



دومین کنفرانس ملی مهندسی برق ایران - دانشگاه آزاد اسلامی واحد نجف آباد - 5 و 6 اسفند ماه 1388

بررسی روش الگوی باینری محلی جهت طبقه بندی بافت تصویر و مقایسه آن با روشهای مشابه

اسکندر خانزاده⁽¹⁾، فرشاد تاجری پور⁽²⁾، همایون مهدوی نسب⁽³⁾

(1) دانشجوی کارشناسی ارشد برق - مخابرات دانشگاه آزاد اسلامی واحد نجف آباد

es_khanzadeh@yahoo.com

(2) عضو هیات علمی گروه برق دانشگاه آزاد اسلامی فسا

tajeripour@yahoo.com

(3) عضو هیات علمی گروه برق دانشگاه آزاد اسلامی واحد نجف آباد

h_mahdavinassab@iaun.ac.ir

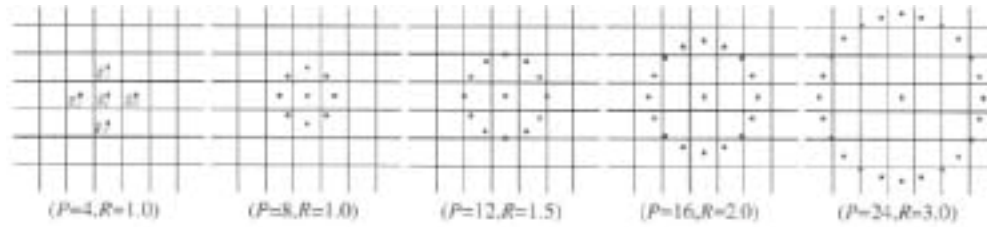
خلاصه: یکی از روشهایی که در عین سادگی می تواند ویژگی های مناسبی برای طبقه بندی بافت تصویر با دقت بالا تولید کند الگوی باینری محلی است. در این مقاله ابتدا الگوی باینری محلی معرفی سپس نحوه طبقه بندی بافت تصویر با این الگو بیان و با دیگر روشها مقایسه می شود. جهت تشخیص و عیب یابی در بافت تصویر نیاز است عمل طبقه بندی بافت تصویر انجام شود. در روش الگوی باینری محلی ابتدا عملگر طبقه بندی کننده را با یک سری بافت تحت زوایای مختلف آموزش داده، سپس جهت طبقه بندی دیگر بافت ها از این عملگر استفاده می شود. در این الگو یک پیکسل به عنوان مرکز و پیکسل های کناری به عنوان همسایگی آن در نظر گرفته می شود برای آنکه عملگر به چرخش تصویر حساس نباشد همسایگی بصورت دایره ای در نظر گرفته می شود. در پایان عملکرد روش ارائه شده با دو آزمایش ارزیابی می گردد.

کلمات کلیدی: هیستوگرام، بافت تصویر، توزیع، واریانس، بروداتز، پیکسل.

1 - مقدمه :

[14] در سال 1998 از تابع همبستگی برای آشکار سازی عیوب بافت استفاده نمودند. در مرحله تمرین با انتخاب یک پنجره از تصویر بدون عیب و حرکت دادن آن روی کل تصویر بدون عیب، مقادیر تابع همبستگی محاسبه می شود. در مرحله آزمایش با انتخاب یک حد آستانه مناسب می توان پنجره هایی را که به نقاط معیوب بافت تعلق دارند آشکار ساخت. این روش در مورد بافت های منظم جواب قابل قبولی ارائه می دهد اما در مواردی که تصاویر دارای بافت منظم و دقیقی نیستند از جواب مناسبی برخوردار نیست. چن و جین [15] در سال 1988 یک روش ساختاری را برای طبقه بندی و آشکار سازی عیوب بافت ارائه کردند که علیرغم دقت مطلوب، حجم عملیاتی بالایی دارد. کومار [16] در سال 2002 روشی را برای طبقه بندی و آشکار سازی عیوب بافت با استفاده از فیلتر های گابور ارائه کرده است. در این روش،

روشهای مختلفی جهت طبقه بندی بافت تصویر وجود دارد، از طبقه بندی بافت تصویر جهت آشکار سازی عیوب محصولات تولیدی مختلف به منظور جداسازی تولیدات معیوب از تولیدات سالم استفاده می گردد از جمله به آشکار سازی عیوب بافتی کاغذ [1] و [2]، ورقه های استیل [3]، چوب [4] و [5] موکت [6] و پارچه [7] تا [11] می توان اشاره نمود. کوهن و همکارانش [12] در سال 1991 و آتالی [13] در سال 1995 از میدانهای تصادفی مارکوف جهت طبقه بندی و آشکار سازی عیوب بافت استفاده کردند که روش های حاصل از سرعت قابل قبولی برخوردار بوده، اما تنها می توانند دسته محدودی از عیوب را آشکار کنند. علاوه بر این دقت روش به مرتبه مدل بستگی دارد و با بالا رفتن مرتبه مدل، حجم عملیات لازم برای پیاده سازی روش افزایش می یابد. کوبیک و همکارانش



شکل (1): همسایگی های دایروی

عملیات لازم و در نتیجه پیچیدگی روش می شود.
ب: در دسته دوم، هدف کاهش پیچیدگی برای افزایش سرعت و بالا بردن امکان پیاده سازی به صورت برخط¹ است که در نهایت از قدرت آشکارسازی روش کاسته می شود.

2- الگوهای باینری محلی:

یکی از روش هایی که برای طبقه بندی بافت استفاده شده و می تواند عمل طبقه بندی بافت تصویر را با دقت بالایی انجام دهد روش الگوهای باینری محلی است. این روش یک روش ساده اما موثر برای طبقه بندی بافت تصویر است. در این روش ابتدا یک همسایگی از تصویر در نظر گرفته شده و شدت روشنایی نقاط موجود در این همسایگی با شدت روشنایی نقطه موجود در مرکز همسایگی مقایسه می شود. در شکل اصلی این روش، الگوهای باینری محلی در یک همسایگی از تصویر به صورت رابطه 1 تعریف می شود:

$$LBP_{P,R} = \sum_{i=0}^{P-1} s(g_i - g_c) 2^i, s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (1)$$

که در آن P نشان دهنده تعداد نقاط همسایه نقطه مرکزی است که شدت روشنایی آنها با g_i و شدت روشنایی نقطه مرکزی با g_c نشان داده شده است. با توجه به شکل تعریف الگوهای باینری محلی دیده می شود که خروجی این عملگر یک عدد باینری P بیتی است که دارای 2^P مقدار متفاوت است. ضمناً دیده می شود که مقدار $LBP_{P,R}$ به نحوه اندیس گذاری پیکسل های موجود در همسایگی کاملاً وابسته است، لذا برای اینکه بتوان مقدار یکتایی را به هر کدام از الگوهای محلی اختصاص داد با چرخش عدد باینری بدست آمده و انتخاب کمینه مقدار ممکن طبق رابطه 2 این کار انجام می شود:

$$LBP_{P,R}^i = \min \{ROR(LBP_{P,R}, i) | i = 0, 1, \dots, P-1\} \quad (2)$$

در نماد اپراتور الگوهای باینری محلی ri نشان دهنده این موضوع است که اپراتور نسبت به چرخش حساس نیست. در رابطه 2 عمل چرخش به سمت راست روی عدد باینری P بیتی i بار انجام شده

تصویر مورد بررسی از یک بانک فیلتر عبور کرده سپس خروجی فیلتر، آستانه گذاری می شود. با ترکیب خروجی فیلترهای مختلف می توان به الگوی مناسبی از عیب دست یافت. این روش از حجم عملیاتی نسبتاً بالایی برخوردار است. علاوه بر این، این روش فاقد توانایی لازم برای آشکارسازی عیوب با اندازه های کوچک می باشد. در این مرجع [16] در انتها نیز روشی برای آشکارسازی عیوب بافتی با استفاده از جزء مجازی تابع گابور ارائه شده است که علیرغم سرعت مناسب دقت بالایی ندارد. راندن [17] در سال 1999 از فیلترهای بهینه سازی شده استفاده کرده است. در این روش، هدف طراحی مجموعه ای از فیلترهای FIR است که انرژی خروجی فیلتر، زمانی که ورودی آن یک تصویر حاوی عیب است نسبت به حالتی که ورودی فیلتر یک تصویر بدون عیب است بیشتر باشد. سپس با تعریف معیارهای مناسب و بهینه سازی آنها تابع تبدیل فیلتر، محاسبه می شود. این روش از دقت بالایی در آشکارسازی عیب برخوردار است اما حجم عملیاتی آن نیز بالا بوده و فاقد توانایی لازم برای آشکارسازی عیوب با اندازه های کوچک است. چان [18] در سال 2000 روشی برای آشکارسازی عیوب بافت از آنالیز فوریه استفاده نموده است. در این روش ابتدا در مرحله آموزش ویژگی هایی از تبدیل فوریه تصویر بدون عیب استخراج می شود. سپس این ویژگیها برای تصویر مورد بررسی نیز محاسبه شده و بر اساس مقایسه با ویژگیهای تصویر بدون عیب، نوع عیب موجود در آن اعلام می شود علاوه بر این، روش مورد نظر فاقد توانایی لازم برای تعیین شکل و موقعیت مکانی عیب در تصویر مورد بررسی است و تنها وجود یا عدم وجود عیب را نشان می دهد. پورتر و کاناگاجارا [19] در سال 1997 از سه ویژگی تبدیل ویو لت، فیلتر گابور متقارن و میدانهای تصادفی مارکوف استفاده کردند و دریافتند که استفاده از تبدیل ویولت نتایج بهتری می دهد.

تمامی تلاشهای انجام شده در زمینه طبقه بندی و آشکارسازی عیوب که در بالا اشاره شد را می توان به دو دسته کلی تقسیم کرد:
الف: در دسته اول تلاش می شود روشی ارائه شود که بتواند محدوده وسیع تری از عیوب را آشکار نماید که این امر منجر به بالا رفتن حجم

1: Online

(ROR(LBP_{P,R}, i)) و حداقل اعداد بدست آمده به ازاء i های بین 0 و P-1 به عنوان الگوهای باینری محلی انتخاب می‌شود. با چرخش تصویر بدیهی است نقاطی که در همسایگی در نظر گرفته شده‌اند نیز با توجه به شکل همسایگی، روی محیط دایره همسایگی چرخش می‌کنند. با توجه به نحوه تعریف عملگر الگوهای باینری محلی مقدار این عملگر با چرخش نقاط همسایگی بدون تغییر و ثابت باقی می‌ماند. بنابراین روش مورد نظر با توجه به نحوه تعریف آن نسبت به چرخش تصویر حساس نیست.

در شکل بهبود یافته این عملگر، ابتدا معیاری به نام میزان یکنواختی یا همگنی تعریف می‌شود که نشان دهنده تعداد جهش‌ها در شدت روشنایی نقاط موجود در همسایگی است. به عنوان مثال میزان یکنواختی برای الگوهای 00000000 و 11111111 برابر با صفر است. در این روش الگوهایی که میزان همگنی آنها حداکثر برابر با U_T باشد به عنوان الگوهای یکنواخت یا همگن تعریف می‌شوند و الگوی محلی باینری در فرم جدید به صورت رابطه 3 تعریف می‌شود:

$$LBP_{P,R}^{riu_T} = \begin{cases} \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_c) & \text{if } U \leq U_T \\ P+1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

با توجه به 3 دیده می‌شود که الگوهای باینری محلی که به این صورت تعریف شده است، برچسب‌هایی از 0 تا P را به همسایگی‌های همگن و برچسب P+1 را به همسایگی‌های غیر همگن اختصاص می‌دهد. با چرخش تصویر با توجه به اینکه همسایگی به صورت دایروی در نظر گرفته شده است، نقاط موجود در همسایگی روی محیط دایره همسایگی حرکت می‌کنند بنابراین شکل بهبود یافته این روش نیز نسبت به چرخش تصویر حساس نیست. بعد از اعمال این عملگر بر روی تصویر بافتی و اختصاص برچسب‌های مختلف، احتمال برخورد به یک برچسب خاص را می‌توان به صورت نسبت تعداد نقاطی که دارای آن برچسب هستند به تعداد کل نقاط تقریب زد. بنابراین در نهایت تعداد P+2 دسته احتمال حاصل می‌شود. با مرتب کردن این احتمالات به صورت برداری یک بردار ویژگی P+2 بعدی حاصل می‌شود که می‌توان از این بردار ویژگی برای طبقه بندی بافت تصویر استفاده کرد. برای طبقه بندی بافت تصویر می‌توان از نسبت درست نمایی لگاریتمی استفاده کرد. در این حالت نمونه مورد بررسی به کلاس K تعلق دارد اگر احتمالات محاسبه شده برای این نمونه مقدار زیر را کمینه سازد:

$$L(S, K) = \sum_{i=0}^{P+1} S_i \log\left(\frac{S_i}{M_{iK}}\right) \quad (4)$$

در 4، M_{iK} ها احتمالات مبنای مربوط به کلاس K و S_i ها احتمالات محاسبه شده مربوط به بافت مورد بررسی هستند. لازم به توضیح است

که عملگر LBP نسبت به هرگونه تغییر یکنواخت یا شیفت در سطوح خاکستری تغییر ناپذیر است اما این عملگر هیچ گونه اطلاعاتی را در مورد تباین تصویر ارائه نمی‌دهد. اگر بخواهیم تباین تصویر را نیز در عمل طبقه بندی تصویر دخالت دهیم به شرح زیر عمل می‌کنیم:

الف) ابتدا میانگین و واریانس سطوح خاکستری در یک همسایگی طبق رابطه 5 تعریف می‌شود:

$$VAR_{P,R} = \frac{1}{P} \sum_{p=0}^{P-1} (g_p - \mu)^2 \quad \mu = \frac{1}{P} \sum_{p=0}^{P-1} g_p \quad (5)$$

ب) با توجه به تعریف واریانس و میانگین که مقادیر پیوسته ای هستند حداقل و حداکثر واریانس را برای همسایگی‌های مختلف در یک تصویر محاسبه کرده و سپس بازه میان حداقل و حداکثر واریانس به تعدادی بازه کوچکتر با طول مساوی تقسیم می‌شود. برای تصویر مورد بررسی احتمال اینکه واریانس در هر کدام از این بازه‌ها قرار بگیرد محاسبه می‌شود سپس از این احتمالات همراه با احتمالات برخورد به الگوهای مختلف در عملگر LBP برای طبقه بندی بافت تصویر استفاده می‌شود.

با توجه به تعریف عملگر $VAR_{P,R}$ واضح است که این عملگر نیز نسبت به شیفت سطوح خاکستری تغییر ناپذیر است. ترکیب عملگرهای LBP و $VAR_{P,R}$ یعنی عملگر $LBP_{P,R} / VAR_{P,R}$ می‌تواند به عنوان یک عملگر قوی برای طبقه بندی بافت تصویر استفاده شود.

یکی از مزایای استفاده از نسبت درست نمایی لگاریتمی برای طبقه بندی این است که به راحتی می‌توان نتایج مربوط به عملگرهای مختلف را با یکدیگر ادغام نمود. در واقع عملگر LBP عملگری با تفکیک پذیری چندگانه است و می‌توان نتایج مربوط به انتخاب همسایگی‌ها با شعاع‌های مختلف و تعداد نقاط مختلف را به سادگی با یکدیگر ترکیب نمود. این ویژگی به این علت است که نسبت درست نمایی لگاریتمی از خاصیت جمع پذیری برخوردار است.

اگر X و Y دو فرایند تصادفی مستقل از یکدیگر باشند آنگاه:

$$L(S_{XY}, M_{XY}) = L(S_X, M_X) + L(S_Y, M_Y)$$

بنابراین اگر تعداد عملگرهایی که در نظر گرفته می‌شود برابر با N باشد به سادگی و طبق رابطه 6 می‌توان نتایج مربوط به این عملگرها را با یکدیگر ادغام نمود.

$$L_N = \sum_{n=1}^N L(S^n, M^n) \quad (6)$$

جهت بررسی روش الگوی باینری محلی و مقایسه با دیگر روشها دو آزمایش مختلف انجام و نتایج بررسی می‌گردد.

3- آزمایش‌ها

پورتر و کاناگارا در مطالعات جامعشان از سه ویژگی تبدیل Wavelet ، فیلتر گابور متقارن و میدانهای تصادفی مارکوف استفاده کردند و نتیجه گرفتند که استفاده از تبدیل Wavelet نتایج بهتری می دهد و بهترین عملکرد را از لحاظ نویز، همچنین کمترین پیچیدگی محاسباتی را نسبت به دو روش دیگر دارد.

اطلاعات تصویر شامل 16 بافت طبقه بندی شده است که از آلبوم بروداتز استخراج شده است. برای هر نوع بافت، 8 تصویر منبع 256×256 وجود دارد که از اولی برای آموزش و از بقیه برای آزمایش استفاده می شود. پورتر و کاناگارا تصاویر 180×180 بافت های دورانی را از این تصاویر منبع استخراج کردند. اگر چرخش زاویه، مضربی از 90 درجه باشد مقدار کمی از مات کننده به عکس اضافه می شود تا تاثیر مات شدن در دیگر زوایا را نشان دهد. ضمناً تاکید می گردد که بافت های اصلی (منبع) از آلبوم بروداتز گرفته شده و بافت های چرخیده شده نیز از عکس های منبع منشا گرفته شده است در نتیجه بافت های چرخیده شده هیچ اغتشاش شدیدی مثل سایه ها را در بر ندارند که می تواند زمانی که یک بافت واقعی بصورت طبیعی چرخیده باشد به وجود آید. در برنامه آزمایش اصلی، طبقه بندی بافتها توسط زیرعکس های 16×16 که از عکس های آموزش مشتق شده است آموزش داده شده اند.

دسته های آموزشی متشکل از زوایای چرخشی صفر ، 30، 45 و 60 درجه می باشد درحالی که بافت های مربوط به طبقه بندی در زوایای چرخشی 20 ، 70 ، 90 ، 120 ، 135 و 150 درجه نشان داده شده است. بنابراین داده های تست شامل 672 نمونه می باشد. یعنی 42 نمونه (6×7 زاویه عکس) برای هر 16 طبقه بافت.

1-1-3 نتایج آزمایش:

باتقسیم کردن تصاویر 180×180 با 4 زاویه آموزش (صفر، 45، 30، 60) به 121 زیر عکس 16×16 بدست می آید. به زبان دیگر، 7744 نمونه آموزشی موجود است یعنی 484 نمونه (4 زاویه \times 121 نمونه) در هر طبقه 16 تایی از بافت ها. ابتدا هیستوگرام انتخاب شده برای هر نمونه 16×16 تعیین می شود، سپس نمودارهای همه نمونه های مربوط به هر طبقه خاص به یک نمودار بزرگ برای این طبقه اضافه می شود. به دلیل اینکه نمودار نمونه های 16×16 خیلی پراکنده می باشند نمی تواند مدل قابل اعتمادی باشد و همچنین استفاده از 7744 مدل متفاوت به تخمین بالایی منجر می شود که در طبقه بندی مرحله ای، نمودارهای نمونه با هر نمودار مقایسه می شود بنابراین 16 مدل نمودار قابل اعتماد حاصل می شود که شامل $2(16-2R)$ 484 می شوند. که R تعداد پیکسل هاست. و عملکرد اپراتورها با 672 تصویر آزمایش و ارزیابی شدند. هیستوگرام نمونه

عملکرد این روشها با دو آزمایش متفاوت نشان داده می شود. در آزمایش اول جهت مقایسه با دیگر روشها از مطالعات طبقه بندی بافت چرخشی که توسط پورتر و کاناگارا [19] ارائه شده استفاده می گردد. اطلاعات تصویر، شامل 16 بافت منبع از آلبوم بروداتز گرفته شده است. در برنامه آزمایش اصلی آموزش بر اساس چند زاویه چرخشی چند گانه می باشد طبقه بندی بافت با یک زاویه آموزش داده می شود و سپس بوسیله نمونه هایی از زوایای چرخشی دیگر مورد امتحان قرار می گیرد.

آزمایش دوم یک سری جدید از تصویر بافت ها را شامل می شود که حالت و ظاهر طبیعی دارند. بافتها با استفاده از 3 نور متفاوت از 3 رنگ طیف گرفته شده است. جهت بررسی و مقایسه، سه حالت متفاوت پارامترهای $LBP_{P,R}^{riu2}$ به ازای (P , R) های (1 و 8) ، (2 و 16) و (3 و 24) محاسبه می گردد و در تحلیلهای ترکیبی از ترکیبات دو و سه تایی استفاده می گردد.

قبل از شروع آزمایشها با نگاهی سریع به یافته های آماری $LBP_{P,R}^{riu2}$ مشاهده می شود که در حالت $P=8$ ، 9 الگوی مشابه از 36 الگوی ممکن انتخاب شده و 27 الگوی باقیمانده، تحت عنوان متفرقه در هم ادغام می شود. در حالت $P=16$ تنها به 7٪ (17 تا از 243) الگوی ممکن توجه می شود در حالی که، اقلیت الگوها در نظر گرفته شده و اکثریت آنها دور ریخته شده است اما به کلیت قضیه لطمه نمی زند. در آزمایش اول 9 الگوی یکنواخت $LBP_{8,1}^{riu2}$ بطور متوسط حدود 87/4٪ (از 76/6 تا 91/8 درصد) از اطلاعات الگوی کل را داشته است.

بیشترین الگوی مجزای یک بافت متقارن به شکل 00001111_2 با 18٪ همپوشانی که بوسیله 00011111_2 (12/8٪) و 0000001111_2 (11/8٪) ایجاد شده است در نتیجه این سه الگو 42/6 درصد از بافت را تشکیل می دهد و همانطور که انتظار می رفت در حالت $LBP_{16,1}^{riu2}$ الگوی یکنواخت بطور متوسط حدود 66/9٪ (از 50/9 تا 79/4 درصد) از اطلاعات الگوی کل را داشته است.

اطلاعات آزمایش 2 بطور قابل ملاحظه ای یکسان و نزدیک به هم است. 9 الگوی یکنواخت $LBP_{8,1}^{riu2}$ بطور متوسط حدود 89/7٪ (از 82/4 تا 93/3 درصد) از اطلاعات الگوی کل را داشته است. مجدداً بیشترین الگوی مجزای یک بافت متقارن به شکل 00001111_2 با 18/9٪ همپوشانی که بوسیله 00011111_2 (14/5٪) و 0000001111_2 (18/9٪) ایجاد شده است در نتیجه این سه الگو 48/4 درصد از بافت را تشکیل می دهد. در حالت $LBP_{24,3}^{riu2}$ الگوی یکنواخت، 54٪ از بافت محلی را شامل می شود.

1-3-1 آزمایش شماره 1:

های

شده از همه آزمایشات را نشان می دهد همانطور که انتظار می رفت
 $LBP_{24,3}^{riu2}$ و $LBP_{16,2}^{riu2}$ بهتر از $LBP_{8,1}^{riu2}$ عمل می کنند

دیگر از 7 عکس منبع، شامل 1008 نمونه، 63 نمونه در هر طبقه
 16 تایی بافت مورد امتحان قرار گرفتند. که 7 عکس تست در هر
 طبقه بافت از نظر ظاهری با عکس آموزش داده شده متفاوت هستند
 بنابراین، این یک برنامه تست واقعی برای توانایی عملگر بافت در تولید
 یک چرخش محسوب می شود.

آموزش با یک زاویه چرخشی به تحلیل های بهتری از چرخش مشابه
 عملگرها منجر می شود. برای مثال زمانی که زاویه آموزش مضربی از
 45 درجه باشد $LBP_{8,1}^{riu2}$ بدترین عملکرد را دارد. در زوایای
 آموزشی صفر و 90 درجه منجر به مات شدن مصنوعی اضافه شده به
 عکس های اصلی می شود که درنتایج بخش های
 $LBP_{8,1}^{riu2} / VAR_{8,1}$ و $LBP_{16,2}^{riu2} / VAR_{16,2}$ دیده می شوند و
 بهترین عملکرد زمانی است که زاویه آموزشی از صفر تا 90 درجه باشد
 در واقع عملگر ترکیبی (2, 16) یک طبقه بندی کامل را در این
 حالت ها فراهم می کند. نتیجه بدست آمده برای
 $LBP_{16,2}^{riu2} / VAR_{16,2}$ بسیار عالی است در حالی که بنظر می رسد
 $LBP_{24,3}^{riu2} / VAR_{24,3}$ در مقایسه با واریانس نتایج متفاوتی ارائه
 می دهد.

آنها شامل $(180-2R)^2$ ورودی می شود از اینرو از نظر پایداری نگرانی
 وجود ندارد. نتایج در جدول 1، درصد درستی نمونه های طبقه بندی
 البته مشکلاتی برای تمایز گذاشتن بین بافتهای اصلی بوجود می آید
 مانند عدم طبقه بندی نخل (Rattan)، کاه و چوب که 70 مورد از
 79 نمونه طبقه بندی نشده را تشکیل می دهد در حالی که در این
 مورد $LBP_{16,2}^{riu2}$ بهتر عمل می کند. در $LBP_{24,3}^{riu2}$ تنها 5 نمونه
 علف و یک نمونه کف در طبقه بندی دچار مشکل شده است، در
 تمامی 6 حالت مدل طبقه بندی در جایگاه دوم قرار گرفت. ترکیب
 $LBP_{P,R}^{riu2}$ و $VAR_{P,R}$ نتایج عملکرد را نشان می دهد. درآزمایش
 $LBP_{16,2}^{riu2} / VAR_{16,2}$ یک نمونه کاه 90 درجه به جای علف
 نامگذاری شده است. نمونه های آموزشی از 4 زاویه چرخشی متفاوت
 بدست می آید و نمودارهای همه نمونه ها به یک مدل یکتا برای هر
 طبقه بافت در هم ادغام می شود. به دلیل اصول متفاوت طبقه بندی،
 مقایسه مستقیم با نتایج پورتر و کاناگاراچا ممکن است بی معنی باشد
 اما نتایج خوب این عملگرها در چرخش های متفاوت نتایج خوبی را
 نشان می دهد. جدول 2 نتایج یک برنامه آزمایشی را نشان می دهد که
 تنها با نمونه های یک زاویه چرخشی آموزش داده شده است و با
 نمونه های دیگر زوایای چرخشی مورد تست قرار گرفته است.
 در این طبقه بندی نمونه های 16×16 از عکس های آموزشی در
 نظر گرفته شده است. طبقه بندی با نمونه های بدست آمده از 9 زاویه

جدول(1): دقت طبقه بندی نتایج آزمایش با آموزش تحت چرخش های 0 و 30 و 45 و 60 درجه .

| P,R | $LBP_{P,R}^{riu2}$ | | $VAR_{P,R}$ | | $LBP_{P,R}^{riu2} / VAR_{P,R}$ | |
|------------------|--------------------|--------|-------------|--------|--------------------------------|--------|
| | BINS | RESULT | BINS | RESULT | BINS | RESULT |
| 8, 1 | 10 | 88.2 | 128 | 95.5 | 10/16 | 98.4 |
| 16, 2 | 18 | 98.5 | 128 | 88.4 | 18/16 | 99.9 |
| 24, 3 | 26 | 99.1 | 128 | 86.6 | 26/16 | 96.4 |
| 8, 1+16, 2 | 10+18 | 99.0 | 128+128 | 98.7 | 10/16+18/16 | 99.7 |
| 8, 1+24, 3 | 10+26 | 99.6 | 128+128 | 98.4 | 10/16+26/16 | 100.0 |
| 16, 2+24, 3 | 18+26 | 99.0 | 128+128 | 87.9 | 18/16+26/16 | 99.1 |
| 8, 1+16, 2+24, 3 | 10+18+26 | 99.1 | 128+128+128 | 9.6.6 | 10/16+18/16+26/16 | 100.0 |

| OPERATOR | P, R | BINS | TRAINING ANGLE(deg) | | | | | | | | | | AVERAGE |
|--------------------|------------------|----------|---------------------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|---------|
| | | | 0 | 20 | 30 | 45 | 60 | 70 | 90 | 120 | 135 | 150 | |
| $LBP_{P,R}^{riu2}$ | 8, 1 | 10 | 68.7 | 86.4 | 84.7 | 76.4 | 85.0 | 84.3 | 69.4 | 84.4 | 76.3 | 84.8 | 80.1 |
| | 16, 2 | 18 | 96.2 | 99.0 | 98.6 | 98.9 | 98.5 | 99.1 | 97.6 | 98.6 | 98.7 | 97.5 | 98.3 |
| | 24, 3 | 26 | 98.7 | 98.9 | 99.0 | 97.6 | 99.2 | 98.2 | 100 | 98.7 | 96.7 | 98.0 | 98.5 |
| | 8, 1+16, 2 | 10+18 | 94.3 | 99.5 | 99.8 | 99.8 | 98.5 | 97.2 | 92.9 | 99.6 | 99.2 | 99.2 | 98.0 |
| | 8, 1+24, 3 | 10+26 | 96.2 | 99.6 | 99.4 | 98.6 | 99.4 | 98.9 | 97.2 | 99.5 | 98.3 | 99.4 | 98.7 |
| | 16, 2+24, 3 | 18+26 | 97.7 | 100 | 99.8 | 99.2 | 99.3 | 100 | 99.6 | 99.4 | 98.5 | 98.4 | 99.2 |
| | 8, 1+16, 2+24, 3 | 10+18+26 | 97.6 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 98.5 | 100 | 98.6 | 99.8 | 99.4 |
| $VAR_{P,R}$ | 8, 1 | 128 | 92.7 | 96.6 | 94.6 | 94 | 95.6 | 96.9 | 93.9 | 94.2 | 94.6 | 95.6 | 94.9 |
| | 16, 2 | 128 | 89.9 | 84.5 | 86.2 | 90.5 | 87.3 | 85.6 | 91.0 | 89.8 | 90.8 | 88.5 | 88.4 |
| | 24, 3 | 128 | 85.4 | 86.4 | 85.7 | 84.4 | 85.4 | 85.6 | 86.0 | 86.7 | 86.3 | 85.9 | 85.8 |
| | 8, 1+16, 2 | 128+128 | 97.5 | 96.9 | 98.8 | 99.0 | 97.9 | 97.7 | 97.5 | 99.1 | 98.8 | 97.9 | 98.1 |
| | 8, 1+24, 3 | 128+128 | 95.2 | 97.0 | 98.7 | 98.9 | 97.5 | 98.5 | 96.1 | 99.5 | 99.0 | 97.9 | 97.8 |

| | | | | | | | | | | | | | |
|---|---------------------|-------------------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|
| | 16 , 2+24 , 3 | 128+128 | 88.3 | 86.5 | 86.8 | 86.9 | 85.5 | 86.5 | 89.3 | 86.9 | 87.5 | 87.1 | 87.1 |
| | 8 , 1+16 , 2+24 , 3 | 128+128+128 | 94.9 | 94.6 | 97.0 | 98.3 | 96.2 | 96.2 | 95.0 | 98.2 | 98.1 | 97.3 | 96.6 |
| LBP _{PR} ^{ind} / VAR _{PR} | 8 , 1 | 10/16 | 99.1 | 94.2 | 95.7 | 97.3 | 95.2 | 94.4 | 99.3 | 96.0 | 97.3 | 95.6 | 96.4 |
| | 16 , 2 | 18/16 | 100 | 99.5 | 99.4 | 99.4 | 99.4 | 99.6 | 100 | 99.5 | 99.5 | 99.7 | 99.6 |
| | 24 , 3 | 26/16 | 95.8 | 95.0 | 96.2 | 97.4 | 96.0 | 95.5 | 95.6 | 97.2 | 97.9 | 97.9 | 96.5 |
| | 8 , 1+16 , 2 | 10/16+18/16 | 100 | 99.3 | 99.1 | 99.2 | 99.3 | 99.2 | 100 | 99.3 | 99.3 | 99.4 | 99.4 |
| | 8 , 1+24 , 3 | 10/16+26/16 | 99.8 | 99.8 | 99.6 | 99.8 | 99.6 | 99.8 | 99.6 | 99.7 | 99.8 | 99.9 | 99.7 |
| | 16 , 2+24 , 3 | 18/16+26/16 | 97.2 | 98.9 | 98.9 | 99.8 | 99.6 | 99.9 | 97.3 | 99.6 | 99.8 | 99.9 | 99.1 |
| | 8 , 1+16 , 2+24 , 3 | 10/16+18/16+26/16 | 100 | 99.7 | 99.5 | 99.8 | 99.6 | 99.7 | 99.8 | 99.6 | 99.8 | 99.9 | 99.7 |

جدول(2): نتایج آزمایش که تنها با نمونه های یک زاویه چرخشی آموزش داده شده و دقت میانگین برای 10 زاویه.

طول به عرض حدود 1.04 است و در برنامه مطلب با استفاده از دستور imresize نسبت هر حالت بوسیله بسط دادن و کشیدن عکس ها در مسیر افقی در سایز 538x746، تنظیم می شوند. در اینجا از عکس هایی با رزولوشن 100dpi استفاده می شود. و عکس های 24 بیتی RGB با استفادهازفرمول زیر به تصاویر 8 بیتی تبدیل می شوند:

$$I = 0.299R + 0.587G + 0.114R$$

در آزمایش موجود طبقه بندی کننده با نمونه های مشتق شده ازعکس های گرفته شده با نور'inca' و زاویه صفر درجه آموزش داده شده اند که به آنها بافت های مرجع گفته می شود. در تصویر شماره چهار، 24 بافت مختلف نشان داده شده است که بیشتر آنها کرباس می باشند. 480 نمونه (24 کلاس 20 تائی) بصورت تصادفی صد بار تقسیم شدند، نیمی از 20نمونه در گروه بافت به عنوان مدل برای آموزش به کار می روند. و ده نمونه دیگر برای آزمایش طبقه بندی کننده با روش NN - 3 به کار می روند. (نمونه به کار بسته شده برای اکثریت گروه سه مدل یکسان هم) که با عملگر LBP و (P,R) (8 , 1) دقت میانگین 99.4% بدست می آید.

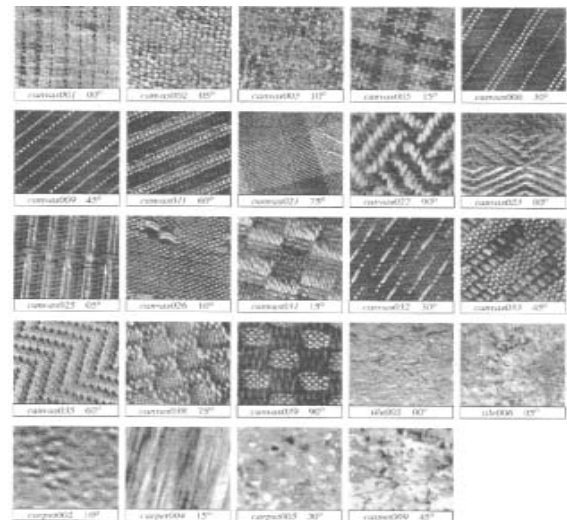
4-نتایج برای روش پیشنهاد شده:

در اینجا دو برنامه متفاوت ارائه شد:
1 - طبقه بندی بافت چرخشی یکنواخت (تست مجموعه OTEX_TC_00010):

طبقه بندی کننده با بافت های مرجع (20 نمونه از نور'inca' و زاویه صفر درجه در هر بافت) آموزش داده شده است در حالی که 160 نمونه از نور'inca' در هشت زاویه چرخشی دیگر در هر گروه بافت برای تست طبقه بندی کننده مورد استفاده قرار گرفتند. بنابراین در این مجموعه در کل 480مدل (24x20) و 3840 نمونه معتبر (24x20x8) وجود دارد.

2 - طبقه بندی چرخش و نور بافت مشابه (تست مجموعه OTEX_TC_00012):

طبقه بندی کننده با بافت های مرجع آموزش دیده شد (20 نمونه از نور'inca' با زاویه صفر درجه در هر گروه بافت) و با استفاده از نمونه های گرفته شده از استفاده از نور 't184' و 'horizon' تست شد در نتیجه در هر دو مورد درکل 480مدل (24x20) و 4320 نمونه (24x20x9) معتبر وجود دارد.



شکل(2): 24 بافت 128x128 مورد استفاده در آزمایش 2 با زوایای مشخص شده.

2-3-آزمایش شماره 2:

در این آزمایش از بافت های OUTEX استفاده شده که یک حالت عمومی برای ارزیابی الگوریتم تحلیلی بافت است. OUTEX یک مجموعه عظیم از بافت ها و دسته های آزمایشی آماده برای انواع متفاوت بافتها را فراهم می کند. بافت سطحی موجود در تصویر، اطلاعات اصلی OUTEX شامل یک منبع نور مکبت (Macbeth) و یک دوربین CCD سونی DXC_755P می باشد که بر روی بازوی یک روبات نصب شده است، نور منبع بر روی طرح، از نظر روشنائی، زوم و رزولوشن مورد نظر قابل کنترل است. بازوی روبات دوربین را با زاویه چرخش مورد نظر نسبت به طرح تغییر می دهد و تصاویر 24 بیتی RGB در سایز 538x716 پیکسل را ثبت می نماید. هر بافت موجود در این آزمایش با استفاده از سه نور متفاوت بدست آمده است، 2300K نور آفتاب که با کلمه 'horizon' ، 2856 k پر نور CIEA که با 'inca' و 4000 k فلوتورسنت که با 't184' مشخص شده است .

تصویر بافت با استفاده از دوربین درجه بندی شده با 6 رزولوشن گرفته شده است (100,120,300,360,500,600 dpi) و نه زاویه چرخشی (0,5,10,15,30,45,60,75,90) و 162 عکس از هر بافت گرفته می شود. سپس پیکسل های مستطیلی ساخته می شود که نسبت

غیر ترکیبی برخوردار است. سه ترکیب (8,1),(16,2),(24,3) به عنوان نقطه شروع مناسب برای درک عملگر هاست اما هیچ تضمینی وجود ندارد که آنها عملگر های بهینه ای باشند، به عنوان مثال برای مجموعه تست OTEX_TC_00010 با $LBP_{P,R}^{riu2}$ و بهترین امتیاز $R=1,1.5,2, \dots, 5$ و $P=4,5,6, \dots, 24$ بدست آمده برای $LBP_{22,4}^{riu2}$ برابر با 97.2% می باشد.

در outex عملکرد الگوریتم طبقه بندی بافت با امتیاز 'S' مشخص شده است که درصد درستی نمونه های طبقه بندی شده را نشان می دهد. از عملگر $LBP_{24,3}^{riu2}$ بهترین نتیجه 94.6% بدست آمد که یادآور امتیاز 96.3% در طبقه بندی بافت مرجع است که توانمندی عملگر را با توجه به چرخش نشان می دهد. در عملگر های ترکیبی $LBP_{24,3}^{riu2} / VAR_{24,3}$ بهترین نتیجه را می دهد (97.8%) که از پیشرفت قابل توجهی نسبت به عملگر های

مراجع

- [1] C.S.Cho, B.M.Chung, and M.J.Park, "Development of real time vision-based fabric inspection system." *IEEE Trans. Ind. Elec.*, vol.52, no.4, pp.1073-1079, Aug.2005.
- [2] J.W.Roberts, S. D. Rose, G. A. Jullian, G. A. Nichols, L.Jenkins, P. Chamberlain, and S. G. Maroscher, "PC based real time defect imaging system for high speed inspection", *in proc. SPIE*, vol.1907, pp.164-176, Feb.1993.
- [3] J. Laitinen, "Image quality in automated visual web inspection", *in proc. SPIE*, vol.3029, pp.78-89, Apr.1997.
- [4] R. W. Connors, C. W. McMillin, K. Lin, and R. E. Vasquez-Espinosa, "Identifying and locating surface defects in wood: Part of an automated lumber processing system" *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intel.*, vol. 5, no.6, pp. 573-583, Nov. 1983.
- [5] E. Young, "Use of line scan cameras and a DSP processing system for high-speed wood inspection," *in proc. SPIE*, vol.2579, pp. 259-264, Oct.1995.
- [6] L. Siew, R. M. Hodgson, and E. j. Wood, "texture measures for carpet wear assessment," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. 10. no. 1, pp. 92-105, Jan.1988.
- [7] S. H. Sheen, H. T. Chien, W. p. Lawrence, and A. C. Raptis, "Ultrasonic Imaging System for In-Process Fabric Defect Detection," *U. S. Patent 5665 907*, Sep. 1997.
- [8] L. Dorrity and G.Vachtsevanos, "In-Process fabric defect detection and identification," *presented at the Mechatronics 98*, vol. 65, no. 3, pp. 123-130, Skovde, Sweden, Sep. 1998.
- [9] I. S. Tsai and M. C. Hu, "Automated inspection of fabric defects using an artificial neural networks," *Text. Res. J.*, vol. 66, no. 4, pp. 474-482, Jul. 1996.
- [10] H. Sari-sarraf and J. S. Goddard, "Vision systems for on-loom fabric inspection," *IEEE Trans. Ind. Applicant.*, vol.35, no. 6, pp. 1252-1259, Nov./Dec. 1999.
- [11] A. Kumar and G. Pang, "Fabric defect segmentation using multi channel blob detectors," *Opt. Eng.*, vol. 39, no. 12, pp. 3176-3190, Dec. 2000.
- [12] F. S. Cohen, Z. Fan, and S. Attali, "Automated inspection of textile fabrics using textural models," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol.13, no. 8, pp.803-808, Aug. 1991.
- [13] A. Atalay, "Automated defect inspection of textile fabrics using machine vision techniques," *M. S. Thesis, Bogazici University, Istanbul, Turkey, 1995.*
- [14] A. Bodnarova, M. Bennamoun, and K. K. Kubik, "defect detection in textile materials based on aspects of HVS," *in proc. IEEE SMC' 98 Conf.*, vol. 5, pp. 4423-4428, San Diego, US, Oct. 1998.
- [15] J. Chen and A. K. Jain, "A structural approach to identify defects in textural images," *in. proc. IEEE Int. Conf. Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 1, pp. 29-32, Aug. 1988.
- [16] A. Kumar and G. K. H. pang, "Defect detection in textured materials using Gabor filters," *IEEE Trans. Ind. Appl.*, vol. 38, no. 2, pp. 425-440, Mar./Apr.2002.
- [17] T. Randen and J. H. Husy, "Texture segmentation using filters with optimized energy separation," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 8, no. 4, pp. 571-582, Apr.1999.

- [18] C. H. Chan and G. pang, " Fabric defect detectioin by Fourier analysis," *IEEE Trans. Ind. Applicant.*, vol. 36, no. 5, pp. 1267-1276. Sep./Oct. 2000.
- [19] R. Porter and N. Canagaragah,"Robust Rotation-Invariant Texture Classification : Wavelet, Gabor Filter and GMRF Based Schemes," *IEEE Proc.Vision, Image, and Signal Processing*, vol.144, pp. 180-188, 1997.