

ارائه روشی جدید از نگاشت توسعه یافته الگوی دودویی محلی جهت طبقه بندی تصاویر بافتی

محمدحسین شکور و فرشاد تاجری پور

مختلفی برای این کار تا کنون ارائه شده است. طبق نظر توسریان و جین [۲]، روش‌های مختلف استخراج ویژگی از بافت به پنج دسته اصلی تقسیم شده است که عبارتند از روش‌های آماری، روش‌های هندسی، روش‌های مبتنی بر مدل، روش‌های مبتنی بر پردازش فرکانس و بالاخره روش‌های ساختاری که البته در برخی موارد روش‌های هندسی را زیرمجموعه روش‌های ساختاری معرفی می‌کنند.

برخی ویژگی‌های آماری مرتبه اول و دوم از اولین ویژگی‌هایی بودند که برای آنالیز بافت تصویر استفاده می‌شود. ماتریس وقوع هم‌رخدادی برای اولین بار توسط هارالیک [۳] معرفی شد و احتمال وقوع مشترک دو مقدار را در یک جهت و فاصله مشخص به دست می‌آورد. بنابراین ماتریس وقوع هم‌رخدادی در فواصل و جهات مختلف ایجاد شده و سپس ویژگی‌های آماری از قبیل انرژی، واریانس، انترپوی، تباین و میانگین به عنوان ویژگی بافت استخراج می‌شود. محاسبه این ماتریس در جهت و فواصل مختلف و سپس استخراج ویژگی از آن، پیچیدگی محاسباتی بالایی دارد و با احتساب تمام ویژگی‌ها، دقت طبقه بندی در حدود ۶۰ تا ۷۰ درصد گزارش شده است. البته این روش علی‌رغم سادگی آن مشکلاتی هم مثل حساس بودن به چرخش و تغییر سطوح خاکستری دارد. ویژگی‌های استخراج شده توسط روش‌های آماری کاربردهای زیادی دارد. پاپسکیو و همکاران [۴] از ویژگی‌های آماری برای طبقه بندی و آشکارسازی عیوب بافت استفاده نموده‌اند.

یک مشکل روش‌های الگوی دودویی محلی اغلب این است که نسبت به تغییر اندازه تصاویر بافتی حساس هستند. در سال‌های اخیر روش‌های الگوی دودویی محلی جدیدی ارائه شده که مسأله حساس بودن به تغییر مقیاس را حل کرده‌اند [۵] تا [۷]. این روش‌ها در واقع هم نسبت به چرخش و هم تغییر اندازه تصاویر بافتی غیر حساس هستند.

پاکدل و همکاران [۸] با استفاده از الگوریتم ژنتیک پارامترهای بهینه را برای فیلترهای گابور به منظور طبقه بندی بافت تصویر تخمین زده‌اند. یکی از مشکلات فیلترهای گابور عمود بر هم نبودن خروجی این فیلترها و در نتیجه وجود همبستگی بین ویژگی‌های استخراج شده می‌باشد. البته بسیاری از این مشکلات با استفاده از تبدیل موجک حل می‌شود. چن و همکاران [۹] از فیلتر ICA برای استخراج ویژگی استفاده نموده‌اند. ویژگی‌های پردازش سیگنال همچون فیلترهای گابور و تبدیل موجک دارای نتایج نسبتاً مناسبی است اما به دلیل این که از یک بانک فیلتر شامل چندین فیلتر برای استخراج ویژگی استفاده می‌کنند، پیچیدگی محاسباتی بالایی دارند. اوجالا و همکاران از الگوهای دودویی محلی [۱۰] و نیز شکل بهبود یافته آن [۱۱] برای طبقه بندی بافت تصویر استفاده کرده‌اند.

اخیراً برخی از روش‌های طبقه بندی بافت از ترکیب روش‌های پردازش سیگنال، روش‌های آماری و روش‌های مبتنی بر مدل استفاده نموده‌اند. مثلاً اریواژگان و همکاران [۱۲] از اعمال ماتریس وقوع هم‌رخدادی بر

چکیده: طبقه بندی بافت از جمله شاخه‌های مهم پردازش تصویر است و مهم‌ترین نکته در طبقه بندی بافت‌ها، استخراج ویژگی‌های تصویر بافتی است. یکی از مهم‌ترین و ساده‌ترین روش‌ها، روش مبتنی بر الگوی دودویی محلی است که به دلیل سادگی در پیاده‌سازی و استخراج ویژگی‌های مناسب با دقت طبقه بندی بالا، مورد توجه قرار گرفته است. در اغلب روش‌های الگوی دودویی محلی بیشتر به الگوهای محلی همگن توجه شده و همه اطلاعات قسمت‌های ناهمگن تصویر صرفاً به عنوان یک ویژگی استخراج می‌شود. در این مقاله، یک شکل جدید از نگاشت الگوهای دودویی محلی ارائه شده که از اطلاعات الگوهای ناهمگن به شکل مناسب استفاده می‌کند. یعنی برخلاف اغلب روش‌های قبلی، در اینجا از الگوهای محلی ناهمگن ویژگی‌های بیشتری استخراج می‌شود و در نتیجه دقت طبقه بندی بالاتر می‌رود. ضمن این که کلیه نکات مثبت روش‌های موجود مانند غیر حساس بودن به چرخش و تغییرات روشنایی را دارد. روش ارائه شده با استخراج ویژگی‌های بیشتر از الگوهای ناهمگن به دقت بالاتری از طبقه بندی نسبت به روش‌های مشهور و مهم دست یافته است. پیاده‌سازی روش ارائه شده روی پایگاه بافتی Outex این بهبود را نشان می‌دهد.

کلیدواژه: طبقه بندی بافت، استخراج ویژگی، الگوهای دودویی محلی، الگوهای محلی همگن و ناهمگن.

۱- مقدمه

پردازش تصاویر بافتی کاربردهای فراوانی در زمینه‌های مختلف دارد. تصاویر بافتی را بر خلاف سایر تصاویر دیگر به دلیل پیچیدگی و تغییرات زیاد روشنایی در آنها اغلب نمی‌توان به صورت سطوح خاکستری همانند سایر تصاویر پردازش کرد. ضمن این که بسیاری از روش‌های پیش‌پردازش نیز به راحتی قابل اعمال به بافت نیست و ممکن است منجر به از دست رفتن داده‌های اصلی بافتی شود. در واقع می‌توان گفت که بافت هر شیء مجموعه‌ای از نقاط تصویر است که یک شکل یا الگوی تکرارشونده یا غیر تکرارشونده دارد. پردازش تصاویر ماهواره‌ای و پزشکی، دریافت از راه دور، کنترل کیفیت اتوماتیک و پردازش تصاویر پزشکی تنها تعدادی از کاربردهای پردازش بافت تصویر می‌باشد.

دو مسأله اساسی مرتبط با تصاویر بافتی عبارتند از طبقه بندی بافت و قطعه بندی بافت که هر کدام از این مسایل کاربردهای مهمی در پردازش تصاویر دارند که از جمله مهم‌ترین آنها آشکارسازی عیوب بافتی [۱] می‌باشد. طبقه بندی بافت نقش بسیار مهمی در برخی زمینه‌ها دارد. مهم‌ترین قسمت پردازش بافت استخراج ویژگی از بافت است. روش‌های

این مقاله در تاریخ ۱۰ دی ماه ۱۳۹۳ دریافت و در تاریخ ۵ مهر ماه ۱۳۹۴ بازنگری شد.

محمدحسین شکور، گروه مهندسی کامپیوتر، واحد شیراز، دانشگاه آزاد اسلامی، شیراز، (email: mhshakoor@gmail.com).
فرشاد تاجری پور، دانشگاه شیراز، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، شیراز، (email: tajeri@shirazu.ac.ir)

تغییر الگوهای همگن به الگوهای ناهمگن با درصد اکثریت کم می‌شود. در ادامه توسط ژئو و همکاران الگوی دودویی محلی کامل [۲۶] یعنی CLBP ارائه شد که بر خلاف سایر روش‌ها که فقط از علامت تفاضل الگوی دودویی استفاده می‌کنند در آن هم از علامت (CLBP_S) و هم از اندازه این تفاضل (CLBP_M) استفاده می‌شود، ضمن این که اطلاعات نقطه مرکزی (CLBP_C) هم استفاده می‌شود. این روش با ترکیب این ۳ نوع اطلاعات به درصد بالایی از طبقه‌بندی دست یافته است. ژئو و همکارانش در ادامه روش دیگری به نام الگوی دودویی محلی واریانس LBPV را ارائه کردند [۲۷] که در آن واریانس هر همسایگی را به عنوان وزن هر کدام از ویژگی‌های استخراج شده لحاظ می‌کرد. البته این روش مشکل حساس بودن به چرخش دارد که با ارائه یک نوع تکنیک به نام "جهت اصلی بافت" برطرف شده است. در [۲۸] 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 الگوهای استخراج شده از کد دودویی محلی ویژگی‌ها را استخراج می‌کرد. از جمله دیگر الگوهای دودویی محلی روش LBP/VAR [۱۱] است که از ترکیب هیستوگرام رقمی شده واریانس با هیستوگرام دودویی محلی به درصد بالایی از طبقه‌بندی رسیده است. البته مشکل این روش آن است که برای رسیدن به دقت بالا در قسمت واریانس نیاز به آموزش دارد که بسیار وقت‌گیر و زمان‌بر است. همچنین روش دیگری به نام الگوی سه‌تایی محلی LTP ارائه شده است که بیشتر کاربرد مقاوم‌سازی نسبت به نویز دارد. این روش به وسیله تن و همکاران [۲۹] ارائه شد و از هر الگوی محلی دو هیستوگرام استخراج می‌کند و آنها را به یکدیگر متصل می‌کند. در اغلب موارد ذکر شده اساس کار بر استفاده از الگوهای دودویی همگن است. در این مقاله روشی بر اساس الگوهای دودویی محلی برای استخراج ویژگی و طبقه‌بندی بافت ارائه شده که نه تنها برای بافت‌های همگن بسیار خوب عمل می‌کند، بلکه بافت‌های غیر همگن را هم می‌تواند به خوبی طبقه‌بندی نماید. در این روش به جای داشتن یک ویژگی برای کل الگوهای محلی ناهمگن از تعداد زیادی ویژگی برای الگوهای ناهمگنی که شباهت زیادی به همگن دارند (الگوهای نیمه‌همگن) استفاده می‌شود و دقت‌های بهتری نسبت به روش‌های قبلی تولید می‌شود. در این مقاله روش ارائه شده برای همه موارد یادشده اخیر یعنی LBP، CLBP و LBPV استفاده و میزان بهبود آنها در قسمت نتایج روی پایگاه داده Outex [۳۰] نشان داده شده است، ضمن این که با روش LBP/VAR و LTP هم مقایسه شده است.

۲- الگوی دودویی محلی

روش الگوی دودویی محلی، روشی غیر پارامتریک می‌باشد که باید تعداد نقاط همسایگی P و شعاع همسایگی R تعیین شود. یکی از مشکلات روش الگوهای دودویی محلی اولیه، تعداد ویژگی‌های استخراج شده است که برابر با 2^P می‌باشد.

شکل ۱ مثالی از نحوه محاسبه الگوی دودویی محلی و (۱) و (۲) هم محاسبه الگوی دودویی محلی را نشان می‌دهد

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

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

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	19	3
5	5	6
3	2	4

تصویر

شکل ۱: انتخاب همسایگی به صورت مربعی.

زیرباند‌های حاصل از تبدیل موجک به منظور استخراج ویژگی و طبقه‌بندی بافت استفاده نموده‌اند. هیرمس و همکاران [۱۳] نیز از اعمال ماتریس وقوع هم‌رخدادی بر تبدیل موجک درختی استفاده نموده‌اند. رمانا و همکاران [۱۴]، میدان تصادفی مارکوف گاوسی را بر خروجی حاصل از تبدیل موجک اعمال نموده‌اند و از ویژگی‌های حاصل از این عملگر استفاده کرده‌اند. کومار و همکاران [۱۵] از ترکیب عملگرهای آماری و ریخت‌شناسی بر روی خروجی تبدیل فوریه تصویر، برای استخراج ویژگی و بخش‌بندی بافت تصویر استفاده نموده‌اند.

تا کنون کارهای بسیار زیادی در زمینه استخراج ویژگی و طبقه‌بندی بافت انجام شده است اما مقالات بسیار کمی کارهای مختلف را با هم مقایسه کرده‌اند. وسکا و همکاران [۱۶]، ویژگی‌های حاصل از ماتریس وقوع هم‌رخدادی، تبدیل فوریه و ویژگی‌های آماری حاصل از اعمال تفاوت شدت روشنایی را با هم مقایسه کرده‌اند و نتیجه حاصل شده، ماتریس وقوع هم‌رخدادی و ویژگی‌های آماری حاصل از بردار تفاوت شدت روشنایی را بهتر گزارش داده‌اند. راندن و هاسوی [۱۷]، مطالعه گسترده‌ای را بر روی روش‌های مختلف فیلترینگ انجام داده‌اند و فیلترهای مختلف را در زمینه طبقه‌بندی بافت با هم مقایسه نموده‌اند اما به طور واضح و دقیق هیچ فیلتری را بهتر از دیگری ندانسته‌اند. هر فیلتری برای نوعی از تصویر خوب و برای نوع دیگر ممکن است عملکرد نامناسبی داشته باشد. اوجالا و همکاران [۱۸]، روش الگوهای دودویی محلی را با روش‌های فیلترینگ راندن و هاسوی مقایسه کردند و نتایج روش الگوهای دودویی محلی از بهترین نتایج راندن و هاسوی نیز بهتر بوده است. وارما و زیسرمن یک روش غیر حساس به چرخش ارائه کردند [۱۹] که از یک مجموعه تکستون برای آموزش استفاده می‌کرد و پس از آن نیز دو روش بهبودیافته دیگر از این روش ارائه کردند [۲۰] و [۲۱] که برای استخراج ویژگی از تصاویر بافتی استفاده می‌شود. مهم‌ترین مزیت این روش‌ها آن است که به تغییر مقیاس تصاویر بافتی غیر حساس است که این مزیت در بسیاری از روش‌های ارائه شده وجود ندارد.

همان گونه که اشاره شد روش الگوی دودویی محلی نخستین بار توسط اوجالا و همکاران [۱۰] و [۱۱] ارائه شد. الگوهای دودویی محلی و شکل بهبودیافته آن هم در زمینه طبقه‌بندی و هم در زمینه آشکارسازی عیوب بافتی پارچه [۲۲] نتایج بسیار خوبی ارائه داده‌اند. همچنین سلطانی‌نژاد و همکاران [۲۳] از یک الگوی محلی بهبودیافته جهت استخراج بافت‌های معیوب حاصل از تومورهای ریوی استفاده کردند. طبق آنچه بیانکنی و همکاران [۲۴] به صورت ریاضی ثابت کردند اغلب الگوهای دودویی محلی از نوع همگن هستند. البته این درصد با افزایش شعاع همسایگی الگوها کاهش می‌یابد که در این مقاله به این مهم توجه شده است.

لیائو و همکاران روشی به نام الگوی دودویی محلی غالب DLBP ارائه کردند [۲۵] که در آن به جای توجه به الگوهای همگن یا ناهمگن به فراوانی آنها توجه شده است و الگوهایی که ۸۰ درصد از کل تصویر را به خود اختصاص می‌دهند و در اکثریت هستند برای طبقه‌بندی استفاده شد. هدف اصلی این روش مقاوم‌شدن به نویز بود چرا که وجود نویز باعث

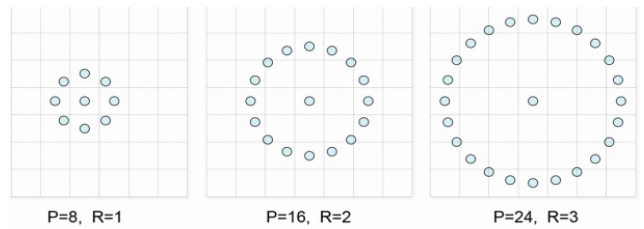
در این روش الگوهایی که همگن هستند بر حسب تعداد ۱های آنها نگاشت می‌شوند و الگوهای ناهمگن فقط به یک ویژگی نگاشت می‌شوند. از آنجا که روش $LBP_{P,R}^{riu2}$ هم از لحاظ کارایی و هم از لحاظ سرعت و تعداد کم ویژگی‌ها مناسب‌ترین و بهترین روش می‌باشد لذا روش نگاشت مورد استفاده در آن یعنی $riu2$ در اغلب مقالات و تحقیقات بعدی به عنوان روش نگاشت مناسب انتخاب شده و دو روش دیگر یعنی $u2$ به دلیل حساسیت به چرخش و حجم نسبتاً زیاد ویژگی‌ها و ri به دلیل حجم زیاد ویژگی‌های استخراج‌شده و کارایی کم نسبت به $riu2$ کمتر استفاده می‌شود. در این تحقیق نیز یک روش نگاشت غیر حساس به چرخش ارائه شده که با روش $riu2$ مقایسه شده است. روش نگاشت ارائه‌شده همانند $riu2$ قابل استفاده برای هر روش الگوی دودویی محلی است. در این مقاله از چند روش به روز و مشهور LBP استفاده شده که در قسمت پیاده‌سازی برای مقایسه روش نگاشت پیشنهادی و نگاشت $riu2$ استفاده می‌شود. یکی از این روش‌ها روش CLBP یا الگوی دودویی محلی کامل [۲۶] است. در این روش ۳ نوع LBP تحت عناوین CLBP_S، CLBP_M و CLBP_C استخراج می‌شود. همان $LBP_{P,R}^{riu2}$ است که از علامت مقایسه نقطه مرکزی با همسایگانش تولید می‌شود. CLBP_M اندازه مقدار تفاضل مرکز با همسایگانش را نشان می‌دهد، یعنی اگر این اندازه از یک حد (میانگین همسایگی) بزرگ‌تر یا مساوی باشد کد ۱ وگرنه کد صفر برای CLBP_M تولید می‌شود. CLBP_C هم از نقطه مرکزی حاصل می‌شود. اگر این نقطه از میانگین کل تصویر بزرگ‌تر مساوی باشد کد ۱ وگرنه کد صفر تولید می‌شود. ترکیبات مختلفی از این ۳ هیستوگرام تولید می‌شود که معروف‌ترین آنها CLBP_S/M/C و CLBP_S/M است. روش دیگری که در پیاده‌سازی استفاده شده است روش الگوی ۳تایی محلی [۲۹] یا LTP است که مشابه روش عادی است فقط به جای محاسبه یک سطح از دو سطح مقایسه استفاده می‌کند و در واقع (۲) به رابطه‌ای با ۳ مقایسه تبدیل می‌شود و از یک مقدار آستانه T برای مقایسه استفاده می‌شود. روش دیگر استفاده‌شده روش LBP/VAR [۱۱] است که ترکیب هیستوگرام LBP و هیستوگرام VAR رقمی شده را با هم استفاده می‌کند. روش دیگر، روش الگوی دودویی واریانس [۲۷] یا LBPV است که مقدار واریانس همسایگی را به عنوان وزن LBP استفاده می‌کند. پیاده‌سازی این روش‌ها هم برای $riu2$ و هم برای $eriu2$ یعنی روش نگاشت پیشنهادی در قسمت ۵ انجام شده است.

۳- معیارهای مقایسه و طبقه‌بندی

معیارهای مختلفی در مقالات مختلف به عنوان معیار ارزیابی طبقه‌بندی و معیار فاصله در قطعه‌بندی بافت استفاده شده که مشهورترین آنها ۳ معیار مقایسه هیستوگرام است [۱۱] که عبارتند از:

- معیار شباهت لگاریتمی
- معیار شباهت اشتراک هیستوگرام
- معیار فاصله مربع کای

۳ مورد اخیر روش‌هایی سریع و با حجم محاسبات کم برای مقایسه هیستوگرام استخراج‌شده از بافت‌ها بدون استفاده از روش‌های طبقه‌بندی کلاسیک و متداول است. اگر M_i و S_i به ترتیب مقادیر i امین bin های هیستوگرام مدل (تصویر مرجع) و نمونه باشند برای مقایسه هیستوگرام اگر هر یک از هیستوگرام‌ها n تا bin داشته باشند، روابط به صورت زیر است. معیار شباهت لگاریتمی از اولین روش‌هایی است که در مقالات استفاده دارد و به صورت زیر تعریف می‌شود



شکل ۲: همسایگی‌های دایروی به ازای مقادیر مختلف P و R .

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 می‌باشد. 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 می‌باشد. شکل ۲ چند نمونه از همسایگی‌های دایروی الگوی دودویی محلی را نشان می‌دهد. روش دیگر الگوی دودویی محلی روشی به نام $LBP_{P,R}^{uv}$ است که فقط از الگوهای همگن استفاده می‌کند. این روش هم مانند LBP عادی حساس به چرخش است ولی تعداد ویژگی‌های استخراج‌شده توسط آن کمتر است و برابر با ترکیبات مختلف همگن یعنی $3 + P(P-1)$ است. روش دیگری که در ادامه ارائه شد و برخلاف دو روش قبلی غیر حساس به چرخش است روش $LBP_{P,R}^{ri}$ می‌باشد. در این روش عدد دودویی حاصل به نحوه اندیس‌گذاری همسایگی‌ها بستگی دارد، لذا برای این که بتوان برای هر همسایگی مقدار یکتایی به دست آورد، عدد دودویی حاصل را چرخانده و مقدار کمینه را به عنوان الگوی محلی به پیکسل مورد نظر انتساب می‌دهند

$$LBP_{P,R}^{ri} = \min \{ROR(LBP_{P,R}, i) | i = 0, \dots, P-1\} \quad (3)$$

که نماد ri نمایانگر این است که عملگر نسبت به چرخش حساس نمی‌باشد و ROR نیز عملگر چرخش به راست برای عدد دودویی حاصل است. در (۳) عمل چرخش به سمت راست روی عدد دودویی P بیتی، P بار انجام شده و کمترین عدد به دست آمده به ازای i های بین ۰ و $P-1$ به عنوان الگوی دودویی محلی انتخاب می‌شود. با اعمال این روش به همسایگی‌های موجود در تصویر، برچسبی بین ۰ تا $2^P - 1$ نسبت داده می‌شود که البته همه آنها مقدار ندارند و فقط $3 + P(P-1)$ تا از آنها دارای مقدار هستند. در نهایت از هیستوگرام به دست آمده از این برچسب‌ها به عنوان ویژگی برای طبقه‌بندی بافت استفاده می‌شود. نمونه دیگر غیر حساس به چرخش الگوی دودویی محلی که هم از سرعت و هم از کارایی مناسب‌تری نسبت به همه روش‌های قبلی برخوردار است $LBP_{P,R}^{riu2}$ می‌باشد [۱۱]. این روش طبق (۴) و (۵) به دست می‌آید و در این روش از همه الگوهای ناهمگن یعنی مواردی که $U > 2$ دارند فقط یک ویژگی استخراج می‌شود

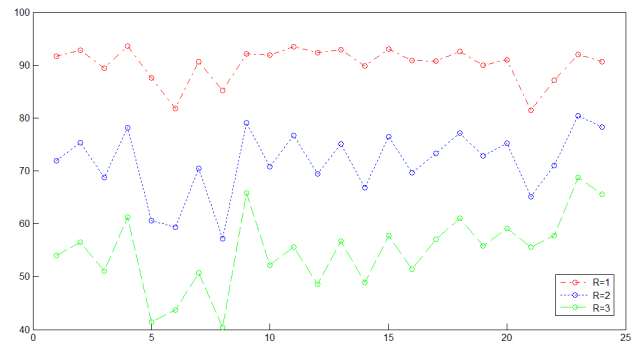
$$LBP_{P,R}^{riu2}(x_c, y_c) = \begin{cases} \sum_{i=0}^{P-1} s(g_i - g_c) & \text{if } U(LBP_{P,R}) \leq 2 \\ P+1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

که در این رابطه s همانند LBP معمولی محاسبه می‌شود و مقدار U تغییرات بیتی ۰ به ۱ و برعکس در کد الگوی دودویی محلی است و به صورت زیر تعریف می‌شود

$$U(LBP_{(P,R)}) = |s(g_{P-1} - g_c) - s(g_0 - g_c)| + \sum_{i=1}^{P-1} |s(g_i - g_c) - s(g_{i-1} - g_c)| \quad (5)$$

الگوهای ناهمگن در آن بیشتر است و به خوبی از الگوهای همگن و ناهمگن با درصد بالا استفاده می‌کند و به دقت بالایی رسیده است. از آنجا که تقریباً بیش از ۹۵ درصد و حتی تا ۹۹ درصد الگوهای بافتی هنگام استفاده از شعاع‌های ۱، ۲ و ۳ دارای U کوچک‌تر مساوی ۶ هستند، لذا در روش پیشنهادی از کلیه ترکیب‌های الگوهایی که دارای U کوچک‌تر مساوی ۶ هستند ویژگی استخراج شده است و برای سایر الگوهایی که $U > 6$ دارند یک ویژگی استخراج می‌شود. نکته مهم در اینجا در واقع استخراج ویژگی از همه ترکیبات الگوهایی هستند که دارای $U = 4$ یا $U = 6$ هستند. ضمن این که در استخراج ویژگی از این الگوها نباید آنها را با ترکیبات همگن ترکیب کرد یعنی اگر در (۴) به جای مقایسه U با ۲ آن را با ۶ مقایسه کنیم به نتایج مناسبی نمی‌رسیم بلکه باید bin ‌های مقادیر $U = 4, 6$ را از موارد همگن جدا کنیم که این نکته در (۱۰) نمایش داده شده است. طبق این رابطه برای کلیه الگوهای همگن (دارای $U = 0, 2$) $P+1$ ویژگی استخراج می‌شود که از مقدار ۰ تا P دارد. ویژگی‌های بعدی مربوط به $U = 4$ است. با توجه به این که برای داشتن $U = 4$ حداقل تعداد ۱‌های آن برابر با ۲ (مانند ۰۰۱۰۰۱۰۰) و حداکثر آن $P-2$ (مثلاً برای ۸ بیت حداکثر یک‌ها ۶ است مثلاً ۰۱۱۰۱۱۰۱) می‌باشد، لذا الگوها دارای ۲ تا ۶ بیت ۱ هستند و اندیس آنها از $P+2$ تا $P+6$ باید باشد یعنی مقدار آنها از $(P-1)+2$ تا $(P-1)+6$ است که در سطر دوم (۱۰) نشان داده شده است. در سطر سوم تعداد الگوهای با $U = 6$ نمایش داده شده که تعداد بیت‌های یک آنها بین ۳ (برای ۸ بیت مثل ۰۱۰۰۱۰۱۰) تا $P-3$ (مثل ۱۰۱۰۱۰۱۱) یا برای ۸ بیت است، مثلاً برای $P = 8$ تعداد بیت‌های یک برابر با ۳، ۴ یا ۵ می‌باشد. لذا اندیس ویژگی‌ها $P+3-5+P$ تا $P+3-5+P$ است و مقدار آن از $2P-5$ به بعد شروع می‌شود و حداکثر آن $3P-8$ است و لذا اندیس بعدی یعنی آخرین ردیف که برای $U > 6$ است و فقط یک ویژگی را نشان می‌دهد یکی بیشتر یعنی $3P-7$ می‌باشد و بنابراین کل مقادیر ویژگی‌ها از ۰ تا $3P-7$ هستند. یعنی تعداد کل ویژگی‌های استخراج شده توسط روش نگاشت پیشنهادی $3P-6$ مورد می‌باشد که فقط از روش $LBP_{P,R}^{riu\forall}$ بیشتر است ولی دقت آن از همه روش‌های قبلی بالاتر می‌باشد. باید توجه داشت که در اینجا یک روش نگاشت جدید به نام $eriu\forall$ ارائه شده که (۱۰) کاربرد آن را برای $LBP_{P,R}^{riu\forall}$ نشان می‌دهد، لذا $LBP_{P,R}^{eriu\forall}$ نام‌گذاری شده است که کاربرد آن را برای LBP معمولی نمایش می‌دهد. از مزایای مهم این روش آن است که این روش نگاشت را می‌توان برای همه انواع نمونه‌های توسعه‌یافته LBP که غیر حساس به چرخش هستند هم به کار برد. در این مقاله روش نگاشت پیشنهادی برای $CLBP$ و برخی از ترکیبات آن و همچنین برای LTP ، $LBPV$ و LBP/VAR استفاده شده است. نتایج قسمت پیاده‌سازی نشان می‌دهد که این روش نگاشت نسبت به $riu\forall$ در همه روش‌ها، دقت طبقه‌بندی را افزایش داده است

$$LBP_{P,R}^{eriu\forall}(x,y) = \begin{cases} \sum_{i=0}^{P-1} s(g_i - g_c) & \text{if } U(LBP_{P,R}) \leq 2 \\ P-1 + \sum_{i=0}^{P-1} s(g_i - g_c) & \text{if } U(LBP_{P,R}) = 4 \\ 2P-5 + \sum_{i=0}^{P-1} s(g_i - g_c) & \text{if } (LBP_{P,R}) = 6 \\ 3P-7 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$



شکل ۳: درصد الگوهای همگن برای پایگاه Outex برای $R = 1, 2, 3$.

$$LL(S, M) = \sum_{i=1}^n S_i \log \frac{S_i}{M_i} \quad (6)$$

رابطه (۶) در برخی مقالات به صورت (۷) هم استفاده می‌شود که البته این رابطه بدون علامت منفی، معیار فاصله است که با علامت منفی تبدیل به معیار شباهت می‌شود

$$LL(S, M) = - \sum_{i=1}^n S_i \log M_i \quad (7)$$

معیار شباهت اشتراک دو هیستوگرام در برخی موارد استفاده شده است

$$HI(S, M) = \sum_{i=1}^n \min(S_i, M_i) \quad (8)$$

معیار فاصله مربع کای از دو مورد اخیر بیشتر کاربرد دارد

$$\chi^2(S, M) = \sum_{i=1}^n \frac{(S_i - M_i)^2}{(S_i + M_i)} \quad (9)$$

روش مربع کای نه تنها مقدار دو bin را با هم مقایسه می‌کند بلکه نوعی وزن‌دهی هم انجام می‌دهد یعنی هرچه مقدار bin ‌های مورد مقایسه بیشتر باشد مقدار کسر کمتر شده و اثر آنها در مقایسه دو تصویر بافتی بیشتر لحاظ می‌شود. در این مقاله نیز مانند اغلب مقالات معتبر [۲۶] تا [۲۸] از روش مربع کای برای طبقه‌بندی بافت‌ها با روش طبقه‌بندی K-NN با $k = 1$ استفاده می‌شود.

۴- روش نگاشت پیشنهادی برای الگوهای دودویی محلی

آخرین نمونه از نگاشت الگوی دودویی محلی که اوجالا و همکارانش ارائه کردند و غیر حساس به چرخش بود همان $riu\forall$ بود که در روش $LBP_{P,R}^{riu\forall}$ و خیلی از روش‌های توسعه‌یافته آن استفاده شده است. روش $LBP_{P,R}^{riu\forall}$ که $P+1$ ویژگی را برای الگوهای همگن و یک ویژگی را برای کل الگوهای ناهمگن استخراج می‌کند کاربرد زیادی در طبقه‌بندی بافت‌ها دارد. همان گونه که در جدول ۱ ارائه شد برای شعاع‌های بزرگ‌تر از یک، تعداد قابل ملاحظه‌ای از الگوها ناهمگن هستند. شکل ۳ درصد الگوهای همگن پایگاه داده Outex را برای ۲۴ کلاس آن نشان می‌دهد. طبق این شکل هرچه شعاع همسایگی را بیشتر بگیریم درصد الگوهای همگن کمتر و در نتیجه درصد الگوهای ناهمگن زیادتر می‌شود. مثلاً برای $R = 3$ در حدود نیمی از الگوها ناهمگن هستند و این در حالی است که فقط یک ویژگی برای کل این داده‌ها استخراج می‌شود که طبیعتاً نمی‌تواند کافی باشد. طبق جدول ۱ این درصدها برای سایر پایگاه‌های بافتی هم در همین حدود است. لذا در اینجا یک روش نگاشت غیر حساس به چرخش ارائه می‌شود که تعداد ویژگی‌های استخراج شده از

جدول ۱: میانگین درصد الگوهای همگن و ناهمگن (با U های مختلف) برای سه مقدار P و R در ۳ پایگاه داده بافتی UIUC، OuteX و CURET.

	Data	$U=0$	$U=2$	$U=4$	$U=6$	$U>6$
$R=1, P=8$	UIUC	۶,۰۲	۸۱,۱۷	۱۲,۲۹	۰,۵۲	۰
	Outex	۳,۵۳	۸۶,۵۷	۹,۶۲	۰,۲۸	۰
	CURET	۵,۵۲	۸۱,۶۹	۱۲,۴۶	۰,۳۳	۰
$R=2, P=16$	UIUC	۶,۳۵	۶۳,۱۰	۲۵,۲۲	۴,۸۳	۰,۵۰
	Outex	۶,۸۲	۶۴,۷۴	۲۵,۳۱	۲,۹۳	۰,۲۰
	CURET	۸,۲۵	۵۷,۰۰	۲۸,۹۱	۵,۳۸	۰,۴۶
$R=3, P=24$	UIUC	۵,۸۶	۴۹,۲۹	۳۰,۵۷	۱۱,۰۴	۳,۲۵
	Outex	۸,۱۲	۴۶,۶۶	۳۲,۴۸	۱۰,۶۱	۲,۱۲
	CURET	۸,۲۵	۴۰,۰۱	۳۲,۳۳	۱۴,۷۴	۴,۶۸

جدول ۲: تعداد ویژگی‌های استخراج شده توسط چند روش و روش پیشنهادی.

الگوی دودویی	تعداد ویژگی‌های استخراج شده				حساس به چرخش
	P	$R=1, P=8$	$R=2, P=16$	$R=3, P=24$	
$LBP_{P,R}^{riu2}$	$P+2$	۱۰	۱۸	۲۶	خبر
$LBP_{P,R}^{eriu246}$	$3P-6$	۱۸	۴۲	۶۶	خبر
$LBP_{P,R}^{t}$	متغیر	متغیر	متغیر	متغیر	خبر
$LBP_{P,R}^{h}$	$P(P-1)+3$	۵۹	۲۴۳	۵۵۵	بلی

۸ جهت دیگر آزمایش می‌گردد. در این گروه تست، ۴۸۰ نمونه آموزشی و ۳۸۴۰ نمونه تست موجود است.

برای TC۱۲، بافت هر کلاس با داده‌های TC۱۰ آموزش داده شده و با تمام نمونه‌ها با روشی "horizon" و "t۱۸۴" آزمایش می‌شود که برای اختصار آنها با 'h' و 't' نشان داده شده است. در این دسته ۴۸۰ نمونه آموزشی و ۴۳۲۰ نمونه تست موجود است.

جداول ۳ تا ۵ نتایج حاصل از اعمال روش‌های مختلف را بر روی این داده‌ها نشان می‌دهد. نتایج روش نگاشت ارائه شده یعنی $eriu_{246}$ بر روی روش‌های الگوی دودویی محلی واریانس (LBPV)، الگوی سه‌تایی محلی (LTP)، الگوی دودویی محلی ترکیب شده با واریانس (LBP/VAR) و الگوی دودویی محلی کامل (CLBP) و برخی ترکیبات آن اعمال شده و نتایج آن با نگاشت riu_{246} مقایسه شده است. طبق نتایج این جداول در همه موارد $R=3$ و اغلب موارد $R=2$ نتایج روش پیشنهادی بهتر از روش riu_{246} بوده است. دلیل آن هم این است که با زیاد شدن R درصد الگوهایی که مقدار $U>2$ دارند بیشتر می‌شود و در نتیجه روش $eriu_{246}$ بهتر از riu_{246} عمل کرده است. در این ۳ جدول بالاترین دقت به دست آمده برای هر سطر به صورت برجسته نمایش داده شده که همگی اغلب مربوط به ستون آخر می‌باشد.

ابتدا جدول ۳ را بررسی می‌کنیم. در این جدول برای $R=1$ فقط برای LBPV، CLBP_S و CLBP_M نتایج روش $eriu_{246}$ بهتر از riu_{246} است و نتیجه برای LTP تقریباً به هم نزدیک است. این جدول نشان می‌دهد که استفاده از روش نگاشت پیشنهادی برای شعاع $R=1$ هنگام ترکیب هیستوگرام‌ها نتیجه خوبی تولید نمی‌کند. برای $R=2$ به جز در حالت LBP/VAR در همه موارد دیگر نتیجه روش ارائه شده بهتر از riu_{246} بوده است. برای $R=3$ در همه روش‌ها نگاشت $eriu_{246}$ بهتر از riu_{246} عمل کرده است. ضمن این که بالاترین دقت طبقه‌بندی هم در همه روش‌ها مربوط به $eriu_{246}$ با $R=3$ است و در کل روش‌های استفاده شده روش CLBP_S/M/C با $R=3$ وقتی از نگاشت $eriu_{246}$ استفاده می‌کند بالاترین دقت طبقه‌بندی یعنی ۹۹,۶۵٪ را به

این روش از لحاظ پیچیدگی و تعداد ویژگی‌های استخراج شده هم روش مناسبی است. جدول ۲ تعداد ویژگی‌های استخراج شده از هر تصویر را با استفاده از روش نگاشت پیشنهادی و ۳ روش نگاشت دیگر برای LBP عادی نمایش می‌دهد. در این جدول تعداد ویژگی‌های استخراج شده روش‌ها به ترتیب از بالا به پایین افزایش می‌یابد.

۵- نتایج پیاده‌سازی و بررسی عملکرد

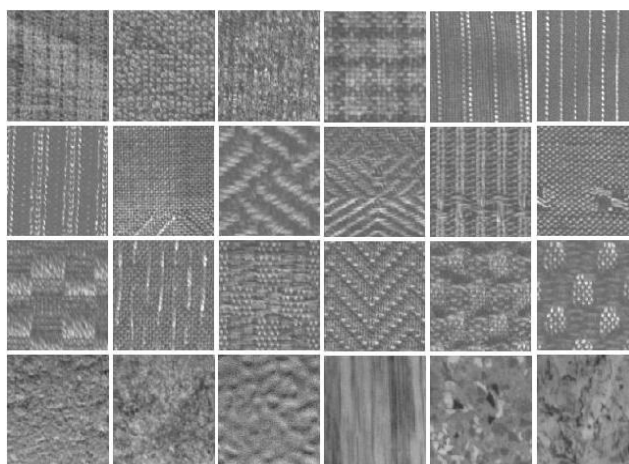
برای بررسی عملکرد روش ارائه شده برای استخراج ویژگی به منظور طبقه‌بندی بافت تصویر از مجموعه داده استاندارد Outex [۳۰] استفاده گردیده که این پایگاه داده به دلیل تنوع تصاویر در اغلب مقالات معتبر [۲۶] تا [۲۸] استفاده شده است. نمونه‌ای از تصاویر هر کلاس از داده‌های این پایگاه داده در شکل ۴ آمده است. مجموعه داده Outex شامل ۲۴ کلاس بافتی است و در این پایگاه داده تعداد بسیار زیادی دسته‌بندی بافت‌ها تحت عنوان‌های مختلف وجود دارد. در این مقاله از ۳ دسته بافت تحت عناوین $Outex_TC_00010$ ، $Outex_TC_00012(t)$ و $Outex_TC_00012(h)$ استفاده شده است. در واقع این سه دسته داده تحت سه روشی مختلف ("horizon"، "inca"، "t۱۸۴") و در ۹ جهت چرخش متفاوت (۰، ۵، ۱۰، ۱۵، ۳۰، ۴۵، ۶۰، ۷۵ و ۹۰ درجه) جمع‌آوری شده‌اند. برای هر بافت، ۲۰ نمونه در هر جهت و با هر شدت روشی وجود دارد. اندازه هر تصویر در این مجموعه داده 128×128 می‌باشد. چون تصاویر این مجموعه تست در جهات مختلف هستند و برای بررسی حساس نبودن روش نسبت به چرخش تصویر استفاده می‌شود، همسایگی را به شکل دایروی در نظر می‌گیریم. همچنین روشی تصاویر گرفته شده نیز با هم متفاوت است. در مجموع می‌توان گفت که این ۳ دسته از تصاویر بیشترین کاربرد را در بین همه دسته‌بندی‌های این پایگاه داده در اغلب مقالات معتبر دارد. مشخصات جزئی‌تر این دسته‌بندی از تصاویر به صورت زیر می‌باشد:

برای TC۱۰ بافت هر کلاس با استفاده از روشی "inca" و در جهت صفر درجه آموزش داده شده و با نمونه‌هایی با همان روشی و در

CLBP_S/M/C را برای شعاع‌های $R=1$ تا $R=5$ به دست آورده و با هم ترکیب کنیم آن را الگوی دودویی محلی با چند تفکیک پذیری می‌نامند. این روش به میانگین دقت $96/62\%$ رسیده که مشابه روش چند تفکیک پذیری CLBC_S/M/C است که تعداد ویژگی‌های استخراج شده از هر تصویر در این دو روش بسیار زیاد است. همه موارد یاد شده روش‌های به روز و بسیار پیشرفته‌ای هستند که اغلب از الگوی دودویی محلی برای طبقه بندی بافت استفاده می‌کنند و اعداد و دقت‌های جدول ۶ بهترین دقت‌های این روشها است که از مقالات مربوط به آنها استخراج شده است. برخی از این روشها از نگاشت خاصی استفاده نمی‌کنند و برخی از u_2 و اغلب آنها از riu_2 استفاده می‌کنند. دو ردیف آخر جدول ۶ بهترین نتایج استخراج شده روش پیشنهادی هستند که از جداول ۳ تا ۵ به دست آمده‌اند که به ترتیب برابر با $99/61\%$ ، $96/37\%$ و $95/79\%$ است. همان گونه که مشاهده می‌شود این ۳ مقدار بالاترین دقت در بین همه روش‌های ارائه شده است و همچنین از لحاظ میانگین نیز میانگین آن هم که $97/10\%$ است بالاترین مقدار در بین همه میانگین‌های روش‌های مطرح شده می‌باشد.

روش ارائه شده از لحاظ سادگی نیز به مراتب ساده‌تر از اغلب روش‌های بیان شده اخیر است و تعداد ویژگی‌های استخراج شده از تصویر نسبت به بسیاری از روش‌های موجود در جدول ۶ کمتر است. در همه مواردی که دو هیستوگرام با هم ادغام شده‌اند تعداد ویژگی‌های حاصل برابر است با حاصل ضرب تعداد ویژگی‌های هر هیستوگرام. در برخی روشها که از چندین شعاع مثلاً $R=1, 2, 3, 4, 5$ استفاده شده است تعداد ویژگی‌ها بسیار زیاد است. در برخی روش‌های مثل LBP/VAR برای بالابردن دقت طبقه بندی باید مرحله آموزشی را بسیار تکرار کرد تا به بهترین دقت برای طبقه بندی با VAR و گسسته کردن مقدار پیوسته واریانس دست پیدا کرد. برخی روشها مثل $LBPV_{P,R}^{u,v} GM_{ES}$ بهترین دقت آنها مربوط به نگاشت u_2 است و استفاده از riu_2 دقت آنها را کم می‌کند. لذا از یک سری تکنیک‌های پیچیده و زمان بر برای جبران حساسیت به چرخش روش u_2 استفاده می‌کند و معیار مقایسه نیز متفاوت از (۶) تا (۹) است. لذا روش ارائه شده نسبت به اغلب روش‌های موجود در جدول ۶ از لحاظ پیچیدگی زمانی و تعداد ویژگی‌های استخراج شده بسیار بهتر و سریع تر است.

برای مقایسه بهتر روش پیشنهادی و میزان اثر نویز بر نتایج طبقه بندی در ادامه از تصاویر نویزی هم برای مقایسه استفاده شده است. جداول ۷ و ۸ نتایج مقایسه روش پیشنهادی با روش نگاشت riu_2 را برای تصاویر نویزی TC_{10} با مقادیر $SNR=30$ و $SNR=10$ نشان می‌دهد. در این جداول از نویز گاوسی که بیشترین تأثیر مخرب بر بافت را دارد استفاده شده است. طبق جدول ۷ استفاده از روش نگاشت پیشنهادی برای شعاع‌های بزرگ برای تصاویر نویزدار هم نتایجی بهتر از روش نگاشت عادی تولید می‌کند. بهترین نتیجه حاصل برای $SNR=30$ در تصاویر TC_{10} توسط CLBP_S/M/C تولید شده که برای $R=3$ ، $P=24$ می‌باشد. در جدول ۸ نتایج برای نویزهای شدیدتر یعنی $SNR=10$ نمایش داده شده است. طبق نتایج موجود در این جدول نیز استفاده از روش نگاشت پیشنهادی برای داده‌های نویزدار نتایج بهتری نسبت به روش riu_2 خصوصاً برای همسایگی‌های بزرگ تر تولید کرده است. بنابراین می‌توان گفت که روش پیشنهادی برای تصاویر نویزدار هم نتایج مناسبی خصوصاً برای همسایگی‌های بزرگ الگوی دودویی محلی تولید می‌کند.



شکل ۴: نمونه‌هایی از ۲۴ کلاس تصاویر پایگاه داده Outex.

دست آورده که یک نرخ طبقه بندی بسیار بالا برای این دسته از داده‌های Outex محسوب می‌شود.

برای جدول ۴ نیز تقریباً نتایج روش پیشنهادی بهتر از جدول ۳ به دست آمده است. طبق جدول ۴ به جز در حالت CLBP_S/M و CLBP_S/M/C برای $R=1$ در همه روشها و حالت‌های دیگر برتری روش ارائه شده کاملاً محسوس است. در اینجا هم مانند جدول ۳ بالاترین نرخ طبقه بندی مربوط به ترکیب ۳ هیستوگرام برای $R=3$ می‌باشد و برابر با $96/37\%$ است.

در جدول ۵ هم نتایج مشابه با دو جدول قبلی است با این تفاوت که در این جدول عملکرد روش پیشنهادی برای $R=2$ ، $P=16$ بسیار بهتر از حتی $R=3$ ، $P=24$ می‌باشد. یعنی با تعداد کمتری ویژگی به دقت طبقه بندی بالاتری تولید شده است و برتری روش ارائه شده به روش riu_2 برای برخی موارد بین 4% یا 5% هم می‌رسد. در این جدول هم بالاترین دقت مربوط است به CLBP_S/M/C با این تفاوت که این دقت برای $R=2$ به دست آمده است.

جدول ۳ تا ۵ نتایج پیاده سازی روش ارائه شده بر روی چند روش از مهم ترین روش‌های موجود LBP را نمایش می‌دهند. برای مقایسه بهتر و بررسی عملکرد دقت بسیار بالای روش نگاشت ارائه شده با بهترین روش‌های ارائه شده اخیر، لیستی از بهترین دقت‌های طبقه بندی آخرین روش‌های موجود بر روی پایگاه داده Outex در جدول ۶ قرار داده شده است. در این جدول بالاترین دقت هر روش برای ۳ دسته داده نام برده شده یعنی $TC_{10}(t)$ ، $TC_{10}(h)$ و $TC_{10}(h)$ آمده و میانگین آنها لیست شده است. بالاترین دقت طبقه بندی روش CLBP هم مربوط به CLBP_S/M/C با $R=3$ ، $P=24$ است. از ترکیب CLBP و CLBC نیز کمی بر دقت CLBP_S/M/C اضافه شده است. روش LBPV هم یک روش الگوی دودویی است که از واریانس هر همسایگی به عنوان وزن استفاده می‌کند. این روش از نگاشت u_2 استفاده می‌کند که حساس به چرخش است اما با استفاده از یک تکنیک به نام "جهت اصلی بافت" این مشکل را برطرف کرده است. این روش چندین نمونه و حالت دارد که بالاترین دقت طبقه بندی آن مربوط است به $LBPV_{P,R}^{u,v} GM_{ES}$ با شعاع $R=3$ که در جدول آمده و میانگین آن $96/24\%$ است. روش الگوی دودویی محلی غالب (DLBP) هم که یک روش مقاوم به نویز است و دارای حالت‌های مختلفی است که بالاترین دقت آن مربوط است به استفاده آن همراه با فیلتر گابور نرمال شده (DLBP + NGF) برای شعاع $R=2$. اگر مقادیر ویژگی‌های روش

جدول ۳: نتایج طبقه‌بندی روش ارائه‌شده و روش $riu\gamma$ روی $TC10$ از پایگاه داده OUTEX.

	$(P, R) = 8, 1$		$(P, R) = 16, 2$		$(P, R) = 24, 3$	
	$riu\gamma$	$eriu\gamma\gamma\epsilon$	$riu\gamma$	$eriu\gamma\gamma\epsilon$	$riu\gamma$	$eriu\gamma\gamma\epsilon$
LTP(T=10)	۹۰٫۶۸	۹۰٫۶۰	۹۷٫۲۱	۹۷٫۴۲	۹۸٫۳۶	۹۹٫۰۶
LBP/VAR	۹۲٫۴۷	۹۰٫۷۶	۹۵٫۷۰	۹۵٫۳۹	۹۶٫۱۷	۹۶٫۸۸
LBPV	۹۱٫۵۶	۹۲٫۰۸	۹۲٫۱۶	۹۲٫۶۰	۹۵٫۲۶	۹۶٫۹۰
CLBP_S	۸۴٫۸۲	۸۷٫۰۶	۸۹٫۴۰	۹۳٫۳۶	۹۵٫۰۸	۹۶٫۴۱
CLBP_M	۸۱٫۷۴	۸۵٫۷۶	۹۳٫۶۷	۹۵٫۶۰	۹۵٫۵۲	۹۷٫۶۰
CLBP_S/M	۹۴٫۶۶	۸۸٫۵۹	۹۷٫۸۹	۹۷٫۹۲	۹۹٫۳۲	۹۹٫۵۳
CLBP_S/M/C	۹۶٫۵۶	۹۱٫۳۳	۹۸٫۷۲	۹۸٫۸۳	۹۸٫۹۳	۹۹٫۶۱

جدول ۴: نتایج طبقه‌بندی روش ارائه‌شده و روش $riu\gamma$ روی $TC12(t)$ از پایگاه داده OUTEX.

	$(P, R) = 8, 1$		$(P, R) = 16, 2$		$(P, R) = 24, 3$	
	$riu\gamma$	$eriu\gamma\gamma\epsilon$	$riu\gamma$	$eriu\gamma\gamma\epsilon$	$riu\gamma$	$eriu\gamma\gamma\epsilon$
LTP(T=10)	۷۷٫۵۵	۷۸٫۱۳	۹۰٫۲۳	۹۱٫۷۸	۹۴٫۴۴	۹۵٫۸۶
LBP/VAR	۷۲٫۲۰	۷۴٫۲۱	۸۴٫۳۸	۸۵٫۴۶	۸۵٫۳۲	۸۷٫۰۸
LBPV	۷۶٫۶۲	۷۷٫۵۹	۸۷٫۲۲	۸۸٫۵۲	۹۱٫۳۱	۹۱٫۷۱
CLBP_S	۶۵٫۴۶	۶۹٫۸۴	۸۲٫۲۷	۸۴٫۸۸	۸۵٫۰۵	۸۷٫۳۸
CLBP_M	۵۹٫۳۱	۶۲٫۵۹	۷۳٫۸۰	۷۶٫۸۵	۸۱٫۱۸	۸۳٫۵۴
CLBP_S/M	۸۲٫۷۵	۷۸٫۹۸	۹۰٫۵۶	۹۳٫۰۸	۹۳٫۵۹	۹۵٫۹۵
CLBP_S/M/C	۹۰٫۳۰	۸۵٫۹۳	۹۳٫۵۴	۹۵٫۲۵	۹۵٫۳۲	۹۶٫۳۷

جدول ۵: نتایج طبقه‌بندی روش ارائه‌شده و روش $riu\gamma$ روی $TC12(h)$ از پایگاه داده OUTEX.

	$(P, R) = 8, 1$		$(P, R) = 16, 2$		$(P, R) = 24, 3$	
	$riu\gamma$	$eriu\gamma\gamma\epsilon$	$riu\gamma$	$eriu\gamma\gamma\epsilon$	$riu\gamma$	$eriu\gamma\gamma\epsilon$
LTP(T=10)	۷۶٫۸۸	۷۸٫۱۵	۸۷٫۲۷	۹۰٫۰۲	۹۰٫۵۳	۹۳٫۱۹
LBP/VAR	۷۶٫۸۸	۷۶٫۲۵	۸۵٫۱۹	۸۵٫۶۷	۸۶٫۰۲	۸۷٫۴۸
LBPV	۷۷٫۰۱	۷۷٫۸۵	۸۴٫۸۶	۸۷٫۷۳	۸۵٫۰۵	۸۶٫۹۹
CLBP_S	۶۳٫۶۸	۶۷٫۸۰	۷۵٫۲۱	۷۹٫۸۱	۸۰٫۷۹	۸۳٫۰۱
CLBP_M	۶۲٫۷۸	۶۴٫۱۴	۷۲٫۴۱	۷۶٫۶۷	۷۸٫۶۶	۸۱٫۷۸
CLBP_S/M	۸۳٫۱۵	۸۰٫۴۴	۹۱٫۱۱	۹۳٫۳۸	۹۳٫۳۶	۹۵٫۴۲
CLBP_S/M/C	۹۲٫۲۹	۸۸٫۷۷	۹۳٫۹۱	۹۵٫۷۹	۹۴٫۵۴	۹۵٫۳۲

جدول ۶: مقایسه بهترین نتیجه روش پیشنهادی با بهترین نتایج چندین روش مهم الگوی دودویی محلی روی پایگاه داده OUTEX.

روش	روش نگاشت	$TC10$	$TC12(t)$	$TC12(h)$	میانگین
CLBP_S/M/C ($R=3, P=24$) [۲۶]	$riu\gamma$	۹۸٫۹۳	۹۵٫۳۲	۹۴٫۵۳	۹۶٫۲۶
CLBP_CLBC ($R=3, P=24$) [۲۸]	$riu\gamma$	۹۸٫۹۶	۹۵٫۳۷	۹۴٫۷۲	۹۶٫۳۵
LBPV ^{ut} _{P,R} GM _{ES} ($R=3, P=24$) [۲۷]	$u\gamma$	۹۷٫۷۶	۹۵٫۳۹	۹۵٫۵۷	۹۶٫۲۴
DLBP + NGF ($R=2, P=16$) [۲۵]	$riu\gamma$	۹۹٫۱۰	۹۳٫۲۰	۹۰٫۴۰	۹۴٫۲۳
CLBP_S/M/C (Multi Resolution) [۲۸]	$riu\gamma$	۹۹٫۱۴	۹۵٫۱۸	۹۵٫۵۵	۹۶٫۶۲
CLBC_S/M/C (Multi Resolution) [۲۸]	-	۹۹٫۳۸	۹۴٫۹۸	۹۵٫۵۱	۹۶٫۶۲
CLBP_S/M/C ($R=2, P=16$)	$eriu\gamma\gamma\epsilon$	۹۸٫۸۳	۹۵٫۲۵	۹۵٫۷۹	۹۶٫۶۲
CLBP_S/M/C ($R=3, P=24$)	$eriu\gamma\gamma\epsilon$	۹۹٫۶۱	۹۶٫۳۷	۹۵٫۳۲	۹۷٫۱۰

جدول ۷: نتایج طبقه‌بندی روش ارائه‌شده و روش $riu\gamma$ روی داده‌های نویزی $TC10$ از پایگاه داده OUTEX ($SNR=30$).

	$(P, R) = 8, 1$		$(P, R) = 16, 2$		$(P, R) = 24, 3$	
	$riu\gamma$	$eriu\gamma\gamma\epsilon$	$riu\gamma$	$eriu\gamma\gamma\epsilon$	$riu\gamma$	$eriu\gamma\gamma\epsilon$
CLBP_S	۷۵٫۸۶	۷۶٫۹۵	۸۸٫۲۸	۹۰٫۷۰	۹۴٫۰۶	۹۵٫۱۸
CLBP_M	۷۲٫۹۴	۷۸٫۳۹	۹۱٫۶۱	۹۳٫۹۳	۹۳٫۷۸	۹۶٫۹۰
CLBP_S/M	۸۹٫۲۴	۸۵٫۵۲	۹۶٫۲۸	۹۶٫۵۹	۹۸٫۲۰	۹۸٫۸۵
CLBP_S/M/C	۹۵٫۹۱	۹۴٫۳۲	۹۸٫۳۶	۹۸٫۳۹	۹۸٫۴۴	۹۸٫۹۶

جدول ۸: نتایج طبقه‌بندی روش ارائه‌شده و روش $riu2$ روی داده‌های نویزی $TC10$ از پایگاه داده OUTEX ($SNR = 10$).

	$(P, R) = 1, 1$		$(P, R) = 16, 2$		$(P, R) = 24, 3$	
	$riu2$	$eriu246$	$riu2$	$riu2$	$eriu246$	$riu2$
CLBP_S	۵۱٫۵۹	۴۸٫۴۱	۸۱٫۵۱	۸۳٫۳۶	۸۸٫۲۰	۹۰٫۸۶
CLBP_M	۴۲٫۵۳	۴۶٫۶۹	۶۹٫۵۶	۷۶٫۲۰	۷۶٫۳۰	۸۴٫۰۹
CLBP_S/M	۶۲٫۴۰	۶۳٫۲۳	۸۶٫۵۱	۸۸٫۵۶	۹۲٫۴۰	۸۹٫۸۴
CLBP_S/M/C	۸۷٫۸۹	۸۶٫۰۲	۹۴٫۰۱	۹۴٫۴۸	۹۵٫۸۱	۹۶٫۰۹

- [11] T. Ojala, M. Pietikainen, and T. Maenpaa, "Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 24, no. 7, pp. 971-987, Jul. 2002.
- [12] S. Arivazhagan and L. Ganesan, "Texture classification using wavelet transform," *Pattern Recognition Letters*, vol. 24, no. 1-2, pp. 1513-1521, Jun. 2003.
- [13] P. S. Hiremath and S. Shivashankar, "Texture classification using wavelet packet decomposition," *Journal on Graphics, Vision and Image Processing*, vol. 6, no. 2, pp. 77-80, Sep. 2006.
- [14] B. V. Ramana Reddy, U. S. N. Raju, M. Radhika Mani, and K. V. Subbaivah, "Texture classification method using wavelet transform based on gaussian markov random field," *International J. of Signal and Image processing*, vol. 1, no. 1, pp. 35-39, Jan. 2010.
- [15] V. Vijaya Kumar, U. S. N. Raju, M. Radhika Mani, and A. L. Narasimha Rao, "Wavelet based texture segmentation methods based on combinatorial of morphological and statistical operations," *International J. of Computer Science and Network Security*, vol. 8, no. 8, pp. 176-181, Aug. 2008.
- [16] J. S. Weszka, C. R. Dyer, and A. Rosenfeld, "A comparative study of texture measures for terrain classification," *IEEE Trans. on System, Man, and Cybernetic*, vol. 6, no. 4, pp. 267-285, May 1976.
- [17] T. Randen and J. H. Husoy, "Filtering for texture classification: a comparative study," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 21, no. 4, pp. 291-310, Apr. 1996.
- [18] T. Maenpaa, M. Pietikainen, and T. Ojala, "Texture classification by multi-predicate local binary pattern operators," in *Proc. 15th Int. Conf. on Pattern Recognition*, pp. 939-942, 3-7 Sep. 2000.
- [19] M. Varma and A. Zisserman, "A statistical approach to texture classification from single images," *International J. of Computer Vision*, vol. 62, no. 1, pp. 61-81, Apr. 2005.
- [20] M. Varma and A. Zisserman, "Texture classification: are filter banks necessary?" in *Proc. Int. Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 691-698, 18-20 Jun. 2003.
- [21] M. Varma and A. Zisserman, "A statistical approach to material classification using image patch exemplars," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 31, no. 11, pp. 2032-2047, Nov. 2009.
- [22] F. Tajeripour, E. Kabir, and A. Sheikhi, "Fabric defect detection using modified local binary patterns," *EURASIP J. on Advances in Signal Processing*, vol. 2008, 12 pp., Jan. 2008.
- [23] S. Soltaninejad, M. H. Shakoore, and F. Tajeripour, "Lung nodule segmentation based on modified local binary pattern," *International J. of Scientific & Engineering Research*, vol. 5, no. 12, pp. 575-586, Dec. 2014.
- [24] F. Bianconi and A. Fernandez, "On the occurrence probability of local binary patterns: a theoretical study," *J. of Mathematical Imaging and Vision Manuscript*, vol. 40, no. 3, pp. 259-268, Jul. 2011.
- [25] S. Liao, M. W. K. Law, and A. C. S. Chung, "Dominant local binary patterns for texture classification," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 18, no. 5, pp. 1107-1118, Mar. 2009.
- [26] Z. Guo, L. Zhang, and D. Zhang, "A completed modeling of local binary pattern operator for texture classification," *IEEE Trans. Image Process*, vol. 9, no. 16, pp. 1657-1663, Jun. 2010.
- [27] Z. Guo, L. Zhang, and D. Zhang, "Rotation invariant texture classification using LBP Variance (LBPV) with global matching," *Pattern Recognition J.*, vol. 43, no. 3, pp. 706-719, Mar. 2010.
- [28] Y. Zhao, D. S. Huang, and W. Jia, "Completed local binary count for rotation invariant texture classification," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 21, no. 10, pp. 4492-4497, Oct. 2012.
- [29] X. Tan and B. Triggs, "Enhanced local texture feature sets for face recognition under difficult lighting conditions," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 19, no. 6, pp. 168-182, Jun. 2010.
- [30] T. Ojala, et al., "Outex-a new framework for empirical evaluation of texture analysis algorithms," in *Proc. of 16 Int. Conf. of Pattern Recognition*, vol. 1, pp. 701-706, 11-15 Aug. 2002.

۶- بحث و نتیجه‌گیری

در این مقاله یک روش نگاشت جدید به نام $eriu246$ ارائه شد که هدف آن استخراج اطلاعات بیشتر از تصاویر بافتی برای دستیابی به دقت بالاتری از طبقه‌بندی بافت است. نکته مهم این روش استفاده بهینه از الگوهای محلی است که جزء الگوهای ناهمگن محسوب می‌شوند ولی درصد آنها خصوصاً برای شعاع‌های بزرگ بسیار زیاد است. به همین دلیل استفاده از روش پیشنهادی دقت طبقه‌بندی را برای شعاع‌های بزرگ مثل ۳ بیشتر افزایش می‌دهد. ضمن این که در برخی موارد حتی برای شعاع همسایگی ۲ هم دقت طبقه‌بندی به اندازه قابل ملاحظه‌ای افزایش می‌یابد به طوری که نرخ خطا در روش پیشنهادی بسیار کمتر از روش‌های مشهور و پیچیده می‌باشد. از ویژگی‌های مهم این روش آن است که وابسته به روش LBP خاصی نیست و همانند روش‌های نگاشت قبلی مثل $riu2$ قابل استفاده برای هر نوع روش LBP غیر حساس به چرخش و روشنایی می‌باشد. نتایج پیاده‌سازی نشان می‌دهد که این روش علی‌رغم سادگی آن از قابلیت بسیار بالایی برای استخراج ویژگی‌های بافتی برخوردار است. بهترین نتایج طبقه‌بندی برای این روش نگاشت برای CLBP_S/M/C با شعاع ۲ یا ۳ به دست آمده است که این دقت از بسیاری از روش‌های پیچیده دیگر و حتی با تعداد ویژگی بسیار زیادتر بهتر است.

مراجع

- [1] M. Petrou and P. G. Sevilla, *Image Processing Dealing with Texture*, 2006.
- [2] M. Tuceryan and A. K. Jain, *Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision*, ch.2, pp. 207-248, World Scientific Publishing, 1998.
- [3] R. M. Haralick, K. Shanmugam, and I. Dinstein, "Textural features for image classification," *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetic*, vol. 3, no. 6, pp. 610-621, Nov. 1973.
- [4] D. Popescu, R. Dobrescu, and M. Nicolae, "Texture classification and defect detection by statistical features," *International J. of Circuit, System, and Signal processing*, vol. 1, no. 1, pp. 79-85, 2007.
- [5] S. Hegenbarta and A. Uhla, "A scale - and orientation - adaptive extension of local binary patterns for texture classification," *Pattern Recognition*, vol. 48, no. 8, pp. 2633-2644, Aug. 2015.
- [6] R. Davarzani, S. Mozaffari, and K. Yaghmaie, "Scale and rotation - invariant texture description with improved local binary pattern features," *Signal Processing*, vol. 111, pp. 274-293, Jun. 2015.
- [7] Z. Li, G. Liu, Y. Yang, and J. You, "Scale-and rotation-invariant local binary pattern using scale-adaptive texton and subuniform-based circular shift," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 12, no. 4, pp. 2130-2140, Apr. 2012.
- [8] M. Pakdel and F. Tajeripour, "Texture classification using optimal Gabor filters," in *Proc. First Int. Conf. on Computer and Knowledge Engineering, ICCKE'11*, pp. 208-213, 13-14 Oct. 2011.
- [9] X. Chen, X. Zeng, and D. van Alphen, "Multi-class feature selection for texture classification," *Pattern Recognition Letters*, vol. 27, no. 14, pp. 1685-1691, 15 Oct. 2006.
- [10] M. Pietikainen, T. Ojala, and Z. Xu, "Rotation-invariant texture classification using feature distributions," *Pattern Recognition*, vol. 33, no. 1, pp. 43-52, Jan. 2000.

فرشاد تاجری پور به ترتیب در سال‌های ۱۳۷۳ و ۱۳۷۶ مدارک کارشناسی و کارشناسی ارشد خود را در رشته مهندسی برق الکترونیک از دانشگاه شیراز اخذ نمود. ایشان در سال ۱۳۸۸ در گرایش الکترونیک دکترای خود را از دانشگاه تربیت مدرس دریافت کرد و در سال ۱۳۸۹ در دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر دانشگاه شیراز مشغول به فعالیت گردید. زمینه‌های علمی مورد علاقه نامبرده شامل پردازش سیگنال‌های ویدئویی، پردازش تصویر و پردازش تصاویر پزشکی می‌باشد.

محمدحسین شکور تحصیلات خود را در مقاطع کارشناسی و کارشناسی ارشد کامپیوتر به ترتیب در سال‌های ۱۳۷۷ و ۱۳۸۲ از دانشگاه شیراز و اصفهان و در گرایش سخت‌افزار و معماری کامپیوتر به پایان رساند. سپس در سال ۱۳۹۵ دکترای خود را در گرایش هوش مصنوعی از دانشگاه شیراز اخذ کرد. هم‌اکنون استادیار دانشکده مهندسی گروه کامپیوتر دانشگاه آزاد اسلامی واحد شیراز می‌باشد. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه ایشان پردازش تصویر، پردازش سیگنال و تشخیص الگو می‌باشد.