه‌ی تصویری به دست می‌آید با استفاده از این ممّت‌ها می‌توان مرکز<sup>۲۴</sup> را به دست آورد.

$$C = \begin{pmatrix} M_{10}, M_{01} \\ M_{00}, M_{00} \end{pmatrix} \quad \text{رابطه (۶)}$$

<sup>19</sup> Binary robust independent elementary features

<sup>20</sup> Image Patch

<sup>21</sup> Oriented FAST and Rotated BRIEF

<sup>22</sup> intensity centroid

<sup>23</sup> offset

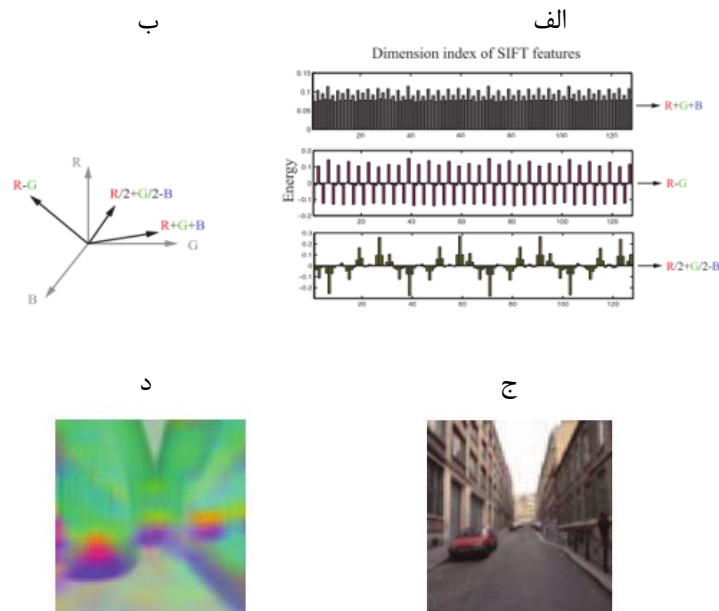
<sup>24</sup> Centroid

با به دست آمدن بردار جابه‌جایی  $\vec{OC}$  مطابق رابطه (۱۲) جهت مرتبط با عارضه استخراج شده تعیین می‌شود.

$$\theta = \text{atan2}(M_{01}, M_{10}) \quad \text{رابطه (۷)}$$

### ۳-۵- DSIFT<sup>۲۵</sup>

SIFT یک توصیفگر عوارض موضعی از ویژگی‌های گرادیان محلی است. در [10] توصیفگر SIFT نماینده‌ای از عوارض پراکنده استخراج شده در تصویر است که متشکل از عوارض استخراج شده و شناسایی شده می‌باشد. در حالی که توصیفگر Dense SIFT برای هر پیکسل در تصویر یک همسایگی با آرایه سلولی  $4 \times 4$  جدا می‌نماید و جهت‌ها در هر سلول به ۸ قسمت گسسته می‌شوند؛ و یک بردار ۱۲۸ بعدی به‌عنوان نماینده توصیفگر SIFT برای هر پیکسل به دست می‌آید. توصیفگر SIFT برای هر پیکسل SIFT Image نامیده می‌شود [15]. جهت نمایش SIFT Image، ۳ جزء اصلی توصیفگر SIFT از یک تصویر محاسبه می‌گردد و سپس به‌عنوان مؤلفه‌های اصلی به فضای RGB منتقل می‌شود شکل (۹)، (الف).



شکل (۹): نمایشی از SIFT Image [16]

با تصویر نمودن یک توصیفگر ۱۲۸ بعدی به یک فضای ۳ بعدی SIFT Image از یک تصویر RGB مطابق (شکل ۹، ب) و (شکل ۹، د) محاسبه و نمایش داده می‌شود. در این نمایش پیکسل‌هایی که رنگ مشابهی دارند ممکن است به یک ساختار محلی مشترکی اشاره داشته باشند. توصیفگر Dense SIFT در الگوریتم SIFT Flow استفاده شده است که در آن تمام ۱۲۸ بعد در تناظریابی استفاده شده است [15].

### ۴- کاربردهای عوارض موضعی

در این بخش با توجه به کاربرد فراوان عوارض موضعی در مسائل گوناگون چند نمونه از مهم‌ترین کاربردهای این عوارض در زمینه‌های مختلف بررسی شده است.





ثبت تصویر یک تکنیک بنیادی در پردازش از تصویر بوده و هدف از آن تعیین دقیق‌ترین مطابقت میان دو یا چند تصویر از یک منظر یکسان است. این فرآیند به‌طور گسترده در آنالیزهای مختلف در فتوگرامتری و سنجش‌ازدور کاربرد داشته است. روش‌های مختلفی برای انجام فرآیند ثبت تصویر وجود دارد اکثر آن‌ها از پنج مرحله اصلی شامل ۱- پیش‌پردازش ۲- استخراج عوارض ۳- تناظر یابی عوارض ۴- ایجاد تابع تبدیل و ۵- نمونه‌برداری مجدد تصویر تشکیل شده‌اند [2]. هر یک از مراحل فوق نقش مهمی در فرآیند مرتبط سازی دارند اما استخراج عوارض و تناظر یابی بین آن‌ها، مهم‌ترین مراحل این فرآیند هستند که در آن‌ها عوارض موضعی نقش گسترده‌ای ایفا می‌نمایند.

آشکارسازی اتوماتیک اهداف و عوارض در تصاویر ماهواره‌ای با قدرت تفکیک بالا در کاربردهای مختلفی از جمله برنامه‌ریزی شهری، تهیه نقشه و آنالیز کاربری زمین بسیار مفید است. اگرچه امکان آشکارسازی به‌صورت دستی در تصاویر با قدرت تفکیک بالا وجود دارد، اما این عملیات بسیار زمان‌بر و پرهزینه بوده و به اپراتورهای حرفه‌ای نیاز داشته و برای مدل‌سازی سریع مناطق شهری با تراکم بالا مناسب نمی‌باشد [16-18]. ترکیبی از عوارض موضعی ناحیه‌ای در استخراج اهداف و عوارض می‌تواند جزء روش‌های کارآمدی باشد که در آن استفاده از داده‌ای اضافی همچون داده‌های طیفی و ارتفاعی به‌منظور استخراج این عوارض ضرورتی ندارد.

در زمینه‌ی مدل‌سازی سه‌بعدی و استخراج مختصات ۳ بعدی نقاط می‌توان از روش فتوگرامتری مدل‌سازی سه‌بعدی را انجام داد و نیز می‌توان با استفاده از روش‌های موجود در ماشین‌بینایی به این مهم دست‌یافت که در هر دو از این کاربری‌ها نیاز به استخراج عوارض و تناظر یابی بین آنها از جمله مراحل اصلی در مدل‌سازی ۳ بعدی به شمار می‌رود [19].

با توجه به عملکرد الگوریتم‌های موجود در امر استخراج و توصیف عوارض موضعی این عوارض در بازیابی تصاویر هوایی و ماهواره ای نیز مورد استفاده قرار گرفته اند [20].

## ۵- بحث و بررسی

با توجه به در نظر گرفتن خصوصیات الگوریتم‌های آشکارساز و توصیف‌گر عوارض موضعی اشاره شده در این تحقیق برخی از مزایا و محدودیت‌های این دسته از الگوریتم‌ها در جدول ۱ بیان شده است.

در این تحقیق هدف بررسی مطالعات انجام‌شده بر روی الگوریتم‌های استخراج و توصیف عوارض موضعی به‌منظور به دست آوردن اطلاعات در زمینه‌ی نحوه عملکرد این الگوریتم‌ها در شرایط مختلف بین تصاویر مانند انتقال، دوران، مقیاس... و همچنین در کاربردهای مختلفی نظیر ثبت تصویر، استخراج عوارض، طبقه‌بندی و ... بود. با توجه تحقیقات صورت گرفته در [۱]، بسته به محتوای تصویر برخی از ساختارهای تصویری عمومی‌تر از بقیه می‌باشند. بنابراین تعداد از ویژگی‌ها ممکن است توسط یک آشکارساز یافت شود که جزء دسته‌بندی انجام‌شده قرار نگیرند که به‌طور کلی توصیه می‌شود آشکارسازهایی که مکمل همدیگر هستند با یکدیگر ترکیب شوند. مطالعات گسترده در این زمینه صورت پذیرفته است [7, 21, 22].



جدول ۱. مزایا و محدودیت‌های الگوریتم‌های آشکارساز و توصیفگر عوارض موضعی

مزایا و محدودیت‌ها	آشکارسازها و توصیفگرها
<ul style="list-style-type: none"> <li>✓ مستقل از دوران</li> <li>✓ مستقل از مقیاس</li> <li>✓ پایداری در برابر تغییرات روشنایی تصویر</li> <li>✓ پایداری در برابر نویز تصویر</li> <li>• عدم استقلال در برابر زاویه دید</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>➤ <b>SIFT</b></li> </ul>
<ul style="list-style-type: none"> <li>✓ دارای ویژگی‌های آشکارساز SIFT</li> <li>✓ استفاده از فیلترهای جعبه به منظور افزایش سرعت محاسبات</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>➤ <b>SURF</b></li> </ul>
<ul style="list-style-type: none"> <li>✓ مستقل از دوران</li> <li>✓ مستقل از مقیاس</li> <li>✓ مستقل از زاویه دید</li> <li>• ترجیحاً نواحی موردنظر باید یکنواخت باشند</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>➤ <b>MSER</b></li> </ul>
<ul style="list-style-type: none"> <li>✓ سرعت محاسبات بسیار بالا</li> <li>• جهت عوارض را نشان نمی‌دهد</li> <li>• عدم پایداری در برابر نویز</li> <li>• وابستگی به حد آستانه</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>➤ <b>FAST</b></li> </ul>
<ul style="list-style-type: none"> <li>✓ افزایش استحکام و تمایز الگوریتم SIFT</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>➤ <b>GLOH</b></li> </ul>
<ul style="list-style-type: none"> <li>✓ سرعت بالای محاسبات</li> <li>✓ مؤثر برای محاسبات پیچیده و متراکم</li> <li>• عدم استقلال نسبت به مقیاس</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>➤ <b>DAISY</b></li> </ul>
<ul style="list-style-type: none"> <li>✓ سرعت بالا</li> <li>• عدم استقلال نسبت به دوران</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>➤ <b>BRIEF</b></li> </ul>
<ul style="list-style-type: none"> <li>✓ مستقل نسبت به دوران</li> <li>✓ مستقل نسبت به مقیاس</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>➤ <b>ORB</b></li> </ul>
<ul style="list-style-type: none"> <li>✓ محاسبه‌ی ویژگی‌های SIFT برای هر پیکسل</li> <li>• عدم استقلال نسبت به مقیاس</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>➤ <b>DSIFT</b></li> </ul>

در صورتی که همیشه سطح بالایی از مستقل بودن انتخاب شود باید به همان نسبت میزان زیاد استخراج عوارض که از تصاویر صورت می‌گیرد جبران شود که باعث پیچیده شدن فرآیند شناسایی می‌گردد. یک قانون کلی وجود دارد که میزان استفاده از مستقل بودن باید متناسب با کاربری مورد استفاده انتخاب شود. اکثر آشکارسازها به صورت خودکار نسبت به انتقال و دوران مستقل هستند که در برخی از کاربردها مثلاً زمانی که تصویر به طور قائم اخذ شده باشد مستقل بودن نسبت به دوران تنها هزینه محاسباتی را افزایش می‌دهد. به منظور جلوگیری از این امر در این مورد بهتر است آشکارسازهای مستقل از دوران با یک توصیفگر از نوع دورانی ترکیبی شود تا قدرت تمایز مناسبی را شاهد باشیم. برای آشکارسازها ویژگی‌های کیفی در نظر گرفته می‌شود. اما با توجه به نوع کاربرد، برخی از این ویژگی‌ها بسیار مهم‌تر از برخی دیگر می‌باشند. زمانی که با دسته‌بندی و تشخیص عوارض مواجه هستیم استحکام نسبت به تغییرات کوچک ظاهری اهمیت می‌یابد، زمانی که با برازش یک مدل پارامتریک روی مجموعه‌ای از داده‌ها مواجه‌ایم، مثلاً برای



کالیبراسیون دوربین یا مدل‌سازی ۳ بعدی دقت تعیین موقعیت برای ما ارزشمند خواهد بود. برای کاربردهای آنلاین و یا کاربردهایی که نیاز به مقدار زیاد داده جهت پردازش دارد مهم‌ترین معیار بهره‌وری است.

## ۶- نتیجه‌گیری

در این مقاله تلاش شد تا به صورت کلی عوارض موضعی تعریف و الگوریتم‌های مرتبط با آن معرفی شود و همچنین معیارها و ملاک‌هایی برای نحوه انتخاب این الگوریتم‌ها بررسی گردید به طوریکه انتخاب الگوریتم‌های آشکارساز و توصیفگر بسته به کاربرد موردنظر متفاوت است و باید ملاک‌های خاص مرتبط با آن زمینه کاری بررسی و با در نظر گرفتن این موارد الگوریتمی که دارای بیشترین بازده را در راستای کاربری ارائه می‌دهد انتخاب شود. همچنین استفاده از عوارض موضعی در کاربردهایی که ما با گستردگی و پیچیدگی عوارض روبرو هستیم نقش پررنگ‌تری را ایفا می‌نمایند و باعث بهبود نتایج در بسیاری از تصاویری که دارای تنوع عوارض هستند می‌گردند.

## مراجع

1. Tuytelaars, T. and K. Mikolajczyk, Local invariant feature detectors: a survey. *Found. Trends. Comput. Graph. Vis.*, 2007. 3(3): p. 177-280.
2. Sedaghat, A., An Optimised Automatic HR image Registration Methodology Based on the Integration of Advanced Area Based and Feature Based Methods. 2010.
3. Bay, H., T. Tuytelaars, and L. Van Gool, Surf: Speeded up robust features, in *Computer vision–ECCV 2006*. 2006, Springer. p. 404-417.
4. Babaud, J., et al., Uniqueness of the Gaussian kernel for scale-space filtering. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 1986(1): p. 26-33.
5. Viola, P. and M. Jones. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features. in *Computer Vision and Pattern Recognition, 2001. CVPR 2001. Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on*. 2001. IEEE.
6. Matas, J., et al., Robust wide-baseline stereo from maximally stable extremal regions. *Image and vision computing*, 2004. 22(10): p. 761-767.
7. Mikolajczyk, K. and C. Schmid, A performance evaluation of local descriptors. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 2005. 27(10): p. 1615-1630.
8. Rosten, E. and T. Drummond. Fusing points and lines for high performance tracking. in *Computer Vision, 2005. ICCV 2005. Tenth IEEE International Conference on*. 2005. IEEE.
9. Quinlan, J.R., Induction of decision trees. *Machine learning*, 1986. 1(1): p. 81-106.
10. Lowe, D.G., Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *International journal of computer vision*, 2004. 60(2): p. 91-110.
11. Tola, E., V. Lepetit, and P. Fua, Daisy: An efficient dense descriptor applied to wide-baseline stereo. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 2010. 32(5): p. 815-830.
12. Calonder, M., et al., Brief: Binary robust independent elementary features. *Computer Vision–ECCV 2010*, 2010: p. 778-792.
13. Rublee, E., et al. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF. in *Computer Vision (ICCV), 2011 IEEE International Conference on*. 2011. IEEE.
14. Rosin, P.L., Measuring corner properties. *Computer Vision and Image Understanding*, 1999. 73(2): p. 291-307.



15. Liu, C., J. Yuen, and A. Torralba, Sift flow: Dense correspondence across scenes and its applications. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 2011. 33(5): p. 978-994.
16. Sırmaçek, B., A Probabilistic Framework to Detect Buildings in Aerial and Satellite Images. *IEEE TRANSACTIONS ON GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING*, 2011. 11.
17. Sırmaçek, B. and C. Ünsalan, Urban area detection using local feature points and spatial voting. *Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE*, 2010. 7(1): p. 146-150.
18. Beril Sırmaçek, S.M., IEEE, and Cem Ünsalan, Member, IEEE, Urban-Area and Building Detection Using SIFT Keypoints and Graph Theory. *IEEE TRANSACTIONS ON GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING*, 2009. 12(building detection with sift).
19. Lerma, J.L., et al., Automatic orientation and 3D modelling from markerless rock art imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2013. 76: p. 64-75.
20. Yang, Y. and S. Newsam, Geographic image retrieval using local invariant features. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 2013. 51(2): p. 818-832.
21. Schmid, C., R. Mohr, and C. Bauckhage, Evaluation of interest point detectors. *International Journal of computer vision*, 2000. 37(2): p. 151-172.
22. Moreels, P. and P. Perona, Evaluation of features detectors and descriptors based on 3d objects. *International Journal of Computer Vision*, 2007. 73(3): p. 263-284.
23. Smith, S.M. and J.M. Brady, SUSAN—A new approach to low level image processing. *International journal of computer vision*, 1997. 23(1): p. 45-78.



## Evaluation of detector and descriptor local features algorithms in the photogrammetry and remote sensing application

Ghorbani, F. <sup>\*1</sup>, Ebadi, H. <sup>2</sup>, Sedaghat, A. <sup>3</sup>

1- Ms.c student of Photogrammetry and Remote Sensing Department of Geodesy and Geomatics Engineering, K.N. Toosi University of Technology

2- Associate professor in Department of Photogrammetry and Remote Sensing, Faculty of Geodesy and Geomatics Engineering, K.N. Toosi University of Technology

3- Ph.D graduated in Department of Photogrammetry and Remote Sensing, Faculty of Geodesy and Geomatics Engineering, K.N. Toosi University of Technology

### Abstract

Study local feature is one of the important issues in the Machine Vision. Recently this feature also being used in the photogrammetry and remote sensing. A local feature is an image pattern which differs from its immediate neighborhood. It is usually associated with a change of an image property or several properties simultaneously. The image properties commonly considered are intensity, color, and texture. In this study aim is survey the types of detector and descriptor local feature algorithms in the different categories and stating that which detectors and descriptors can be have the best performance in different condition and changes between two images. Given the wide range of application this features tried several important application expressed. Results showed that to among the proposed algorithms can't a specific algorithm detector and descriptor local features in all the data set selected but each of these methods has its own advantages and applications that given existing structure in the image could be useful in the detection and description local features.

**Keywords:** Machine Vision, Photogrammetry, Remote sensing, Local feature, Detector, Descriptor, matching