

الگوی دودویی محلی بهبود یافته چند مقیاسی به منظور استخراج ویژگی و طبقه‌بندی مرجان‌های دریایی

زهرا نظمی^۱، محمد حسین شکور^۲ و محسن رحمانی^۲

چکیده

صخره‌های مرجانی بخش مهمی از اکوسیستم آب‌های کم عمق استوایی هستند و حفاظت از آنها بسیار مهم است. طبقه‌بندی تصاویر صخره‌های مرجانی شامل سه مرحله‌ی بهبود تصویر، استخراج ویژگی و طبقه‌بندی می‌باشد. در این پژوهش با تمرکز بر مرحله‌ی استخراج ویژگی، روشی برای طبقه‌بندی تصاویر مرجان‌های دریایی ارائه شده است. این روش از ترکیب دو الگوریتم دودویی محلی تشکیل شده است. ضمن اینکه بجای استفاده از همسایگی‌هایی با تعداد نقاط زیاد از ترکیب چند مقیاسی استفاده شده است یعنی چند همسایگی با اندازه‌های متفاوت ولی با تعداد نقاط ثابت با هم ترکیب شده‌اند. اینکار دقت طبقه‌بندی را بدون افزایش نمای ویژگی‌ها زیاد می‌کند. در حقیقت با ترکیب روش دودویی متقارن CS_LBP و روش دودویی تقویت شده با میانه MRELBP برخی از ویژگی‌های تصویر باهم ادغام می‌شود و ویژگی‌های محلی استخراج شده به وسیله‌ی روش CS_LBP در هر مرحله به نصف کاهش می‌یابد. ضمن اینکه ویژگی‌های استخراج شده نسبت به نویز هم مقاوم می‌شوند. در این پژوهش دقت مدل پیشنهادی بر روی مجموعه تصاویر مرجان‌های دریایی EILAT2، EILAT، RSMAS، MLC-2008 و همچنین مجموعه‌های بافتی UIUC، CURET و KTH_TIPS ارزیابی شده است. دقت طبقه‌بندی روش پیشنهادی در همه داده‌های اخیر افزایش یافته است در حالیکه تعداد ویژگی‌های استخراج شده از برخی روش‌ها کمتر است.

کلید واژه‌ها

طبقه‌بندی تصاویر مرجان‌های دریایی، طبقه‌بندی تصاویر بافتی، استخراج ویژگی، الگوی دودویی محلی بهبود یافته

۱- مقدمه

اساس محتوا قطعه بندی تصاویر استفاده شده است [۱]. بافت به عنوان یک ویژگی مهم در ظاهر تمامی تصاویر طبیعی وجود دارد. به همین دلیل یکی از بخش‌های مهم سیستم‌های بینایی ماشین، تجزیه و تحلیل بافت است که در آشکار سازی عیوب بافتی، تشخیص چهره و طبقه‌بندی کاربرد دارد. یکی از کاربردهای مهم تجزیه و تحلیل بافت، طبقه‌بندی تصاویر بستر دریا و مرجان‌های دریایی است. به دلیل اینکه بررسی این گونه تصاویر به وسیله انسان و به صورت دستی امکان‌پذیر نیست، نیاز به سیستم‌های تشخیص و طبقه‌بندی خودکار به شدت احساس می‌شود [۲]. تمایز گونه‌های مرجانی در میان صخره-

طبقه‌بندی بافت یکی از موضوعات حائز اهمیت در حوزه‌ی بینایی ماشین می‌باشد. طبقه بندی بافت در زمینه‌های مختلفی از جمله صنعت و زیست شناسی کاربرد زیادی دارد و در وظایف زیادی مانند طبقه‌بندی تصاویر، بازیابی تصاویر بر

این مقاله آذر ۱۴۰۱ دریافت شد در بهمن‌ماه بازنگری و سپس پذیرفته گردید.

^۱ کارشناسی ارشد نرم افزار، دانشکده فنی و مهندسی، گروه مهندسی کامپیوتر، دانشگاه اراک

رایانامه: zahranazmi1@gmail.com

^۲ دانشکده فنی و مهندسی، گروه مهندسی کامپیوتر، دانشگاه اراک
رایانامه: {mh-shakoor, m-rahmani}@araku.ac.ir

نویسنده مسئول: محمد حسین شکور

dorl.net/dor/20.1001.1.23831197.1402.10.3.2.4

نسخه دیگری از این روش بنام روش ILDP⁴ [۱۲] بنام الگوی مشتق محلی بهبود یافته است اما از مشتقات مرتبه بالاتر در زاویه‌های مختلف به منظور استخراج ویژگی الگوهای جهت‌دار استفاده می‌کند اگرچه دقت طبقه‌بندی در مرجان‌های دریایی را افزایش داده است، اما به نوبه حساس است. جنسن و سانتانام [۱۳] با استفاده از توصیفگرهای بافتی و الگوریتمهای تکاملی عملیات طبقه‌بندی مرجانهای دریایی را انجام داده اند اگرچه که روشهای تکاملی زمان زیادی جهت پردازش نیاز دارد. توصیفگر الگوی دودویی محلی کامل⁵ (CLBP) در [۱۴] برای گرفتن علامت تفاضل (CLBP_S) و مقدار تفاضلهای (CLBP_M) پیشنهاد شد، این توصیف کننده چند مقیاسی است و با ترکیب اطلاعات پیکسل مرکزی (CLBP_C) به دست می‌آید. اگرچه الگوی دودویی محلی کامل به دقت بالایی دست می‌یابد اما نسبت به نوبه حساس می‌باشد.

حساسیت به نوبه از دیگر مشکلات عملگرهای محلی است و الگوی دودویی محلی نیز از این مشکل مستثنا نیست. الگوی دودویی محلی مقاوم کامل⁶ (CRLBP) به عنوان یک نسخه مقاوم LBP در برابر نویز پیشنهاد شد [۱۵]، به طوری که به جای مقایسه پیکسل‌های همسایه با پیکسل مرکزی، مقدار هر پیکسل مربوطه در یک پنجره محلی 3×3 ، با میانگین شدت روشنایی آن پنجره محلی⁷ جایگزین می‌شود. الگوی سه‌تایی محلی⁸ (LTP) نوعی تغییر LBP است که مقاومت در برابر نویز را افزایش می‌دهد [۱۶]. LTP هنگام مقایسه پیکسل‌های متناظر با همسایه‌های مربوط با آنها ۰، ۱ و ۱- (به جای ۰ و ۱ در LBP استاندارد) ایجاد می‌کند. اگرچه LTP یک روش مقاوم در برابر نویز شناخته شده است، اما از آنجا که برای دیکد مقادیر، از یک آستانه ثابت و از پیش تعریف شده استفاده می‌کند در برابر ناپایداری در مقیاس خاکستری مقاوم نیست. علاوه بر این، طول الگوی هیستوگرامی که تولید می‌کند طولانی است. در برخی مقالات [۱۷] با استفاده از میانگین گیری در راستای شعاع همسایگی اثرنویز را به شدت کاهش داده اند اگرچه حجم محاسبات زیاد شده است.

در برخی مقالات [۱۸] یک روش طبقه‌بندی بافتی یک-جانبه‌ی LBP به نام الگوی باینری محلی توسعه یافته⁹ (ELBP) توسط الحاق توزیع احتمال سه توصیفگر محلی ساخته شده است که عبارتند از LBP مبتنی بر شدت مرکز (ELBP_CI)، LBP مبتنی بر شدت همسایه (ELBP_NI) و LBP مبتنی بر تفاوت شعاعی (ELBP_RD). برای به‌دست آوردن توصیفگر ELBP_CI، ابتدا از میانگین مقدار شدت کل تصویر به عنوان

های مرجانی یک کار چالش برانگیز به شمار می‌آید چرا که دارای ویژگی‌های مشابهی هستند.

تاکنون تلاش‌های بسیاری برای طبقه‌بندی این بافت‌ها صورت گرفته است. تجزیه و تحلیل بافت رویکردهای متنوعی دارد و از طریق روش‌های استخراج ویژگی از یکدیگر متمایز می‌شوند، روش‌های تجزیه و تحلیل بافت¹ را به چهار دسته تقسیم‌بندی کردند [۳]. که طبق این دسته‌بندی روش‌ها و ویژگی‌های مورد استفاده آن‌ها در چهار گروه آماری، ساختاری، مبتنی بر مدل و پردازش سیگنال قرار می‌گیرد [۴]. البته روش‌های آماری و پردازش سیگنال پرکاربردتر از سایر از روش‌ها هستند و نتایج بهتری در طبقه‌بندی بافت کسب کرده‌اند. از جمله روش‌های مهم آماری می‌توان به الگوی دودویی محلی و ماتریس هم‌رخداد اشاره کرد. اوجالا و همکاران [۵] برای اولین بار الگوی دودویی محلی را معرفی کردند. در مدل اولیه الگوی دودویی محلی، هر پیکسل با پیکسل مجاورش که در همسایگی آن و در یک مربع با ابعاد 3×3 قرار گرفته است، مقایسه می‌شود و با در نظر گرفتن علامت هر مقدار، عدد صفر یا یک به هر پیکسل تعلق می‌گیرد و به این صورت برای هر پیکسل، یک کد دودویی ایجاد می‌شود [۶]. در سال‌های اخیر نسخه‌های تکمیلی بسیاری از الگوی دودویی محلی ارائه شده است تا کارایی طبقه‌بندی و عملکرد آن را در کاربردهای گوناگون افزایش دهد. این روش‌های متنوع روی جنبه‌های مختلفی از عملکرد LBP اصلی به منظور بهینه‌سازی آن متمرکز می‌شوند که در ادامه به برخی از آنها اشاره می‌کنیم.

الگوی دودویی محلی یکی از پرکاربردترین توصیفگرهای ارائه شده در پردازش تصویر است که کاربردهای وسیعی در دهه اخیر برای آن ارائه شده است. مهمترین کاربرد آن طبقه‌بندی بافت است اگرچه برخی مقالات از این روش برای تشخیص عیوب بافتی هم استفاده کرده اند [۷]. در برخی مقالات از این توصیفگر برای بازیابی تصاویر استفاده شده است [۸]. کاربردهای پزشکی و شناسایی بافتهای بیماری از دیگر کاربردهای مهم این توصیفگر است [۹].

تاکنون ویرایشهای مختلفی از الگوی دودویی محلی ارائه شده است که در آن تعداد و دقت‌های بالایی از طبقه‌بندی بدست می‌آید [۱۰]. ژانگ و همکاران² [۱۱] الگوی مشتق محلی³ (LDP) را به عنوان نسخه‌ای مقاوم در برابر نویز پیشنهاد کردند، که از مشتقات مرتبه بالاتر استفاده می‌کند. یک مشکل اصلی در عملگرهای محلی تولید بردارهای ویژگی با ابعاد بالا می‌باشد.

⁴ Improved Local Derivative Pattern

⁵ Completed local binary pattern

⁶ Completed robust local binary pattern

⁷ Average Local Gray Level

⁸ Local Ternary Pattern

⁹ Extended Local Binary Pattern

¹ Texture Analysis

² Zhang, Baochang, et al. 2009

³ Local Derivative Pattern

پیشنهادی در این تحقیق از برخی از نتایج مقاله اخیر [۲۱] برای مقایسه در بخش نتایج استفاده شده است.

۲- روش‌های پایه

در این قسمت روش الگوی دودویی محلی، روش الگوی دودویی محلی میانه تقویت شده و روش الگوی دودویی محلی متقارن نسبت به مرکز را تشریح می‌کنیم.

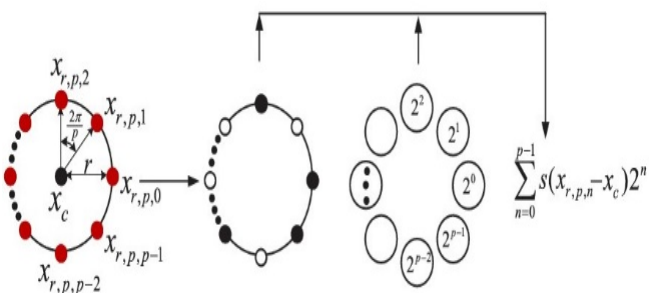
۲-۱- الگوی دودویی محلی

توصیفگر الگوی دودویی محلی (LBP) توسط اجالا معرفی شد. ویرایش اول این روش مستقل از دوران نبود و حجم زیادی ویژگی تولید می‌کرد. در این روش ابتدا برای هر نقطه از تصویر، یک همسایگی در نظر گرفته می‌شود، سپس شدت روشنایی پیکسل مرکزی با شدت روشنایی پیکسل‌های مجاورش مقایسه می‌گردد. اگر مقدار پیکسل همسایه از مقدار پیکسل مرکزی بیشتر یا مساوی باشد، به آن عدد یک و در غیر اینصورت عدد صفر نسبت داده می‌شود. به این ترتیب برای تمام پیکسل‌های همسایه یک کد دودویی به دست می‌آید. در انتها کدهای دودویی به دست آمده به یک عدد تبدیل می‌شود. به عدد حاصل LBP گفته می‌شود. مقدار این توصیفگر از رابطه ۱ محاسبه می‌گردد.

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

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

در این رابطه p نشان‌دهنده تعداد نقاط همسایه پیکسل مرکزی، g_c بیانگر شدت روشنایی پیکسل مرکزی و g_i نشان دهنده شدت روشنایی i امین پیکسل همسایه است. $s(x)$ تابع علامت استفاده شده برای تولید مقدار دودویی است که با توجه به رابطه ۲ محاسبه می‌شود. در شکل ۱ نحوه محاسبه این توصیفگر برای p پیکسل همسایه در شعاع r نشان داده شده است. شدت روشنایی پیکسل مرکزی x_c و شدت روشنایی p پیکسل همسایه با x_0, \dots, x_{p-1} روی یک دایره به شعاع r نمایش داده شده است.



شکل ۱ محاسبه عملگر LBP در یک همسایگی به شعاع r و تعداد p پیکسل همسایه [۶].

آستانه استفاده می‌شود، سپس با مقادیر شدت پیکسل‌های مرکزی مقایسه می‌شود. در $ELBP_NI$ ، میانگین مقادیر پیکسل‌های همسایه به عنوان یک آستانه در نظر گرفته می‌شود. برای به دست آوردن الگوهای باینری، پیکسل‌های همسایه با این آستانه مقایسه می‌شوند. تفاوت پیکسل‌ها در جهت شعاعی در توصیف کننده $ELBP_RD$ استفاده شده است اگرچه $ELBP$ قدرت تفکیک‌پذیری خوب و عملکرد بالایی برای طبقه‌بندی بافت دارد اما از برخی مشکلات رنج می‌برد: به نویز و تاری تصاویر حساس است، قادر به کشف و استخراج ساختارهای کلان نیست و بردار ویژگی با ابعاد بالا تولید می‌کند. الگوی دودویی محلی میانه تقویت شده (MRELBP) برای غلبه بر معایب توصیفگر $ELBP$ پیشنهاد شد. در این روش ابتدا فیلتر میانه بر روی تصویر اصلی اعمال می‌شود. سپس، در عوض استفاده از مقدار پیکسل‌های مجزای هر همسایه، نتیجه اعمال فیلتر میانه روی یک پنجره از پیکسل‌ها حول پیکسل همسایه، با پیکسل مرکزی مقایسه می‌شود [۱۹]. این روش علی‌رغم دقت بالایی که دارد ولی ویژگی‌های استخراج شده توسط آن بسیار زیاد است. در برخی مقالات روشهایی برای کاهش تعداد ویژگی‌ها ارائه شده است از جمله مارکو و همکاران [۲۰] الگوی دودویی محلی مرکز متقارن^۱ (CS-LBP) را معرفی کردند تا تعداد ویژگی‌های استخراج شده را کاهش دهد. در این روش تفاوت بین پیکسل‌های متقارن به جای تفاوت بین پیکسل مرکز و همسایگان در نظر گرفته می‌شود و تعداد ویژگی‌های استخراج شده نصف می‌شود.

در این تحقیق روش پیشنهادی ترکیبی از روش الگوی دودویی تقویت شده با میانه است ولی برای کاهش تعداد ویژگی‌های آن از روش الگوی دودویی متقارن هم استفاده شده است تا تعداد ویژگی‌ها کاهش یابد. ضمن اینکه برای افزایش دقت طبقه بندی از طریق ویژگی‌های استخراج شده از چند همسایگی با اندازه‌های مختلف ولی با تعداد نقاط همسایگی کم استفاده شده است. یعنی بجای اینکه تعداد نقاط همسایگی را زیاد کنیم که باعث افزایش نمایی تعداد ویژگی‌ها میشود از ترکیب همسایگی‌های با تعداد نقاط کم استفاده شده است. اینکار باعث میشود ضمن افزایش دقت طبقه بندی تعداد ویژگی‌ها بصورت نمایی زیاد نشود. تصاویر مرجانی همانند تصاویر بافتی با چالش‌های تجزیه‌تحلیل و طبقه‌بندی روبه‌رو می‌باشند. استفاده از ویژگی‌های بافتی این تصاویر یکی از راه‌های تجزیه و تحلیل تصاویر مرجان‌های دریایی می‌باشد. در [۲۱] شکور و بوستانی دو نداشت به نام الگوهای نیمه-یکنواخت، برای توصیف الگوهای غیریکنواخت که شبیه الگوهای یکنواخت بودند، ارائه کردند و از آن برای طبقه‌بندی مرجان‌های دریایی استفاده کردند. در قسمت پیاده سازی روش

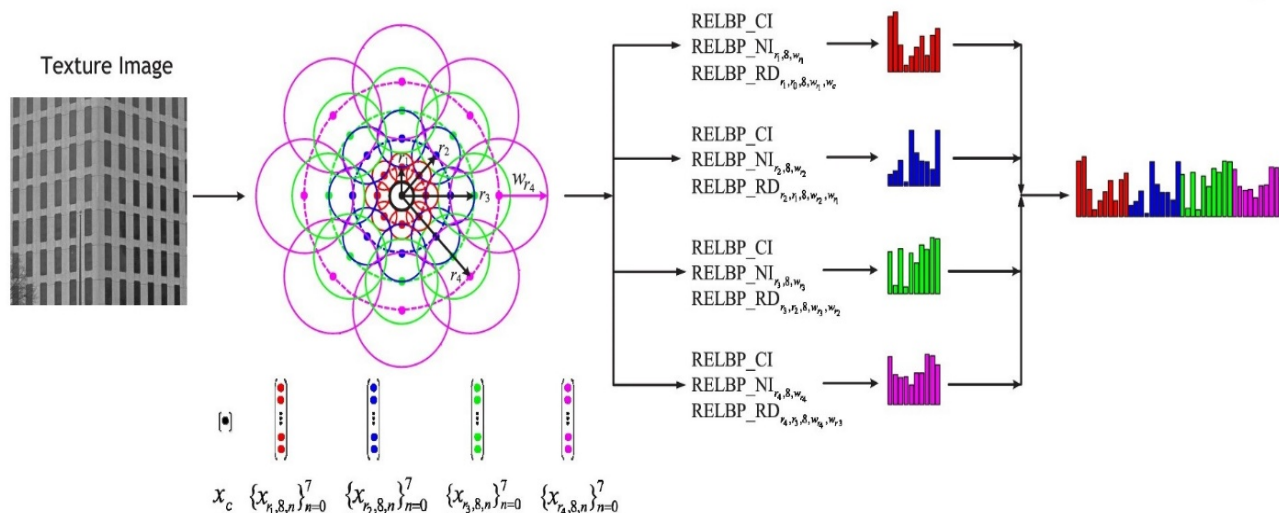
¹ Median Robust Extended Local Binary Pattern

² Center Symmetric Local Binary Pattern

۲-۲- الگوی دودویی محلی میانه تقویت شده

در این الگو ابتدا فیلتر میانه بر روی تصویر اصلی اعمال می‌شود. سپس، بجای استفاده از مقدار پیکسل‌های مجزای هر همسایه، میانه‌ی همسایه‌های آن، با پیکسل مرکزی مقایسه می‌شود [۲۴]. بر خلاف روش الگوریتم دودویی محلی پایه، که تنها از تفاضل مقادیر پیکسل مرکزی و پیکسل همسایه استفاده می‌کند.

این روش از سه نوع اطلاعات محلی استفاده می‌کند. این اطلاعات از اتصال توصیفگر پیکسل مرکزی (MRELBP-CI) توصیفگر همسایه (MRELBP-NI) و توصیفگر تفاوت شعاعی (MRELBP-RD)، به شکل هیستوگرام سه بعدی تشکیل شده است. این توصیفگرها از یک فیلتر خاص k (به عنوان مثال فیلتر میانه) برای افزایش مقاومت به نویز، استفاده می‌کنند. شکل ۲ نمایشی از محاسبه بردار ویژگی توسط الگوی دودویی محلی میانه تقویت شده (MRELBP)، می‌باشد.



شکل ۲ نمایش توصیفگر چند مقیاسی MRELBP [۱۹]

$$\mu_w^k = \frac{1}{N} \sum_{c=0}^N k(X_{c,w}) \quad (6)$$

توصیفگر MRELBP_NI، توصیفگر همسایه است که از طریق روابط ۷ و ۸ به دست می‌آید.

$$MRELBP_{NI_{r,p}}(x_c) = \sum_{n=0}^{p-1} s(k(X_{r,p,w_r,n}) - \mu_{r,p,w_r}^k) 2^n \quad (7)$$

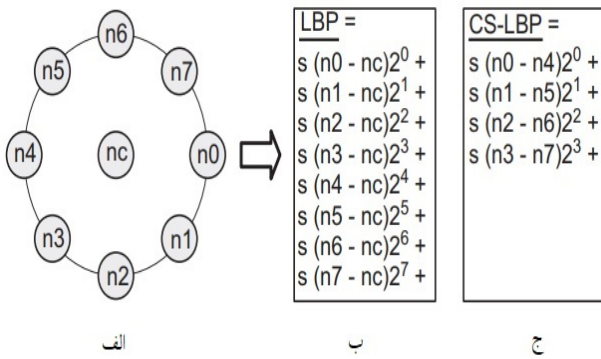
مقادیر استخراج شده به وسیله این عملگر به عنوان ویژگی‌های بافت محلی تصویر استفاده می‌شود. تا به حال روش‌های زیادی ارائه شده است که سعی در بهبود LBP داشته‌اند، از جمله‌ی این روش‌ها می‌توان به راهکار ارائه شده توسط اوجالا در [۲۲] اشاره کرد. این روش ضمن کاهش تعداد ویژگی‌ها حساسیت به چرخش هم ندارد. در این روش معیاری به نام میزان یکنواختی تعریف گردیده است. میزان یکنواختی تعداد جهش‌های رخ داده در شدت روشنایی نقاط موجود در همسایگی را نشان می‌دهد. به عنوان مثال برای الگوهای ۰۰۰۰۰۰۰۰ و ۱۱۱۱۱۱۱۱ میزان یکنواختی برابر صفر است [۲۳]. LBP یکنواخت غیر حساس به چرخش را، می‌توان از روابط ۳ و ۴ به دست آورد.

$$LBP_{P,R}^{riu2}(x,y) = \begin{cases} \sum_{i=0}^{p-1} s(g_i - g_c), & \text{if } U \leq 2 \\ p + 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

$$U(LBP_{P,R}) = |s(g_{p-1} - g_c) - (g_0 - g_c)| + \sum_{p=1}^{p-1} |s(g_p - g_c) - (g_{p-1} - g_c)| \quad (4)$$

همانطور که در رابطه‌ی ۵ مشاهده می‌شود برای محاسبه‌ی MRELBP_CI برای هر پیکسل X_c ، ابتدا تابع $k(X_{c,w})$ ، فیلتر میانه را روی یک پنجره‌ی محلی به سائز $w \times w$ به مرکزیت X_c اعمال می‌کند. μ_w^k میانگین تمامی پیکسل‌های تصویر می‌باشد که فیلتر میانه روی آن‌ها اعمال شده است. سپس تفاضل مقدار به دست آمده از تابع $k(X_{c,w})$ و μ_w^k محاسبه می‌شود. در رابطه ۶، N نمایانگر تعداد کل همسایه‌ها می‌باشد.

$$MRELBP_{CI}(x_c) = s(k(X_{c,w}) - \mu_w^k) \quad (5)$$



شکل ۳ نمایش الگوی دودویی محلی متقارن نسبت به مرکز [۲۰]

۲-۴- مجموعه های داده

در این پژوهش از مجموعه داده های مرجان های دریایی [۲۵] MLC-2008 [۲۶]، RSMAS [۲۵]، EILAT2 [۲۵]، EILAT استفاده شده که هر کدام ابعاد، ویژگی ها و چالش های متفاوتی دارند. در جدول ۱ اطلاعات کاملی از جزئیات مجموعه داده های مرجانی نشان داده شده است.

جدول ۱ مشخصات مجموعه های داده EILAT2، EILAT، RSMAS و MLC-2008

نام مجموعه داده	ابعاد تصویر	کلاسها	کل نمونه ها
EILAT	۶۴×۶۴	۸	۱۱۲۳
EILAT2	۱۲۸×۱۲۸	۵	۳۰۳
RSMAS	۲۵۶×۲۵۶	۱۴	۷۶۶
MLC_2008	۳۱۲×۳۱۲	۹	۵۴۰

$$\mu_{r,p,w_r}^k = \frac{1}{p} \sum_{n=0}^{p-1} k(X_{r,p,w_r,n}) \quad (8)$$

در روابط ۷ و ۸، $X_{r,p,w_r,n}$ به پنجره ای محلی در ابعاد

$w_r \times w_r$ به مرکزیت $x_{r,p,n}$ اشاره می کند و عبارت μ_{r,p,w_r} میانگین مقادیر پنجره محلی $X_{r,p,w_r,n}$ می باشد که پیش از این تابع میانه $k()$ روی این پنجره اعمال شده است. r نشان دهنده شعاع و مقدار p نشان دهنده تعداد پیکسل های همسایه حول پیکسل مرکزی x_c می باشد.

برای توصیف کننده شعاعی (MRELBP_RD)، در ابتدا دو مجموعه از پیکسل های همسایه $x_{r,p,n}$ و $x_{r-1,p,n}$ تعیین می-شود، که به ترتیب در شعاع r و $r-1$ به مرکزیت x_c قرار دارند. سپس فیلتر میانه روی هر مجموعه اعمال می شود و تفاضل دو میانه محاسبه می شود.

MRELBP_RD از رابطه ۹ محاسبه می شود:

$$MRELBP_{RD,r,r-1,p,w_r,w_{r-1}}(x_c) = \sum_{n=0}^{p-1} s(k(X_{r,p,w_r,n}) - k(X_{r-1,p,w_{r-1},n}))2^n \quad (9)$$

در رابطه ۹ $X_{r,p,w_r,n}$ و $X_{r-1,p,w_{r-1},n}$ پنجره های محلی هستند که به ترتیب به مرکزیت پیکسل های $x_{r,p,n}$ و $x_{r-1,p,n}$ واقع شده اند.

اگر چه MRELBP در حوزه ی مقیاس خاکستری عملکرد بسیار خوبی دارد اما بردارهای ویژگی با ابعاد بسیار بالا تولید می کند.

۲-۳- الگوریتم دودویی محلی متقارن CS_LBP

الگوریتم CS_LBP به جای تفاضل هر پیکسل با پیکسل مرکزی، جفت پیکسل های متقارن نسبت به مرکز را مقایسه می-کند. این روش برای همان تعداد همسایه، تعداد مقایسه ها را به نصف کاهش می دهد. همان گونه که در شکل ۳ نمایش داده شده، الگوریتم LBP برای ۸ همسایه، ۲۵۶، الگوی باینری مختلف تولید می کند، در حالی که این عدد برای CS_LBP تنها ۱۶ می باشد.

روابط ۱۰ و ۱۱ الگوریتم CS_LBP را شرح می دهند.

$$CSLBP_{r,n,T}(x,y) = \sum_{i=0}^{(n/2)-1} s(n_i - n_{i+(n/2)})2^i \quad (10)$$

$$S(x) = \begin{cases} 1 & x \geq T \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad (11)$$

در رابطه ی ۱۰ n_i و $n_{i+(n/2)}$ جفت پیکسل های متقارن نسبت به پیکسل مرکزی می باشند که در میان n همسایه، به فاصله ی مساوی در شعاع r نسبت به مرکز، قرار گرفته اند.

شده (MRELBP) اعمال می‌شود و نام روش پیشنهادی CSMRELBP گذاشته شده است.

دیاگرام روش پیشنهادی در شکل ۵ نمایش داده شده است. روش MRELBP با اعمال فیلتر میانه بر روی پیکسل، بر خلاف روش LBP به جای استفاده از مقدار شدت یک پیکسل از میانه‌ی شدت پیکسل‌های قرار گرفته در پنجره‌ی حول پیکسل مورد نظر استفاده می‌کند. با اعمال فیلتر میانه ویژگی‌هایی استخراج می‌شود که ریزساختارها و ساختارهای کلان یک نمونه را می‌توان ارزیابی کرد. روش MRELBP نسبت به چرخش و نویز مقاوم است اما بردار ویژگی با ابعاد زیاد تولید می‌کند. در این پژوهش به منظور غلبه بر این مشکل با الهام از روش CS-LBP در روش MRELBP تغییراتی ایجاد شده است. تفاوت روش پیشنهادی و روش MRELBP در انتخاب همسایگی به منظور محاسبه‌ی میانه می‌باشد. در روش MRELBP در هر پنجره‌ی همسایگی، مقدار تک تک پیکسل‌های همسایه با میانه‌ی همسایگی همان پیکسل جایگزین می‌شود اما در روش پیشنهادی در هر پنجره‌ی همسایگی بعد از مشخص شدن پیکسل‌های متقارن، میانه‌ی همسایگی‌های هر دو پیکسل متقارن به صورت مشترک محاسبه شده و به عنوان نماینده‌ی برای دو پیکسل متقارن در نظر گرفته می‌شود، بنابراین تعداد مقایسه‌ها-ی پیکسل مرکزی و همسایه در هر پنجره همسایگی نصف تعداد مقایسه‌ها در روش MRELBP می‌باشد. در ادامه از هیستوگرام سه بعدی^۱ الگوهای دودویی محلی، به عنوان ویژگی‌های استخراج شده از تصاویر استفاده می‌شود. یکی از راه‌های افزایش دقت در الگوریتم‌های دودویی محلی استفاده از رویکرد چندمقیاسی^۲ است، در روش پیشنهادی برای استخراج ویژگی از همین روش استفاده شده است. ابعاد هیستوگرام MRELBP به ازای ۸ همسایگی و به کارگیری ۴ شعاع به صورت همزمان، در جدول ۳ نشان داده شده است.

با استفاده از روش چند مقیاسی ویژگی‌های استخراج شده به ازای همسایگی‌های ۱، ۲، ۳ و ۴ نقطه با یکدیگر ترکیب می‌شود. بدون اینکه تعداد نقاط همسایگی خیلی زیاد شود، دقت طبقه‌بندی افزایش می‌یابد. یعنی تعداد نقاط همسایگی همان ۸ نقطه است لذا تعداد ویژگی‌های موجود در هر همسایگی تغییر نمی‌کند. برخلاف روش‌های دیگر که با استفاده از تعداد نقاط زیاد در همسایگی دقت بالا می‌رود در اینجا تعداد نقاط همسایگی ثابت است در نتیجه تعداد ویژگی‌ها بصورت خطی زیاد می‌شود تعداد ویژگی‌های استخراج شده از ۴ همسایگی ۴ برابر تعداد موجود در یک همسایگی است در حالیکه اگر تعداد نقاط همسایگی را زیاد کنیم تعداد ویژگی‌ها بصورت نمایی زیاد می‌شود مثلاً تعداد نقاط همسایگی برای ۱۶ نقطه ۲۵۶ برابر تعداد ویژگی‌های برای همسایگی ۸ نقطه است.

با توجه به این که یکی از ویژگی‌های مهم برای طبقه‌بندی تصاویر بستر دریا و مرجان‌های دریایی، ویژگی‌های بافتی است، برای ارزیابی بهتر روش پیشنهادی از این روش برای طبقه‌بندی نمونه‌های مجموعه داده‌ی بافتی [۲۷] UIUC، [۲۸] CURET که شامل تعداد نمونه‌ها و کلاس‌های بالایی می‌باشند و مجموعه داده‌های [۲۹] KTH_TIPS نیز استفاده می‌کنیم. این مجموعه‌های داده، شامل انواع مختلفی از تصاویر بافتی هستند. مجموعه داده CURET شامل ۶۱ طبقه بافتی از مواد مختلف است که در شرایط مختلف تصویربرداری، در محیط کنترل شده آزمایشگاهی ثبت شده است. برای هر کلاس، ۹۲ تصویر از بین تصاویر با زاویه دید کمتر از ۶۰ درجه انتخاب شده است. یکی از ویژگی‌های مهم این داده‌ها شباهت بسیار نزدیک تصاویر برخی از کلاس‌ها به کلاس‌های دیگر است بطوری‌که در اغلب مقالات دقت طبقه‌بندی روی داده‌های CURET راکاهش یافته است. مجموعه داده UIUC شامل ۲۵ کلاس و ۴۰ تصویر در هر کلاس است. این مجموعه داده دارای تغییرات قابل توجهی در مقیاس و دیدگاه است، و همچنین دارای جزئیات بیشتر نسبت به CURET است.

پایگاه داده KTH_TIPS شامل ۱۰ کلاس است که در هر کلاس ۸۱ تصویر وجود دارد. هر یک از تصاویر این کلاس‌ها در ۹ مقیاس مختلف و برای هر مقیاس تحت ۹ شرایط روشنایی متفاوت به دست آمده‌اند. بعضی از کلاس‌ها از نظر ظاهری خیلی شبیه به هم هستند، که باعث شده این پایگاه داده برای ارزیابی و رقابت اهمیت ویژه‌ای پیدا کند. جزئیات این ۳ مجموعه داده در جدول ۲ نمایش داده شده است. نمونه‌ای از تصاویر مجموعه داده‌های مختلف استفاده شده در این مقاله در شکل ۴ نمایش داده شده است. لازم به ذکر است که کلیه تصاویر پیش از استفاده تبدیل به تصاویر خاکستری می‌شوند یعنی در این مقاله از اطلاعات رنگ آنها استفاده نمی‌شود.

جدول ۲ مشخصات مجموعه داده‌های UIUC، CURET و KTH_TIPS

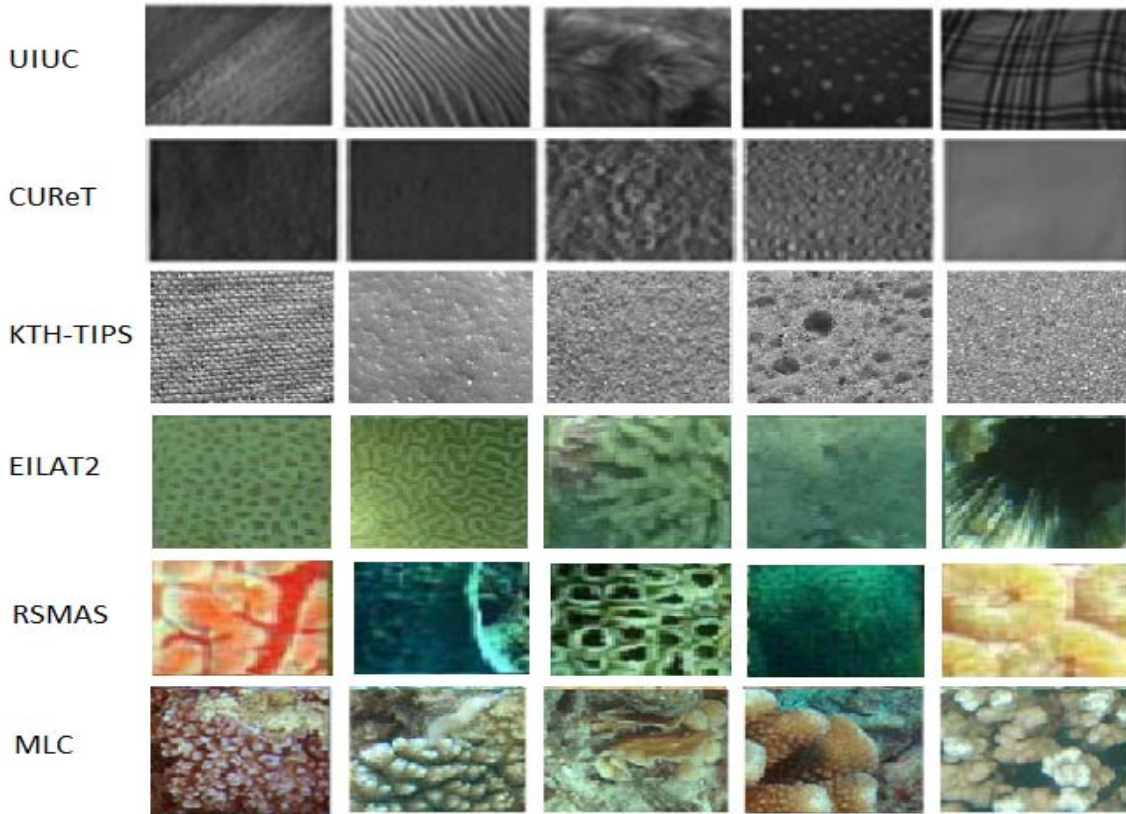
داده	ابعاد تصویر	تعداد کلاس	تعداد کل نمونه‌ها
UIUC	۶۴۰×۴۸۰	۲۵	۱۰۰۸
CURET	۲۰۰×۲۰۰	۶۱	۵۶۱۲
KTH_TIPS	۲۰۰×۲۰۰	۱۰	۸۱۰

۳- روش پیشنهادی

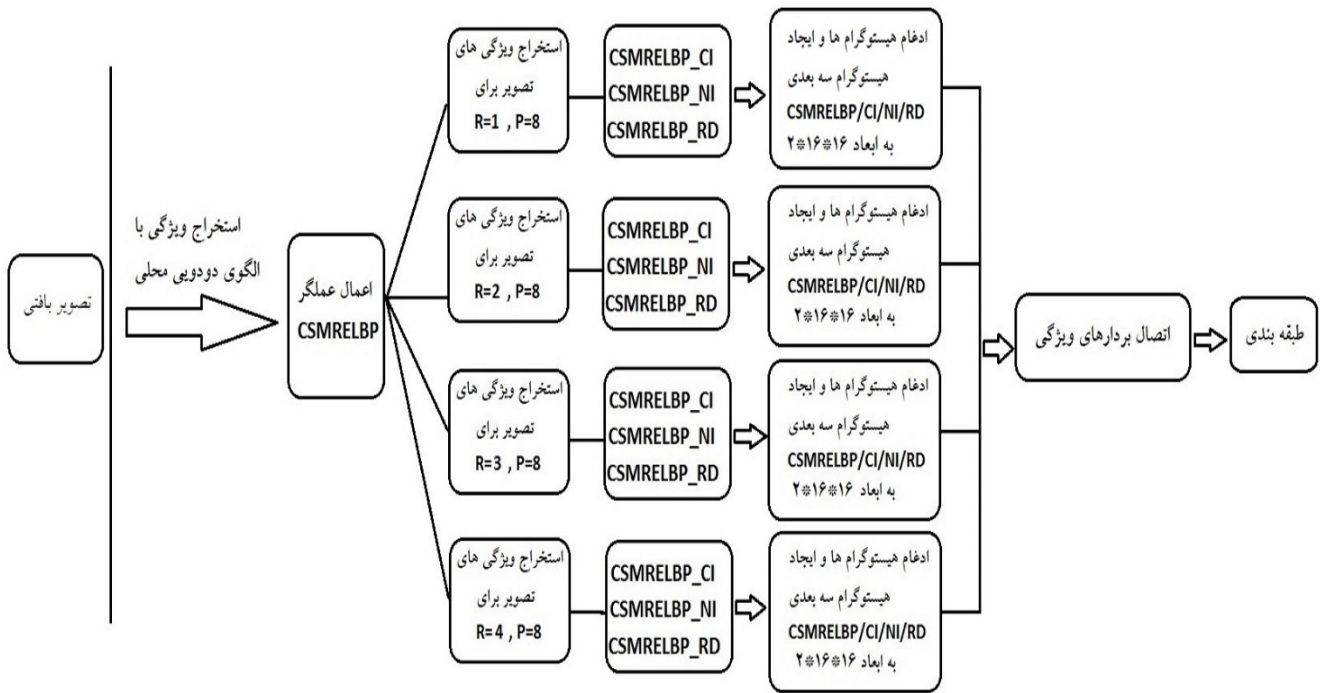
در این مقاله برای طبقه‌بندی تصاویر مرجان‌های دریایی و تصاویر بافتی از ویژگی‌های الگوی دودویی محلی بدست‌آمده از ترکیب دو روش استخراج ویژگی الگوی دودویی محلی استفاده می‌شود. در این روش از دو نوع استخراج ویژگی استفاده شده است که با الهام از الگوی دودویی متقارن نسبت به مرکز (CS_LBP)، تغییراتی در الگوی دودویی محلی میانه تقویت

^۱ 3D histogram

^۲ Multiscale



شکل ۴ نمونه‌ای از تصاویر مجموعه داده‌های استفاده شده، هر سطر تصاویر مربوط به یک داده است [۲۹-۲۵].



شکل ۵ دیاگرام روش پیشنهادی

پیکسل‌های این دو پنجره یعنی از میان $(w_p \times w_p) \times 2$ پیکسل، یک میانه به عنوان نماینده‌ای برای جفت پیکسل متقارن انتخاب می‌شود. این عمل برای هر چهار جفت همسایه‌ی متقارن انجام می‌شود و میانگین این ۴ میانه محاسبه می‌شود. در مرحله‌ی دوم به ازای تک تک پیکسل‌های تصویر میانه‌ی همسایگی‌شان محاسبه شده و در ادامه میانگین آن‌ها محاسبه می‌شود، در نهایت میانگین‌های حاصل از مرحله اول با میانگین به‌دست آمده از مرحله‌ی دوم مقایسه می‌شود.

$$CSMRELBP_CI = s(\mu(k(X_{i,w}, X_{i+(n/2),w})) - \mu_w^k) \quad (12)$$

در رابطه‌ی ۱۲ $X_{i,w}$ و $X_{i+(n/2),w}$ به ترتیب به پنجره‌های محلی به مرکز جفت پیکسل متقارن X_i و $X_{i+(n/2)}$ اشاره می‌کند، همچنین k فیلتر میانه و μ فیلتر میانگین می‌باشد. در رابطه ۱۳ k فیلتر میانه و N تعداد کل پیکسل‌های تصویر می‌باشد.

۳-۳-۳- نمایش همسایه

در این مرحله توصیفگر همسایه تولید می‌شود. ابتدا مانند مرحله‌ی قبل برای هر پیکسل x_e یک پنجره‌ی محلی به شعاع r به مرکز x_e اعمال می‌شود. بار دیگر پنجره‌هایی به شعاع r به مرکز دو پیکسل متقارن قرار داده می‌شود و از میان پیکسل‌های هر دو پنجره به صورت مشترک یک میانه انتخاب می‌شود و به عنوان نماینده‌ای برای دو پیکسل متقارن در نظر گرفته می‌شود. این عمل را برای تمامی پیکسل‌های متقارن در تمامی پنجره‌های اعمال شده روی تصویر انجام می‌دهیم با ادامه این عمل برای هر پنجره محلی ۴ میانه تولید می‌شود. در مرحله‌ی دوم، میانگین این ۴ میانه برای تمامی پنجره‌ها محاسبه می‌شود. در نهایت، ۴ میانه‌ی به‌دست آمده برای هر پنجره با میانگین ۴ میانه در همان پنجره مقایسه می‌شود. این عمل برای تمامی پیکسل‌های تصویر به طور همزمان انجام می‌شود.

$$CSMRELBP_NI_{r,p}(x_c) = \sum_{i=0}^{(p/2)-1} s(k(X_{r,p,w_r,i}, X_{r,p,w_r,(i+p/2)}) - \mu_{r,p,w_r}^k) 2^{(p/2)} \quad (14)$$

$$\mu_{r,p,w_r}^k = \frac{1}{p/2} \sum_{n=0}^{p/2} k(X_{r,p,w_r,i}, X_{r,p,w_r,(i+p/2)}) \quad (15)$$

در رابطه‌های ۱۴ و ۱۵، p نمایانگر تعداد همسایه‌ها در یک پنجره است. همچنین $X_{r,p,w_r,i}$ و $X_{r,p,w_r,(i+p/2)}$ به ترتیب به پنجره‌های محلی به ابعاد $w_p \times w_p$ به مرکز دو پیکسل متقارن $x_{r,p,i}$ و $x_{r,p,(i+p/2)}$ اشاره می‌کند. عبارت μ_{r,p,w_r}^k میانگین مقادیر تعداد $P/2$ میانه برای پنجره‌ی محلی X_{r,p,w_r} می‌باشد.

جدول ۳ ابعاد هیستوگرام سه بعدی MRELBP به ازای حالات مختلف

تعداد نقاط همسایگی	شعاع همسایگی	ابعاد هیستوگرام
۸	۱،۲،۳،۴	$2 \times 256 \times 256$

۳-۱- کاهش ابعاد بردار ویژگی

برای مساله الگوریتم جست‌وجوی دودویی محلی تاکنون، راه حل‌ها و الگوریتم‌های فراوانی ارائه شده است. از مشکلاتی که می‌توان در این الگوریتم‌ها برشمرد حساسیت به نویز و تاری تصاویر و همچنین تولید بردار ویژگی با ابعاد بالا بود. الگوریتم MRELBP با مشکل تولید بردار ویژگی با ابعاد بالا روبه‌رو است. از طرفی روش CS_LBP با تغییر در طراحی مقایسه پیکسل‌ها در یک پنجره محلی، بردارهای ویژگی با ابعاد پایین تولید می‌کند [۳۰].

در این پژوهش الگوریتمی ارائه شده است که با ترکیب الگوی دودویی محلی متقارن نسبت به مرکز (CS_LBP)، در هر سه توصیفگر الگوی دودویی محلی میانه‌ی تقویت شده (MRELBP)، الگوریتم MRELBP را به گونه‌ای تغییر می‌دهد که توصیف‌کننده‌ی جدید علاوه بر مقاومت نسبت به نویز، بردارهای ویژگی با ابعاد پایین تولید می‌کند.

الگوریتم پیشنهادی، نیز همانند الگوریتم MRELBP از سه مرحله تشکیل شده است. در هر مرحله یک توصیفگر تولید می‌شود و در نهایت از اتصال سه هیستوگرام CSMRELBP_CI، CSMRELBP_NI و CSMRELBP_RD به عنوان ویژگی تصویر استفاده می‌شود. جدول ۴ ابعاد هیستوگرام الگوی پیشنهادی (CSMRELBP) را به ازای ۸ همسایگی و به‌کارگیری هر ۴ شعاع به صورت همزمان، نمایش می‌دهد. در ادامه نحوه تولید هر توصیفگر شرح داده می‌شود. با مقایسه جدول ۳ و ۴ مشاهده می‌شود که تعداد ویژگی‌های روش پیشنهادی ۲۵۶ برابر کمتر از روش CSELBP است.

جدول ۴ ابعاد هیستوگرام سه بعدی CSMRELBP به ازای حالات مختلف

تعداد نقاط همسایگی	شعاع همسایگی	ابعاد هیستوگرام
۸	۱،۲،۳،۴	$2 \times 16 \times 16$

۳-۲- نمایش پیکسل مرکزی

برای محاسبه‌ی CSMRELBP_CI در مرحله‌ی اول، برای هر پیکسل x_e ابتدا یک پنجره‌ی محلی به سایز $w_e \times w_e$ به مرکز x_e اعمال می‌شود سپس در این پنجره دو پیکسل متقارن نسبت به مرکز را در نظر گرفته و بار دیگر پنجره‌هایی محلی به سایز $w_p \times w_p$ به مرکز هر یک از پیکسل‌های متقارن اعمال می‌کنیم، در مرحله‌ی بعد با اعمال فیلتر میانه به صورت مشترک از میان

مقیاسی، کاهش ابعاد و افزایش دقت نسبت به روش‌های پیشین نیز افزایش یافته است. اندازه‌ی بردار ویژگی در روش MRELBP و روش پیشنهادی از رابطه‌ی $n_R \times (2 \times 2^p \times 2^p)$ بدست می‌آید، n_R به تعداد شعاع اشاره دارد. همانطور که در جدول ۵ مشخص است. روش پیشنهادی در این پژوهش ترکیب دو روش الگوی دودویی محلی است. روش پیشنهادی ۲۰۴۸ ویژگی استخراج می‌کند که این تعداد نسبت به ۵۲۴۲۸۸ ویژگی روش تقویت شده با میانه ۹۹/۶ درصد کمتر است در حالی که دقت بالاتری تولید می‌کند

جدول ۵ مقایسه ابعاد بردار ویژگی روش پیشنهادی و سایر روش‌ها

تعداد ویژگی‌ها	روش
۲۰۴۸	روش پیشنهادی
۵۲۴۲۸۸	MRELBP
۱۳۵۲	CLBP_S/M/C(R=3, P=24)
۲۰۰	CRLBP (R= 1, P= 8)
۱۳۵۲	CRLBP (R= 3, P= 24)
۲۲۰۰	CLBP (MS3)
۲۰۰	RMCLBP (R= 1, P= 8)
۴۲۰	LTP
۱۲۹۶	BRINT
۵۹۶	ScatNet (NNC)
۲۰۴۸	PCANet
۲۴۰۰	SSLBP (MS)
۶۵۵۳۶	FV-VGGVD (SVM)

۴- نتایج پیاده سازی

در این فصل برای بررسی عملکرد روش پیشنهادی از چهار مجموعه داده مرجان‌های دریایی EILAT2، EILAT، RSMAS و MLC_2008 و سه مجموعه داده‌ی بافتی UIUC، CURET، KTH-TIPS استفاده کردیم و دقت روش پیشنهادی را با روش‌های قبلی مقایسه کرده‌ایم. دقت روش طبقه بندی از تقسیم تعداد مجموع کل تصاویری از هر کلاس که درست طبقه بندی شده اند به کل تصاویر بدست می‌آید [۱۴].

مشخصات سخت افزار و نرم افزار مورد استفاده در این تحقیق عبارتست از کپیوتر PC و محیط برنامه نویسی متلب. که در پیاده سازی از متلب 2018 استفاده شده است. سخت افزار محیط پیاده سازی روش پیشنهادی ویندوز ۱۰ با پردازنده core i7 و GeForce GTX 1050 Ti و حافظه‌ی ۱۶ گیگ است. در روش‌های الگوی دودویی محلی یکی از راه‌های دست یافتن به دقت‌های بالاتر استفاده از رویکرد چند مقیاسی با تعداد نقاط زیاد در همسایگی است. این رویکرد باعث افزایش ابعاد بردار ویژگی می‌شود اما در روش پیشنهادی به دلیل تمرکز بر کاهش اندازه بردار ویژگی علاوه بر کاهش اندازه بردار ویژگی به دلیل ثابت ماندن نقاط همسایگی، دقت طبقه بندی نیز نسبت به

تفاوت عملگر CSMRELBP_NI و CSMRELBP_CI در نحوه میانگین گرفتن می‌باشد در عملگر CSMRELBP_NI میانگین در هر پنجره‌ی محلی به صورت جداگانه محاسبه می‌شود ولی در توصیفگر CSMRELBP_CI علاوه بر این، میانگین کل تصویر نیز محاسبه می‌شود.

۳-۴- نمایش تفاوت شعاعی

در این مرحله برخلاف مراحل قبل روی هر پیکسل تصویر، دو پنجره‌ی محلی، یکی به شعاع r و دیگری به شعاع $r-1$ به مرکزیت پیکسل x_c قرار داده می‌شود. همانند مرحله‌ی CSMRELBP_NI، بار دیگر به مرکز تمام پیکسل‌ها، پنجره‌ی محلی قرار داده می‌شود و از پیکسل‌های پنجره‌های مربوط به جفت پیکسل متقارن، به صورت مشترک میانه محاسبه شده و به عنوان نماینده‌ی برای جفت پیکسل متقارن محسوب می‌شود. همین عمل برای پنجره‌ی محلی به شعاع $r-1$ نیز تکرار می‌شود. به این صورت هر کدام از پنجره‌های به شعاع r و $r-1$ دارای ۴ میانه هستند. در مرحله دوم میانه‌های به دست آمده برای پنجره به شعاع r با میانه‌های به دست آمده برای جفت پیکسل متقارن در شعاع $r-1$ که در همان زاویه و جهت، نسبت به پیکسل مرکزی x_c قرار دارند مقایسه می‌شود.

$$CSMRELBP_RD_{r,r-1,p,w_r,w_{r-1}}(x_c) = \sum_{i=0}^{(p/2)-1} s(k(X_{r,p,w_r,i}, X_{r,p,w_r,(i+p/2)}) - k(X_{r-1,p,w_{r-1},i}, X_{r-1,p,w_{r-1},(i+p/2)})) 2^{(p/2)} \quad (16)$$

در رابطه‌ی ۱۶ $k(X_{r,p,w_r,i}, X_{r,p,w_r,(i+p/2)})$ و $k(X_{r-1,p,w_{r-1},i}, X_{r-1,p,w_{r-1},(i+p/2)})$ به ترتیب نشان‌دهنده میانه‌ی پیکسل‌های پنجره‌های متقارن در شعاع r و $r-1$ می‌باشد.

۳-۵- ابعاد بردار ویژگی روش پیشنهادی

در جدول ۵ ابعاد بردار ویژگی در روش پیشنهادی که با کاهش ویژگی و روش الگوریتم دودویی محلی میانه تقویت شده که بدون کاهش ویژگی می‌باشد را مشاهده می‌کنید. طبق جدول ۴ تعداد ویژگی‌های روش پیشنهادی برای هر همسایگی برابر با ۵۱۲ مورد است لذا برای ۴ همسایگی برابر با ۲۰۴۸ است که در جدول ۵ آورده شده است. علاوه بر اینکه تعداد ویژگی‌ها با روش پیشنهادی نسبت به روش تقویت شده با میانه در حدود ۹۶ درصد کاهش یافته است این روش بار پردازشی کمی به سیستم تحمیل می‌کند. در روش‌های الگوی دودویی محلی یکی از راه‌های افزایش دقت طبقه‌بندی استفاده از رویکرد چند-مقیاسی است، این رویکرد باعث افزایش ابعاد بردار ویژگی می‌شود ولی در روش پیشنهادی ضمن استفاده از رویکرد چند

مجموعه داده MLC-2008، بقیه‌ی مجموعه داده‌ها شامل کلاس‌هایی با تعداد متفاوت می‌باشند و داده‌ها نامتوازن هستند از این رو چالشی برای استفاده از این داده‌ها محسوب می‌شود. روش پیشنهادی بدون انجام پیش‌پردازش و به صورت چند مقیاسی انجام شده است. دقت روش پیشنهادی به جز در مورد مجموعه داده RSMAS، در بقیه‌ی مجموعه داده‌ها، دقتی بالاتر از روش‌های پیشین به‌دست آورده است. بیشتر روش‌های پیشین از روش‌های پیش پردازش مختلف استفاده کرده‌اند ولی روش پیشنهادی بدون هیچ‌گونه پیش‌پردازش و تنها با ترکیب دو روش استخراج ویژگی به این نتایج دست یافته است. در این روش ۸۰ درصد داده‌ها به عنوان داده‌های آموزش و ۲۰ درصد به عنوان داده‌های آزمون در نظر گرفته شده است.

۴-۳- نتایج طبقه‌بندی روش پیشنهادی برای شعاع‌های مختلف

در جدول ۸ مقایسه‌ی جامعی از روش پیشنهادی (CSMRELBP) و روش الگوی دودویی محلی میانه‌ی تقویت شده (MRELBP)، برای تعداد ثابت ۸ پیکسل همسایگی و ترکیبی از شعاع‌های مختلف بر روی چهار پایگاه داده‌ی مرجان‌های دریایی، EILAT، EILAT2، RSMAS و MLC-2008 صورت گرفته است. دقت طبقه‌بندی هر یک از روش‌ها در بهترین آزمایش (از بین ۳ آزمایش) نمایش داده شده است. در هر آزمایش ۸۰ درصد داده‌ها به عنوان داده‌های آموزش و ۲۰ درصد به عنوان داده‌های آزمون در نظر گرفته شده است. همان‌گونه که از نتایج نشان داده شده در جدول ۸ مشهود است روش پیشنهادی در حالتی که ترکیبی از هر ۴ شعاع به کار رفته است، به دلیل کشف ریز ساختارها و ساختارهای بزرگ به صورت همزمان، در مقایسه با الگوریتم MRELBP در تمامی حالات برای هر ۴ پایگاه داده مورد نظر، به دقت بالاتری دست یافته است.

۴-۴- نتایج روش پیشنهادی روی مجموعه داده‌ی UIUC

دقت روش پیشنهادی و دقت سایر روش‌ها [۲۰] بر روی این مجموعه داده در جدول ۹ قابل مشاهده می‌باشد. این مجموعه داده دارای تغییرات قابل توجهی در مقیاس و دیدگاه است، و همچنین دارای جزئیات بیشتر نسبت به CURET است [۳۱]. در هر مرتبه، ۸۰ درصد از داده‌های هر کلاس به عنوان آموزش و ۲۰ درصد از داده‌ها به عنوان آزمون در نظر گرفته شده است. روش CS_LBP در بهترین آزمایش (از ۳ آزمایش) نمایش داده شده است. دقت روش پیشنهادی روی مجموعه داده UIUC در حدود ۴ درصد کمتر از بالاترین دقت می‌باشد.

روش‌های مذکور افزایش می‌یابد. در تمامی پیاده‌سازی‌های انجام شده به وسیله‌ی روش پیشنهادی از روش طبقه‌بندی نزدیک‌ترین k همسایه (KNN) و با در نظر گرفتن مقدار ۱ برای K، استفاده شده است.

۴-۱- زمان پردازش

جدول ۶ کل زمان پردازش (آموزش و تست) روش پیشنهادی و روش MRELBP را نشان می‌دهد. هر دو این روش‌ها از نوع روش‌های زمانبر محسوب می‌شوند و نسبت به روش‌های دیگر کندتر عمل می‌کنند [۲۱]. در مقایسه با روش MRELBP با توجه به اینکه روش پیشنهادی ترکیبی از دو الگوی دودویی محلی MRELBP و CS_LBP می‌باشد طبیعتاً محاسبات بیشتری نسبت به MRELBP لازم دارد و زمان پردازش آن از روش MRELBP بیشتر است. ولی این روش توانسته دقت طبقه‌بندی را نسبت به روش MRELBP به میزان زیادی افزایش دهد. مهمترین دلیل کند بودن این روش‌ها، اعمال فیلتر میانه است که نیاز به عملیات مرتب سازی دارد به همین دلیل روش پیشنهادی و همین‌طور روش پایه از دسته روش‌های کند محسوب می‌شود و برای پردازش آن‌لاین مناسب نیست. طبق جدول ۶ زمان پردازش برخی از داده‌ها بسیار زیادتر از بقیه است. دلیل آن به بزرگ بودن این داده‌ها برمی‌گردد. در حقیقت زمان پردازش هر داده ارتباط مستقیمی با اندازه تصاویر بافتی، تعداد نمونه‌های هر کلاس و تعداد کلاس‌های داده دارد که این مشخصات در جداول ۱ و ۲ آمده است.

جدول ۶ مقایسه زمان اجرای روش پیشنهادی و روش MRELBP

نوع داده	مجموعه داده	زمان روش پیشنهادی (ثانیه)	زمان روش MRELBP
صخره مرجانی	EILAT	۲۳/۳۳	۲۰/۲۴
	EILAT2	۱۷/۱۲	۱۵،۸۱
	RSMAS	۴۴۴،۵۷	۱۴۷،۶۵
	MLC-2008	۴۳۷،۳۵	۳۲۳،۳۷
بافت	CURET	۵۰۱۲،۸۷	۱۴۹۰،۴۹
	UIUC	۳۵۱۶،۶۵	۶۶۹،۹۳
	KTH-TIPS	۲۳۵،۷۲	۱۲۰،۹۱

۴-۲- نتایج روش پیشنهادی روی داده‌های مرجان دریایی

با پیاده‌سازی روش پیشنهادی، روش MRELBP و روش CS_LBP بر روی تصاویر چهار مجموعه داده EILAT، EILAT2، RSMAS و MLC-2008 بهترین نتیجه به‌دست آمده (از بین ۵ آزمایش) برای هر یک از این سه روش در مقایسه با روش‌های پیشین در جدول ۷ به نمایش درآمده است. به جز

جدول ۷ مقایسه ی دقت روش پیشنهادی با سایر روش ها برای داده های مرجان دریایی

MLC-2008	RSMAS	EILAT2	EILAT	روش
۶۸,۷۰	۶۹,۳۰	۸۹,۵۰	۸۷,۹۰	NCC,LBP
۶۸,۷۰	۷۳,۹۰	۷۹,۹۰	۶۷,۳۰	SIFT, Gabor filter response, NCC
۷۸,۳۰	۸۲,۵۰	۷۸,۹۰	۷۵,۲۰	DCT, RGB
۶۸,۹۰	۸۲,۶۰	۸۵,۹۹	۷۹,۱۲	CLBP
۷۳,۷۰	۸۵,۴۰	۸۲,۱۰	۶۹,۱۰	MR-filter bank
۶۳,۵۳	۸۳,۵۱	۹۰,۳۵	۸۸,۳۰	CLBP
۳۰,۵۶	۲۶,۱۴	۳۸,۳۳	۳۰,۸۰	CS_LBP
۷۶,۸۵	۷۶,۴۷	۸۳,۴۷	۸۱,۵۱	MRELBP
۷۹,۶۲	۸۴,۳۷	۹۱,۶۷	۸۸,۳۹	روش پیشنهادی

جدول ۸ مقایسه ی دقت روش پیشنهادی (CSMRELBP) و روش MRELBP بر روی مجموعه داده های مرجانی

(r, p)	(۱, ۸)				(۲, ۸)			
روش	EILAT	EILAT2	RSMAS	MLC2008	EILAT	EILAT2	RSMAS	MLC2008
MRELBP	۸۲,۵۸	۸۱,۶۶	۷۱,۸۹	۷۴,۰۴	۷۸,۱۲	۷۵	۷۶,۴۷	۷۰,۳۷
MRELBP_NI	۸۵,۷۱	۸۵	۶۶,۰۱	۵۷,۴۰	۷۴,۱۰	۷۳,۳۳	۶۶,۶۶	۵۴,۶۲
MRELBP_RD	۸۲,۵۸	۸۰	۶۹,۲۸	۶۶,۶۶	۷۵	۷۸,۳۳	۷۵,۸۱	۶۲,۹۶
CSMRELBP	۷۹,۹۱	۷۸,۳۳	۷۱,۲۵	۶۸,۵۱	۷۳,۲۱	۸۵	۷۰	۶۱,۱۱
CSMRELBP_NI	۷۰,۹۸	۷۳,۳۳	۳۸,۵۶	۳۷,۹۶	۶۵,۶۲	۷۳,۳۳	۵۰,۹۸	۴۰
CSMRELBP_RD	۷۶,۱۱	۸۲,۲۳	۵۶,۹۱	۵۰,۷۴	۶۵,۲۴	۶۱,۸۴	۵۷,۱۸	۴۱,۴۸
(r, p)	(۳, ۸)				(۴, ۸)			
روش	EILAT	EILAT2	RSMAS	MLC2008	EILAT	EILAT2	RSMAS	MLC2008
MRELBP	۵۸,۰۳	۶۵	۷۵,۱۶	۷۱,۲۹	۴۷,۳۲	۵۳,۳۳	۷۶,۴۳	۷۱,۲۹
MRELBP_NI	۵۲,۶۷	۶۰	۶۰,۱۳	۵۵,۵۶	۵۱,۷۸	۵۰	۵۹,۴۷	۵۴,۶۲
MRELBP_RD	۷۳,۲۱	۸۰	۷۶,۴۷	۶۲,۰۳	۶۴,۲۸	۶۶,۶۶	۷۴,۵۰	۵۳,۷۰
CSMRELBP	۷۱,۸۷	۶۵	۷۵,۱۶	۶۷,۵۹	۵۶,۸۶	۶۸,۴۲	۷۷,۱۲	۶۸,۷۴
CSMRELBP_NI	۵۲,۶۷	۶۶,۶۷	۵۶,۸۶	۵۰	۵۱,۷۸	۶۳,۳۳	۶۷,۳۲	۵۰
CSMRELBP_RD	۶۶,۴۸	۷۴,۳۴	۵۴,۵۶	۴۶,۶۶	۵۵,۴۳	۶۷,۷۶	۵۳,۷۸	۴۵,۵۶
(r, p)	(۱, ۸) + (۲, ۸)				(۱, ۸) + (۲, ۸) + (۳, ۸)			
روش	EILAT	EILAT2	RSMAS	MLC2008	EILAT	EILAT2	RSMAS	MLC2008
MRELBP	۸۳,۰۳	۸۳,۳۳	۸۲,۳۵	۷۵	۸۰,۸۰	۸۱,۶۶	۷۷,۷۷	۷۹,۶۲
MRELBP_NI	۷۵,۴۴	۸۸,۳۳	۶۲,۷۴	۶۷,۵۹	۷۵,۸۹	۸۰	۶۷,۳۲	۵۴,۶۹
MRELBP_RD	۸۱,۲۵	۷۸,۳۳	۸۱,۰۴	۷۰,۳۷	۸۴,۳۷	۸۱,۶۶	۸۱,۶۹	۷۰,۳۷
CSMRELBP	۸۶,۶۷	۸۰	۷۷,۱۲	۷۲,۲۲	۸۶,۱۶	۸۸,۳۳	۷۹,۰۸	۷۹,۷۳
CSMRELBP_NI	۷۵,۴۶	۸۱,۶۶	۵۸,۱۶	۴۷,۲۲	۷۹,۰۸	۷۸,۳۳	۶۰,۷۸	۶۰,۱۸
CSMRELBP_RD	۸۱/۲۸	۸۶/۲۶	۶۴/۵۰	۶۰	۷۵/۰۴	۷۳/۶۸	۶۷/۱۰	۵۱/۱۱
(r, p)	(۱, ۸) + (۲, ۸) + (۳, ۸) + (۴, ۸)				(۲, ۸) + (۳, ۸) + (۴, ۸)			
روش	EILAT	EILAT2	RSMAS	MLC2008	EILAT	EILAT2	RSMAS	MLC2008
MRELBP	۸۱/۵۱	۸۳/۴۷	۷۶/۴۷	۷۶/۸۵	۶۳/۸۳	۸۰	۸۴/۲۶	۷۳/۱۴
MRELBP_NI	۷۳/۶۶	۸۰	۷۵/۱۶	۶۰/۱۸	۷۷/۲۳	۶۶/۶۷	۷۶/۴۷	۶۲/۹۶
MRELBP_RD	۸۴/۳۷	۷۵	۸۰/۳۹	۷۷/۷۷	۸۳/۰۳	۸۳/۳۳	۸۳/۰۱	۶۶/۶۷
CSMRELBP	۸۸/۳۹	۹۳/۶۷	۸۴/۳۷	۷۹/۶۲	۷۴/۳۳	۸۰/۹۴	۷۱/۸۱	۶۵/۹۲
CSMRELBP_NI	۷۵	۷۶/۶۶	۶۷/۳۲	۶۵/۷۴	۷۶/۳۹	۷۱/۶۷	۶۳/۳۹	۵۹/۲۹
CSMRELBP_RD	۸۱/۲۸	۸۶/۲۶	۶۴/۵۰	۶۰	۷۵/۰۴	۷۳/۶۸	۶۷/۱۰	۵۱/۱۱

۴-۶- نتایج روش پیشنهادی روی مجموعه داده

KTH-TIPS

دقت به‌دست آمده برای روش پیشنهادی، روش MRELBP و روش CS_LBP در جدول ۱۱ نمایش داده شده است. ۸۰ درصد از داده‌های هر کلاس به عنوان آموزش و ۲۰ درصد از داده‌ها به عنوان آزمون در نظر گرفته شده است. همان‌گونه که از نتایج جدول ۱۱ مشهود است روش پیشنهادی در بین روش‌های نشان داده شده [۲۰]، بالاترین دقت را به دست آورده است. این مجموعه داده نیز همانند CURET از نمونه‌هایی تشکیل شده که شباهت بسیار نزدیکی به یکدیگر دارند و کشف ساختارهای بزرگ در طبقه‌بندی آن کمک بسیاری می‌کند. به همین دلیل روش پیشنهادی دقت بالاتری نسبت به روش‌های پیشین به دست آورده است.

جدول ۱۱ مقایسه دقت روش پیشنهادی با سایر روش‌ها روی

مجموعه داده KTH_TIPS

روش	دقت (%)
NCC,LBP	۲۵,۵۰
SIFT, Gabor ,NCC	۸۸,۹۰
DCT, RGB	۴۸,۳۰
MR filter bank	۳۶,۳۰
CS_LBP	۹۴,۲۱
MRELBP	۹۵,۶۲
روش پیشنهادی	۹۶,۹۱

۴-۷- نتایج طبقه‌بندی روی بافتهای نویری

با توجه به اینکه روش پیشنهادی مبتنی بر فیلتر میانه است و فیلتر میانه یکی از بهترین عملگرهای حذف نویز در پردازش تصویر به شمار می‌رود [۱۹] لذا روش پیشنهادی به نوعی به نویز هم مقاوم می‌باشد. در این قسمت به منظور نشان دادن این مطلب نتایج روش پیشنهادی روی داده‌های بافتی مختلف با میزان نویز مختلف در جدول ۱۲ نمایش داده شده است.

در جدول ۱۲ نتایج طبقه‌بندی برای دو سطح از نویز گاوسی یعنی $SNR=10$ و $SNR=3$ آورده شده است. این نتایج برای سه داده مرجانی و دو داده از نوع بافتهای عمومی نمایش داده شده است. با دقت به این جدول می‌توان به این نتیجه رسید که استفاده از روش پیشنهادی در همه داده‌های مرجانی نتایج بسیار مقاوم به نویز تولید کرده است. بطوری که در برخی موارد مثل $SNR=3$ برای داده MLC-2008 تا ۲۲٪ از بهترین نتیجه دوم جدول بهتر بوده است.

نتایج جدول نشان می‌دهد که فقط برای داده‌های بافتی UIUC روش CRLBP بهتر عمل کرده است. یک دلیل آن این

جدول ۹ مقایسه دقت روش پیشنهادی با سایر روش‌ها روی مجموعه

داده‌ی UIUC

روش	دقت (%)
LBP ^{vis} (R=1, P=8)	۶۱,۰۴
EMLBP(R=3, P=24)	۶۷,۴۷
LTP ^{vis} (R=1, P=8)	۶۷,۵۴
LTP(R=1, P=8)	۷۶,۸۸
EMLTP(R=1, P=8)	۶۸,۴۵
CLBP	۸۷,۵
CLBP_CM_CS	۸۲,۴۳
EMCLBP_CM_CS	۸۳,۵۶
CS_LBP	۴۳
MRELBP	۷۷
روش پیشنهادی	۸۳,۵۴

۴-۵- نتایج روش پیشنهادی روی مجموعه داده

CURET

در روش پیشنهادی در هر بار تکرار از هر کلاس ۷۴ تصویر به عنوان آموزش و ۱۸ تصویر به عنوان آزمون استفاده شده است.

جدول ۱۰ مقایسه دقت روش پیشنهادی با سایر روش‌ها

روی مجموعه داده‌ی CURET

روش	دقت (%)
LBP ^{vis} (R=1, P=8)	۸۰,۶۱
EMLBP(R=1, P=8)	۸۳,۳۸
LTP ^{vis} (R=1, P=8)	۹۱,۲۷
EMLTP(R=1, P=8)	۹۱,۹۹
CLBP(R=1, P=8)	۹۵,۵۷
CLBC_S/M/C	۹۵,۳۹
LDDP	۹۴,۴۹
CRLBP	۹۵,۳۹
CS_LBP	۹۲,۵۵
MRELBP	۹۵,۷۶
روش پیشنهادی	۹۶,۶۱

دقت طبقه‌بندی مدل پیشنهادی و روش‌های پیشین [۳۲] بر روی مجموعه داده CURET در جدول ۱۰ نمایش داده شده است. دقت به‌دست آمده برای روش پیشنهادی، روش MRELBP و روش CS_LBP در بهترین آزمایش (از ۳ آزمایش) نمایش داده شده است. روش پیشنهادی بالاترین دقت را در بین روش‌های پیشین به‌دست آورده است. ویژگی مهم این مجموعه داده شباهت بسیار نزدیک تصاویر برخی کلاس‌ها به کلاس‌های دیگر است.

در مجموع می توان از این جدول نتیجه گرفت که روش پیشنهادی برای طبقه بندی بافتهای مرجانی نویزدار هم بسیار خوب عمل کرده است و این روش از دسته روشهای مقاوم به نویز به شمار می رود. ضمن اینکه هرچه نویز شدید تر باشد روش پیشنهادی برتری بهتری نسبت به روشهای دیگر داشته است. چرا که برای $SNR=3$ اختلاف دقت روش پیشنهادی نسبت به سایر روشها بیشتر از حالت $SNR=10$ است.

است که داده UIUC یک داده بافتی با لبه های درشت و جزئیات محلی بزرگ است و تصاویر بافتی آن خیلی از یکدیگر متمایز هستند. به همین دلیل استفاده از فیلتر میانگین گیر در روش CRLBP بهتر از فیلتر میانه در روش پیشنهادی عمل کرده است. یعنی نویزها را حذف کرده ولی اثر چندانی روی لبه های تصویر نداشته چون لبه ها خیلی درشت و متمایز هستند. در طرف مقابل برای بافتهای با جزئیات ریز و کلاسهای بافتی مشابه مثل CURET روش پیشنهادی بهتر عمل کرده است.

جدول ۱۲ مقایسه دقت روش پیشنهادی با سایر روشها برای دادههای نویزی مختلف

	MLC-2008		RSMAS		EILAT2		UIUC		CURET	
	SNR=10	SNR=3	SNR=10	SNR=3	SNR=10	SNR=3	SNR=10	SNR=3	SNR=10	SNR=3
LBP [۱۹]	۴۶,۸۹	۴۵,۸۱	۳۶,۳۰	۳۵,۷۰	۵۴,۶۷	۴۴,۳۷	۴۸,۱۶	۴۱,۱۵	۶۲/۷۲	۳۹/۷۲
CLBP [۱۱]	۶۳,۹۰	۵۱,۸۹	۵۲,۳۸	۴۶,۸۴	۵۴,۶۷	۵۸,۰۴	۸۱/۶۴	۶۲/۸۵	۷۲/۷۷	۴۷/۷۷
CRLBP [۱۲]	۶۵,۵۷	۵۸,۲۲	۵۹,۷۵	۵۰,۱۴	۶۷,۱۸	۶۲,۶۳	۸۸/۵۷	۷۶/۵۵	۸۵/۵۸	۶۶/۵۵
LTP [۱۳]	۵۳,۵۸	۴۶,۴۸	۴۲,۲۴	۴۰,۶۸	۵۹,۱۳	۵۱,۹۵	۶۶/۷۰	۶۰/۵۶	۷۵/۵۵	۴۶/۷۷
LBP/ENT [۲۰]	۵۳,۵۶	۴۹,۷۴	۶۱,۲۲	۴۷,۲۳	۶۶,۱۱	۵۴,۱۵	۶۶,۲۳	۵۶,۶۷	۶۶,۱۲	۴۳,۳۴
روش پیشنهادی	۸۰/۰۰	۸۰/۳۳	۷۰/۳۹	۸۵/۵۰	۶۸/۹۴	۷۹/۶۹	۸۲,۴۰	۶۹,۸۰	۹۵/۱۹	۸۵/۲۱

روش پیشنهادی در تشخیص ساختارهای بزرگ نسبت به روشهای پیشین قدرت بیشتری داشته باشد.

به دلیل استفاده از ترکیب اطلاعات شعاعهای مختلف همسایگی دقت طبقه بندی روش ارائه شده بر روی مرجانهای دریایی نسبت به اکثر روشهای پیشین افزایش یافته است این در حالی است که تعدادی از این روشها از ترکیب چند توصیفگر و طبقه بند و همچنین از کاهش ویژگی و پیش پردازش استفاده می کنند ولی روش پیشنهادی تنها از دو توصیفگر و یک طبقه بند بدون انجام هیچ گونه پیش پردازشی، استفاده می کند. استفاده از روشهای پیش پردازش، انواع دیگر الگوی دودویی محلی و بهره گیری از طبقه بندهای متفاوت و همچنین استفاده از روشهای گروهی در کنار استفاده از روشهای کاهش ویژگی نیز می تواند در پژوهش های آینده موجب بهبود دقت طبقه بندی گردد. ضمن اینکه روش پیشنهادی برای نویزهای شدید هم بخوبی عملیات استخراج ویژگی و طبقه بندی با دقت بالا را انجام داده است و می تواند بعنوان یکی از روشهای مقاوم به نویز استفاده شود.

از دیگر نوآوری هایی که می تواند روش پیشنهادی را بهبود دهد استفاده از تکنیکهای مختلف برای افزایش سرعت و کاهش زمان پردازش است چرا که همانطور که اشاره شد روش پیشنهادی و روش MRELBP از روشهای کند ولی با دقت بالا محسوب می شوند و نقطه ضعف مهم آنها کند بودن آنها است. لذا می توان با روشهای مختلفی که در برخی مقالات [۳۳] به آن اشاره شده است زمان پردازش را کاهش داد.

۵- نتیجه گیری و پیشنهادات آینده

در این پژوهش با ترکیب توصیفگر دودویی محلی میانه تقویت شده (MRELBP) و توصیفگر دودویی محلی متقارن نسبت به مرکز (CS_LBP)، یک روش برای طبقه بندی بافت ارائه شده است. این روش از سه توصیفگر برای استخراج ویژگی های مختلف تصویر استفاده کرده است. ابتدا با ترکیب الگوی دودویی محلی متقارن نسبت به مرکز (CS_LBP) در سه توصیفگر مرکزی (MRELBP_CI)، نمایش همسایه (CSMRELBP_NI) و تفاوت شعاعی (CSMRELBP_RD) برای شعاع یک و تعداد ۸ همسایگی، سه هیستوگرام برای تصویر ارائه می شود. سپس همین الگو برای شعاع ۲، ۳ و ۴ محاسبه می شود. در نهایت تمامی هیستوگرام های به دست آمده برای تمامی توصیفگرها و تمامی شعاعها، در هم ادغام شده و ویژگی های تصاویر بافتی در قالب یک هیستوگرام سه بعدی استخراج می شود. در ادامه بردار ویژگی روش پیشنهادی تشکیل می شود. نوآوری این پژوهش استفاده از الگوی دودویی محلی متقارن نسبت به مرکز می باشد که برای کاهش ابعاد بردار ویژگی (هیستوگرام) مورد استفاده قرار گرفت. روش پیشنهادی نسبت به روش MRELBP، منطقه ی بزرگتری از همسایگی را انتخاب می کند روش MRELBP همسایگی هر پیکسل همسایه را در همان منطقه ی اطراف پیکسل همسایه انتخاب می کند ولی روش پیشنهادی با تغییر در طراحی انتخاب منطقه ی همسایگی منطقه ی بزرگتری را بررسی می کند، این رویکرد باعث می شود

- classification. *IEEE transactions on image processing*, 2010. 19(6), p. 1657–1663.
- [15] Y, Zhao, et al., Completed robust local binary pattern for texture classification. *Neurocomputing*, 2013. 106, p. 68–76
- [16] Tan, X. and B. Triggs, Enhanced local texture feature sets for face recognition under difficult lighting conditions. *IEEE transactions on image processing*, 2010. 19(6): p. 1635–1650
- [17] Shakoor, M.H and Boostani, R., Radial mean local binary pattern for noisy texture classification. *Multimedia Tools and Applications*. pp. 1–28, 2018.
- [18] Liu, L., et al., Extended local binary patterns for texture classification. *Image and Vision Computing*, 2012. 30(2). p. 86–99
- [19] Liu, L., et al., Median robust extended local binary pattern for texture classification. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2016. 25(3): p. 1368–1381
- [20] Heikkilä, M., M. Pietikäinen, and C. Schmid, Description of interest regions with local binary patterns. *Pattern recognition*, 2009. 42(3). p. 425–436
- [21] Shakoor, M.H. and R. Boostani, A novel advanced local binary pattern for image-based coral reef classification. *Multimedia Tools and Applications*, 2018. 77(2): p. 2561–2591
- [22] Ojala, T., M. Pietikäinen, and T. Maenpää, Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 2002. 24(7): p. 971–987.
- [23] Shakoor, M.H. and Tajeripour F., Noise robust and rotation invariant entropy features for texture classification, *Multimedia Tools and Applications*, 75 (6), 1–36, 2016, DOI 10.1007/s11042-016-3455-6.
- [24] Zhang J., Su Z. and Liu L., Median Pixel Inference Convolutional Network for Robust Face Recognition, 2022, arXiv:2205.15867.
- [25] Shihavuddin, A., Coral reef dataset. Mendeley Data, 2017. 2.
- [26] Beijbom, O., et al. Automated annotation of coral reef survey images. in 2012 IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2012. IEEE
- [27] Svetlana, L. and P. Jean, A sparse texture representation using local affine regions. *Pattern Analysis and Machine Intelligence*. *IEEE Transactions on*, 2005. 27(8): p. 1265–1278
- [28] Dana, K.J., et al., Reflectance and texture of real-world surfaces. *ACM Transactions On Graphics (TOG)*, 1999. 18(1): p. 1–34
- [29] Hayman, E., et al. On the significance of real-world conditions for material classification. in European conference on computer vision. 2004. Springer
- [1] Di Cataldo, S. and E. Ficarra, Mining textural knowledge in biological images: Applications, methods and trends. *Computational and structural biotechnology journal*, 2017. 15: p. 56–67
- [2] Shihavuddin, A., et al., Image-based coral reef classification and thematic mapping. *Remote Sensing*, 2013. 5(4): p. 1809–1841
- [3] Alpaslan N, Neutrosophic set based local binary pattern for texture classification, *Expert Systems with Applications*, Volume 209, 2022
- [4] Song, A., Texture classification: A genetic programming approach. 2003, RMIT University.
- [5] Ojala, T., M. Pietikäinen, and D. Harwood. Performance evaluation of texture measures with classification based on Kullback discrimination of distributions. in *Proceedings of 12th international conference on pattern recognition*. 1994. IEEE
- [6] Ojala, T., M. Pietikäinen, and D. Harwood, A comparative study of texture measures with classification based on featured distributions. *Pattern recognition*, 1996. 29(1): p. 51–59.
- [7] Tajeripour F., Kabir E., Sheikhi A., Fabric defect detection using modified local binary patterns, *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing* 8, 2008, pp. 1–12.
- [8] Shakoor, M.H., A general descriptor based-on weighted local binary pattern for infrared images retrieval, *Journal of Machine Vision and Image Processing*, 8 (3), 2021, pp. 1–12.
- [9] Soltaninejad, S., Shakoor, M.H., Tajeripour F., Lung Nodule Segmentation based on Modified Local Binary Pattern *International Journal of Scientific & Engineering Research* 5 (12), 2014, pp. 575–586.
- [10] Shakoor, M.H. and Boostani R., Extended Mapping Local Binary Pattern Operator for Texture Classification, *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, vol. 3, no. 6, 2017.
- [11] Zhang, B., et al., Local derivative pattern versus local binary pattern: face recognition with high-order local pattern descriptor. *IEEE transactions on image processing*, 2009. 19(2): p. 533–544.
- [12] Mary N.A.B. and Dharma D., Coral reef image classification employing improved LDP for feature extraction. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2017. 49, p. 225–242.
- [13] Ganesan A., Santhanam S.M., A novel feature descriptor based coral image classification using extreme learning machine with ameliorated chimp optimization algorithm, *Ecological Informatics*, Volume 68, 2022.
- [14] Guo, Z., L. Zhang, and D. Zhang, A completed modeling of local binary pattern operator for texture

- [30] Heikkilä, M., M. Pietikäinen, and C. Schmid, Description of interest regions with local binary patterns. *Pattern recognition*, 2009. 42(3): p. 425-436
- [31] Liu, L., et al., From BoW to CNN: Two decades of texture representation for texture classification. *International Journal of Computer Vision*, 2019. 127(1): p. 74-109
- [32] Tuceryan, M. and A. Jain, *Texture Analysis*//Chen CH, Pau LF, Wang PSP, eds. *Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision*. 19, 98World Scientific Publishing
- [33] Shakoor M.H. and F.Tajeripour, Repeating Average Filter For Noisy Texture Classification, *Scientia Iranica Journal*, 24(6), 2017, pp. 1-14.



زهرا نظمی مدرک کارشناسی و کارشناسی ارشد خود را در رشته نرم افزار در سال‌های ۱۳۹۷ و ۱۴۰۱ از دانشگاه پیام نور اراک و دانشگاه اراک دریافت کرده است. زمینه پژوهشی مورد علاقه وی پردازش تصویر است.



محمد حسین شکور مدرک کارشناسی و ارشد خود را در رشته کامپیوتر به ترتیب از دانشگاه شیراز و اصفهان دریافت کردند. ایشان دکترای خود را در رشته هوش مصنوعی از دانشگاه شیراز اخذ نمودند. تخصص ایشان پردازش تصویر و یادگیری عمیق است.



محسن رحمانی مدرک کارشناسی کامپیوتر خود را از دانشگاه شیراز اخذ کردند، ایشان مدارک ارشد و دکترای خود را در رشته کامپیوتر از دانشگاه علم و صنعت ایران دریافت کرده‌اند. تخصص ایشان پردازش سیگنال و هوش مصنوعی است.