

ارائه یک توصیفگر عمومی مبتنی بر الگوی دودویی محلی وزندار به منظور بازیابی تصاویر مادون قرمز

محمدحسین شکور

چکیده: یکی از توصیفگرهای مهم بافتی تحت عنوان الگوی دودویی محلی می باشد. الگوی دودویی محلی در استخراج ویژگیهای بافتی کاربرد زیادی دارد. در این مقاله نوعی از الگوی دودویی محلی ارائه شده است که از آن نه به عنوان توصیفگر بافت، بلکه به عنوان یک توصیفگر عمومی استفاده شده است. یعنی همانند توصیفگر تبدیل مستقل از مقیاس ویژگی (SIFT) عمل می کند. روش پیشنهادی بر اساس میزان اختلاف نقطه مرکزی با نقاط همسایگی وزن های لازم را تولید می کند و این مقادیر وزن در مقادیر الگوی دودویی ضرب شده و استفاده می شود. ضمن اینکه بجای الگوی دودویی محلی برای کاهش تعداد ویژگیها از الگوی دودویی محلی متقارن مرکزی CS-LBP استفاده شده است. مزیت روش پیشنهادی نسبت به SIFT سرعت بالای آن است. ضمن اینکه بجای تصاویر عادی از تصاویر دوربین های مادون قرمز استفاده شده است. این تصاویر نسبت به تصاویر معمول دارای لبه هایی تارتر هستند و بازیابی آنها با توصیفگرهای عمومی عملاً نتایج خوبی تولید نمی کند. نتایج پیاده سازی نشان می دهد که روش پیشنهادی هم از لحاظ سرعت و هم از لحاظ دقت نسبت به توصیفگرهای عمومی مانند SIFT بهتر عمل می کند ضمن اینکه از روش الگوی دودویی محلی متقارن مرکزی هم دقت بالاتری دارد.

کلیدواژه‌ها

الگوی دودویی محلی، تبدیل مستقل از مقیاس ویژگی، بازیابی تصاویر، تصاویر مادون قرمز.

۱ مقدمه

یکی از مهمترین قسمتهای مربوط به پردازش تصویر و بینایی ماشین در هر سیستمی قسمت استخراج ویژگی از تصاویر است. توصیفگرهای مختلفی برای استخراج ویژگی از تصاویر ارائه شده اند. توصیفگر مناسب برای هر تصویر توصیفگری است که ویژگیهای متمایز کننده استخراج کند. ضمن اینکه غیرحساس بودن

به تغییرات مقیاس، نویز، چرخش و تغییرات روشنایی نیز به افزایش قدرت توصیفگر کمک زیادی می کند. روش های مختلفی مانند هیستوگرام رنگ [۱]، هیستوگرام لبه و گرادیان [۲] و ماتریس همرخدادی [۳] از جمله توصیفگرهایی هستند که به منظور استخراج ویژگی از تصاویر ارائه شده اند. یکی از توصیفگرهای مهم تصویری که نسبت به مقیاس غیرحساس است روش تبدیل مستقل از مقیاس ویژگی^۱ (SIFT) می باشد [۴]. تبدیل مستقل از مقیاس ویژگی (SIFT) یک الگوریتم در بینایی ماشین است که برای استخراج ویژگی های مشخص از تصاویر، برای استفاده در الگوریتم های کارهایی چون تطبیق نماهای

این مقاله در فروردین ماه سال ۹۹ دریافت، در آبان ماه بازنگری و سپس پذیرفته شد.

دانشکده فنی و مهندسی، گروه مهندسی کامپیوتر، دانشگاه اراک، اراک، ایران.

رایانامه : mh-shakoor@araku.ac.ir

¹ Scale Invariant Features Transform

مختلف یک جسم یا صحنه و شناسایی اجسام به کار می‌رود. ویژگی‌های بدست آمده نسبت به مقیاس تصویر و چرخش و نسبت به تغییر زاویه دید^۱ و تغییرات نور و تاری تصویر مقاوم می‌باشد. نام تبدیل مقیاس ناپسته ویژگی از آن سو که الگوریتم داده‌های تصویر را به مختصات مقیاس ناپسته‌ای نسبت به ویژگی‌های محلی تبدیل می‌کند بر آن نهاده شده است. این روش با استخراج ویژگی‌های مبتنی بر گرادیان و جهت آن از نقاط همسایگی نقطه‌های کلیدی مشخصاتی از تصویر استخراج می‌کند که با تغییر اندازه تصویر نیز این مشخصات ثابت می‌ماند یعنی نسبت به تغییرات مقیاس مقاوم است. اگرچه این روش یکی از پرکاربردترین توصیفگرهای تصویری است اما به دلیل سرعت پایین آن در بسیاری از کاربردها کارایی لازم را ندارد. لذا نمونه‌های دیگری از این توصیفگرهای عمومی تحت عنوان‌های مختلفی مانند روشهای [۵] SURF، [۶] GLOH، [۷] BRIEF و [۸] ORB ارائه شده‌اند. در سالهای اخیر روشهایی مبتنی بر یادگیری عمیق هم ارائه شده‌اند که وظیفه بازیابی تصاویر را انجام می‌دهند این روشها برای پردازش به پردازنده‌های قوی نیاز دارند [۹-۱۱].

توصیفگرهای بافتی یکی دیگر از انواع مهم توصیفگرهای تصاویر هستند. از مهمترین این نوع روشها می‌توان به الگوی دودویی محلی^۲ اشاره کرد. روش الگوی دودویی محلی نخستین بار توسط اوجالا و همکاران [۱۲] ارائه شد. قبل از ارائه الگوی دودویی نیز در [۱۳] ذبیح و همکارانش روش مشابهی بنام تبدیل آماری^۳ ارائه کردند که مشابه الگوی دودویی است فقط ترتیب دنباله بیتی آن برعکس است ولی در اکثر مقالات بیشتر از الگوی دودویی محلی استفاده شده است. این روش مزایای مختلفی دارد یکی از این مزیتها، سادگی محاسبات آن می‌باشد. ضمن اینکه قابلیت استخراج اطلاعات محلی را با دقت بالا دارد و چون از تفاضل سطوح خاکستری استفاده می‌کند، نسبت به تغییرات یکنوای سطوح خاکستری یا تغییر روشنایی تصویر غیرحساس است. نمونه‌های اولیه این روش نسبت به چرخش حساس بودند. همچنین به دلیل محلی بودن عملکردشان، این روشها نسبت به نویز نیز حساسیت زیادی دارند. ولی اوجالا و همکارانش در ادامه نمونه‌های غیرحساس به چرخش و مقاوم به نویز [۱۴، ۱۵] را ارائه کردند. قابلیت استخراج ویژگی‌های بافتی با دقت بالا و سادگی محاسبات و قابلیت ترکیب شدن با سایر روشها، باعث شد که در دهه اخیر، این روش یکی از پرکاربردترین روشهای استخراج ویژگی نه تنها در تصاویر بافتی بلکه در سایر تصاویر گردد و نمونه‌های بسیار زیادی از الگوی دودویی محلی ارائه شود.

روشهای بسیار زیادی از این نوع توصیفگر تاکنون ارائه شده است که اغلب آنها هدفش تولید ویژگیهای تصاویر بافتی به منظور طبقه بندی بوده است. لیاثو و همکاران روشی بنام

الگوی دودویی محلی غالب^۴ DLBP ارائه کردند [۱۶] که در آن به فراوانی الگوها توجه شده است و الگوهایی که ۸۰ درصد از کل تصویر را بخود اختصاص می‌دهند و در اکثریت هستند برای طبقه بندی استفاده شد. هدف اصلی این روش مقاوم شدن به نویز بود. مهمترین توصیفگر خانواده الگوی محلی دودویی را می‌توان روش کامل آن دانست. این روش [۱۷] یعنی CLBP دقت بسیار بالایی را برای طبقه بندی فراهم می‌کند که برخلاف سایر روشها که فقط از علامت تفاضل الگوی دودویی استفاده می‌کنند در آن هم از علامت^۵ (CLBP_S) و هم از اندازه^۶ این تفاضل (CLBP_M) استفاده میشود ضمن اینکه اطلاعات نقطه مرکزی^۷ (CLBP_C) هم استفاده میشود. ژيو و همکارانش در ادامه روش دیگری بنام الگوی دودویی محلی واریانسی LBPV را ارائه کردند [۱۸] که در آن واریانس هر همسایگی را بعنوان وزن هر کدام از ویژگیهای استخراج شده لحاظ می‌کرد. البته این روش مشکل حساس بودن به چرخش دارد که با ارائه یک نوع تکنیک بنام "جهت اصلی بافت" برطرف شده است. در [۱۹] ژائو و همکاران روش دودویی محلی شمارشی کامل CLBC را ارائه کردند که کاری به همگن و ناهمگن بودن الگوها نداشت و فقط بر اساس تعداد ۱ های استخراج شده از کد دودویی محلی ویژگیها را استخراج می‌کرد. از جمله دیگر الگوهای دودویی محلی روش LBP/VAR [۲۰] است که از ترکیب هیستوگرام رقمی شده واریانس با هیستوگرام دودویی محلی به درصد بالایی از طبقه بندی رسیده است. همچنین روش دیگری بنام الگوی سه تایی محلی LTP ارائه شده است که بیشتر کاربرد مقاوم سازی نسبت به نویز دارد. این روش بوسیله تن و همکاران [۲۱] ارائه شد و از هر الگوی محلی دو هیستوگرام استخراج می‌کند سپس آنها را به یکدیگر پیوند می‌دهد. نسخه‌های جدید الگوی دودویی محلی هم ارائه شده که بیشتر به روشهای مقاوم به نویز می‌توان اشاره کرد [۲۲، ۲۳].

الگوی دودویی محلی همان گونه که اشاره شده به منظور استخراج ویژگی از تصاویر خصوصاً تصاویر بافتی به منظور طبقه بندی آنها ارائه شده است و اغلب روشهای این خانواده به همین منظور استفاده می‌شود. در این مقاله روشی مبتنی بر الگوی دودویی محلی ارائه شده است که از آن بعنوان یک توصیفگر عمومی به منظور بازیابی تصاویر استفاده می‌شود. روشهای بسیار اندکی ارائه شده است که از الگوی دودویی محلی به عنوان توصیفگر عمومی استفاده کرده‌اند. تعداد این روشها زیاد نیست از مهمترین این روشها می‌توان به الگوی دودویی متقارن^۸ CS-LBP [۲۴] و الگوی دودویی متعامد^۹ OC-LBP [۲۵] اشاره کرد. مقالات دیگری اخیراً ارائه شده‌اند که با استفاده از روشهای مبتنی بر

⁴ Dominant LBP

⁵ Complete LBP Sign

⁶ Complete LBP Magnitude

⁷ Complete LBP Center

⁸ Center Symmetric LBP

⁹ Orthogonal Combination LBP

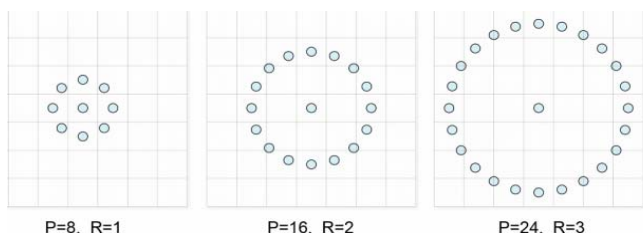
¹ Affine

² Local binary Pattern

³ Census Transform

$$s(g_i - g_c) = \begin{cases} 1 & g_i \geq g_c \\ 0 & g_i < g_c \end{cases} \quad (2)$$

الگوی دودویی محلی (LBP) در حقیقت یک توصیفگر برای استخراج اطلاعات بافتی^۳ از تصویر است. این الگو می تواند در یک ناحیه محلی عمل کند. LBP اولیه در همسایگی ۳×۳ تعریف شد ولی می توان همسایگی های بزرگتری را هم استفاده کرد. این الگو دارای دو پارامتر P و R است. که به ترتیب شعاع همسایگی و تعداد نقاط همسایگی است. در شکل ۲ برخی مقادیر مختلف این دو پارامتر نمایش داده شده است. هر چه تعداد نقاط همسایگی بیشتر شود تعداد بیشتری ویژگی از تصویر استخراج می شود.



شکل ۲) چند نمونه همسایگی محلی دودویی [۱۲]

مقدار R متفاوت است مثلاً می توان آنرا ۱ قرار داد و در یک ناحیه ۳×۳ مقدار اخیر را محاسبه کرد. مقدار P هم تعداد نقاط همسایه هر نقطه مرکزی است که برای R=1 مقدار P=8 است. الگوی دودویی محلی در مجموع 2^P ویژگی تولید می کند. چون P=8 است لذا 2^8 حالت یا ۲۵۶ تا مقدار LBP تولید می شود که از این مقادیر به عنوان ویژگی های بافتی برای طبقه بندی استفاده می گردد. این مقادیر به عنوان بازه های هیستوگرام استفاده شده و برای مقایسه دو بافت بجای استفاده از روش های طبقه بندی رایج مستقیماً دو هیستوگرام با هم مقایسه می شود.

اگرچه نمونه های دیگری از الگوی دودویی محلی ارائه شده اند که غیرحساس به چرخش هستند [۱۵، ۱۴] ولی در این مقاله استفاده ای از آنها نمی شود. زیرا در اینجا از این روش برای تطابق تصاویر استفاده شود و باید ویژگی نقاط کلیدی استخراج شود لذا اطلاعات چرخش هم در تمایز تصاویر مهم است و باید از روشی حساس به چرخش یا مشابه همان الگوی اولیه دودویی استفاده کنیم.

۲-۲ الگوی دودویی محلی متقارن^۴

در این تحقیق از روشی CS-LBP به عنوان یکی از روشهای مورد مقایسه استفاده شده است. در این روش برای کاهش تعداد ویژگیها بجای مقایسه هر نقطه همسایگی با مرکز، آن نقطه با نقطه مقابلش مقایسه می شود و تعداد ویژگیها بصورت نمایی کاهش می یابد. در شکل ۳ نحوه محاسبه این روش برای P=8 نقطه

توصیفگرهای الگوی دودویی محلی به منظور بازیابی تصاویر گرفته شده از راه دور [۲۶] و تصاویر پزشکی [۲۷] استفاده شده اند. در این مقاله برخلاف همیشه نوعی الگوی دودویی محلی ارائه می شود که هدف آن استخراج ویژگی از تصاویر جهت شناسایی، تطابق^۱ و بازیابی^۲ تصاویر است. یعنی همان کاری که توصیفگرهای عمومی مانند سیفت انجام می دهند. این روش در واقع نوعی الگوی دودویی متقارن مرکزی وزن دار است که عملکرد مناسبی برای تصاویر مادون قرمز دارد. استفاده از توصیفگرهای معمول مانند سیفت که کاملاً وابسته به لبه و گرادیان هستند برای تصاویر مادون قرمز نتایج مناسبی تولید نمی کند ولی روش پیشنهادی تا حد زیادی این مشکل را مرتفع کرده است و هم از لحاظ سرعت و هم قابلیت کار روی تصاویر با شفافیت کم، برتری محسوسی نسبت به سیفت دارد.

۲ روشهای پایه

در این قسمت الگوی دودویی محلی، الگوی دودویی محلی متقارن و توصیفگر عمومی تبدیل غیرحساس به مقیاس را تشریح می کنیم.

۲-۱ الگوی دودویی محلی

روش الگوی دودویی محلی [۱۱]، روشی مبتنی بر پردازش محلی تصاویر می باشد که در آن مقدار هر کد الگوی دودویی در یک همسایگی با شعاع و تعداد نقاط معین همسایه مشخص می شود. در این روش باید تعداد نقاط همسایگی P و شعاع همسایگی R تعیین شود. شکل ۱ مثالی از نحوه محاسبه الگوی دودویی محلی را نشان می دهد. روابط ۱ و ۲ هم محاسبه الگوی دودویی محلی را نشان می دهد که در آن R شعاع همسایگی، P تعداد نقاط موجود در همسایگی، g_c شدت روشنایی نقطه مرکزی و g_i نیز شدت روشنایی نقاط موجود در همسایگی می باشد. با توجه به شکل الگوهای دودویی محلی، خروجی این عملگر برای هر همسایگی از تصویر، یک عدد دودویی P بیتی است که دارای 2^P مقدار مختلف می باشد. این روش حساس به چرخش است و ویژگیهای زیادی را استخراج می کند که تعداد آن ها برحسب P بصورت نمایی زیاد می شود.

0	2	0
8		16
0	0	0

کد دودویی محلی

1	2	4
8		16
32	64	128

وزن

0	1	0
1		1
0	0	0

کد دودویی

0	25	3
15	15	31
3	2	4

تصویر

شکل (۱) انتخاب همسایگی ۳×۳ و محاسبه الگوی دودویی محلی،

$$\text{مقدار کد } 2+16+8=26$$

$$LBP_{P,R(x,y)} = \sum_{i=0}^{P-1} s(g_i - g_c) 2^P \quad (1) \quad [11]$$

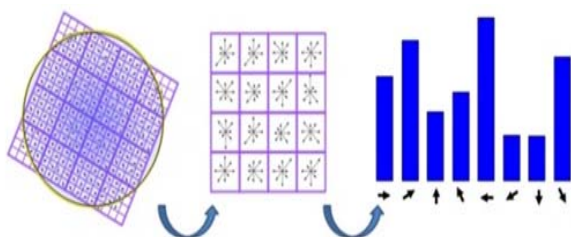
³ Texture

⁴ Center Symmetric Local Binary Pattern

¹ Image Retrieval

² Recall

کلیدی تصویر مقصد مقایسه می‌شود و به هر کدام نزدیکتر بود در حقیقت عمل تطابق نقطه با آن نقطه انجام می‌شود. مراحل توصیف یک نقطه کلیدی توسط توصیفگر SIFT در شکل ۴ بصورت مختصر نمایش داده شده است. که در آن ۸ جهت اصلی بصورت یک هیستوگرام نمایش داده شده است. اندازه مقادیر هیستوگرام از مجموع مقادیر گرادانهای هر کدام از نواحی ۱۶ گانه بدست می‌آید.



شکل ۴) مراحل توصیف یک نقطه کلیدی توسط توصیفگر SIFT [۴]

۲-۴ پایگاه داده

روش پیشنهادی برای اعمال به تصاویر گرفته شده با دوربین های مادون قرمز استفاده می‌شود. این تصاویر به دلیل اینکه دارای لبه های تارتری نسبت به تصاویر عادی هستند گرادان کمتری ایجاد می‌کنند و این مساله باعث می‌شود که استخراج ویژگیهای متمایز از آنها سخت تر شود و ویژگیهایی که توسط توصیفگرهای تصویری مثل SIFT از این تصاویر بدست می‌آید خاصیت متمایزکنندگی کمتری دارند.

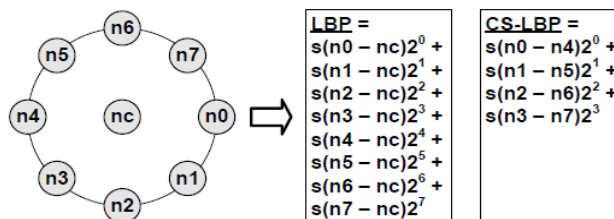
این تصاویر بصورت سفارشی و با دوربین مادون قرمز تهیه شده‌اند و فاقد نقاط ارزیابی از پیش تعیین شده^۳ هستند. لذا برای مقایسه و ارزیابی دقیقتر از یک پایگاه تصویر دیگر که دارای نقاط ارزیابی از پیش معین هستند هم استفاده کرده ایم. در ادامه این دو دسته داده را تشریح می‌کنیم.

الف. پایگاه داده Oxford

برای مقایسه روش پیشنهادی با روشهای متداول نیز از یک پایگاه داده تصویر مشهور بنام آکسفورد [۲۹] هم استفاده کرده ایم. این پایگاه داده با داشتن نقاط ارزیابی از پیش معین امکان مقایسه و ارزیابی دقیقتر روشها را فراهم می‌کند.

این داده ها شامل انواع تصاویر مختلف است که ۳۶ تصویر شامل ۶ کلاس در هر یک ۶ تصویر با تغییر زاویه دید، روشنایی مختلف، تاری، درجات فشرده سازی و میزان چرخش متفاوت آن می باشد. هدف از آن بازیابی تصاویر از طریق نقاط کلیدی و

همسایگی نمایش داده شده است. مطابق با این شکل برای ۸ نقطه همسایگی ۲۵۶ ویژگی توسط الگوی دودویی محلی عادی تولید می‌شود در حالی که این تعداد برای روش CS-LBP برابر با ۱۶ مورد می باشد.



شکل ۳) الگوی دودویی محلی معمولی LBP و الگوی دودویی محلی متقارن نسبت به مرکز CS-LBP [۲۴]

۲-۳ توصیفگر SIFT

توصیفگر سیفت نخستین بار توسط لاو [۴] ارائه شد. مهمترین کارایی این روش مقاوم بودن نسبت به تغییرات زاویه دید و تغییرات اندازه تصویر است. این روش برخلاف روشهای بافتی نیاز به نقاط کلیدی دارد و ویژگیها را فقط از نقاط کلیدی تصویر و نه همه نقاط تصویر استخراج می‌کند. این روش دارای مراحل مختلفی است که در ادامه مراحل این توصیفگر تشریح می‌شود:

- یافتن نقاط کلیدی : این قسمت الگوریتم های مختلفی به عنوان آشکارکننده^۱ دارد. نمونه این آشکارکننده ها می توان به روش هریس^۲ اشاره کرد [۲۸] که بیشترین کاربرد را در تشخیص نقاط کلیدی و نواحی اطراف آن دارد. برای اینکار باید نقاط اکسترم را در هر ناحیه در همان سطح و نسبت به سطوح مقیاس بالاتر یا پایین تر بدست آورد.
- برای یک نقطه کلیدی خاص، با توجه به زاویه چرخش و مقیاس مربوط به آن، ناحیه اطراف نقطه کلیدی تغییر مقیاس داده شده و چرخانده می‌شود. سپس ناحیه اطراف آن به اندازه ۱۶×۱۶ تغییر اندازه می‌دهد. این قسمت در شکل ۸ تشریح شده است.
- پیکسل‌ها به ۱۶ ناحیه با اندازه ۴×۴ تقسیم می‌شود و گرادان هر پیکسل در این همسایگی محاسبه می‌شود.
- به ازای هر ناحیه، هیستوگرام جهت گرادان، با استفاده از ۸ بخش محاسبه می‌شود.
- اتصال هیستوگرام‌ها برای بدست آوردن بردار ویژگی با طول ۱۲۸ (۱۶×۸) یعنی خروجی اپراتور سیفت بازای هر نقطه کلیدی یک بردار ۱۲۸ تایی از ویژگیها است که این بردار با بردار همه نقاط

¹ Detector

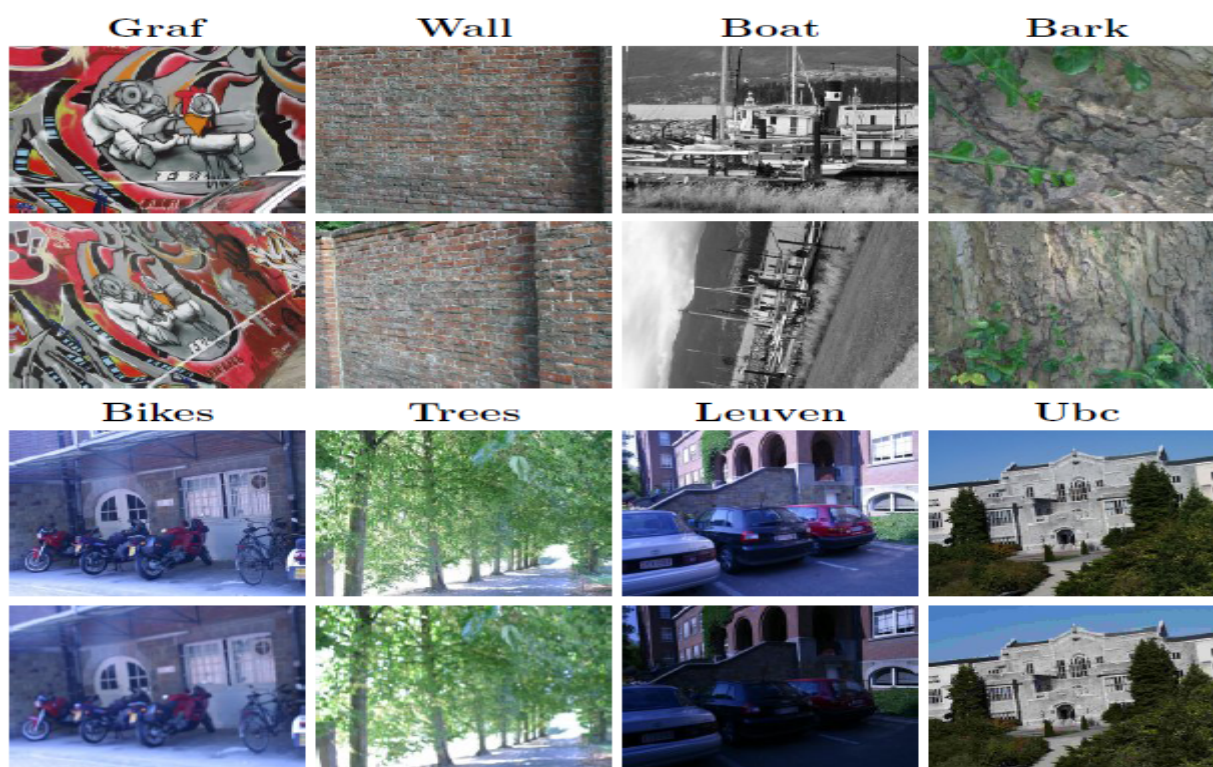
² Harris

³ Ground Truth

ب. پایگاه داده تصاویر مادون قرمز

این تصاویر که بصورت سفارشی تهیه شده‌اند. شامل ۴ کلاس تصویری می باشد که در آنها در هر کلاس ۱۰ تصویر خاکستری قرار دارد. این تصاویر با استفاده از دوربینهای مادون قرمز و از زاویه های مختلف گرفته شده‌اند. از این مجموعه تصاویر جهت تطابق نقاط کلیدی و بازیابی تصاویر استفاده می‌شود. شکل ۶ نمونه ای از این تصاویر را نشان می دهد. نوار تیره اطراف این تصاویر به علت تثبیت میدان دید توسط استابلایزر تصویری می باشد.

بازیابی تصاویر مربوطه است. تصاویر Boat، Bark، Wall، Graf دارای تغییرات زاویه دید هستند و بیشترین کاربرد برای تست توصیفگرهای عمومی توسط همین تغییر بررسی می‌شود. تصاویر Bike و Trees تصاویری مات هستند و لبه های تار شده در آنها ایجاد شده است. تغییرات تصویر Leuven مربوط به تغییرات روشنایی است و تغییرات Ubc بخاطر فشرده سازی با درجات مختلف می باشد. شکل ۵ چند نمونه از این تصاویر را نمایش می دهد. در جدول ۱ نیز ویژگیهای تصاویر مورد استفاده و تغییرات اعمال شده به هر تصویر نمایش داده شده است.



شکل ۵) تعدادی از تصاویر پایگاه داده اکسفورد [۲۷]

جدول ۱) نوع تصاویر و تغییرات اعمال شده به تصاویر داده های Oxford به منظور بازیابی [۲۷]

تصویر	منظره تصویر	تغییرات
Graf	ساختاری	زاویه دید
Wall	بافتی	زاویه دید
Boat	ساختاری	مقیاس و چرخش
Bark	بافتی	مقیاس و چرخش
Bikes	ساختاری	تار شدن
Trees	بافتی	تار شدن
Leuven	ساختاری	روشنایی
Ubc	ساختاری	فشرده سازی



شکل ۶) برخی تصاویر مادون قرمز مورد استفاده برای بازیابی

۳ روش پیشنهادی

می‌شود، سپس توصیفگر SIFT به هر ناحیه اعمال می‌گردد و بردار توصیفگر آن ناحیه تولید می‌شود.



الف ب ج
شکل ۸) تصاویر الف: ناحیه اطراف نقطه کلیدی،
(ب) تبدیل ناحیه به مربع شکل، (ج) طراز کردن ناحیه

شکلهای ۸ یک ناحیه از تصویر و شکل نرمالایز شده آنرا نمایش می‌دهد. شکل ۸-الف یک ناحیه اطراف نقطه کلیدی را نشان می‌دهد. شکل ۸-ب همان ناحیه را پس از نرمال سازی بصورت یک ناحیه دایروی نشان می‌دهد و شکل ۸-ج هم در نهایت شکل نهایی مورد استفاده برای استخراج ویژگی را نشان می‌دهد. یعنی شکل ۸-ج از صفر کردن زاویه جهت غالب تصویر ۸-ب بدست آمده است تا اثر چرخش تصویر در تطابق حذف شود. یعنی برای هر ناحیه تشخیص داده شده آنچه به عنوان ورودی به تابع توصیفگر داده می‌شود شکل ۸-ج است و بردار استخراج شده توصیفگر به عنوان بردار نقطه کلیدی مربوطه استفاده می‌شود.

در حقیقت ورودی تابع اصلی توصیفگر، فقط مختصات نقطه کلیدی نیست بلکه همین تکه تصویر نرمالایز شده اطراف نقطه کلیدی است و خروجی تابع توصیفگر، بردار ویژگی استخراج شده از اطراف این نقطه کلیدی می‌باشد. دو شکل زیر نواحی اطراف نقاط کلیدی دو تصویر را نشان می‌دهد.

ابتدا مانند روش توصیفگرهای عمومی باید نقاط کلیدی را با کمک یک آشکارکننده استخراج کنیم. درحقیقت باید نواحی کلیدی اطراف هر نقطه کلیدی را استخراج کنیم. برای اینکار باید از توابع آشکارکننده ناحیه اطراف نقاط کلیدی استفاده کنیم. در شکل ۷ این نواحی آشکار شده نمایش داده شده است.



شکل ۷) نمونه ای از نواحی اطراف هر نقطه کلیدی [۲۶]

در ادامه باید با استفاده از توصیفگر پیشنهادی، بردار توصیف نقاط کلیدی را استخراج کنیم. نکته مهم آن است که بردار توصیفگر فقط از یک نقطه یعنی نقطه کلیدی ویژگی را استخراج نمی‌کند بلکه برای کل نقاط ناحیه اطراف نقطه کلیدی اینکار را انجام می‌دهد. نکته مهم دیگری که باید برای استخراج ویژگی از هر ناحیه به آن توجه کرد، آن است که اغلب نواحی اطراف نقاط کلید بیضوی شکل هستند که برای استخراج ویژگی باید ابتدا نرمالایز شوند و به نواحی دایروی تبدیل شوند. این کار در شکل ۸ نشان داده شده است. یعنی ابتدا عملیات نرمال سازی نواحی انجام

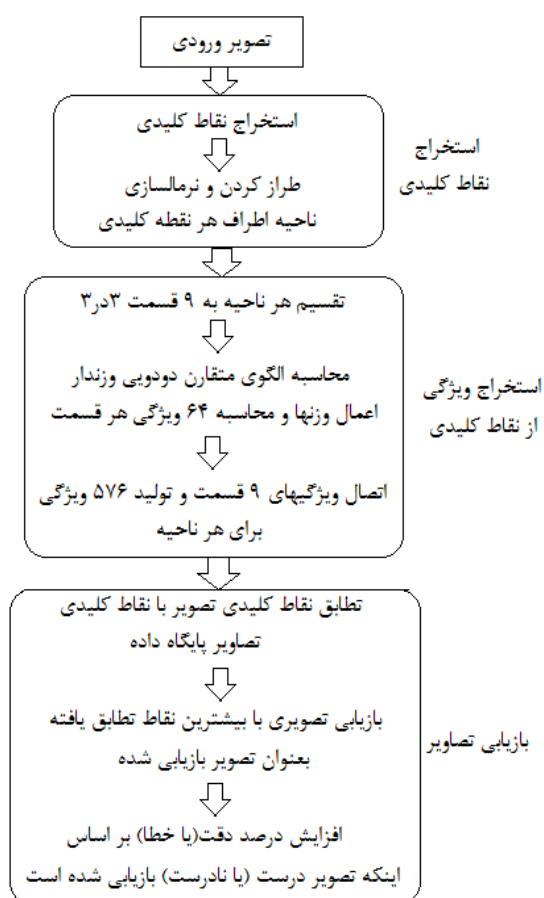
ویژگی هستند و مجموعاً ۶۴ ویژگی استخراج می‌شود. در این صورت تعداد ویژگیها بصورت نمایی بالا نمی‌رود.

مقدار $W1$ تا $W4$ یعنی وزن هر کدام از بردارها بر اساس میانگین اندازه مقادیر گرادیان بین نقطه وسط و ۴ نقطه همسایگی تولید می‌شود. این محاسبه در رابطه شماره ۳ نمایش داده شده است. یعنی هرچه تفاوت مرکز با ۴ نقطه اطراف بیشتر باشد وزن بردار حاصل از آن کد LBP بیشتر می‌شود.

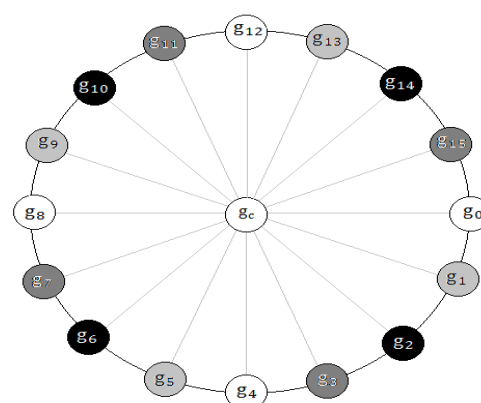
$$W_k = \sum_{i=0}^{P-1} |\text{Mag}(g_{i \times 4 + k}) - \text{Mag}(g_c)| / M, \quad k = 0, 1, 2, 3 \quad (3)$$

در پایان بردارها یا هیستوگرام های تولید شده به هم متصل می‌شود یعنی تعداد بازه های کل برابر می‌شود با $\frac{P}{4} \times 2^4$ خواهد شد. یعنی اگر $P=16$ باشد $P/4=4$ یعنی ۴ تا هیستوگرام داریم که هر هیستوگرام ۱۶ تا بازه دارد. لذا تعداد کل بازه های هر ناحیه ۶۴ می‌شود. چون ۹ ناحیه در اینجا در اطراف هر نقطه انتخاب کرده ایم لذا تعداد کل ویژگیهای استخراج شده برای هر نقطه کلیدی برابر است با 9×64 یعنی ۵۷۶ ویژگی.

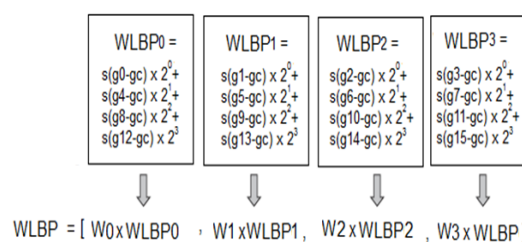
همان طور که در شکل ۱۱ نشان داده شده، روش پیشنهادی شامل سه قسمت است. این قسمتها شامل استخراج نقاط کلیدی، استخراج ویژگی از نقاط کلید و بازیابی تصویر از طریق تطابق نقاط کلیدی است. در حقیقت روش پیشنهادی در قسمت دوم قرار دارد.



۱۱) دیاگرام روش پیشنهادی



شکل ۹) همسایگی $R=2, P=16$



شکل ۱۰) محاسبه الگوی دودویی وزن دار WLBP

روش پیشنهادی تحت عنوان الگوی دودویی محلی وزندار^۱ WLBP نامگذاری شده است. دیاگرام کلی این روش در شکل ۱۱ نمایش داده شده است.

عملکرد این روش بدین صورت است که ابتدا با استفاده از آشکارکننده نقاط کلیدی، این نقاط تصویر شناسایی می‌شوند. برای اینکار از همان آشکارسازهای متداول در سیفت مثل هریس [۲۸] استفاده شده است. در ادامه همان طور که در شکل ۸ نمایش داده شده نواحی اطراف هر نقطه کلیدی طراز می‌شود. برای هر نقطه در اطراف آن یک ناحیه 20×20 در نظر گرفته ایم. سپس این ناحیه به ۹ قسمت یعنی 3×3 قسمت تقسیم شده است. برای هر ناحیه مقدار WLBP مشابه با روش الگوی دودویی محلی متقارن مرکزی^۲ (CS-LBP) محاسبه می‌شود. شکل‌های ۹ و ۱۰ به منظور تشریح روش پیشنهادی نمایش داده شده‌اند. یعنی هر نقطه بجای مقایسه با مرکز با نقطه مقابل آن مقایسه می‌شود. منتها بجای اینکه همه نقاط را با هم ترکیب کنیم. هر ۴ نقطه را مجزا ترکیب می‌کنیم ضمن اینکه از همسایگی با شعاع ۲ و تعداد ۱۶ نقطه استفاده می‌کنیم. یعنی از نقاط $n0, n4, n8, n12$ یک بردار ویژگی یا هیستوگرام WLB0 استخراج می‌شود. از نقاط $n1, n5, n9, n13$ هم بردار WLB1، از نقاط $n2, n6, n10, n14$ هم بردار WLB2 و بالاخره از $n3, n7, n11, n15$ هم یک بردار WLB3 استخراج می‌شود. هر کدام از این بردارها شامل ۱۶

¹ Weighted Local Binary Pattern

² Center-Symmetric LBP

۳-۱ ویژگی روش پیشنهادی

بطور خلاصه می توان مزیت روش پیشنهادی نسبت به روشهای دیگر می توان بصورت زیر بیان کرد.

(الف) مزیت نسبت به توصیفگرهای عمومی :

عملکرد توصیفگرهای عمومی مانند SIFT کاملاً وابسته به گرادیان یعنی اختلاف پیکسلها یا مقدار لبه ها است این گرادیان در تصاویر مادون قرمز ضعیف است لذا ویژگیهای استخراج شده با این توصیفگرها عملکرد خوبی ندارند. روش پیشنهادی هم اگرچه براساس اختلاف پیکسلها کار می کند ولی با استفاده از اعمال وزن تا حد زیادی ضعیف بودن لبه ها و گرادیان را جبران می کند و عملکرد بهتری روی تصاویر مادون قرمز دارد. البته نتایج نشان می دهد اگر با پیش پردازشهای دقیق لبه های تصاویر را بهبود دهیم دقت توصیفگرهایی مانند SIFT تا حد زیادی بهبود می یابد، ولی زمان پردازش خیلی زیاد تر می شود.

(ب) مزیت نسبت به الگوی دودویی محلی متقارن مرکزی :

روش پیشنهادی با توجه به استفاده گرادیان به عنوان وزن مقادیر الگوی دودوی می تواند ضعف لبه ها را جبران کند لذا نتایج بهتری نسبت به الگوی دودویی متقارن مرکزی دارد. البته زمان انجام آن کمی بیشتر می شود.

۴ نتایج پیاده سازی

ابتدا از لحاظ بازیابی تصاویر مادون قرمز نتایج را با SIFT و روش CS-LBP مقایسه می کنیم. در این تصاویر به دلیل نداشتن نقاط ارزیابی از پیش معین، صرفاً نتیجه خروجی که دقت بازیابی تصاویر محاسبه شده است. برای مقایسه دقیقتر نقاط کلیدی بازیابی شده از پایگاه داده آکسفورد و معیار دقیقتر ROC^۱ هم استفاده شده است.

پیاده سازی در محیط MATLAB 2017 روی ویندوز ۷ انجام شده است. کامپیوتر مورد استفاده پردازنده ۵ هسته ای با ۸ گیگابایت حافظه می باشد.

۴-۱ مقایسه نتایج برای تصاویر مادون قرمز

مقایسه کل زمان و دقت پردازش و بازیابی تصویرهای مادون قرمز آزمایشی از بین کل تصاویر مورد استفاده در جدول ۲ نشان داده شده است. این جدول نشان می دهد که روش پیشنهادی در شرائط یکسان یعنی بدون پیش پردازش تصاویر دارای دقتی خیلی بهتر از SIFT و سرعتی بسیار بیشتر از آن است. یعنی سرعت روش پیشنهادی ۳/۵ برابر سیفت است. اگر تصاویر را پردازش کنیم و

با روش معادلسازی هیستوگرام تباین^۲ آنها را بیشتر کنیم. روش سیفت کمی بهتر از روش پیشنهادی خواهد بود ولی سرعت کل پردازش در حدود ۹ برابر کمتر از روش پیشنهادی می شود. منظور از پیش پردازش در اینجا عملیات معادلسازی هیستوگرام^۳ است که به منظور افزایش تباین تصویر انجام می شود.

نتایج دقت بازیابی تصاویر در جدول ۲ نشان می دهد که روش پیشنهادی نسبت به الگوی دودویی محلی متقارن مرکزی یعنی CS-LBP هم بهتر عمل کرده است. البته به دلیل تعداد ویژگیهای بیشتر روش پیشنهادی یعنی WLBP زمان پردازش آن کمی بیشتر از CS-LBP است. نتایج این جدول نشان می دهد که توصیفگرهای عمومی مانند SIFT بدون اعمال پیش پردازش های لازم نمی تواند عملکرد خوبی در بازیابی تصاویر داشته باشد. علت این مساله آن است که تصاویر مادون قرمز کاملاً مبتنی بر گرادیان یا تغییر مقادیر پیکسلها هستند و در تصاویر مادون قرمز به دلیل پایین بودن شفافیت تصویر و تاری بودن لبه ها ویژگیهای استخراج شده عملکرد مناسبی ندارند. لذا باید ابتدا با پیش پردازش لبه ها را بهتر کرد. انجام عملیات پیش پردازش بسیار زمانبر بوده و تقریباً زمان پردازش کلی را سه برابر می کند.

در مقابل در الگوی دودویی محلی این حساسیت به گرادیان کمتر است. ضمن اینکه استفاده از اختلاف نقطه مرکزی با نقاط همسایگی بعنوان وزن این حساسیت را تا حد زیاد کمتر می کند لذا نتایج بهتری روی تصاویر اصلی حاصل می شود.

جدول ۲) مقایسه دقت و سرعت توصیفگر پیشنهادی و توصیفگر SIFT و الگوی دودویی متقارن مرکزی

	پیش پردازش	زمان پردازش کل (ثانیه)	دقت (%)
SIFT[۴]	بلی	۱۱۲۵	۷۵/۵
SIFT[۴]	خیر	۴۵۴	۵۲/۵
CS-LBP[۲۴]	خیر	۹۷	۷۰/۰
روش پیشنهادی	خیر	۱۲۰	۷۲/۵

۴-۲ مقایسه نتایج پیاده سازی برای پایگاه آکسفورد

ابتدا با استفاده از روش هریس نقاط کلیدی را از تصویر استخراج می شود. سپس ناحیه اطراف هر نقطه کلیدی را همان طوری که در شکل ۸ نمایش داده شده نرمالایز می کنیم. سپس با توصیفگر مربوطه بردار ویژگی را استخراج می شود. یعنی یکبار با روش پیشنهادی و یکبار با SIFT و CS-LBP این کار انجام می شود. در اینجا پایگاه داده Oxford استفاده شده است. علت استفاده از این پایگاه داده وجود نقاط از پیش معین^۴ برای ارزیابی است. برای

^۲ Contrast

^۳ Histogram Equalization

^۴ Ground Truth

^۱ Receiver Operating Characteristic

کل نقاط ۱ باشد ولی در عمل چنین نیست لذا سطح زیر نمودار هر چه بیشتر باشد نتیجه حاصل شده بهتر است.

مقایسه نتایج با کمک نمودار ROC برای روش الگوی دودویی محلی پیشنهادی و الگوی دودویی محلی متقارن و توصیفگر SIFT برای تصاویر پایگاه داده آکسفورد در شکل ۱۲ نمایش داده شده است.

نتایج پیاده سازی روی ۶ دسته تصویر نشان می دهد که روش پیشنهادی برای همه تصاویر بجز برای Wall بهتر از SIFT عمل کرده است. علت این مطلب آن است که قدرت استخراج ویژگیهای لبه و گرادیان در SIFT بیشتر از LBP است و تغییرات زاویه دید تاثیر کمتری روی آن دارد. تصاویر Wall تصاویری هستند که با تغییر زاویه دید ایجاد شده اند یا تغییر مقیاس داشته اند به همین دلیل است که عملکرد روش های CS-LBP و WLBP در این نوع از تصاویر مشابه یا ضعیف تر از سیفت است. زیرا الگوی دودویی محلی به تغییرات مقیاس حساسیت دارد. ضمن اینکه در این تصاویر روش پیشنهادی کمی بهتر از CS-LBP عمل کرده است. البته روش پیشنهادی برای تصاویر Boat که دارای چرخش هم هستند بهتر از سیفت عمل کرده است. زیرا این تغییرات خیلی زیاد بوده و باعث از بین رفتن بسیاری از نقاط کلیدی تصویر شده است و سیفت کارایی خود را از دست داده است.

در سایر تصاویر که تغییرات ناشی از تارکردن تصویر مثل Bikes, Trees یا تغییرات روشنایی مثل Leuven یا تغییر اطلاعات در اثر فشرده سازی مانند Ubs بوده است، عملکرد توصیفگر پیشنهادی بهتر از سیفت است. ضمن اینکه در همه این تصاویر روش پیشنهادی یعنی WLBP مشابه یا بهتر از CS-LBP عمل کرده است.

جدول ۳ میانگین نتایج شکل ۱۲ را برای همه کلاس ها مورد مقایسه قرار داده است. طبق این جدول بجز برای تصاویر Wall در همه موارد دیگر روش پیشنهادی بهتر از سیفت بوده است. ضمن اینکه روش پیشنهادی در تمام داده ها بهتر از الگوی دودویی متقارن عمل کرده است. در مجموع می توان گفت نقطه ضعف روش های مانند سیفت وابستگی زیاد آنها به گرادیان و تغییرات در تصاویر است. اگر تصاویری مانند تصاویر مادون قرمز دارای گرادیان ضعیف باشد توصیفگرهای عمومی نمی توانند بخوبی عملیات تطابق نقاط و بازیابی تصاویر را انجام دهند برای اینکار باید حتما ابتدا روشهای خاص پیش پردازش لبه ها و گرادیان تصویر تقویت شود که لزوما همیشه اینکار امکان پذیر نیست و خروجی مناسبی ندارد.

در ارتباط با توصیفگرهای خانواده الگو دودویی محلی این مشکل بسیار کمتر است زیرا این روشها نسبت به گرادیان حساسیت کمتری دارند و نسبت به تغییرات روشنایی هم کاملا غیرحساس هستند. در مقابل این روشها یعنی الگو دودویی محلی

مقایسه نتایج از نمودار ROC استفاده شده است. این نمودار دارای محور افقی و عمودی بصورت زیر است:

$$\text{Recall} = \text{Correct Match Points} / \text{Correspondences} \quad (۳)$$

$$1 - \text{Precision} = \text{False Match Points} / \text{All Matches} \quad (۴)$$

به ازای مقادیر آستانه^۱ مختلف این دو مقدار بدست می آید و نمودار ROC رسم میشود. مقدار آستانه برای مقایسه دو بردار ویژگی اطراف هر نقطه کلیدی از دو تصویر (تصویر مورد مقایسه و تصویر پایگاه داده) است و با تغییر این مقدار آستانه می توانیم تعداد نقاط تطابق یافته بین دو تصویر را با توجه به شباهت دو بردار ویژگی آنها تغییر دهیم. یعنی مقدار آستانه باعث می شود که تعداد نقاط تطابق یافته کم یا زیاد شود. پس از مقایسه تصویر با کل تصاویر پایگاه داده، تصویری از پایگاه که بیشترین نقاطش با تصویر مورد نظر تطابق داده شده است به عنوان تصویر بازیابی شده استفاده میشود.

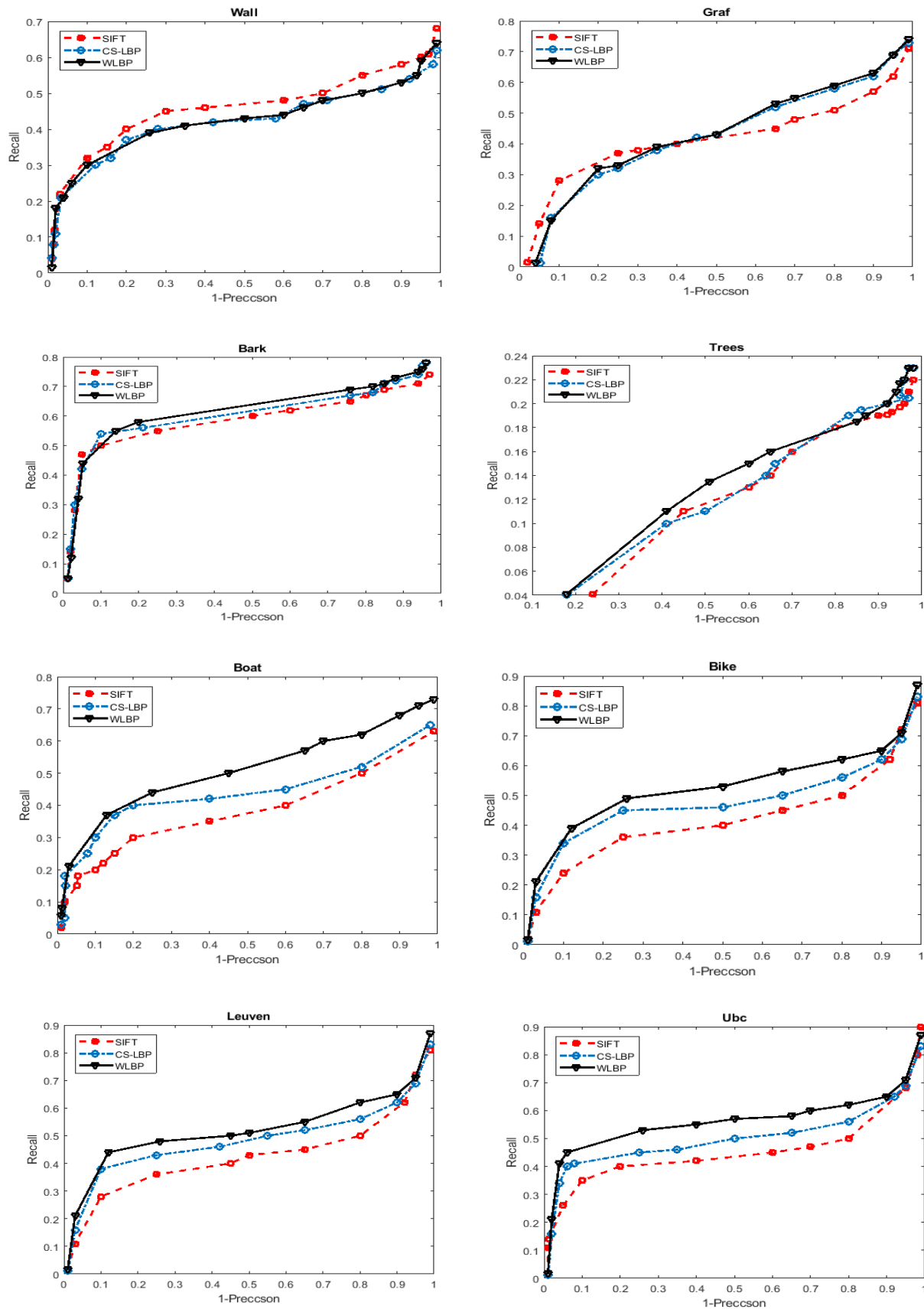
عملیات بازیابی برای کلاسها یا تصاویر مختلف انجام می شود و در شکل ۱۲ نتایج رسم شده است. برای مقایسه نتایج از نمودار ROC استفاده شده است. در این نمودار محور عمودی Recall و محور افقی 1-Precision است. این دو مقدار در روابط ۳ و ۴ محاسبه شده است. در این روابط معنی هر مقدار بصورت زیر است:

- Correct Match Points : تعداد نقاطی که بین دو تصویر به درستی تطبیق داده شده است.
- Correspondences : تعداد کل نقاط کلیدی موجود در Ground Truth تصاویر است که باید تطبیق داده شوند. یعنی تعداد کل نقاط کلیدی از تصویر ۱ که بعد از affine شدن (یعنی تبدیل به نقطه ای در تصویر دوم) آن نقطه، در تصویر دوم جز نقاط کلیدی و متناظر آن در نقاط کلیدی تصویر دوم وجود داشته باشد.
- False Match Points : تعداد نقاطی است که نادرست تطبیق داده شده است.
- All Matches : مجموع کل نقاط (درست و نادرست) تطبیق داده شده است. یعنی نقاط کلیدی که فاصله اقلیدسی بردار توصیفگر آنها از مقدار آستانه کمتر است.

حالت ایده آل نمودار ROC آن است که همه نقاط به درستی تطابق داده شود یعنی مقدار محور عمودی صفر و محور افقی برای

¹ Threshold

نسبت به تغییر مقیاس حساس است و اگر تصویر بزرگتر یا کوچکتر شود این روشها دچار افت عملکرد می شوند.



(۱۲) مقایسه نتایج بازیابی تصاویر پایگاه داده اکسفورد برای سه روش SIFT، CS-LBP و WLBP

جدول ۳) میانگین درصد بازیابی (Recall) نتایج شکلهای ۱۱

روش	Wall	Graff	Bark	Trees	Bick	Boat	Ubc	Leuven	میانگین کل
SIFT[۴]	۴۶/۴	۴۲/۸	۵۸/۱	۲۱/۷	۴۲/۸	۳۹/۹	۴۴/۲	۴۵/۶	۳۶/۹
CS-LBP[۲۴]	۴۲/۲	۴۳/۲	۵۹/۹	۲۲/۴	۴۶/۵	۴۲/۸	۴۸/۷	۵۱/۱	۳۹/۳
روش پیشنهادی	۴۳/۱	۴۳/۵	۶۱/۷	۲۲/۹	۵۰/۷	۴۶/۳	۵۲/۸	۵۳/۲	۴۱/۳۹

۵ نتیجه گیری

در این مقاله یک توصیفگر عمومی تصویر برای بازیابی و تطابق تصاویر ارائه شد که مبتنی بر الگوی دودویی محلی است. در مقایسه با توصیفگر سیفت این روش بسته به شرائط و ابعاد تصویر سرعت بیشتری نسبت به سیفت دارد. برای تصاویری که از شفافیت کمی برخوردار هستند و تباین پایینی دارند توصیفگر بافتی بر خلاف توصیفگرهای عمومی، نیازی به بهبود تصاویر با روش معادل سازی هیستوگرام ندارد و روی همان تصاویر با کنتراست پایین هم به خوبی عمل می کند. در حالی که توصیفگر سیفت با توجه به اینکه به گرادیان یا لبه های تصویر بسیار وابسته است، بدون عملیات پیش پردازش و بهبود تصویر، خوب کار نمی کند. تصاویر مادون قرمز اغلب تصاویری با شفافیت کم هستند که در هنگام استفاده از توصیفگر سیفت باید حتماً عملیات پیش پردازش مانند معادل سازی هیستوگرام که عملیاتی بسیار وقت گیر است روی تصاویر انجام شود در غیر این صورت نتایج خوبی حاصل نمی شود.

منابع و مآخذ:

- and Machine Intelligence (PAMI) 27 (10), 2005, pp. 1615–1630.
- [7] M. Calonder, V. Lepetit, M. Ozuysal, T. Trzcinski, C. Strecha, P. Fua, Brief: computing a local binary descriptor very fast, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI) 34 (7), 2012, pp.1281–1298.
- [8] E. Rublee, V. Rabaud, K. Konolige, G.R. Bradski, Orb: an efficient alternative to sift or surf, in: Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2011, pp. 2564–2571.
- [9] Peng, X., Zhang, X., Li, Y., & Liu, B., Research on image feature extraction and retrieval algorithms based on convolutional neural network. Journal of Visual Communication and Image Representation, 69, 2020, 102705.
- [10] Yang, X., Wang, N., Song, B., & Gao, X., BoSR: A CNN-based aurora image retrieval method. Neural Networks, 116, 2019, pp. 188–197.
- [1] M.A. Stricker, M. Orengo, Similarity of color images, in: Proceedings of the Storage and Retrieval for Image and Video Databases (SPIE), 1995, pp. 381–392.
- [2] D.K. Park, Y.S. Jeon, C.S. Won, Efficient use of local edge histogram descriptor, in: Proceedings of the ACM Multimedia Workshops, 2000, pp. 51–54.
- [3] M. Tuceryan, A.K. Jain, C. Chen, L. Pau, P. Wang (Eds.), Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision, second ed., World Scientific Publishing Co., River Edge, NJ, USA, 1998, pp. 207–248.
- [4] D.G. Lowe, Distinctive image features from scale-invariant key points, International Journal of Computer Vision (IJCV) 60 (2), 2004, pp. 91–110.
- [5] H. Bay, A. Ess, T. Tuytelaars, L.J.V. Gool, Surf: speeded-up robust features, Computer Vision and Image Understanding (CVIU) 110 (3), 2008, pp. 346–359.
- [6] K. Mikolajczyk, C. Schmid, A performance evaluation of local descriptors, IEEE Transactions on Pattern Analysis

- [25] Chao Zhu, Charles-Edmond Bichot and Liming Chen, , Image region description using orthogonal combination of local binary patterns enhanced with color information, Pattern Recognition 46, 2013, pp. 1949–1963.
- [26] Sukhia, K. N., Riaz, M. M., Ghafoor, A., & Ali, S. S., Content-based remote sensing image retrieval using multi-scale local ternary pattern. Digital Signal Processing, 2020, 102765.
- [27] Hatibaruah, R., Nath, V. K., & Hazarika, D., Local bit plane adjacent neighborhood dissimilarity pattern for medical CT image retrieval. Procardia Computer Science, 165, 2019, pp.83–89.
- [28] K. Mikolajczyk, C. Schmid, Scale & affine invariant interest point detectors, International Journal of Computer Vision 60(1), 2004, pp. 63–86.
- [29] <http://www.robots.ox.ac.uk/vgg/research/affine/>.
- [11] Zhan, H., Shi, B., Duan, L. Y., & Kot, A. C., Deep Shoe: An improved Multi-Task View-invariant CNN for street-to-shop shoe retrieval. Computer Vision and Image Understanding, 180, 2019, pp. 23–33.
- [12] T. Ojala, Pietikäinen, M. and Harwood, D. "A Comparative Study of texture Measures with Classification Based on Feature Distributions", Pattern Recognition, vol. 29(1), 1996, pp. 51–59.
- [13] R. Zabih and J. Woodfill, "Non-parametric local transforms for computing visual correspondence," in Proc. Euro. Conf. Computer. Vis., 1994, pp. 151–158.
- [14] T. Ojala, "Nonparametric Texture Analysis Using Simple Spatial Operators, with Applications in Visual Inspection", Acta Universitatis Ouluensis, C 105, 1997.
- [15] Pietikäinen, M., Ojala, T. and Xu, Z., "Rotation-invariant Texture Classification Using Feature Distributions", Pattern Recognition, 33(1), 2000, pp. 43–52.
- [16] S. Liao, M. W. K. Law, and A. C. S. Chung, "Dominant local binary patterns for texture classification," IEEE Trans. on Image Processing, 18(5), 2009, pp. 1107–1118.
- [17] Z. Guo, L. Zhang and D. Zhang, "A Completed Modeling of Local Binary Pattern Pperator for Texture Classification", IEEE Trans. Image Process. 9(16), 2010, pp. 1657–1663.
- [18] Z. Guo, L. Zhang and D. Zhang, "Rotation Invariant Texture Classification Using LBP Variance (LBPV) with Global Matching", Pattern Recognition Journal, 43, 2010, pp. 706–719.
- [19] Y. Zhao, D. S. Huang, and W. Jia, "Completed Local Binary Count for Rotation Invariant Texture Classification", IEEE Transactions on Image Processing, 21(10), 2012.
- [20] T. Ojala, M. Pietikäinen and T. Mäenpää, "Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 24(7), 2002, pp. 971–987.
- [21] X. Tan, and B. Triggs, Enhanced Local Texture Feature Sets for Face Recognition Under Difficult Lighting Conditions, in Proc. International Workshop on Analysis and Modeling of Faces and Gestures, 2007, pp. 168–182.
- [22] Shakoor, M.H and Boostani, R., Radial mean local binary pattern for noisy texture classification. Multimedia Tools and Applications. pp. 1–28, 2018.
- [23] Shakoor M.H. and Tajeripour F., Repeating average filter for noisy texture classification, Scientia Iranica. Transaction D, Computer Science & Engineering, Electrical, 24(3), 2017, pp. 1419–1436.
- [24] M. Heikkilä, M. Pietikäinen, C. Schmid, Description of interest regions with local binary patterns, Pattern Recognition, 42(3), 2009, pp. 425–436.



محمدحسین شکور در سال ۱۳۷۷ مدرک کارشناسی خود را در رشته مهندسی کامپیوتر از دانشگاه شیراز اخذ کرد. سپس در سالهای ۱۳۸۲ در رشته معماری کامپیوتر از دانشگاه اصفهان فارغ التحصیل شد. در ادامه در سال ۱۳۹۵ موفق به اخذ مدرک دکترا در گرایش هوش مصنوعی در رشته کامپیوتر از دانشگاه شیراز گردید.

ایشان هم اکنون استادیار گروه کامپیوتر دانشگاه اراک هستند. تحقیقات ایشان در زمینه پردازش تصویر، یادگیری عمیق و شناسایی الگو است.