نشریه علمی پژوهشی مهندسی فناوری اطلاعات مکانی

سال هفتم، شماره دوم، تابستان ۱۳۹۸

Vol.7, No.2, Summer 2019

۲۲۳-۲۳۹

مقاله پژوهشی

توصیفگر الگوی باینری محلی مستقل از دوران به‌منظور تناظریابی برای هم مرجع‌سازی تصاویر ماهواره‌ای

امین صداقت[1*]، نازیلا محمدی[1]

۱- استادیار گروه مهندسی نقشه‌برداری، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه تبریز

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۹۷/۰۴/۱۹ تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۷/۰۸/۱۲

چکیده

توصیف متمایز و کارآمد عوارض تصویری، یک فرآیند اساسی به منظور تناظریابی تصاویر در فتوگرامتری و سنجش‌ازدور است. بیشتر توصیفگرهای موجود از یک پارامتر جهت، به‌منظور ایجاد توصیفگر مستقل از دوران استفاده می‌کنند. فرآیند تعیین جهت، فرآیندی توأم با خطا بوده و از قابلیت توصیفگرها می‌کاهد. در این پژوهش یک توصیفگر جدید بر مبنای الگوی باینری محلی که به طور ذاتی مستقل از دوران است با نام توصیفگر الگوی باینری مستقل از دوران (*RILBP*) ارائه شده است. به‌منظور ایجاد توصیفگر الگوی باینری مستقل از دوران، پیکسل‌های درون ناحیهٔ تصویری براساس فاصله از مرکز و مقدار درجه خاکستری، به تعدادی زیر ناحیه تقسیم شده و سپس با استفاده از یک سیستم مختصات قطبی یک هیستوگرام الگوی باینری محلی مستقل از دوران برای هر زیر ناحیه ایجاد می‌شود که با اتصال آنها به یکدیگر، توصیفگر نهایی ایجاد می‌شود. به‌منظور افزایش پایداری توصیفگر در برابر تغییرات هندسی، فرآیند وزن‌دهی با استفاده از دو پارامتر وزن مبتنی بر فاصله و تابع گوسی انجام می‌شود. توصیفگر پیشنهادی بر روی شش جفت تصویر ماهواره‌ای از سنجنده‌های مختلف پیاده‌سازی شده و نتایج آن با چهار توصیفگر دیگر شامل الگوی باینری محلی مرکز متقارن (*CS-LBP*)، خودشباهتی محلی (*LSS*)، تبدیل ویژگی مستقل از مقیاس (*SIFT*) و هیستوگرام گرادیان رتبه مبنای چند ناحیه‌ای (*MROGH*) مقایسه شده است. بر اساس نتایج آزمایش‌ها عملکرد توصیفگر پیشنهادی برای سه معیار قابلیت تناظریابی، دقت تناظریابی و تعداد تناظرهای صحیح، بهتر از دیگر توصیفگرها بوده و به طور متوسط در مقایسه با توصیفگر استاندارد الگوی باینری محلی برای سه معیار فوق به ترتیب به میزان ۲۵ درصد، ۱۰ درصد و ۳۰ درصد بهبود را نشان می‌دهد.

کلیدواژه‌ها: هم‌مرجع‌سازی، توصیفگر، الگوی باینری محلی، مستقل از دوران، تناظریابی

*نویسنده مکاتبه کننده: تبریز، بلوار ۲۹ بهمن، دانشگاه تبریز، دانشکده مهندسی عمران، گروه مهندسی نقشه‌برداری

تلفن: ۰۴۱-۳۳۳۴۲۵۳۳

Email : am.sedaghat@gmail.com

۱- مقدمه

توصیفگرهای عوارض تصویری، نقش بسیار مهمی در عملکرد بسیاری از فرآیندها در فتوگرامتری و سنجش‌ازدور نظیر هم مرجع‌سازی تصاویر[1] [۱ و ۲] مدل‌سازی سه بعدی [۳ و ۴] و تشخیص الگو [۵ و ۶] ایفا می‌کنند. توصیفگر یک عارضه نمایشی ویژه از تابع درجات خاکستری تصویر درون یک ناحیهٔ تصویری بوده و عموماً به صورت یک بردار با d مولفه که نشان‌دهندهٔ بعد توصیفگر است، ایجاد می‌شود. روش‌های بسیار زیادی به‌منظور توصیف عوارض و نواحی تصویری ارائه شده است [۷، ۸، ۹ و ۱۰]. امروزه بیشتر توصیفگرهای موجود هیستوگرام‌های مختلفی را برای توصیف توزیع درجات خاکستری ناحیهٔ اطراف عوارض ایجاد می‌کنند که تحت عنوان توصیفگرهای توزیع‌مبنا[2] شناخته می‌شوند [۱۱] و به عنوان نمونه می‌توان به توصیفگرهای بافت شکل[3] [۱۲]، تبدیل ویژگی مستقل از مقیاس[4] (*SIFT*) [۱۳] و خودشباهتی محلی[5] (*LSS*) [۱۴] اشاره کرد.

توصیفگر بافت شکل، از توزیع لبه‌ها در یک ساختار مکانی حاصل از دایره‌های هم‌مرکز برای ایجاد توصیفگر استفاده می‌کند. توصیفگر *SIFT* با استفاده از هیستوگرام جهت حاصل از عملگر گرادیان در یک ساختار شبکه‌ای ۴×۴ ایجاد می‌شود. توصیفگر *LSS* بر مبنای اندازه‌گیری شباهت ناحیهٔ تصویری با خودش است که با استفاده از مقایسهٔ پنجره‌های تصویری درون آن و معیار مشابهت ضریب همبستگی در یک ساختار دایره‌ای محاسبه می‌شود. بعضی دیگر از توصیفگرهای توزیع مبنا نظیر ویژگی‌های اساسی مستقل مستحکم باینری[6] (*BRIEF*) [۱۵]، نقاط کلیدی مستقل از مقیاس مستحکم باینری[7] (*BRISK*) [۱۶] و نقاط کلیدی شبکیهٔ چشم سریع[8] (*FREAK*) [۱۷] به صورت باینری بوده و برمبنای مقایسهٔ درجات خاکستری پیکسل‌های واقع در ناحیهٔ تصویری ایجاد می‌شوند. اگرچه عملکرد این توصیفگرها در مقایسه با دیگر توصیفگرهای غیر باینری خصوصا در تصاویر ماهواره‌ای ضعیف‌تر است؛ اما به دلیل باینری بودن سرعت محاسبه و تناظریابی بسیار بالاتری دارند [۱۰].

بیشتر توصیفگرهای توزیع‌مبنا نظیر توصیفگرهایی که در بالا بیان شدند، مستقل از دوران نبوده و به منظور انجام تناظریابی مستقل از دوران نیاز به یک مرحلهٔ تعیین جهت قبل از ایجاد توصیفگر دارند. در این مرحله بااستفاده از توزیع مقادیر اندازه و جهت گرادیان در ناحیهٔ تصویری یک پارامتر جهت برای هر عارضه تعیین شده و سپس ناحیهٔ تصویری متناسب با این جهت دوران داده شده و توصیفگر عارضه ایجاد می‌شود. بدیهی است فرآیند تعیین جهت به دلایل مختلف نظیر اختلافات هندسی و رادیومتریکی و یا خطا در تعیین موقعیت و شکل عوارض با خطا همراه است. خطا در تعیین جهت عوارض باعث کاهش قابلیت توصیفگر شده و تعداد و دقت تناظرهای نهایی را کاهش می‌دهد [۱۸ و ۱۹].

به منظور غلبه بر این مشکل توصیفگرهای توزیع مبنایی ارائه شده‌اند که محاسبات آنها به طور کلی مستقل از دوران بوده و نیاز به فرآیند تعیین جهت ندارند. به‌عنوان مثال می‌توان به توصیفگرهای الگوی ترتیب شدت محلی[9] (*LIOP*) [۲۰]، هیستوگرام گرادیان رتبه مبنای چند ناحیه‌ای[10] (*MROGH*) [۱۸]، پایدار در برابر تبدیل افاین و تغییر شدت یکنواخت[11] (*RATMIC*) [۲۱] و الگوی ترتیب شدت مخلوط[12] (*MIOP*) [۲۲] اشاره کرد که در آنها به جای تقسیم‌بندی مکانی توصیفگر از

[1] *Image Registration*
[2] *Distribution-Based Descriptors*
[3] *Shape Context*
[4] *Scale Invariant Feature Transform*
[5] *Local Self-Similarity*
[6] *Binary Robust Independent Elementary Features*
[7] *Binary Robust Invariant Scalable Keypoints*
[8] *Fast Retina Keypoint*
[9] *Local intensity order pattern*
[10] *Multisupport Region Order-Based Gradient Histogram*
[11] *Resistant to Affine Transformation and Monotonic Intensity Change*
[12] *Mixed Intensity Order Pattern*

رتبه‌بندی درجات خاکستری استفاده شده است. پایداری و تمایز این توصیفگرها به طور کلی بهتر از دیگر توصیفگرهایی است که نیاز به پارامتر جهت دارند امام همچنان نسبت به اختلافات مختلف هندسی و روشنایی حساس هستند [۱۹].

یکی از عملگرهای اساسی در پردازش تصویر که پایداری بالایی در برابر اختلافات هندسی و روشنایی دارد، عملگر الگوی باینری محلی[۱] (*LBP*)، است [۲۳]. هیکیلا[۲] و همکاران [۲۴] با ساده‌سازی این عملگر و الهام از ساختار توصیفگر *SIFT*، توصیفگر متمایزی با عنوان الگوی باینری محلی مرکز متقارن[۳] (*CS-LBP*) را ارائه کرده‌اند. اگرچه این توصیفگر پایداری بالایی در برابر تغییرات هندسی و روشنایی دارد اما همچون بعضی دیگر از توصیفگرهای توزیع مبنا، مستقل از دوران نبوده و نیاز به تعیین پارامتر جهت دارد که باعث کاهش قابلیت آن می‌شود.

در این تحقیق با بهره‌گیری از عملگر الگوی باینری محلی، توصیفگر ویژه‌ای با عنوان توصیفگر الگوی باینری محلی مستقل از دوران[۴] (*RILBP*) که به طور ذاتی مستقل از دوران بوده و نیاز به فرآیند تعیین جهت ندارد، ارائه شده است. توصیفگر پیشنهادی از مزایای پایداری بالای عملگر الگوی باینری محلی در برابر تغییرات هندسی و روشنایی استفاده می‌کند. علاوه بر این تمامی بخش‌های آن با بکارگیری روش‌هایی که از اساس مستقل از دوران هستند ایجاد شده است. همچنین به‌منظور پایداری در برابر تغییرات هندسی و رادیومتریکی یک ساختار وزن‌دهی جدید نیز در آن استفاده شده است.

در ادامه در بخش دوم توصیفگر استاندارد *CS-LBP* مبتنی بر الگوی باینری محلی بیان شده و سپس در بخش سوم جزئیات توصیفگر پیشنهادی *RILBP* تشریح خواهد شد. بعد از آن در بخش چهارم نتایج پیاده‌سازی و ارزیابی آن ارائه شده و در نهایت در بخش پنجم نتیجه‌گیری و پیشنهادات تحقیق بیان خواهد شد.

۲- توصیفگر مبتنی بر الگوی باینری محلی

عملگر *LBP*، یک عملگر اساسی برای انجام آنالیزهای بافت است که به منظور انجام فرآیند تشخیص الگو و طبقه‌بندی در پردازش تصویر ارائه شده است [۲۳]. این عملگر هر پیکسل از تصویر را در مقایسه با پیکسل‌های همسایهٔ خود توصیف کرده و پایداری مناسبی در برابر تغییرات هندسی و روشنایی دارد. مطابق با شکل (۱)، برای محاسبهٔ عملگر *LBP* برای پیکسل مرکزی n_c با تعداد N پیکسل همسایه که در دایره‌ای به شعاع r در اطراف آن قرار دارند از رابطهٔ(۱) به‌صورت زیر استفاده می‌شود:

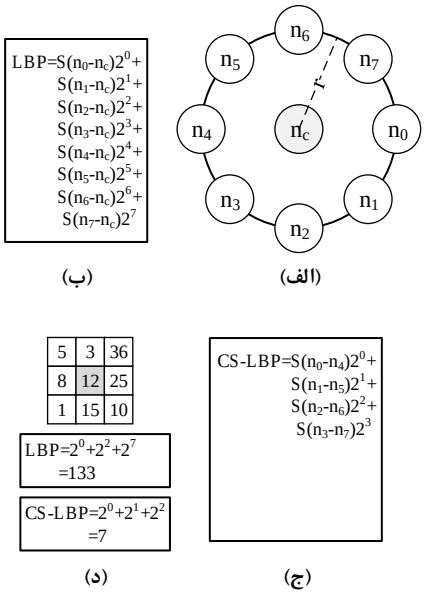
$$\mathrm{LBP}_{r,N}(x,y)=\sum_{i=0}^{N-1}S(n_i-n_c)2^i$$
$$S(x)=\begin{cases}1 & x\geq 0\\ 0 & \text{Otherwise}\end{cases}$$

رابطه(۱)

که در آن n_c بیانگر درجه خاکستری پیکسل مرکزی، n_i درجه خاکستری پیکسل iام و S نیز تابع علامت است.

عملگر *LBP* سرعت محاسباتی بسیار بالایی داشته و نسبت به تغییرات روشنایی نیز پایدار است؛ اما ابعاد بالایی هم دارد که استفاده از آن در ایجاد توصیفگر را دشوار می‌کند. به عنوان مثال با در نظر گرفتن همسایگی ۳×۳ برای هر پیکسل، دامنهٔ مقدار عملگر *LBP* بین صفر تا 2^8-1 بوده که استفاده از آن باعث افزایش ابعاد توصیفگر خواهد شد.

[1] *Local Binary Pattern*
[2] *Heikkila*
[3] *Center-symmetric local binary patterns*
[4] *Rotation Invariant Local Binary Pattern*



شکل ۱: محاسبه عملگر الگوی باینری محلی، (الف) همسایگی به شعاع *r*، (ب) عملگر *LBP*، (ج) عملگر *CS-LBP*، یک مثال از محاسبه هر دو عملگر برای یک پنجره ۳×۳ به شعاع یک پیکسل

هیکیلا و همکاران [۲۴] مطابق شکل (۱- ج) عملگر ساده شدهٔ *CS-LBP* که دارای ابعاد کمتری (بین صفر تا

رابطه(۲)

که در آن تمامی پارامترها مشابه رابطهٔ(۱) بوده و T نیز بیانگر یک آستانهٔ بسیار کوچک است. همان‌طور که ملاحظه می‌شود در عملگر *CS-LBP* به جای مقایسهٔ پیکسل‌ها با پیکسل مرکزی، پیکسل‌های مقابل هم با یکدیگر مقایسه می‌شوند. در شکل (۱)-(د) یک مثال از محاسبهٔ معیار *LBP* و *CS-LBP* برای یک دایره به شعاع یک پیکسل (پنجرهٔ ۳×۳) نشان داده شده است.

مطابق شکل (۲) روند ایجاد توصیفگر *CS-LBP* به‌ترتیب زیر است [۲۴]:

- در ابتدا مقدار عملگر *CS-LBP* برای هر پیکسل از ناحیهٔ موردنظر محاسبه می‌شود (شکل (۲)-(ب)).

۱-$۲^۴$) است را به‌منظور ایجاد توصیفگر ارائه کرده‌اند که توسط رابطه(۲) محاسبه می‌شود.

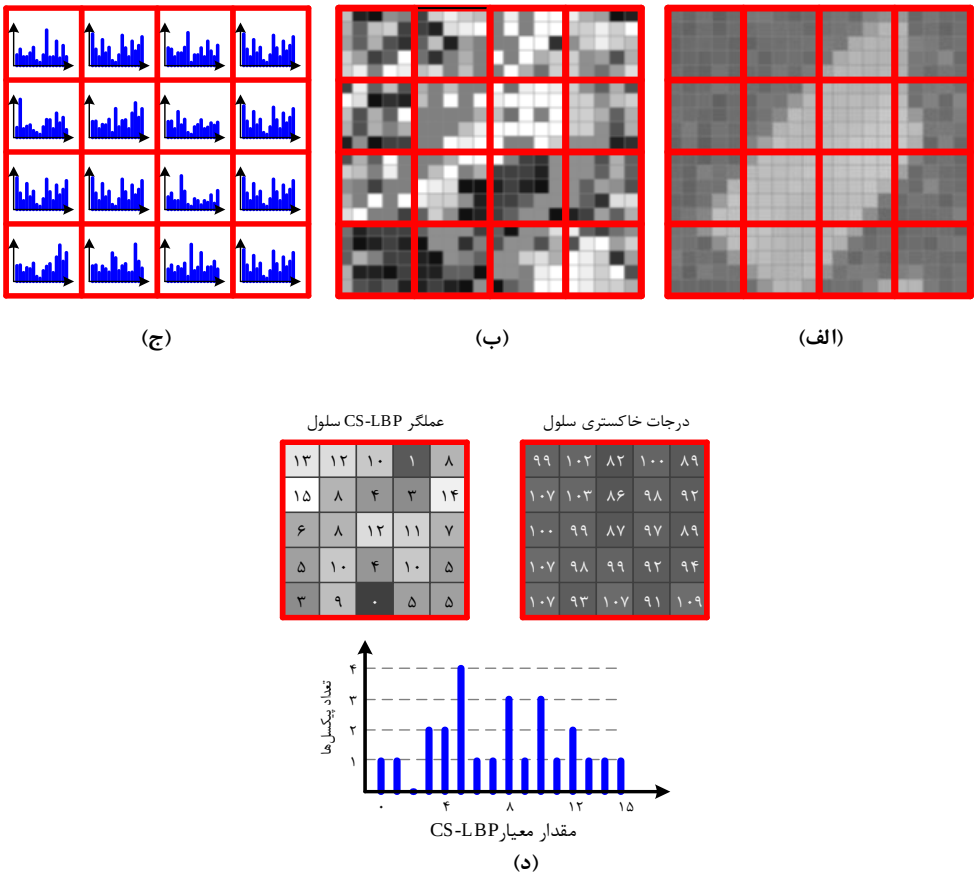
$$\text{CS-LBP}_{r,N,T}(x,y)=\sum_{i=۰}^{(N/۲)-۱} S(n_i-n_{i+(N/۲)})۲^i$$

$$S(x)=\begin{cases} ۱ & x\geq T \\ ۰ & \text{Otherwise}\end{cases}$$

- سپس ناحیهٔ موردنظر به صورت یک شبکهٔ ۴×۴ تقسیم‌بندی شده و برای هر سلول از شبکه یک هیستوگرام ۱۶ تایی از مقادیر عملگر *CS-LBP* پیکسل‌ها ایجاد می‌شود (شکل (۲)-(ج)). برای این منظور پیکسل‌هایی که مقدار عملگر *CS-LBP* برای آنها یکسان است به ستون مربوط به خود در این هیستوگرام اختصاص داده می‌شوند (شکل (۲)-(د)).
- هیستوگرام‌های مربوط به هر سلول در یک ترتیب مشخص به یکدیگر متصل شده و توصیفگر نهایی به صورت یک بردار با ۱۶×۴×۴=۲۵۶ مولفه ایجاد می‌شود.

توصیفگر *CS-LBP* نظیر بسیاری از دیگر توصیفگرهای توزیع‌مبنا مستقل از دوران نیست. بر این اساس برای انجام تناظریابی در برابر تغییرات دوران، در ابتدا یک پارامتر جهت برای هر ناحیه تعیین شده و سپس ناحیهٔ موردنظر متناسب با این جهت دوران داده شده و بعد از آن توصیفگر ایجاد می‌شود [۲۴]. روش متداول برای تعین جهت در بیشتر توصیفگرها استفاده از یک هیستوگرام ویژه با عنوان هیستوگرام جهت است که با استفاده از مقادیر اندازه و جهت گرادیان پیکسل‌ها محاسبه می‌شود [۱۳].

هرچند استفاده از پارامتر جهت در ایجاد توصیفگرهای عوارض امکان تناظریابی مستقل از دوران را فراهم می‌کند، اما فرآیند تعیین آن برای عوارض با خطای نسبتا زیادی همراه است. در واقع به دلیل خطا در تعیین جهت عوارض همواره تعدادی از عوارض که واقعا متناظر یکدیگر هستند به درستی در فرآیند تناظریابی شناسایی نمی‌شوند. در این تحقیق به منظور حذف اثر این خطا و افزایش کیفیت فرآیند تناظریابی روشی جدید برای ایجاد توصیفگر الگوی باینری محلی مستقل از دوران ارائه شده است. روش پیشنهادی نیاز به فرآیند تعیین جهت نداشته و به طور ذاتی مستقل از دوران است که جزئیات آن در بخش بعدی بیان می‌شود.



شکل ۲: ایجاد توصیفگر *CS-LBP*، (الف) ناحیه موردنظر در یک ساختار ۴×۴، (ب) تبدیل *CS-LBP* در یک ساختار ۴×۴، (ج) هیستوگرام‌های ایجاد شده برای هر سلول، (د) یک مثال از ایجاد هیستوگرام برای یک سلول نمونه

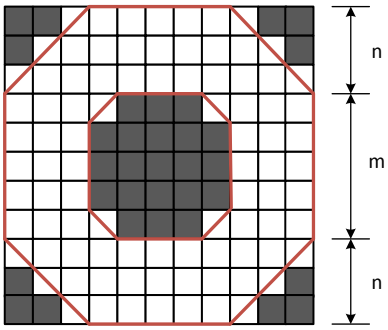
۳- توصیفگر الگوی باینری محلی مستقل از دوران

برای ایجاد توصیفگر در ابتدا لازم است تا عوارض در تصاویر استخراج شوند. در بیشتر روش‌های تناظریابی از الگوریتم‌های مستقل از مقیاس نظیر *SIFT* و هسین لاپلاس[1] [۲۵] برای استخراج عوارض استفاده شده است [۲۶]. پیچیدگی محاسباتی این الگوریتم‌ها نسبتا بالا بوده و با توجه به ابعاد بزرگ تصاویر ماهواره‌ای زمان محاسباتی به میزان بسیار زیادی افزایش می‌یابد. در این تحقیق به منظور افزایش سرعت محاسبات از یک الگوریتم مستقل از مقیاس بسیار سریع با عنوان اکسترمم‌های احاطه مرکز[2] (*CenSurE*) [۲۷] استفاده شده است. بعد از استخراج عوارض *CenSurE* توصیفگر پیشنهادی الگوی باینری محلی مستقل از دوران ایجاد می‌شود. در ادامهٔ این بخش جزئیات این دو فرآیند تشریح می‌شود.

۳-۱- استخراج عوارض *CenSurE*

آگاروال[3] و همکاران [۲۷] الگوریتم *CenSurE* را به منظور افزایش دقت و سرعت در استخراج عوارض مستقل از مقیاس ارائه کرده‌اند. در این روش به جای ایجاد فضای مقیاس مشابه الگوریتم *SIFT*، عوارض مستقیماً در تصویر اصلی و با استفاده از اکسترمم‌های یک مجوعه از فیلترهای ویژه با عنوان فیلترهای احاطه مرکز[4] استخراج می‌شوند. این فیلترها به صورت هشت ضلعی[5] و تقریبی از تابع لاپلاسین گوسی[6] (*LoG*)، هستند. مزیت اصلی این فیلترها این است که با سرعت بسیار بالا با استفاده از انتگرال تصویر و مستقل از ابعاد فیلتر اعمال می‌شوند. همانطور که در شکل (۳) ملاحظه می‌شود، یک فیلتر احاطه مرکز متشکل از دو هشت ضلعی داخلی و خارجی است که با استفاده از دو پارامتر m و n توصیف می‌شوند.

برای استخراج عوارض در مقیاس‌های مختلف (با ابعاد متفاوت) از فیلترهای هشت ضلعی با ابعاد متفاوت استفاده می‌شود. در جدول (۱) مقادیر پیشنهادی m و n برای هشت ضلعی‌های داخلی و خارجی در هفت مقیاس مختلف نشان داده شده است. بعد از اعمال این هفت فیلتر بر روی تصویر اصلی، تعداد هفت لایه در مقیاس‌های مختلف از تصویر ایجاد شده و اکسترمم‌های آن با در نظر گرفتن همسایگی‌های ۳×۳×۳ به عنوان عوارض نهایی استخراج می‌شوند.



شکل ۳: فیلتر هشت ضلعی در الگوریتم *CenSurE* که با استفاده از دو پارامتر *m* و *n* تعریف می‌شود.

[1] *Hessian-Laplace*
[2] *Center-Surround Extremas*
[3] *Agrawal*
[4] *Center-Surround Filters*
[5] *Octagons*
[6] *Laplacian of Gaussian*

جدول ۱: مقادیر m و n برای ساخت فیلترهای هشت‌ضلعی داخلی و خارجی در مقیاس‌های مختلف از ۱ تا ۷ در الگوریتم *CenSurE* [۲۷]

هشت‌ضلعی	۱		۲		۳		۴		۵		۶		۷	
	m	n	m	n	m	n	m	n	m	n	m	n	m	n
داخلی	۳	۰	۳	۱	۳	۲	۵	۲	۵	۳	۵	۴	۵	۵
خارجی	۵	۲	۵	۳	۷	۳	۹	۴	۹	۷	۱۳	۷	۱۵	۱۰

۳-۲- روند ایجاد توصیفگر پیشنهادی *RILBP*

بعد از استخراج عوارض *CenSurE* به منظور پایداری در برای تغییرات هندسی، هر عارضه به صورت یک ناحیهٔ دایره‌ای با شعاع ثابت نرمالیزه می‌شود. سپس برای هر عارضه توصیفگر پیشنهادی با استفاده از الگوی باینری محلی مستقل از دوران با عنوان *RILBP* ایجاد می‌شود. در شکل (۴) مراحل ایجاد توصیفگر پیشنهادی نشان داده شده است. در ابتدا ناحیهٔ مورد نظر با عنوان R به حلقه‌های دایره‌ای تقسیم‌بندی می‌شود. سپس پیکسل‌های درون هر حلقه با استفاده از رتبه‌بندی درجات خاکستری به زیر نواحی مختلف تقسیم‌بندی می‌شود. در مرحلهٔ بعد برای هر پیکسل معیار الگوی باینری محلی با استفاده از یک سیستم مختصات قطبی مستقل از دوران محاسبه می‌شود. در مرحلهٔ بعد فرآیند وزن‌دهی پیکسل‌ها به منظور پایداری در برابر اعوجاجات هندسی با استفاده از دو پارامتر وزنی ویژه مبتنی بر تابع گوسی و فاصله انجام می‌شود. بعد از وزن‌دهی، برای هر زیر ناحیه یک هیستوگرام با استفاده از الگوی باینری محلی مستقل از دوران ایجاد شده و از اتصال آنها به یکدیگر توصیفگر نهایی ایجاد می‌شود. تمامی مراحل توصیفگر پیشنهادی مستقل از دوران هستند که جزئیات آنها در ادامه بیان می‌شود.

۳-۲-۱- تقسیم‌بندی دایره‌ای

توصیفگر استاندارد *CS-LBP* از یک ساختار شبکه‌ای ۴×۴ برای بخش‌بندی مکانی استفاده می‌کند که مستقل از دوران نبوده و با تغییر جهت عوارض موقعیت سلول‌های شبکه تغییر خواهد کرد. در توصیفگر پیشنهادی *RILBP* به جای شبکهٔ ۴×۴، ناحیهٔ ورودی، R، به تعداد n حلقهٔ دایره‌ای بدون اشتراک به‌صورت رابطه(۳) تقسیم‌بندی می‌شود:

$$R(1),\ldots,R(i),\ldots,R(n);\quad i=1,\ldots,n \qquad \text{رابطه(۳)}$$

که در آن n بیانگر تعداد حلقه‌ها است. همانطور که در شکل (۴-۲) مشخص است حلقهٔ اول $R(1)$، به صورت یک دایرهٔ کامل بوده و دیگر بخش‌ها به صورت نوارهای دایره‌ای هستند. واضح است که ناحیهٔ R، هر زاویهٔ دورانی نیز داشته باشد، تغییری در پیکسل‌هایی که متعلق به هر حلقه $R(i)$ هستند ایجاد نمی‌شود.

۳-۲-۲- ایجاد زیرنواحی بر مبنای رتبه‌بندی درجات خاکستری

در قدم بعدی پیکسل‌های درون هر حلقه بر اساس میزان درجه خاکستری خود در یک ترتیب نزولی مرتب شده و به قسمت‌های مساوی مطابق با شکل (۴)-(۳) تقسیم‌بندی می‌شوند. در شکل (۴)-(۳) هر زیر ناحیه با یک رنگ متفاوت نشان داده شده است. تعداد زیر نواحی در هر حلقه وابسته به مساحت آن است. در صورتی که تعداد زیر نواحی مربوط به دایرهٔ اول برابر m_1 در نظر گرفته شود آنگاه مساحت مربوط به هر زیر ناحیهٔ ایجاد شده در آن، a_1، به عنوان مبنا در نظر گرفته شده و تعداد زیر نواحی مربوط به حلقه‌های بعدی با استفاده از آن به صورت رابطه(۴) تعیین می‌شود:

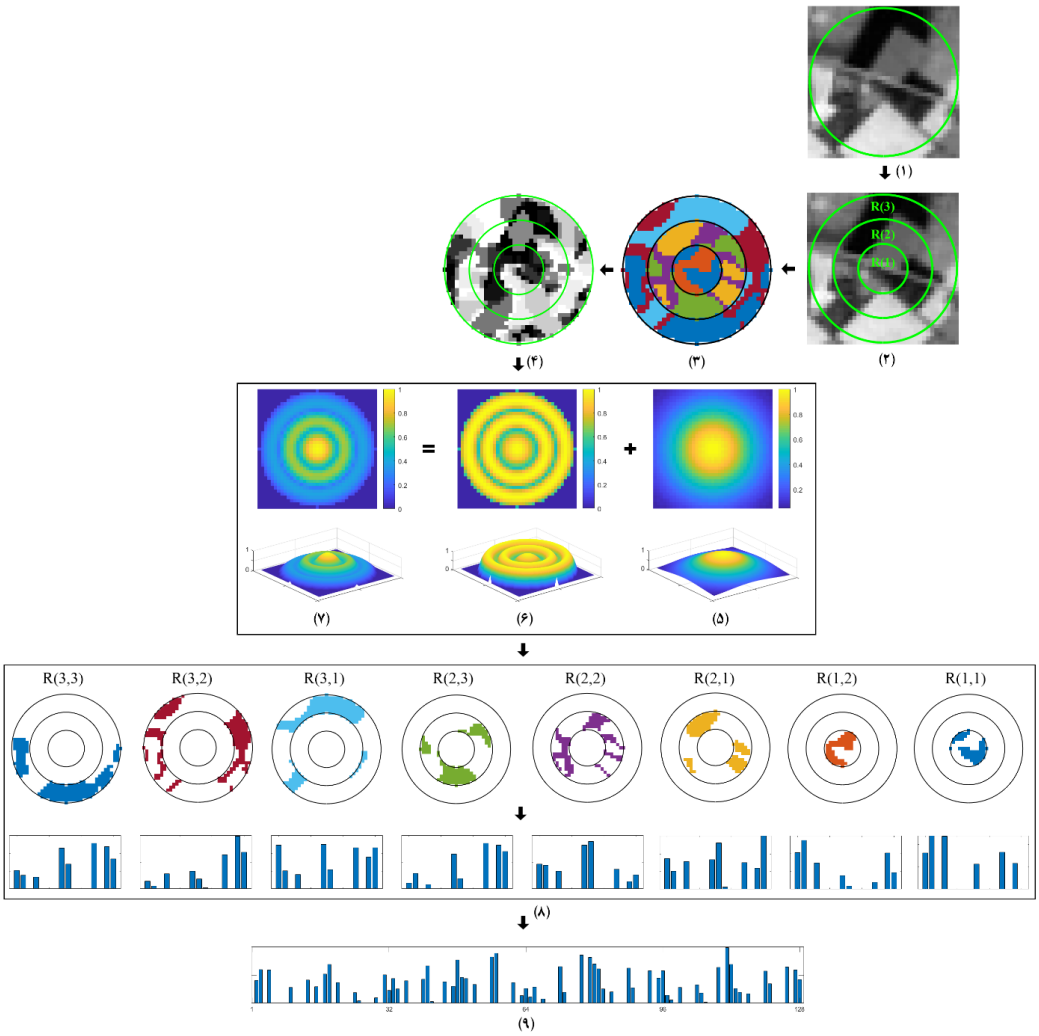
$$m_i=\text{round}\left(\frac{A_i}{a_1}\right);\qquad i=2,\ldots,n \qquad \text{رابطه(۴)}$$

که در آن A_i بیانگر مساحت مربوط به حلقهٔ iام، a_1 مساحت مربوط به هر زیر ناحیه در دایرهٔ اول، n بیانگر تعداد حلقه‌ها و *round* نیز بیانگر تابع گرد کردن است.

بدین‌ترتیب هر حلقهٔ $R(i)$ به تعداد m_i زیر ناحیه‌های یکسان $R(i,j)$ به‌صورت رابطه(۵) تقسیم‌بندی می‌شود:

$$R \rightarrow R(i,j), \quad i=\{1,\ldots,n\} \; and \; \forall\, i,\; j=\{1,\ldots,m_i\} \qquad \text{رابطه(۵)}$$

با توجه به توضیحات بیان شده، برای تقسیم‌بندی ناحیهٔ ورودی R، تنها کافی است دو پارامتر تعداد حلقه‌ها، n و تعداد زیر نواحی حلقهٔ اول، m_1، تعیین شود. واضح است که تقسیم‌بندی پیکسل‌ها در ناحیهٔ R بر اساس میزان درجات خاکستری، مستقل از دوران ناحیه بوده و با تغییر زاویه دوران ناحیهٔ R، تغییری در نتایج ایجاد نخواهد شد.

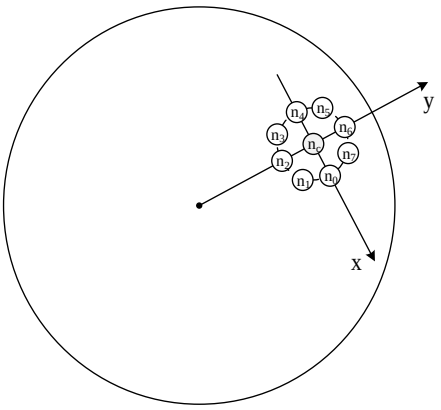


شکل ۴: مراحل ایجاد توصیفگر پیشنهادی *RILBP*، (۱) ناحیه ورودی *R*، (۲) تقسیم‌بندی ناحیهٔ *R* به صورت حلقه‌های دایره‌ای، (۳) تقسیم‌بندی هر حلقه به صورت زیر نواحی بر اساس رتبه‌بندی درجات خاکستری، (۴) محاسبه معیار الگوی باینری محلی مستقل از دوران، (۵) پارامتر وزن بر اساس تابع گوسی، (۶) پارامتر وزن بر اساس تابع حلقه‌ای، (۷) حاصلضرب دو پارامتر وزن گوسی و حلقه‌ای، (۸) ایجاد هیستوگرام الگوی باینری محلی مستقل از دوران برای هر زیر ناحیه، (۹) اتصال هیستوگرام مربوط به زیر نواحی و ایجاد هیستوگرام نهایی

۳-۲-۳- محاسبه عملگر الگوی باینری محلی مستقل از دوران

در این مرحله برای پیکسل‌های درون ناحیهٔ R عملگر *CS-LBP* مستقل از دوران محاسبه می‌شود (شکل (۴-۴)). عملگر استاندارد *CS-LBP* مستقل از دوران نیست چراکه مطابق شکل(۱)، هشت پیکسل همسایه‌ی پیکسل مرکزی یعنی n_0 تا n_7 با تغییر زاویهٔ دوران تصویر، تغییر خواهند کرد و در نتیجه مقدار عملگر *CS-LBP* برای هر پیکسل تصویر، با تغییر زاویهٔ دوران ناحیهٔ R، تغییر خواهد کرد.

در این تحقیق به منظور محاسبهٔ معیار *CS-LBP* مستقل از دوران از یک سیستم مختصات قطبی مطابق شکل(۵) استفاده می‌شود که در آن درجات خاکستری هشت پیکسل همسایهٔ پیکسل مرکزی به صورت مستقل از دوران، از طریق بازنمونه‌برداری تعیین می‌شوند. در این سیستم امتداد بین مرکز ناحیهٔ R و پیکسل موردنظر به عنوان محور y و امتداد عمود بر آن به عنوان محور x در نظر گرفته شده و درجات خاکستری هشت پیکسل همسایه با استفاده از روش درون‌یابی دوخطی[1] تعیین می‌شود. این سیستم مختصات قطبی مستقل از زاویهٔ دوران بوده و با تغییر دوران ناحیهٔ R تغییری در درجات خاکستری و ترتیب پیکسل‌های همسایه ایجاد نخواهد شد.



شکل ۵: سیستم مختصات قطبی مستقل از دوران برای برآورد درجات خاکستری پیکسل‌های همسایه در توصیفگر پیشنهادی

۳-۲-۴-وزن‌دهی

در توصیفگر پیشنهادی به منظور کاهش اثر اعوجاجات هندسی از دو پارامتر وزنی برای هر پیکسل به‌ترتیب زیر استفاده می‌شود:

وزن‌دهی متناسب با فاصله از مرکز: میزان اعوجاجات هندسی با فاصله گرفتن از مرکز عارضه افزایش می‌یابد. لذا به منظور کاهش اثر پیکسل‌های دورتر در مقایسه با پیکسل‌های مرکزی از یک تابع گوسی مطابق شکل (۴-۵) با عنوان پارامتر وزن استفاده می‌شود. برای این منظور میزان وزن پیکسل $p(x_p, y_p)$ درون ناحیهٔ R، به‌صورت رابطه(۶) محاسبه می‌شود:

$$w_G(p) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x_p^2+y_p^2)/2\sigma^2} \qquad \text{رابطه(۶)}$$

که در آن σ بیانگر مقیاس تابع گوسی بوده و برابر شعاع ناحیهٔ R در نظر گرفته می‌شود.

وزن‌دهی حلقه‌ای: به دلیل اعوجاجات هندسی ممکن است پیکسل‌های مرزی بین حلقه‌ها در نواحی مختلف جابه‌جا شده و به حلقه‌های مجاور منتقل شوند. لذا به منظور اجتناب از اثر خطای مکانی پیکسل‌های واقع در مرز میان حلقه‌ها از یک تابع ویژه مطابق شکل (۴-۶) استفاده می‌شود. بر اساس این تابع میزان وزن هر پیکسل

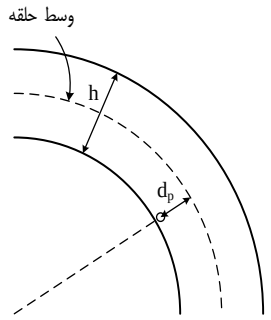
[1] *Bilinear*

در هر حلقه با استفاده از فاصلهٔ شعاعی آن از وسط حلقه مطابق با شکل (۶) به‌صورت رابطه(۷) محاسبه می‌شود:

$$w_r(p) = ۱ - \left(\frac{d_p}{h}\right)^۲ \qquad \text{رابطه(۷)}$$

که در d_p فاصلهٔ پیکسل p از وسط حلقه و h نیز پهنای حلقه است که با استفاده از تفاضل شعاع دایرهٔ بیرونی و درونی حلقه محاسبه می‌شود. ذکر این نکته ضروری است که برای پیکسل‌های درون دایرهٔ داخلی فاصلهٔ d_p از مرکز دایره محاسبه می‌شود. در نهایت وزن هر پیکسل مطابق با شکل (۴)-(۷) با استفاده از حاصل‌ضرب این دو مقدار وزنی توسط رابطه(۸) برآورد می‌شود:

$$w(p) = w_G(p) \cdot w_r(p) \qquad \text{رابطه(۸)}$$



شکل ۶: محاسبهٔ پارامتر وزن حلقه‌ای

۳-۲-۵- ایجاد هیستوگرام *RILBP*

در این مرحله مطابق با شکل (۴)-(۸) برای پیکسل‌های مربوط به هر زیر ناحیهٔ $R(i,j)$ یک هیستوگرام با استفاده از عملگر *CS-LBP* مستقل از دوران پیشنهادی با عنوان $H(i,j)$، ایجاد می‌شود. در نهایت توصیفگر نهایی ناحیهٔ R، به صورت بردار D، با ترکیب تمامی هیستوگرام‌های مربوط به تمام زیر نواحی درون آن به‌صورت زیر ایجاد می‌شود (شکل (۴)-(۹)):

$$D = \{H(۱,۱), \ldots, H(i,j), \ldots, H(n,m_n)\} \quad i = \{۱, \ldots, n\}; \quad and \ \forall\, i,\ j = \{۱, \ldots, m_i\} \qquad \text{رابطه(۹)}$$

که در آن n بیانگر تعداد حلقه‌ها، m_i بیانگر تعداد زیر نواحی مربوط به حلقهٔ iام و $H(i,j)$ نیز بیانگر هیستوگرام مربوط به زیر ناحیهٔ $R(i,j)$ است. با توجه به اینکه هر هیستوگرام *CS-LBP* دارای ۱۶ مولفه است بنابراین تعداد مؤلفه‌های توصیفگر، d، با استفاده از حاصل‌ضرب تعداد زیرنواحی در ۱۶ به‌صورت رابطه(۱۰) محاسبه می‌شود:

$$d = \sum_{i=۱}^{n} ۱۶ m_i \qquad \text{رابطه(۱۰)}$$

در مثال نشان داده شده در شکل (۴) مقدار پارامتر n برابر ۳ و پارامتر $m_۱$ برابر ۲ انتخاب شده است که بر اساس آن پارامترهای $m_۲$ و $m_۳$ هر دو برابر ۳ حاصل شده است؛ در نتیجه تعداد مولفه‌های توصیفگر برابر ۱۲۸ است.

۴- پیاده‌سازی و ارزیابی نتایج

در این بخش نتایج ارزیابی توصیفگر پیشنهادی *RILBP* بیان می‌شود. به منظور ارزیابی کامل روش پیشنهادی، نتایج تناظریابی حاصل از آن علاوه بر توصیفگر استاندارد مبتنی بر الگوی باینری محلی، *CS-LBP* [۲۴]، با سه توصیفگر مطرح دیگر شامل *SIFT* [۱۳]، *LSS* [۱۴] و *MROGH* [۱۸] نیز مورد مقایسه قرار می‌گیرد. دلیل استفاده از این توصیفگرها برای ارزیابی نیز به این ترتیب است که توصیفگرهای *SIFT* و *LSS* دو توصیفگر بسیار کارآمد هستند که به طور گسترده‌ای برای تناظریابی در تصاویر ماهواره‌ای استفاده شده‌اند [۲و ۲۸]. توصیفگر *MROGH* نیز نسخه‌ای از توصیفگر *SIFT* است که مشابه روش پیشنهادی به صورت ذاتی مستقل از دوران است. عملکرد روش پیشنهادی در مقایسه با این توصیفگرها قابلیت آن را در تناظریابی تصاویر ماهواره‌ای به‌خوبی نشان خواهد داد. برای پیاده‌سازی روش‌ها از محیط برنامه‌نویسی متلب ۲۰۱۷ و یک کامپیوتر با سرعت پردازشی ۲/۵۴ گیگا هرتز و حافظهٔ ۸ گیگا بایت، استفاده شده است. برای ارزیابی توصیفگرها از شش جفت تصویر ماهواره‌ای از سنجنده‌های آیکنو س[1]، اسپات ۵[2]، لندست۸[3]، سنتینل۲[4]، کارتوست[5] و زی‌یوان۳[6] (*ZY3*)

[1] *IKONOS*
[2] *SPOT 5*
[3] *Landsat 8*
[4] *Sentinel 2*
[5] *Cartosat*
[6] *Zi-Yuan 3*

استفاده شده است. مشخصات تصاویر مورد استفاده در جدول(۲) نشان داده شده است. تصاویر مربوط به انواع مختلف از سنجنده‌های ماهواره‌ای با خصوصیات متفاوت بوده و علاوه بر اختلافات هندسی مقیاس و تغییر منظر، همه آنها دارای اختلافات دورانی نسبتا زیادی نیز هستند. در شکل (۷) جفت تصاویر مورد استفاده نشان داده شده است.

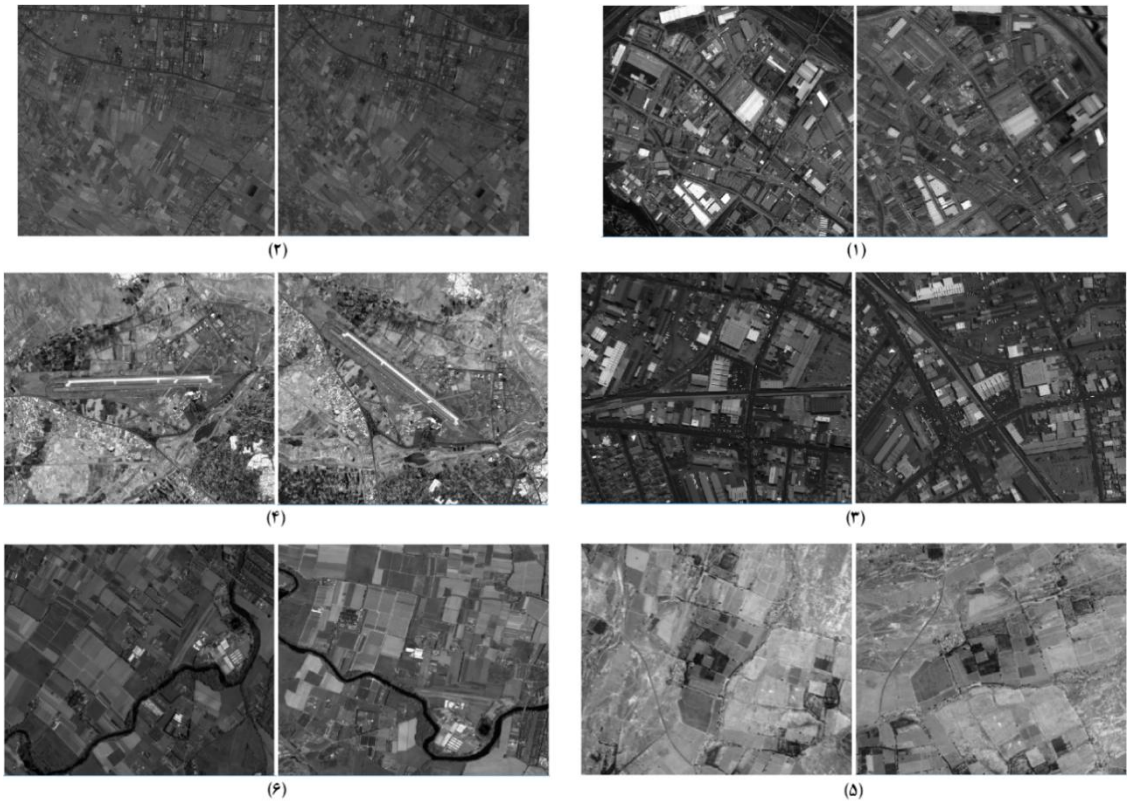
به منظور استخراج عوارض برای ایجاد توصیفگر همانطور که پیشتر بیان شد از عوارض دایره‌ای حاصل از الگوریتم *CenSurE* استفاده می‌شود. پارامترهای اصلی در نظر گرفته شده برای استخراج عوارض در این الگوریتم مطابق با پارامترهای پیشنهادی توسط نویسندگان آنها بوده است [۲۷]. با استفاده از این الگوریتم بر روی هر تصویر تعداد ۲۵۰۰ عارضه به صورت ثابت استخراج شده است. به منظور ایجاد توصیفگر مستقل از تغییرات هندسی، عوارض مستخرج به صورت یک دایره با شعاع ثابت نرمالیزه می‌شوند. در این تحقیق مشابه بسیاری از تحقیقات دیگر شعاع این ناحیه برابر ۲۰ (یک پنجره با ابعاد ۴۱×۴۱) در نظر گرفته می‌شود [۹ و ۲۹].

لازم به ذکر است که توصیفگر *MROGH* مشابه توصیفگر پیشنهادی به طور ذاتی مستقل از دوران است اما توصیفگرهای *CS-LBP*، *SIFT* و *LSS* مستقل از دوران نبوده لذا به‌منظور ایجاد توصیفگر مستقل از دوران برای آنها یک پارامتر جهت بر اساس مقادیر اندازه و جهت گرادیان، مشابه الگوریتم *SIFT* تعیین می‌شود. در نهایت ناحیهٔ نرمالیزه شدهٔ هر عارضه متناسب با این جهت دوران داده شده و از آن برای ایجاد توصیفگر استفاده می‌شود.

توصیفگر پیشنهادی دارای دو پارامتر تعداد حلقه‌ها n و تعداد زیر نواحی مربوط به حلقهٔ اول m_1 است که بر اساس نتایج آزمایشات به‌ترتیب برابر ۳ و ۲ انتخاب شده است. در ادامه معیارهای ارزیابی و نتایج بیان می‌شود.

جدول ۲: مشخصات تصاویر مورد استفاده (شکل (۷) ملاحظه شود)

جفت تصویر	ابعاد تصویر (پیکسل)	*GSD* (متر)	بیت در هر پیکسل	تاریخ اخذ	مکان
اسپات ۵	۶۵۰×۶۰۰	۲٫۵	۸	۲۰۰۹ ۲۰۱۰	بارسلونا - اسپانیا
لندست ۸	۶۵۰×۶۰۰	۲۰	۸	۲۰۰۰ ۲۰۰۶	ایران - تهران
سنتینل ۲	۶۵۰×۶۰۰	۱۰	۸	۲۰۱۸ ۲۰۱۸	ایران - تبریز
آیکنوس	۷۰۰×۶۰۰	۱	۱۱	۲۰۰۳ ۲۰۰۳	هبارت - استرالیا
کارتوست	۷۰۰×۶۰۰	۲٫۵	۱۱	۲۰۰۹ ۲۰۰۹	ایران - تهران
زی‌یوان ۳	۷۰۰×۶۰۰	۲٫۵	۱۱	۲۰۱۴ ۲۰۱۴	سنت - فرانسه



شکل ۷: تصاویر مورد ارزیابی، (۱) جفت تصویر *SPOT 5*، (۲) جفت تصویر *+ETM*، (۳) جفت تصویر *Sentinel*، (۴) جفت تصویر *IKONOS*، (۵) جفت تصویر *IRS-P5*، (۶) جفت تصویر *ZY3*

۴-۱- معیارهای ارزیابی

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

- **تعداد تناظرهای درست** (*N*): تعداد تناظرهای صحیح مستخرج به عنوان یک قابلیت مهم یک توصیفگر است که به عنوان معیار ارزیابی استفاده می‌شود.
- **قابلیت تناظریابی**[1]: این معیار به صورت نسبت تعداد تناظرهای درست انتخاب شده توسط الگوریتم، به تعداد کل تناظرهایی درست موجود تعریف می‌شود.
- **دقت تناظریابی**[2]: این معیار به صورت نسبت تعداد تناظرهای اشتباه به تعداد کل تناظرهای انتخاب شده توسط الگوریتم تعریف می‌شود.
- **دقت مکانی**: این معیار جابه‌جایی موقعیت مکانی دو عارضهٔ نظیر را در جفت تصویر توصیف می‌کند و با استفاده از معیار ریشه میانگین مربعات خطای[3] (*RMSE*) نقاط نظیر محاسبه می‌شود.
- **سرعت**: مدت زمان موردنیاز در انجام محاسبات معیار متداولی برای ارزیابی میزان کارآیی و سرعت روش‌های مختلف در مقایسه با یکدیگر است که در این تحقیق مورد استفاده قرار می‌گیرد.

معیارهای قابلیت تناظریابی و دقت تناظریابی دو معیار متداول برای ارزیابی عملکرد توصیفگرها هستند [۹]. هرچه میزان قابلیت تناظریابی یک الگوریتم بالاتر باشد بیانگر این است که قابلیت آن در شناسایی عوارض نظیر بیشتر است. در مقابل هرچه میزان دقت تناظریابی در

[1] *Recall*
[2] *Precision*
[3] *Root Mean Square Error*

یک الگوریتم بیشتر باشد بیانگر این است که الگوریتم اشتباه‌های کمتری در انتخاب عوارض نظیر دارد. به منظور مقایسهٔ توصیفگرها در هر جفت تصویر از معیار فاصله اقلیدسی که متداول‌ترین معیار مورد استفاده برای مقایسهٔ توصیفگرها است، استفاده می‌شود. شایان ذکر است که برای ارزیابی کیفیت تناظریابی و محاسبهٔ خطای نقاط متناظر از یک تبدیل پروژکتیو مبتنی بر انتخاب دستی یک مجموعه از نقاط متناظر در هر یک از جفت تصاویر استفاده می‌شود.

۴-۲- نتایج و بحث

میزان معیارهای *N*، قابلیت تناظریابی، دقت تناظریابی و *RMSE* برای هر شش جفت تصویر مورد ارزیابی و برای الگوریتم پیشنهادی *RILBP* و همچنین چهار توصیفگر دیگر *CS-LBP*، *LSS*، *SIFT* و *MROGH* در شکل (۸) نشان داده شده است. همانطور که ملاحظه می‌شود در تمامی تصاویر و برای تمامی معیارها توصیفگر *RILBP* بهترین عملکرد را دارد.

عملکرد توصیفگر پیشنهادی در مقایسه با توصیفگر استاندارد الگوی باینری محلی *CS-LBP* بسیار بهتر است. به طوری که روش پیشنهادی *RILBP* در مقایسه با روش استاندارد *CS-LBP* برای معیارهای قابلیت تناظریابی، دقت تناظریابی و *N* به ترتیب به طور متوسط در حدود ۲۵ درصد، ۱۰ درصد و ۳۰ درصد بهبود را نشان می‌دهد. دلیل اصلی این موضوع استفاده از یک ساختار مستقل از دوران برای توصیفگر *RILBP* است که باعث عدم تاثیر خطای تعیین جهت عوارض شده است. علاوه بر این ساختار وزن‌دهی مورد استفاده در توصیفگر پیشنهادی پایداری آن را به میزان زیادی در برابر اعوجاجات هندسی افزایش داده‌است.

در میان روش‌های مورد مقایسه توصیفگر *MROGH* نیز به طور ذاتی مستقل از دوران است. لذا خطای تعیین جهت عوارض بر روی آن تاثیرگذار نبوده و عملکرد آن از دیگر توصیفگرهای مورد مقایسه به استثنای روش پیشنهادی بهتر است. نکتهٔ قابل توجه در خصوص الگوریتم *LSS* این است که با وجود اینکه مقدار معیارهای قابلیت تناظریابی و *N* در آن نسبتا پایین است؛ اما مقدار معیار دقت تناظریابی در آن بالا بوده و در حدود روش پیشنهادی است که بیانگر قابلیت بالای آن در تشخیص صحیح تناظرهای درست است.

توصیفگر شاخص *SIFT* در ارزیابی انجام شده در این تحقیق در بیشتر تصاویر و برای بیشتر معیارها بعد از توصیفگرهای *RILBP* و *MROGH* رتبهٔ سوم را کسب کرده است. اگرچه این توصیفگر از مقادیر اندازه و جهت گرادیان استفاده نموده و پایداری بالایی در برابر اختلافات هندسی و رادیومتریکی دارد؛ اما با توجه به تاثیر خطای تعیین جهت عوارض عملکرد آن در برابر توصیفگرهای فوق که به طور ذاتی مستقل از دوران هستند، ضعیف‌تر است.

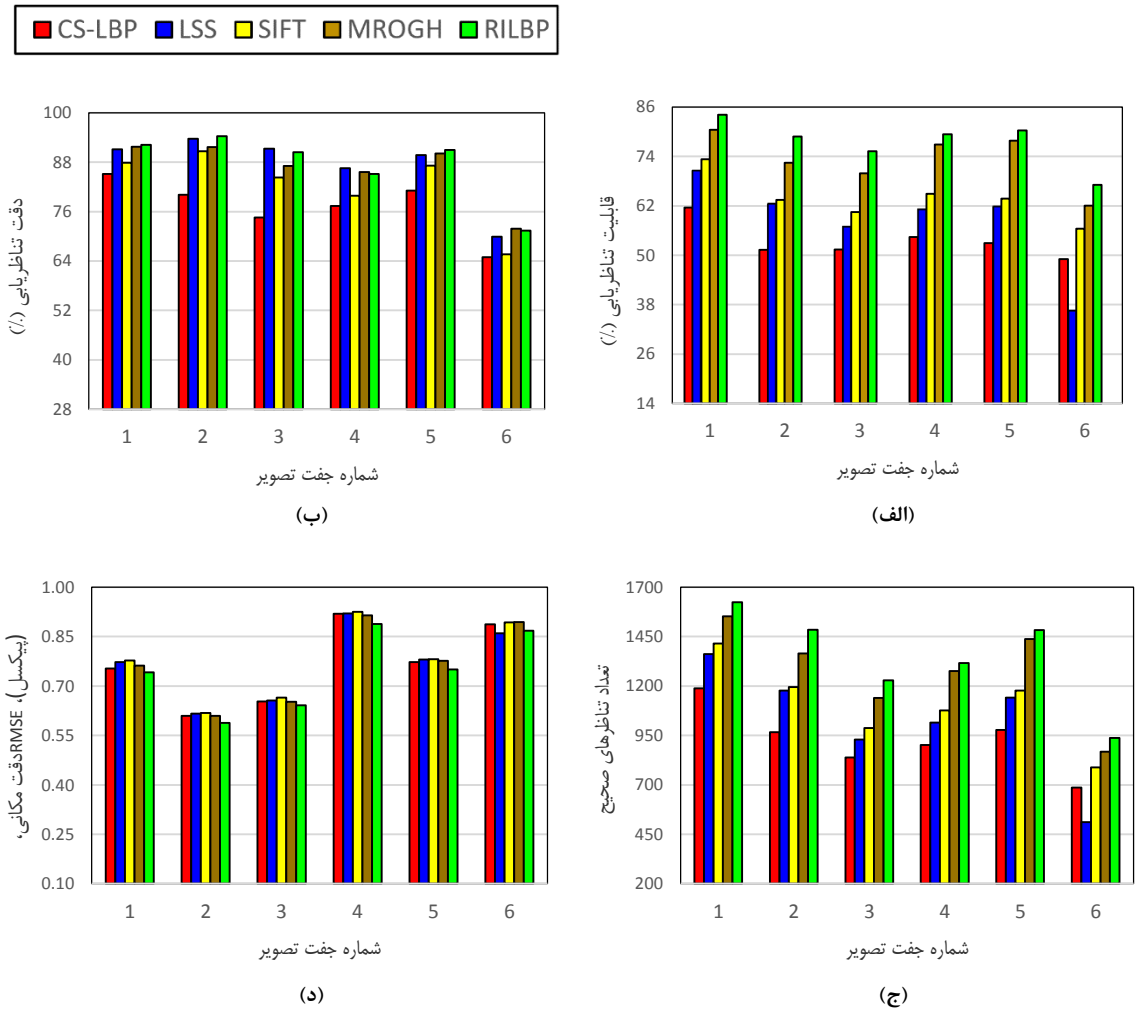
براساس نتایج ارائه شده در شکل (۸)-(د)، میزان *RMSE* عوارض متناظر حاصل از توصیفگرهای مختلف به طور متوسط در حدود یکدیگر بوده و تفاوت معناداری میان دقت مکانی توصیفگرهای مختلف ملاحظه نمی‌شود. با توجه به اینکه برای استخراج عوارض در تمام توصیفگرها از یک الگوریتم یکسان، *CenSurE*، استفاده شده است؛ بدین‌ترتیب می‌توان نتیجه‌گیری کرد که دقت تناظریابی وابسته به نوع توصیفگر نبوده بلکه وابسته به الگوریتم مورد استفاده برای استخراج عوارض است.

لازم به ذکر است که به منظور اندازه‌گیری سرعت الگوریتم‌ها متوسط مدت زمان محاسبهٔ توصیفگرها برای عوارض مستخرج در تمام تصاویر ورودی اندازه‌گیری می‌شود. یادآوری می‌شود که مدت زمان انجام محاسبات به‌شدت وابسته به نوع پیاده‌سازی است. در این تحقیق برای کاهش اثر این موضوع تمامی الگوریتم‌ها در محیط یکسان و به صورت بهینه‌ای پیاده‌سازی شده‌اند. در جدول(۳) متوسط زمان محاسباتی توصیفگرهای مختلف ارائه شده است. همانطور که ملاحظه می‌شود کمترین زمان محاسباتی مربوط به توصیفگر *LSS* بوده و بیشترین زمان محاسباتی نیز مربوط به توصیفگر *MROGH* است. در توصیفگر پیشنهادی *RILBP* با وجود زمان مورد نیاز برای محاسبهٔ معیار الگوی باینری محلی مستقل از دوران

و همچنین فرآیند وزن‌دهی، سرعت آن از توصیفگر استاندارد *CS-LBP* کمتر است. دلیل این موضوع حذف فرآیند تعیین جهت در توصیفگر *RILBP* و همچنین ابعاد کمتر آن است، به طوریکه تعداد مولفه‌های توصیفگر *RILBP* برابر ۱۲۸ و تعداد مولفه‌های توصیفگر *CS-LBP* برابر ۲۵۶ است.

جدول ۳: متوسط زمان محاسبه و تناظریابی توصیفگرها

توصیفگر	*CS-LBP*	*LSS*	*SIFT*	*MROGH*	*RILBP*
زمان (ثانیه)	۲۵٫۸	۲۰٫۶	۲۷٫۱	۳۴٫۳	۲۲٫۷



شکل ۸: نتایج تناظریابی توصیفگرهای مورد مقایسه، (الف) معیار قابلیت تناظریابی، (ب) معیار دقت تناظریابی، (ج) معیار تعداد تناظرهای صحیح، (د) معیار دقت مکانی، *RMSE*

۴- نتیجه‌گیری و پیشنهادات

در این تحقیق یک توصیفگر جدید برای تناظریابی تصاویر ماهواره‌ای با عنوان *RILBP* بر اساس معیار الگوی باینری محلی ارائه شد. توصیفگر پیشنهادی برخلاف توصیفگر استاندارد مبتنی بر الگوی باینری محلی، *CS-LBP*، به طور ذاتی مستقل از دوران بوده و نیاز به تعیین جهت برای تناظریابی ندارد. به منظور ایجاد توصیفگر سه شیوهٔ مستقل از دوران شامل تقسیم‌بندی دایره‌ای، تقسیم‌بندی بر اساس رتبه‌بندی درجات خاکستری و محاسبهٔ الگوی باینری محلی مبتنی بر سیستم مختصات قطبی استفاده شده است. علاوه بر این به منظور افزایش پایداری در برابر اعوجاجات هندسی دو پارامتر وزن مبتنی بر فاصله در آن به کار برده شده است.

عملکرد توصیفگر *RILBP* با چهار توصیفگر مطرح دیگر شامل *CS-LBP*، *LSS*، *SIFT* و *MROGH* بر روی شش جفت تصویر ماهواره‌ای از سنجنده‌های آیکنوس، اسپات۵، لندست۸، سنتینل۲، کارتوست و زی یوان۳ مورد ارزیابی قرار گرفت. بر اساس نتایج ارزیابی توصیفگر پیشنهادی برای معیارهای قابلیت تناظریابی، دقت تناظریابی، تعداد تناظرهای درست و دقت مکانی بهتر از دیگر توصیفگرها است. در مقایسه با روش استاندارد *CS-LBP*، میزان بهبود متوسط عملکرد روش پیشنهادی *RILBP*، برای معیارهای قابلیت تناظریابی، دقت تناظریابی و N به‌ترتیب در حدود ۲۵ درصد، ۱۰ درصد و ۳۰ درصد بوده است. بعد از توصیفگر *RILBP*، توصیفگرهای *MROGH*، *SIFT*، *LSS* و *CS-LBP* به‌ترتیب بهترین عملکرد را ارائه کرده‌اند. پیشنهاد می‌شود از روش تقسیم‌بندی و وزن‌دهی مستقل از دوران پیشنهادی در این تحقیق که بر روی معیار الگوی باینری محلی پیاده‌سازی شد، بر روی دیگر معیارها نظیر معیار خودشباهتی استفاده شده و توصیفگرهای جدیدی ارائه شوند.

مراجع

[1] *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.*

[2] *S. Chen, X. Li, L. Zhao, and H. Yang,"Medium-low resolution multisource remote sensing image registration based on SIFT and robust regional mutual information," International Journal of Remote Sensing, vol. 39, pp. 3215-3242, 2018.*

[3] *M.-J. Noh and I. M. Howat, "Automatic relative RPC image model bias compensation through hierarchical image matching for improving DEM quality," ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, vol. 136, pp. 120-133, 2018.*

[4] *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," arXiv preprint arXiv:1712.05271, 2017.*

[5] *W. Li, K. Fu, H. Sun, X. Sun, Z. Guo, M. Yan, et al., "Integrated Localization and Recognition for Inshore Ships in Large Scene Remote Sensing Images ,"IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2017.*

[6] *X. Yuan, T. Tang, D. Xiang, Y. Li, and Y. Su, "Target recognition in SAR imagery based on local gradient ratio pattern," International journal of remote sensing, vol. 35, pp. 857-870, 2014.*

[7] *S. Wu ,A. Oerlemans, E. M. Bakker, and M. S. Lew, "A comprehensive evaluation of local detectors and descriptors," Signal Processing: Image Communication, 2017.*

[8] *T. Mouats, N. Aouf, D. Nam, and S. Vidas, "Performance Evaluation of Feature Detectors and Descriptors Beyond the Visible," Journal of Intelligent & Robotic Systems, pp. 1-31, 2018.*

[9] M. H. Lee and I. K. Park, "Performance Evaluation of Local Descriptors for Maximally Stable Extremal Regions," Journal of Visual Communication and Image Representation, 2017.

[10] 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.

[11] J. Liu, G. Zeng, and J. Fan, "Fast Local Self-Similarity for describing interest regions," Pattern Recognition Letters, vol. 33, pp. 1224-1235, 2012.

[12] S. Belongie, J. Malik, and J. Puzicha, "Shape matching and object recognition using shape contexts," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 24, pp 509-522, 2002

[13] D. G. Lowe, "Distinctive image features from scale-invariant keypoints," International journal of computer vision, vol. 60, pp. 91-110, 2004.

[14] E. Shechtman and M. Irani, "Matching local self-similarities across images and videos ,"in Computer Vision and Pattern Recognition, 2007. CVPR'07. IEEE Conference on, Minnesota, USA, 2007, pp. 1-8.

[15] M. Calonder, V. Lepetit, M. Ozuysal, T. Trzcinski, C. Strecha, and P. Fua, "BRIEF: Computing a local binary descriptor very fast," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 34, pp. 1281-1298, 2012.

[16] S. Leutenegger, M. Chli, and R. Y. Siegwart, "BRISK: Binary robust invariant scalable keypoints," in Computer Vision (ICCV), 2011 IEEE International Conference on ,Barcelona, Spain, 2011, pp. 2548-2555.

[17] A. Alahi, R. Ortiz, and P. Vandergheynst, "Freak: Fast retina keypoint," in Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2012 IEEE Conference on, Providence, RI, USA, 2012, pp. 510-517.

[18] B. Fan, F. Wu, and Z. Hu, "Rotationally invariant descriptors using intensity order pooling," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 34, pp. 2031-2045, 2012.

[19] F. Bellavia and C. Colombo, "Rethinking the sGLOH Descriptor," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017.

[20] Z. Wang, B. Fan, and F. Wu, "Local intensity order pattern for feature description," in Computer Vision (ICCV), 2011 IEEE International Conference on, Barcelona, Spain, 2011, pp. 603-610.

[21] Z .Huang, W. Kang, Q. Wu, and X. Chen, "A new descriptor resistant to affine transformation and monotonic intensity change," Computer Vision and Image Understanding, vol. 120, pp. 117-125, 2014.

[22] Z. Wang, B. Fan, G. Wang, and F. Wu, "Exploring local and overall ordinal information for robust feature description," IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, vol. 38, pp. 2198-2211, 2016.

[23] T. Ojala, M. Pietikainen, and D. Harwood, "Performance evaluation of texture measures with classification based on Kullback discrimination of distributions," in Pattern Recognition, 1994. Vol. 1-Conference A: Computer Vision & Image Processing., Proceedings of the 12th IAPR International Conference on, 1994, pp. 582-585.

[24] M. Heikkilä, M. Pietikäinen, and C. Schmid, "Description of interest regions with local binary patterns," Pattern recognition, vol. 42, pp. 425-436, 2009.

[25] K. Mikolajczyk and C. Schmid, "Scale & affine invariant interest point detectors," International journal of computer vision, vol. 60, pp. 63-86, 2004.

[26] A. Sedaghat and N. Mohmmadi, "Reliable Image Matching based On Hessian-Affine Detector and MROGH Descriptor," Journal of Geomatics Science and Technology, 2017.

[27] M. Agrawal, K. Konolige, and M. R. Blas, "Censure: Center surround extremas for realtime feature detection and matching," in Computer Vision–ECCV 2008, ed: Springer, 2008, pp. 102-115.

[28] Y. Ye, L. Shen, M. Hao, J. Wang, and Z. Xu, "Robust optical-to-SAR image matching based on shape properties ," IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, vol. 14, pp. 564-568, 2017.

[29] K. Mikolajczyk and C. Schmid, "A performance evaluation of local descriptors," Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, vol. 27, pp. 1615-1630, 2005.

K. N. TOOSI UNIVERSITY OF TECHNOLOGY
FACULTY OF GEODESY AND GEOMATICS ENGINEERING

Journal of Geospatial Information Technology
Vol.7 No.2, Summer 2019

Research Paper

Rotation Invariant Local Binary Pattern Descriptor for Remote Sensing Image Matching

AminSedaghat *[1], Nazila Mohammadi [1]

1- Assistant professor, Department of Geomatics Engineering, Faculty of Civil Engineering, University of Tabriz, Tabriz, Iran

Abstract

Distinctive and efficient description of image features is an essential task for image registration in photogrammetry and remote sensing. The majority of existing descriptors estimate a dominant orientation parameter for rotation invariant image matching. The dominant orientation assignment is an error-prone process, and it decreases the capability of the descriptors. In this paper, a novel feature descriptor based on the local binary pattern operator named RILBP (Rotation Invariant Local Binary Pattern) is proposed that is inherently rotation invariant. To compute the RILBP descriptor, the pixels in the given image region are divided into several sub-regions based on distance and intensity order constraints. Then, a local binary pattern histogram is generated for each sub-region based on a rotation invariant coordinate system. To increase the descriptor robustness against geometric distortions, a special weighting process based on a combined ring and Gaussian functions is applied. The proposed RILBP descriptor was successfully applied for matching of various remote sensing images as: SPOT 5, ETM+, Sentinel 2, IKONOS, IRS P6 and ZY3 sensors, and the results demonstrate its capability compared to common feature descriptors such as CS-LBP, SIFT, LSS, and MROGH. Compared to the standard CS-LBP descriptor, the RILBP descriptor indicates an average performance improvement of about 25%, 10% and 30%, in terms of Recall, Precision and number of correct matches, respectively.

Key words: *Image Registration, Descriptor, LBP, Rotation Invariant, Image Matching.*

Correspondence Address. *Department of Geomatics Engineering, Faculty of Civil Engineering, University of Tabriz, Tabriz, Iran.,*
Tel+98 41 33342533.
Email: *am.sedaghat@gmail.com*