

تشخیص خرابی بافت به کمک تبدیل پیچک

بی‌بی مریم معاشری، حسین نظام‌آبادی‌پور، سعید سریزدی و سهیل آزادی‌نیا

مشخصی، از نمونه‌های سالم منحرف شده‌اند [۵]. در حال حاضر این فرآیند برای شناسایی عیوب دسته عظیمی از سطوح مانند پارچه، کاشی‌های سرامیکی، چوب، فولاد، ویفرهای سیلیکونی^۱، کاغذ، چرم و ... به کار می‌رود [۳]، [۵] و [۹].

آشکارسازی عیوب سطوح از طریق روش‌های تحلیل بافت که توصیف‌کننده ویژگی سطوح هستند، امکان‌پذیر است [۱۰] و [۱۱]. از ظهور رهیافت‌های تحلیل بافت نزدیک به چهار دهه می‌گذرد [۶]، [۷] و [۱۱]. در دهه ۱۹۷۰ و اوایل دهه ۱۹۸۰ میلادی روش‌های ارائه‌شده در این زمینه، بر پایه آماره‌های مرتبه اول و دوم سطوح خاکستری پیکسل‌های تصویر، مانند ماتریس هم‌رخدادی سطح خاکستری در حوزه مکان^۲ (SDCM) و ماتریس وابستگی همسایگی سطوح خاکستری^۳ (NGLDM) بوده است. در اواسط دهه ۱۹۸۰ میلادی روش‌های مبتنی بر مدل، مانند میدان‌های تصادفی مارکوف^۴ (MRF) به‌عنوان روش‌های دیگری از تحلیل بافت ارائه شدند. از سوی دیگر در اواخر دهه ۱۹۸۰ میلادی، موجه‌ها به حوزه پردازش و تحلیل بافت وارد شدند. با ورود روش‌هایی همچون تبدیل گابور و تبدیل موجک، این روش‌ها جایگزین روش‌های آماری شدند [۷] تا [۹]، [۱۲] و [۱۳]. در یک تقسیم‌بندی کلی می‌توان روش‌های تحلیل بافت را در چهار دسته قرار داد [۱]:

- روش‌های آماری
- روش‌های هندسی
- روش‌های مبتنی بر مدل
- روش‌های حوزه تبدیل

مطالعه روش‌های تحلیل بافت، نیازمند تعریف مناسبی از بافت است [۱]. در سال ۱۹۷۳، هارالیک^۵، شانموگام^۶ و دینستین^۷ در تعریف بافت نوشتند: "بافت در برابر تعریف دقیق بسیار مقاوم است" [۱۱]. در فرهنگ لغت وبستر، بافت به‌صورت "ویژگی سطح که توسط آرایش، اندازه، کیفیت و غیره مشخص می‌شود" یا "آرایش ذرات یا اجزای سازنده هر ماده به‌گونه‌ای که بر ظاهر سطح اثرگذار باشد" تعریف شده است. تعریف‌های دیگری از بافت را می‌توان در مقالات مرتبط یافت؛ مانند "یک میدان گسسته تصادفی دوبعدی با یک تابع چگالی احتمال مشترک" یا "آرایش‌های تکراری از یک الگوی واحد بر روی یک سطح".

انسان‌ها یک بافت را با کلماتی مانند نرم، زبر، صاف و ... توصیف می‌کنند. اما راه حل منطقی برای توصیف یک بافت می‌تواند استخراج و تعریف عناصر آن باشد که معمولاً به آنها تکستون^۸ گفته می‌شود. می‌توان

چکیده: در این مقاله سامانه‌ای کارآمد و دقیق برای توصیف خرابی‌ها در انواع بافت بر اساس تبدیل پیچک ارائه شده است. ایده اصلی، در نظر گرفتن خرابی‌های بافت به‌صورت ناپیوستگی‌های یک‌بعدی در سیگنال (تابع) دوبعدی تصویر است. بر اساس این ایده، مناسب‌ترین ابزار جهت توصیف خرابی‌ها، تبدیل جهتی پیچک است. ابتدا در مرحله آموزش، نمونه‌هایی از بلوک‌های بافت سالم و معیوب جمع‌آوری شده و بر روی هر بلوک، تبدیل پیچک اعمال می‌شود. سپس برای هر بلوک یک بردار ویژگی بر اساس زیرباند‌های حاصل از تبدیل پیچک تشکیل می‌شود. در یک فرایند پیشنهادی بردار ویژگی برجسته برای بافت مورد نظر تعیین می‌شود. پس از آن سطوح آستانه مناسب برای تشخیص بلوک‌های خراب بافت، تنظیم می‌شود. در مرحله آزمایش، از هر بلوک بافت بردار ویژگی برجسته مربوط به آن استخراج شده و بافت مذکور با توجه به سطوح آستانه طبقه‌بندی می‌شود. نتایج شبیه‌سازی‌ها نشان می‌دهد که سامانه پیشنهادی نسبت به روشی که مبتنی بر جابه‌جایی میانگین است، دقت بیشتری در آشکارسازی بافت‌های معیوب داشته و در فرآیند تشخیص خرابی، نسبت به نوع بافت حساسیت کمتری از خود نشان می‌دهد.

کلیدواژه: تشخیص خرابی بافت، تبدیل پیچک، بردار ویژگی.

۱- مقدمه

در سال‌های اخیر تلاش‌های وسیعی برای خودکارکردن فرآیندهای مبتنی بر حس بینایی بشر صورت گرفته است. بینایی ماشین که نتیجه این تلاش‌ها است، نقش مهمی را در صنعت و به‌خصوص در کنترل کیفیت محصولات صنعتی ایفا می‌کند [۱] تا [۶]. با این وجود، عدم کارایی سامانه‌های تشخیص الگوهای دیداری هنوز یک مسأله مهم و چالش اساسی محسوب می‌شود و تلاش‌ها به‌منظور افزایش کیفیت و عملکرد چنین سامانه‌هایی رو به افزایش است [۱]. از میان سامانه‌های بینایی ماشین، سامانه "بازرسی دیداری" مهم‌ترین فرآیند در کنترل کیفیت صنعتی محسوب می‌شود. فرآیند کنترل کیفیت برای اطمینان از ارائه محصولات سالم و با کیفیت مناسب به مشتری طراحی شده است. بخش‌هایی از فرآیند کنترل کیفیت که نیازمند بازبندی بصری کالا است تا سال‌های اخیر توسط انسان انجام می‌گرفته است. هم‌اکنون فعالیت‌های این بخش به سوی ماشینی‌شدن گرایش پیدا کرده است [۷] و [۸]. هدف از بازرسی سطوح، تشخیص و آشکارسازی بخش‌هایی از سطوح محصولات و کالاهای صنعتی است که مطابق با معیارهای

این مقاله در تاریخ ۲۶ اسفند ماه ۱۳۸۷ دریافت و در تاریخ ۲۹ دی ماه ۱۳۸۹ بازنگری شد.

بی‌بی مریم معاشری، گروه مهندسی برق، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه شهید باهنر کرمان، کرمان، (email: m_moasheri@yahoo.com).

حسین نظام‌آبادی‌پور، گروه مهندسی برق، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه شهید باهنر کرمان، کرمان، (email: nezam@mail.uk.ac.ir).

سعید سریزدی، گروه مهندسی برق، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه شهید باهنر کرمان، کرمان، (email: saryazdi@mail.uk.ac.ir).

سهیل آزادی‌نیا، گروه مهندسی برق، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه شهید باهنر کرمان، کرمان، (email: soheil_azadnia@yahoo.com).

1. Silicon Wafer
2. Spatial Domain Gray Level Co-Occurrence Matrix
3. Neighboring Gray Level Dependence Matrix
4. Markov Random Fields
5. Haralick
6. Shanmugam
7. Dinstein
8. Texton

کرده است. لازم به ذکر است که روش جابه‌جایی میانگین در سال ۲۰۰۴ توسط آبراناس^۸ و مارکوس^۹ ارائه شده است [۱۶]. این روش سعی می‌کند مودهای تابع چگالی احتمال فضای ویژگی را با استفاده از یک تخمین ناپارامتریک از تابع چگالی به دست آورد. تعداد خوشه‌ها به صورت خودکار با یافتن مراکز نواحی چگال در فضای ویژگی تعیین می‌شوند. اگر هر نقطه داده در فضای ویژگی، x_i باشد که $\{x_i\} \in \mathcal{R}^d, i = 1, 2, \dots, n$ ، آنگاه تخمین چگالی هسته چندمتغیره با تابع هسته $K(x)$ و شعاع پنجره h در نقطه x به صورت (۱) تعریف می‌شود

$$\hat{f}(x) = \frac{1}{nh^d} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x-x_i}{h}\right) \quad (1)$$

که در آن $K(x)$ تابع هسته است که می‌تواند انواع مختلف داشته باشد و $\hat{f}(x)$ چگالی تخمین زده شده در نقطه x است. همان‌طور که می‌دانیم، نواحی چگال در فضای ویژگی اغلب با یک بیشینه محلی از تابع چگالی متناظر هستند و برای یافتن بیشینه محلی می‌توان از گرادیان تابع چگالی استفاده کرد. گرادیان $\hat{f}(x)$ پس از محاسبه به صورت (۲) در خواهد آمد [۱۶]

$$\nabla \hat{f}(x) = \frac{\eta}{nh^{d+r}} \left[\sum_{i=1}^n k\left(\frac{x-x_i}{h}\right) \right] \times \left[\frac{\sum_{i=1}^n x_i k\left(\frac{x-x_i}{h}\right)}{\sum_{i=1}^n k\left(\frac{x-x_i}{h}\right)} - x \right] \quad (2)$$

در این رابطه پارامتر η یک ثابت است که در عملیات محاسبه گرادیان با توجه به تابع هسته به دست می‌آید و جمله آخر نیز در (۲)، جابه‌جایی میانگین نام دارد. در هر تکرار الگوریتم، به نقطه چگال در فضای ویژگی نزدیک‌تر می‌شویم و تکرارها تا زمانی که گرادیان $\hat{f}(x)$ به صفر نزدیک شود، ادامه می‌یابند.

با جابه‌جایی میانگین به صورت مستقیم بر تصویر اصلی، لکه‌های بافت می‌توانند با پنجره‌های هسته کوچک‌تر تشخیص داده شوند. در این حالت ممکن است برخی از نقاط سالم بافت به عنوان خرابی مشخص شوند. با افزایش اندازه پنجره هسته، این اثر کاهش می‌یابد اما برخی لکه‌ها تشخیص داده نمی‌شوند. چون بافت‌ها قسمت‌های فرکانس بالای تصویر هستند و لکه‌ها محتویات فرکانس پایین تصویر، بنابراین اگر بتوان تنها محتویات فرکانس پایین تصویر را برای جابه‌جایی میانگین انتخاب کرد؛ مشکل مذکور برطرف می‌شود. از این رو ترکیب ماتریس هم‌رخدادی که یک ابزار تحلیل بافت آماری مفید است و تبدیل موجک که یک ابزار تحلیل حوزه فرکانسی چندمقیاسی موفق است؛ برای انتخاب یک تقریب از تصویر با درجه تفکیک مشخص به عنوان تصویر ویژگی برای تشخیص جابه‌جایی میانگین استفاده می‌شود. دو ویژگی انرژی^{۱۰} و همگنی محلی^{۱۱} از ماتریس هم‌رخدادی برای بیان خصوصیات تصویر استفاده شده‌اند. این دو، ویژگی‌هایی هستند که به طور معمول استفاده می‌شوند و توسط واریانس برای انتخاب ویژگی تصویر از زیرتصویرهای تقریب در سطوح

خواص درونی تکستون‌ها مانند رنگ و شدت روشنایی را تون^۱ نام نهاد. بنابراین مجموعه‌ای شمارا از عناصر با تون‌ها و ساختار مشخص، یک بافت را توصیف می‌کنند. هر چند که برای بسیاری از بافت‌های طبیعی، تعیین عناصر سازنده و ساختار آنها چندان ساده نیست [۱]. در این مقاله روشی کارآمد مبتنی بر تبدیل پیچک، جهت تشخیص و آشکارسازی خرابی بافت ارائه شده است. در روش پیشنهادی، ویژگی‌های مناسبی برای آشکارسازی پنج نوع خرابی متداول بافت در حوزه پیچک معرفی شده و روشی کارآمد برای استخراج ویژگی‌های مناسب ارائه می‌شود.

در بخش دوم این مقاله به فعالیت‌های انجام‌شده در تشخیص خرابی بافت به روش حوزه تبدیل (یکی از روش‌های کلی تحلیل بافت) پرداخته شده است. تبدیل پیچک که اساس کار روش پیشنهادی بر آن بنا شده است در بخش سوم معرفی می‌شود. سامانه پیشنهادی و چگونگی آموزش و آزمایش آن در تشخیص خرابی بافت در بخش چهارم بیان می‌شود. بخش پنجم مقاله به پیاده‌سازی و نتایج شبیه‌سازی پرداخته است و مقاله در بخش ششم جمع‌بندی می‌شود.

۲- پیشینه تحقیق

در این بخش تعدادی از تحقیقات صورت گرفته در زمینه تشخیص خرابی بافت که در حوزه پردازش سیگنال قرار می‌گیرند، بررسی می‌شود. در حوزه پردازش سیگنال، برای تحلیل بافت از فیلترها و تبدیل‌های متعددی از جمله فیلتر گابور و تبدیل موجک استفاده می‌شود. در [۱۴] برای تشخیص خرابی بافت از قلمرو موجک استفاده شده است. در [۱۵] نیز روشی بر پایه تبدیل موجک و به کمک روش‌های PCA^۲ و چندی‌سازی برداری، برای تشخیص خرابی‌های بافت ارائه شده است. این روش دارای دو مرحله استخراج ویژگی و تشخیص خرابی است. ویژگی‌ها در قلمرو موجک استخراج شده و برای تشخیص از شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده است. در [۹] از موجک وقتی برای تشخیص خرابی در محصولات کارخانه‌ای استفاده شده است. هدف از موجک وقتی، پیشینه کردن نسبت انرژی ضرایب موجک بین نواحی معیوب و سالم است. تبدیل موجک به همراه ماتریس‌های هم‌رخدادی نیز ابزاری مفید است که در تشخیص خرابی بافت از آن استفاده شده است [۸] و [۱۳]. در این روش ابتدا از تبدیل موجک برای تجزیه تصاویر بافت به زیرباندها استفاده می‌شود. سپس با استفاده از ماتریس هم‌رخدادی، ویژگی‌های آنتروپی^۳ (ENT)، تمایز^۴ (CON)، گشتاور دوم زاویه‌ای^۵ (ASM) و گشتاور معکوس^۶ (IDM) از زیرباندها استخراج می‌شود و با کمک فاصله ماهالانویس، نواحی خراب بافت از نواحی سالم تفکیک می‌شود. در این پژوهش بافت به بلوک‌های ۱۶×۱۶ که با هم هم‌پوشانی ندارند، تجزیه می‌شود و بلوک‌های دارای خرابی مشخص می‌شوند.

در [۲] روشی برای یافتن محل‌های خرابی بافت، با ترکیب روش‌های آماری و پردازش سیگنال ارائه شده است. این تحقیق از روش جابه‌جایی میانگین^۷ استفاده کرده و آن را روی تبدیل موجک تصویر بافت اعمال

1. Tone
2. Principal Component Analysis
3. Entropy
4. Contrast
5. Angular Second Moment
6. Inverse Different Moment
7. Mean Shift

8. Abrantes
9. Marques
10. Energy
11. Local Homogeneity

تجزیه مختلف، تحلیل می‌شوند [۲].

در طول دو دهه گذشته فیلترهای گابور و تبدیل موجک [۱۷] تا [۲۲] الگوی مهمی برای تحلیل‌های چندمقیاسی بوده‌اند. در [۱۷] و [۱۸] ویژگی‌های آماری میانگین و واریانس از زیرباندهای تبدیل موجک استخراج شده است. در [۱۹] برای استخراج ویژگی‌های باند میانی و افزایش دقت طبقه‌بندی از تبدیل موجک با ساختار درختی استفاده شده است. در [۲۰] و [۲۲] از ترکیب تبدیل موجک و ماتریس هم‌رخدادی استفاده شده تا از نتایج حاصل از روش‌های آماری و روش‌های مبتنی بر پردازش سیگنال به‌صورت هم‌زمان استفاده کنند. همچنین در [۲۳] نشان داده شده که فیلترهای موجک مختلف نتایج متفاوتی را برای تصاویر مختلف خواهند داشت.

مرجع [۲۴] روشی بر اساس فیلترینگ حوزه فوریه برای دسته‌بندی بافت‌های معیوب از سالم بر روی تصاویر MRI زانو ارائه داده است. در این روش تصاویر از فیلترهای هرمی مرتبه دوم عبور می‌کنند و برای دسته‌بندی بافت معیوب از بافت سالم، از فاصله باتاچاریا^۱ استفاده شده است. سیواوالان در [۲۵] با استفاده از ناحیه‌بندی و حذف مؤلفه‌های بالای فرکانسی تصویر بافت، نواحی معیوب را مشخص کرد.

در [۲۶] از تجزیه موجک برای استخراج ویژگی‌های مناسب به‌منظور تشخیص و طبقه‌بندی بافت پارچه‌های حلقوی-پودی^۲ استفاده شده است. الگوریتم ارائه‌شده شامل دو بخش استخراج ویژگی و طبقه‌بندی است. در بخش استخراج ویژگی، تجزیه چندسطحی موجک به‌کار رفته و انرژی هر کانال به‌عنوان ویژگی استخراج شده است. در بخش طبقه‌بندی با استفاده از فاصله اقلیدسی، هر تصویر در یکی از دسته‌های سالم یا معیوب قرار می‌گیرد. در این مرجع از ۵ دسته معیوب و یک دسته سالم برای طراحی سیستم استفاده شده است. عیوب مورد نظر عبارتند از: عمودی، افقی، لکه روغن، سوراخ و خرابی سوزنی. نتایج این تحقیق نشان می‌دهد که تمام پنج دسته معیوب با دقت ۱۰۰٪ تشخیص داده می‌شود و تنها در تشخیص پارچه‌های سالم، سامانه دچار مشکل می‌شود.

در [۲۷] روشی مبتنی بر تبدیل موجک به همراه ویژگی‌های آماری ضرایب تبدیل، جهت تعیین خرابی‌های کاشی ارائه شده است. در این مرجع تصویر بافت در دو سطح از فیلترهای تبدیل موجک گذر می‌کند و بردار ویژگی از تصاویر فیلترشده استخراج می‌شود. منجمی و همکاران در این مرجع، میانه، بیشینه‌ها و کمینه‌های ضرایب تبدیل موجک در زیرباندهای تقریب و جزئیات را به همراه میانگین ضرایب تقریب و انحراف معیار ضرایب زیرباندهای جزئیات برای تشکیل بردار ویژگی مورد استفاده قرار داده‌اند. در این مرجع در فرایند تبدیل موجک از تابع هار استفاده شده است.

در دهه اخیر موجک‌ها تأثیر رو به رشدی را در تحلیل بافت‌ها داشته‌اند [۲۸]. هر چند که ورود موجک به حوزه تحلیل بافت موفقیت‌آمیز بوده است، اما متأسفانه برخی از ادعاها در مورد موجک‌ها اغراق‌آمیز است و گاهی اوقات موجک‌ها در کاربردهایی غیر از حوزه مهارت خود به‌کار می‌روند [۲۹]. موجک‌ها تنها در مواجهه با ناپیوستگی‌های صفربعدی بسیار کارآمد هستند. اما سیگنال‌های تکه‌ای هموار دوبعدی مانند تصاویر دارای ناپیوستگی‌های یک‌بعدی هستند [۳۰]. به‌عنوان مثال در یک تصویر، شیارها ناپیوستگی‌های یک‌بعدی را ارائه می‌کنند و موجک برای تحلیل

آنها کارآمد نیست. موجک‌ها در دو بعد به‌وسیله ضرب یک تانسور یک‌بعدی به‌وجود می‌آیند. آنها ناپیوستگی در طول لبه‌ها را خوب ارائه داده ولی همواربودن در طول لبه را نمی‌توانند نشان دهند.

از این رو تبدیل شیارک^۴ معرفی شد [۲۹] تا [۳۲]. شیارک‌ها با ناپیوستگی‌های ابعاد بالاتر سازگار هستند. ناپیوستگی‌های یک‌بعدی می‌توانند خط راست یا منحنی باشند. شیارک‌ها تنها برای ناپیوستگی‌های خط مستقیم سازگاری دارند و برای توصیف آنها کارآمد می‌باشند. نظریه این روش، نداشت ناپیوستگی خطی به ناپیوستگی نقطه‌ای با استفاده از تبدیل رادون است [۲۹]. تبدیل موجک ناپیوستگی‌های نقطه‌ای را در حوزه رادون به خوبی ارائه می‌دهد. بنابراین تبدیل شیارک نمایش لبه‌ها و دیگر ناپیوستگی‌ها را در طول خطوط برای یک دقت بازسازی داده شده، بهتر از تبدیل موجک ارائه می‌کند [۲۸]. برتری دیگر تبدیل شیارک نسبت به تبدیل موجک این است که تبدیل موجک اطلاعات جهتی را به‌صورت افقی، عمودی و قطری در اختیار ما می‌گذارد، اما این سه جهت، اطلاعات کافی را برای پردازش تصاویر بافت ندارد. شیارک‌ها مانند موجک‌ها، اطلاعات بافت را به‌صورت چندمقیاسی در اختیار می‌گذارند، با این تفاوت که اطلاعات ساختاری یک تصویر را بر اساس جهت‌های شعاعی چندانگانه در حوزه فرکانس ارائه می‌دهند [۲۹].

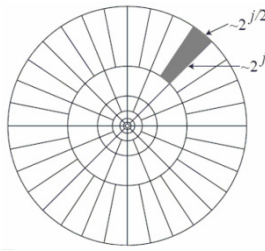
در پردازش تصویر، لبه‌ها عموماً به‌صورت منحنی بوده و شیارک‌ها به تنهایی قادر به ارائه مؤثر آنها نیستند، اما در مقیاس‌های مناسب، یک لبه منحنی شکل به‌صورت یک خط مستقیم در می‌آید. بر این اساس کندس^۵ و دونوهو^۶ یک تبدیل چندمقیاسی دیگر به‌نام تبدیل پیچک^۷ برای نمایش مؤثر ناپیوستگی‌های منحنی شکل ارائه کردند [۳۳] تا [۳۴]. ایده این روش، تقسیم‌بندی منحنی‌ها به مجموعه‌ای از تکه خط‌های مستقیم و پردازش هر قسمت به‌وسیله تبدیل شیارک است.

در [۳۲]، [۳۵] تا [۳۸] از تبدیل پیچک به‌منظور طبقه‌بندی تصاویر استفاده شده است. در [۳۵] روشی برای استخراج ویژگی مستقل از دوران و مقیاس بافت، با استفاده از تبدیل پیچک و ماتریس هم‌رخدادی بیان شده است. در [۳۲] و [۳۶] روشی برای طبقه‌بندی تصاویر بافت به‌ترتیب در حوزه تبدیل شیارک و پیچک ارائه شده است. در این دو مرجع ویژگی‌های میانگین، انحراف معیار و ویژگی‌های آماری استخراج‌شده از ماتریس هم‌رخدادی، به‌دست آمده از زیرباندهای تبدیل پیچک به‌عنوان ویژگی بافت استفاده شده است. روشی برای طبقه‌بندی تصاویر پزشکی در [۳۷] پیشنهاد شده است. در [۳۸] از ویژگی‌های میانگین و انحراف معیار استخراج‌شده از زیرباندهای تبدیل پیچک به‌عنوان ویژگی بافت، به‌منظور طبقه‌بندی تصاویر استفاده شده است.

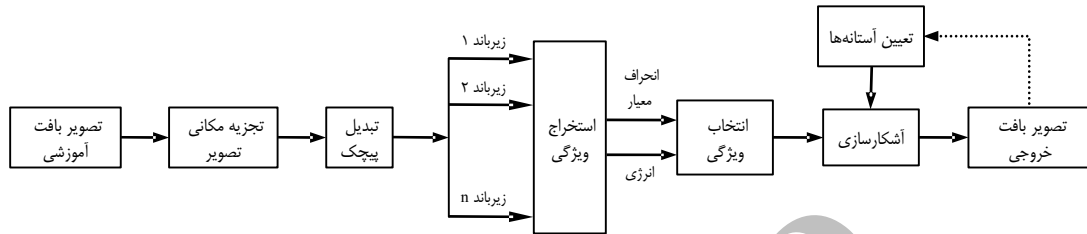
در [۳۹] برای تشخیص خرابی بافت از تبدیل جدید پیچک استفاده شده است. در این روش، بافت‌هایی که انرژی و انحراف معیار زیرباند نهایی آنها در تبدیل پیچک از انرژی و انحراف معیار زیرباند نهایی تبدیل پیچک تصاویر بافت‌های سالم به اندازه ۳۵٪ خطا داشته باشند به‌عنوان بافت‌های معیوب انتخاب می‌شوند. در این روش که تنها زیرباند نهایی استفاده می‌شود، اطلاعات دیگر زیرباندها مورد استفاده قرار نگرفته است، با این وجود در یافتن مناطق معیوب بافت موفق عمل کرده است.

4. Ridgelet
5. Candes
6. Donoho
7. Curvelet

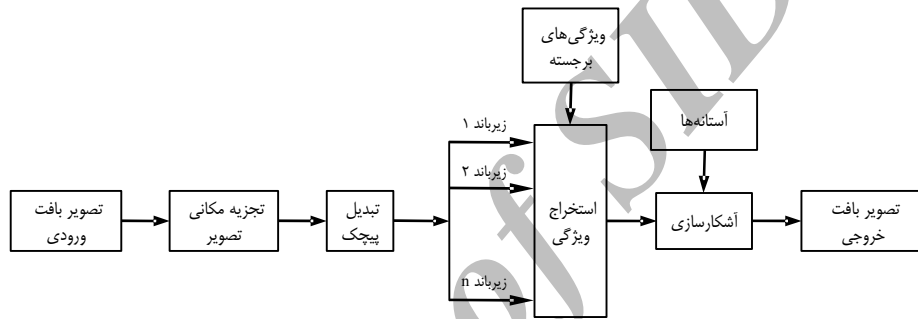
1. Second Order Pyramid
2. Bhattacharyya
3. Knitting



شکل ۱: تقسیم‌بندی صفحه طیفی توسط تبدیل پیچک [۳۴].



شکل ۲: بلوک دیاگرام سامانه پیشنهادی در مرحله آموزش.



شکل ۳: بلوک دیاگرام سامانه پیشنهادی در مرحله آزمایش.

$$f = \sum_{j,l,k} \langle f, \psi_{j,l,k} \rangle \psi_{j,l,k} \quad (9)$$

$$\|f\|_{L^2}^2 = \sum_{j,l,k} |\langle f, \psi_{j,l,k} \rangle|^2 \quad (10)$$

تبدیل پیچک، صفحه طیفی را به صورت شکل ۱ تقسیم‌بندی می‌کند.

۴- روش پیشنهادی

روش پیشنهادی شامل دو مرحله است: مرحله آموزش و مرحله آزمایش یا کارایی. در مرحله آموزش ابتدا برای هر بافت، مجموعه‌ای از ویژگی‌ها در حوزه پیچک استخراج می‌شود. لازم به ذکر است که در این مرحله ویژگی‌های یکسانی برای تحلیل کلیه بافت‌ها استخراج می‌شود. سپس ویژگی‌های استخراج‌شده از بخش‌های سالم و معیوب تصویر بافت با یکدیگر مقایسه شده و ویژگی‌هایی که بیشترین قدرت تمایز برای تشخیص نواحی معیوب و سالم را در هر بافت خاص دارند، انتخاب می‌شوند. در این مرحله علاوه بر انتخاب ویژگی‌های مناسب برای بافت خاص (ویژگی‌های برجسته)، پارامترهای سامانه آشکارساز نیز برای تفکیک نواحی سالم و معیوب با توجه به داده‌های آموزش تنظیم می‌شود. بلوک دیاگرام روش پیشنهادی در مرحله آموزش در شکل ۲ آمده است. در مرحله کارایی، برای هر بافت خاص فقط ویژگی‌های برگزیده شده به سامانه آشکارساز نواحی معیوب برای تشخیص سپرده می‌شوند. بلوک دیاگرام روش پیشنهادی در مرحله کارایی در شکل ۳ آمده است. در ادامه این بخش جزئیات سامانه پیشنهادی و زیرسامانه‌های آن تشریح می‌شود.

۳- تبدیل پیچک

این تبدیل یک تبدیل چندمقیاسی است که توسط کندس و دونوهو ارائه شده و دارای ویژگی جهت‌ی بارزی در مقیاس‌های کوچک است [۳۱]. پیچک‌ها از چرخش، گستردگی و تأخیر توابع خاص ψ ایجاد می‌شوند

$$\psi_{a,b,\theta}(x) = a^{-\frac{x}{a}} \psi(D_a R_\theta(x-b)) \quad (3)$$

در این رابطه D_a ماتریس مقیاس است و به صورت (۴) تعریف می‌شود

$$D_a = \begin{pmatrix} \frac{1}{a} & \cdot \\ \cdot & \frac{1}{\sqrt{a}} \end{pmatrix} \quad (4)$$

a پارامتر مقیاس است و در بازه $(0, 1)$ قرار دارد. b پارامتر موقعیت و θ پارامتر جهت است. R_θ نیز یک چرخش با θ رادیان می‌باشد. این پارامترها در شکل گسسته با (۵) تا (۷) تعریف می‌شوند

$$a_j = 2^{-j}, \quad j = 0, 1, 2, \dots \quad (5)$$

$$\theta_{j,l} = 2\pi l \cdot 2^{-\lfloor \frac{j}{2} \rfloor}, \quad l = 0, 1, \dots, 2^{\lfloor \frac{j}{2} \rfloor} - 1 \quad (6)$$

$$b_k^{(j,l)} = R_{\theta_{j,l}}(k, 2^{-j}, k, 2^{-j/2}) \quad , \quad k_1, k_2 \in Z \quad (7)$$

بنابراین داریم

$$\psi_{j,l,k} = \psi_{a_j, b_k^{(j,l)}, \theta_{j,l}} \quad (8)$$

و مجموعه $(\psi_{j,l,k})$ ها از (۹) و (۱۰) پیروی می‌کنند

۴-۱ سامانه پیشنهادی

سامانه پیشنهادی، تصاویر بافت با اندازه 512×512 را به عنوان ورودی دریافت کرده و در خروجی، همان بافت را به صورت طبقه بندی شده در دو طبقه خراب و سالم به صورت محلی و با رسم خطوط بسته حول نواحی خراب، تحویل می دهد. سامانه طراحی شده پیشنهادی شامل پنج زیرسامانه است که عبارتند از:

- زیرسامانه تجزیه مکانی تصویر
- زیرسامانه توصیف بلوک های تصویر
- زیرسامانه استخراج ویژگی
- زیرسامانه انتخاب ویژگی
- زیرسامانه آشکارساز

در ادامه هر یک از زیرسامانه ها شرح داده می شود.

۴-۱-۱ زیرسامانه تجزیه مکانی تصویر

این زیرسامانه، تصویر ورودی بافت را به بلوک هایی با ابعاد کوچکتر به صورت ناهم پوشان تقسیم می کند. هر چند که این امر زمان پردازش بافت را افزایش می دهد؛ اما باعث می شود که خرابی های بافت به صورت محلی تعیین شود. در این تحقیق، تصویر به بلوک هایی با اندازه 16×16 تجزیه می شوند. در اغلب روش های تشخیص خرابی بافت، اندازه بلوک ها 32×32 انتخاب می شود.

با انتخاب اندازه بلوک ها به 16×16 ، سامانه پیشنهادی قادر خواهد بود مناطق خراب تصویر را (ضمن صرف زمان بیشتر) با دقت بهتری مشخص کند. لازم به ذکر است که انتخاب اندازه بلوک ها از یک طرف تعیین کننده سرعت محاسبات و از طرف دیگر دقت سامانه تشخیص خرابی بافت است، اما فراموش نشود که اندازه بلوک ها باید با توجه به محدودیت های عملی از سوی درجه تفکیک بافت ورودی تعیین شود. از آنجا که در آزمایش های انجام شده از تصاویر پایگاه استاندارد برداتز استفاده می شود، اندازه بلوک 16×16 مناسب است.

۴-۱-۲ زیرسامانه توصیف بلوک های تصویر

این زیرسامانه وظیفه توصیف بلوک های تصویر بافت ورودی را به عهده دارد. تبدیل پیچک، اطلاعات موجود در بلوک های تصویر بافت ورودی را در قالب زیرباندهای مختلف توصیف می کند. هر یک از زیرباندهای تبدیل، سطح مشخصی از درجه تفکیک و زاویه را دربردارند. این زیرسامانه به صورت متوالی، بلوک های تصویر ورودی را دریافت کرده، توصیف آنها را که مبتنی بر تبدیل پیچک چهارمقیاسی است (حداکثر مقیاس در این ابعاد تصویر)، در قالب 26 زیرباند به طبقه بعد تحویل می دهد. به عبارت دیگر در سامانه پیشنهادی تبدیل پیچک در چهار سطح به تصویر بلوک ورودی اعمال می شود.

۴-۱-۳ زیرسامانه استخراج ویژگی

این زیرسامانه نقش بسیار مهمی در طبقه بندی بلوک های تصویر بافت به بلوک های خراب و سالم ایفا می کند. زیرسامانه استخراج ویژگی، وظیفه کشف و استخراج ویژگی هایی را بر عهده دارد که بتوان بر اساس آنها، بلوک های خراب بافت را متمایز کرد. ضرایب تبدیل پیچک برای بلوک های 16×16 تصویر بافت، در قالب 26 زیرباند به این زیرسامانه وارد می شوند. الگوریتم استخراج ویژگی از هر زیرباند، میانگین (انرژی) و انحراف معیار قدر مطلق ضرایب پیچک در آن زیرباند را به عنوان ویژگی استخراج می کند. علت انتخاب ویژگی های انرژی و انحراف معیار قدر مطلق ضرایب پیچک آن است که در بسیاری از تحقیقات انجام شده در

این زمینه مانند [۳۲]، [۳۶]، [۳۸] و [۴۰] کارایی آنها به اثبات رسیده است. از آنجا که با توجه به اندازه بلوک های در نظر گرفته شده در این تحقیق، 26 زیرباند ضرایب پیچک وجود دارد، خروجی این زیرسامانه بردار ویژگی است که 52 بعد دارد که 26 مؤلفه آن مربوط به میانگین و 26 مؤلفه دیگر آن مربوط به مؤلفه انحراف معیار قدر مطلق ضرایب تبدیل پیچک در زیرباندهای مختلف است. انرژی و انحراف معیار ضرایب در زیرباندهای مختلف به ترتیب به کمک (۱۱) و (۱۲) محاسبه و استخراج می شوند

$$E_i = \frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{N_i} |C_i(j)| \quad (11)$$

$$Std_i = \sqrt{\frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{N_i} (|C_i(j)| - E_i)^2} \quad (12)$$

در رابطه های مذکور، i اندیس زیرباند و N_i تعداد ضرایب آن زیرباند است. پارامتر $C_i(j)$ ضریب پیچک j ام از زیرباند i و STD_i و E_i به ترتیب بیانگر انحراف معیار و انرژی ضرایب زیرباند i ام هستند. بنابراین بردار ویژگی نهایی این زیرسامانه برای هر بلوک، طبق (۱۳) تعریف می شود

$$F = [E_1, E_2, E_3, \dots, E_{26}, Std_1, Std_2, Std_3, \dots, Std_{26}] \quad (13)$$

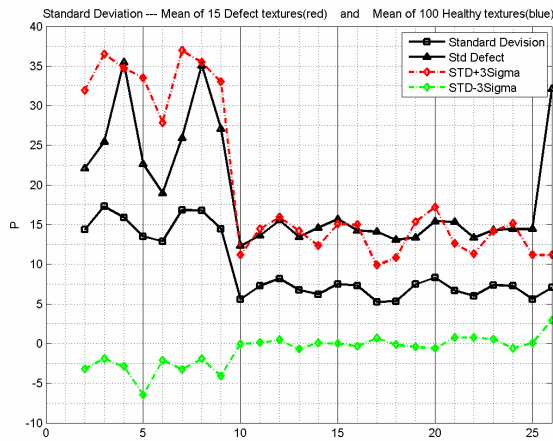
۴-۱-۴ زیرسامانه انتخاب ویژگی

به طور یقین تمام ویژگی های استخراج شده از تصاویر بافت، توانایی یکسانی در ایجاد تمایز بین بلوک های سالم و معیوب ندارند. ضمن این که هر یک از این ویژگی ها ممکن است در آشکارسازی نقاط معیوب یک بافت مؤثر بوده در حالی که برای بافتی دیگر مناسب نباشند. زیرسامانه انتخاب ویژگی، در مراحل آموزش و کارایی نقش های متفاوتی دارد. در مرحله آموزش، این زیرسامانه ویژگی های مناسبی را که قدرت تمایز بالایی برای آشکارسازی نواحی سالم و معیوب بافت ها دارند، انتخاب می کند. لازم به ذکر است که در این مرحله، برای هر بافت خاص، زیرمجموعه ای از ویژگی ها انتخاب می شود که ممکن است از ویژگی های انتخاب شده برای بافت دیگر متمایز باشد. اگرچه مسأله انتخاب ویژگی، یک مسأله شناخته شده در حوزه بازشناسی الگو است و سابقه تحقیقاتی طولانی دارد، اما در این تحقیق از روشی متمایز (یک روش شهودی) برای این منظور استفاده شده است که در ادامه به آن پرداخته می شود.

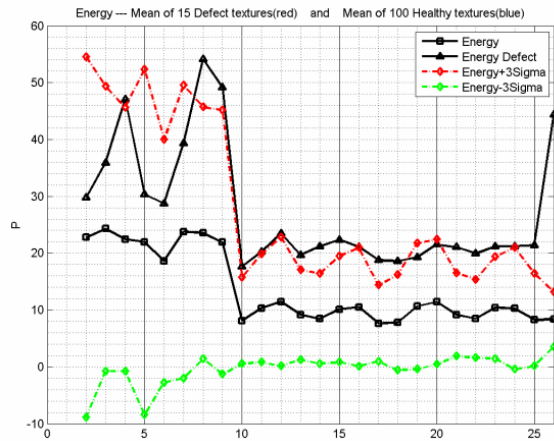
در مرحله کارایی، وظیفه زیرسامانه انتخاب ویژگی با آنچه در مرحله آموزش بیان شد، متفاوت است. در این مرحله به واسطه صرفه جویی در زمان پردازش، تمام ویژگی ها از تصاویر بافت ورودی استخراج نخواهد شد و با توجه به نوع تصویر بافت ورودی - که توسط کاربر تعیین می شود - صرفاً ویژگی های برجسته استخراج می شود که اطلاعات آن توسط زیرسامانه انتخاب ویژگی مشخص می شود. به عبارتی اطلاعات مرحله آموزش در این زیرسامانه نهفته است و این اطلاعات در مرحله کارایی مورد استفاده قرار می گیرد.

۴-۱-۵ زیرسامانه آشکارساز

این زیرسامانه برای تصمیم گیری در خصوص تفکیک بلوک های سالم و معیوب در نظر گرفته شده است. در مرحله آموزش و بر اساس ویژگی های بلوک های سالم و معیوب برای بافت های مختلف، آستانه هایی برای جداسازی بلوک ها بر اساس ویژگی هایشان به دست می آید. لازم به ذکر است که سطوح آستانه در فرآیند آموزش برای هر یک از بافت ها به صورت مستقل و صرفاً برای ویژگی هایی که در زیرسامانه انتخاب



شکل ۵: نمودار انحراف معیار ضرایب تبدیل پیچک در زیرباند‌های مختلف بافت B۴ با خرابی لکه.



شکل ۴: نمودار میانگین ضرایب تبدیل پیچک در زیرباند‌های مختلف بافت B۴ با خرابی لکه.

تصاویر بافت به‌طور مستقل تهیه می‌شوند، اما روند تهیه داده‌های آموزش و نیز آموزش زیرسامانه برای یادگیری بافت‌های مختلف، یکسان است

$$F_{B\varphi} = [E_{\varphi}, E_{\varphi}, STD_{\varphi}, STD_{\varphi}, STD_{\varphi}] \quad (14)$$

بعد از تهیه بلوک‌های آموزشی برای کلیه بلوک‌های سالم و معیوب، بردار ویژگی هر بلوک (رابطه (۱۲)) بر اساس (۱۰) و (۱۱) در حوزه پیچک استخراج می‌شود. سپس انرژی و انحراف معیار هر یک از مؤلفه‌های ویژگی برای بلوک‌های سالم محاسبه می‌شود. همچنین انرژی و انحراف معیار هر یک از مؤلفه‌های ویژگی برای هر دسته از بلوک‌های خراب (منظور ۵ دسته بلوک خرابی شامل پارگی، خط افقی، خط عمودی، منحنی و لکه است) محاسبه می‌شود.

حال با توجه به مقدار میانگین و انحراف معیار ویژگی‌های بلوک‌های سالم و معیوب و فاصله میان آنها، تعدادی از ویژگی‌های استخراج‌شده انتخاب می‌شوند. به‌طور یقین، ویژگی‌هایی که در بلوک‌های سالم و معیوب فاصله بیشتری داشته باشند از قدرت تمایز بیشتری برخوردار بوده و برای انتخاب سزاوارترند.

بر اساس مشاهدات و آزمایش‌های انجام‌شده، برای تشخیص هر نوع خرابی، ویژگی‌هایی مناسب هستند که میانگین آن ویژگی در بلوک‌های سالم با میانگین آن در بلوک‌های معیوب حداقل به اندازه ۳۵ فاصله داشته باشد (از این به بعد به این ویژگی‌ها "ویژگی مناسب" گفته می‌شود). در شکل‌های ۴ و ۵ میانگین مؤلفه‌های ویژگی (ویژگی انرژی و ویژگی انحراف معیار زیرباند‌ها به تفکیک) برای "خرابی لکه" برای یک بافت (B۴ در شکل ۵) رسم شده است. در این نمودارها منحنی انحراف ۳۵ از میانگین بلوک‌های سالم (۱۰۰ نمونه سالم) نیز رسم شده است. مشاهده می‌شود که برخی ویژگی‌ها انحرافی بیش از ۳۵ از میانگین ۱۰۰ نمونه بلوک سالم دارند. در شکل‌های ۴ و ۵ ویژگی‌های استخراج‌شده از زیرباند اول به‌دلیل داشتن مقیاس بزرگ‌تر نسبت به دیگر زیرباند‌ها آورده نشده است، اما در بردار ویژگی در صورت برقراری شرایط، محسوب شده است.

لازم است به موضوع انتخاب ویژگی نگاهی کلی‌تر شود. با رویکردی که پیش از این ارائه شد، برای تشخیص هر یک از خرابی‌ها تعدادی از ویژگی‌ها مناسب هستند. بعضی از این ویژگی‌ها نسبت به برخی دیگر از قدرت تمایز بهتری برخوردارند و نقش مؤثرتری دارند. باید به دنبال ویژگی‌هایی بود که تقریباً در آشکارسازی هر ۵ نوع خرابی مؤثر هستند (از این به بعد به این ویژگی‌ها "ویژگی برجسته" گفته می‌شود). با این عمل می‌توان ضمن کاهش تعداد ویژگی‌ها، زمان استخراج ویژگی و پیچیدگی

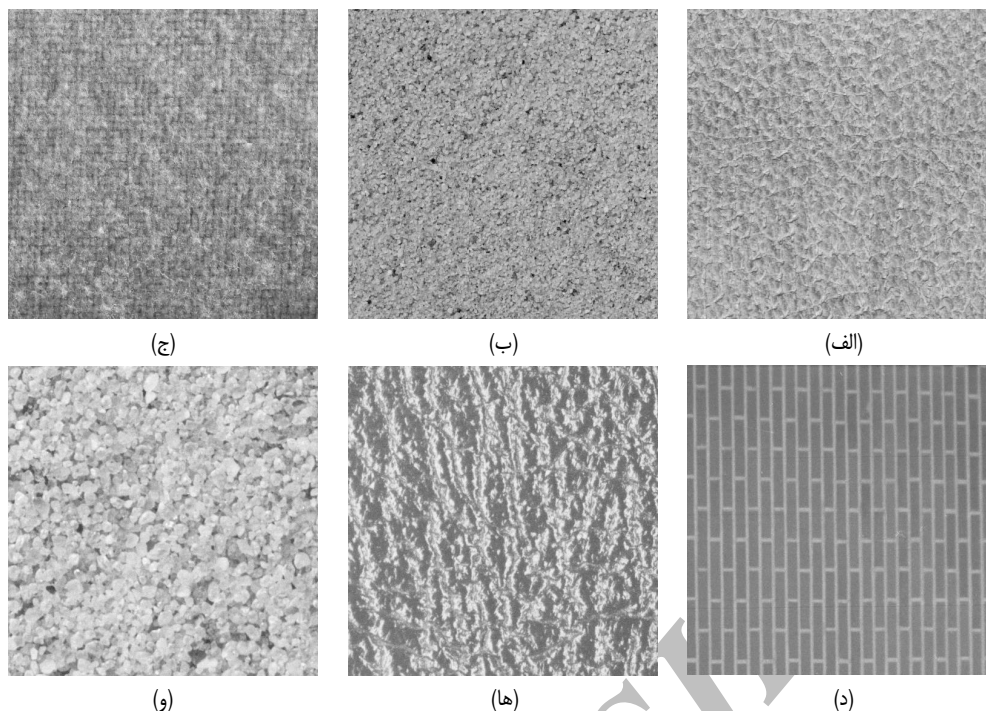
ویژگی به‌عنوان ویژگی برجسته انتخاب شده‌اند، تعیین می‌شود. در نهایت این زیرسامانه بلوک‌هایی را که به‌عنوان بلوک خراب تشخیص داده شوند، روی تصویر بافت با رسم خطوط بسته از قسمت‌های سالم تصویر، متمایز می‌کند. جزئیات مربوط به چگونگی تنظیم سطوح آستانه در زیربخش بعدی ارائه خواهد شد.

۴-۲ آموزش زیرسامانه‌ها

۴-۲-۱ آموزش زیرسامانه انتخاب ویژگی

پیدا کردن زیرمجموعه‌ای از ویژگی‌ها، از یک مجموعه بزرگ مسئله‌ای است که در بسیاری از زمینه‌ها پیش می‌آید. از آنجایی که افزایش تعداد ویژگی‌ها هزینه محاسباتی یک سیستم را افزایش می‌دهد، طراحی و پیاده‌سازی سامانه‌ها با کمترین تعداد ویژگی ضروری به نظر می‌رسد. از طرف دیگر توجه به این موضوع بسیار مهم است که باید زیرمجموعه مؤثری از ویژگی‌ها انتخاب شود که کارایی قابل قبولی برای سیستم ایجاد کند. لازم به ذکر است که روش استخراج ویژگی پیشنهادی در این مقاله یک روش شهودی مسأله‌گرا است. روش‌های شناخته‌شده در انتخاب ویژگی به دو دسته عمده روش‌های مبتنی بر فیلتر [۴۱] و روش‌های مبتنی بر پیچیدن [۴۲] تقسیم می‌شوند. روش‌های مبتنی بر فیلتر، روش‌هایی بدون نظارت بوده که به دنبال کمینه یا بیشینه کردن یک معیار عینی هستند. از این دسته می‌توان به روش انتخاب ویژگی بر مبنای تحلیل مؤلفه اصلی اشاره کرد. از سوی دیگر روش‌های مبتنی بر پیچیدن، روش‌هایی با نظارتند که از بازخورد کارایی سامانه طبقه‌بند سود می‌جویند. روش ارائه‌شده در این مقاله یک روش شهودی پیشنهادی است که وابسته به مسأله است. این روش، جزء روش‌های مبتنی بر فیلتر قرار می‌گیرد.

برای آموزش زیرسامانه استخراج ویژگی، قبل از هر چیز فراهم کردن داده‌هایی برای آموزش الزامی است. به دو دسته داده نیاز است: بلوک‌های سالم بافت و بلوک‌های معیوب. برای تهیه بلوک‌های سالم تعداد ۱۰۰ بلوک با اندازه ۱۶×۱۶ به‌طور اتفاقی از تصویر بافت سالم انتخاب شده و در آموزش زیرسامانه مورد استفاده قرار می‌گیرد. از سوی دیگر برای تهیه بلوک‌های بافت معیوب، ابتدا ۵ نوع خرابی متداول (پارگی، خط افقی، خط عمودی، منحنی و لکه) به تصویر بافت اصلی به‌صورت ساختگی اعمال می‌شود. سپس از هر نوع خرابی تعداد ۱۵ بلوک برای آموزش زیرسامانه انتخاب می‌شود. لازم به یادآوری است که این بلوک‌ها برای هر یک از



شکل ۶: شش بافت از پانزده بافت انتخاب شده از آلبوم بروdatر، (الف) بافت B۱، (ب) بافت B۴، (ج) بافت B۶، (د) بافت B۸، (ه) بافت B۹ و (و) بافت B۱۰.

جدول ۱: ویژگی‌های مناسب و برجسته برای بافت B۴.

شماره زیرباند	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	۱۰	۱۱	۱۲	۱۳	۱۴	۱۵	۱۶	۱۷	۱۸	۱۹	۲۰	۲۱	۲۲	۲۳	۲۴	۲۵	۲۶
انحراف معیار	منحنی									*	*	*					*	*	*							*
	لکه	*		*						*	*			*	*		*	*			*	*			*	*
	پارگی					*				*	*			*	*		*	*					*			*
	عمودی							*			*			*	*								*			*
	افقی			*				*			*	*								*						*
انرژی	منحنی									*	*						*	*	*							*
	لکه	*		*			*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*		*	*	*	*	*	*
	پارگی					*				*	*								*				*			*
	عمودی				*			*			*			*	*						*		*			*
	افقی			*			*			*	*									*						*

مقدار متناظر در بردار معیار، تصویر بافت خروجی که به صورت محلی خرابی‌های آن پیدا شده، به دست می‌آید. در صورتی که سطوح، مناسب انتخاب نشده باشند، مجدداً تغییر می‌کنند تا تصویر خروجی مطلوب با کمترین خطا را ایجاد کنند. طبیعی است هر نوع بافت دارای زیرباندی برجسته و سطوح آستانه متفاوتی می‌باشد. تعیین سطوح آستانه به طریقی که عنوان شد، پایان فرآیند آموزش سامانه است.

۵- شبیه‌سازی و تحلیل نتایج

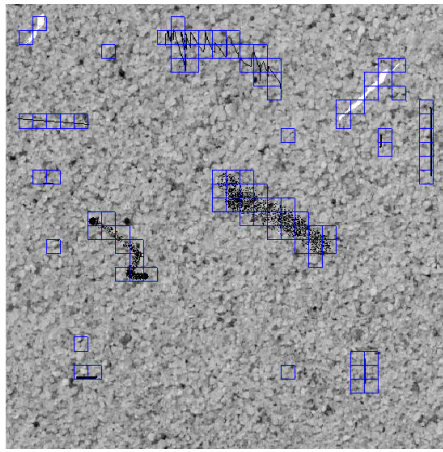
پس از آموزش سامانه، می‌توان از آن به عنوان ابزاری قدرتمند جهت مشخص نمودن خرابی‌های انواع بافت‌ها استفاده کرد. در فرآیند آزمایش از تصاویری استفاده شده که قبلاً به سامانه وارد نشده‌اند. آزمایش سامانه با تصاویری که برای آن ناشناخته‌اند، قدرت تعمیم‌پذیری سامانه را نشان می‌دهد. شکل ۶ شش بافت از ۱۵ بافت آزمایش شده در سامانه پیشنهادی را نشان می‌دهد.

برای بررسی عملکرد سامانه پیشنهادی از دو پارامتر به نام‌های "درصد خطا" و "درصد طبقه‌بندی درست" استفاده شده است که به ترتیب با (۱۵) و (۱۶) تعریف می‌شوند

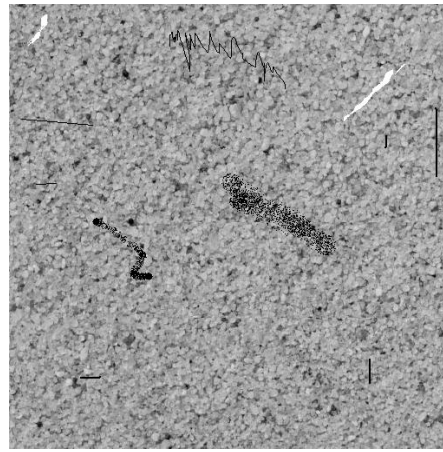
الگوریتم جداساز را نیز کاهش داد. برای انتخاب ویژگی‌های برجسته پیشنهاد می‌شود که برای هر یک از انواع خرابی (و برای هر بافت خاص) نمودارهایی مانند نمودارهای شکل‌های ۴ و ۵ به دست آید و ویژگی‌های مناسب برای هر نوع خرابی تعیین شود. جدول ۱ ویژگی‌های مناسب را برای بافت B۴ برای هر نوع خرابی به نمایش می‌گذارد. ویژگی‌هایی که برای تشخیص حداقل سه نوع خرابی مؤثر باشند، به عنوان ویژگی‌های برجسته در نظر گرفته شده و به عنوان ویژگی‌های نهایی برای تشخیص نواحی سالم و معیوب بافت مورد نظر انتخاب می‌شوند. در جدول ۱ زیرباندی برجسته نهایی با رنگ تیره‌تر مشخص شده است. پس بردار ویژگی نهایی بافت B۴ با توجه به جدول ۱ به فرم (۱۴) تشکیل می‌شود. در این مرحله با تشکیل بردار ویژگی، آموزش زیرسامانه استخراج ویژگی به پایان می‌رسد و می‌توان از آن در مرحله آزمایش استفاده کرد.

۴-۲- آموزش زیرسامانه آشکارساز

آموزش این بخش از سامانه شامل تعیین سطوح آستانه برای ویژگی‌های برجسته، طی یک فرآیند سعی و خطاست. برای این امر، تصویر آموزشی دوم که شامل بلوک‌های خراب است، به سامانه اعمال می‌شود و با گذر از سامانه و انتخاب سطوح آستانه اولیه (۳۵) بالاتر از

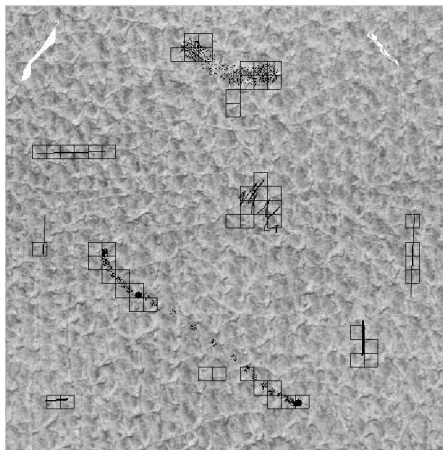


(ب)

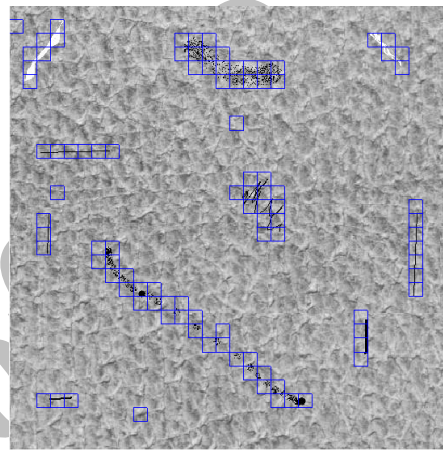


(الف)

شکل ۷: (الف) تصویر بافت B۴ خراب در مرحله آزمایش (ورودی سامانه) و (ب) تصویر بافت B۴ در خروجی سامانه پیشنهادی.



(ب)



(الف)

شکل ۸: (الف) تصویر بافت B۱ در خروجی سامانه پیشنهادی و (ب) تصویر بافت B۱ در خروجی روش [۲].

بلوک‌های سالم نیز ۹۱۵ عدد را به درستی سالم تشخیص دهد. البته خطایی نیز داشته است و ۱۱ بلوک سالم را خراب و ۵ بلوک خراب را نیز سالم تشخیص داده است. به عبارت دقیق‌تر در تشخیص خرابی‌های بافت B۴، حدود ۱/۵۶ درصد دچار خطا شده است.

جهت بررسی عملکرد سامانه پیشنهادی، روش [۲] نیز در شرایط یکسان پیاده‌سازی شده و نتایج آزمایش‌ها بر اساس معیارهای درصد خطا و درصد طبقه‌بندی درست ارائه می‌شوند. روش [۲]، روشی مبتنی بر جابه‌جایی میانگین است که برای بهبود این روش، از ابزارهای تبدیل موجک و ماتریس هم‌رخدادی استفاده شده است.

نتایج ارائه‌شده در جدول ۳ بیان می‌کند که روش [۲] نسبت به روش پیشنهادی در تمام پارامترها عملکرد ضعیف‌تری داشته است. به‌عنوان مثال در تشخیص بلوک‌های خراب، ۲۵ بلوک خراب را که روش پیشنهادی ما تشخیص داده است را نتوانسته به‌عنوان معیوب معرفی کند. همچنین ۱۱۰ بلوک را که سالم بوده‌اند به‌عنوان خراب معرفی کرده است که این خطا برای روش پیشنهادی در بافت B۴ برابر ۱۱ بلوک است. از سوی دیگر روش پیشنهادی ۵ بلوک را که خراب بوده‌اند به اشتباه سالم اعلام کرده است، در حالی که روش [۲]، ۲۷ بلوک خراب را سالم تشخیص داده است و بیش از ۵ برابر، خطا تولید نموده است و نهایتاً سامانه پیشنهادی برای بافت B۴، ۱/۵۶٪ خطا ایجاد کرده است، اما روش [۲]، ۱۳/۳۸٪ خطا داشته است.

البته در بافت‌های دیگر، روش مرجع مورد مقایسه عملکردی بهتر از این بافت داشته است که در جدول ۳ قابل بررسی است. شکل‌های ۸ تا

جدول ۲: نتایج حاصل از تصویر خروجی سامانه پیشنهادی برای بافت B۴.

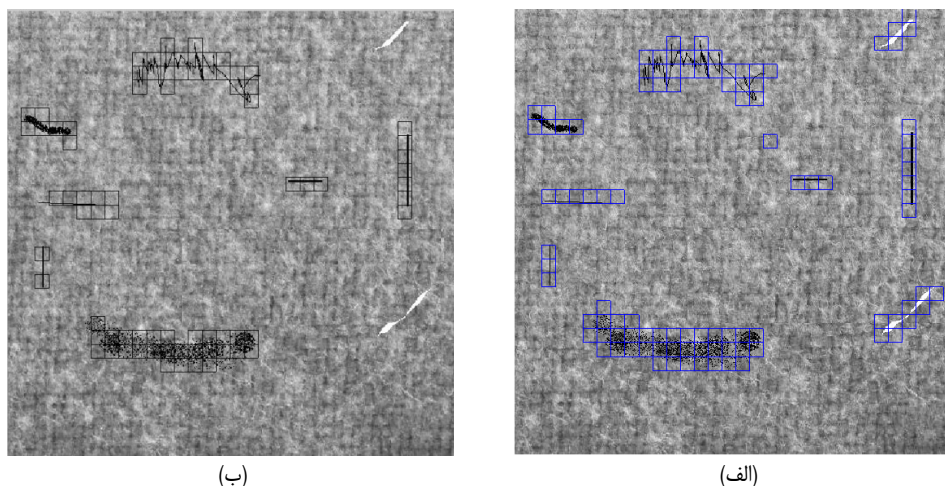
بافت B۴			
N_{dd}	N_{cd}	N_{dc}	N_{cc}
۹۵	۱۱	۵	۹۱۳
$C_r = ۹۸,۴۴\%$		$E_r = ۱,۵۶\%$	

$$E_r = (N_{dc} + N_{cd} / N_{total}) \times 100 \quad (۱۵)$$

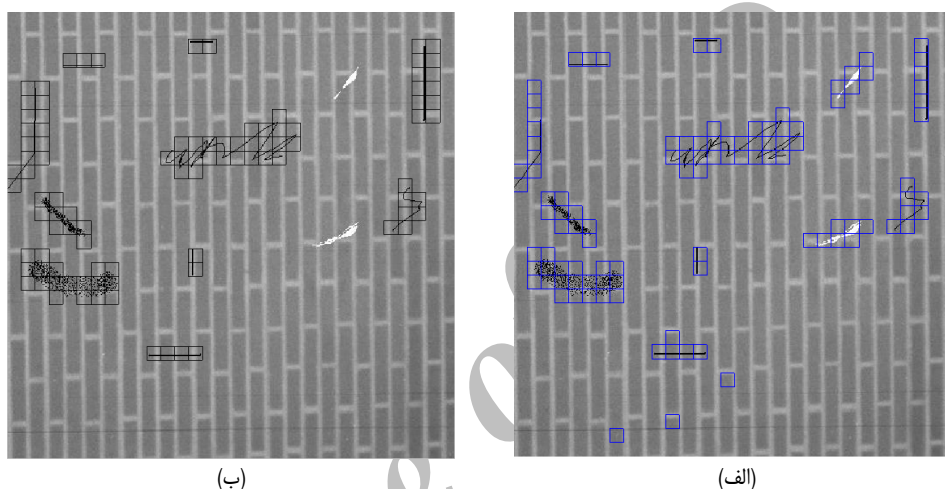
$$C_r = (N_{dd} + N_{cc} / N_{total}) \times 100 \quad (۱۶)$$

که پارامتر N_{dc} بیانگر تعداد بلوک‌های خرابی است که سامانه آنها را به اشتباه، صحیح تشخیص داده است. تعداد بلوک‌های سالمی که سامانه آنها را خراب تشخیص داده است توسط N_{cd} در (۱۵) مشخص می‌شوند. پارامتر N_{total} بیانگر تعداد کل بلوک‌های تصویر بافت ورودی به سامانه است که برای تصاویر اعمال‌شده به سامانه که دارای ابعاد ۵۱۲×۵۱۲ می‌باشند، برابر ۱۰۲۴ است. دو پارامتر N_{dd} و N_{cc} نیز به‌ترتیب بیانگر تعداد بلوک‌های سالمی که سامانه آنها را سالم تشخیص داده و بلوک‌هایی که خراب بوده و سامانه آنها را خراب معرفی کرده است، می‌باشند.

شکل ۷ تصاویر بافت ورودی و خروجی سامانه آموزش داده شده و جدول ۲ معیارهای (۱۵) و (۱۶) را به‌ازای تصویر آزمایشی بافت B۴ نشان می‌دهد. جدول ۲ به خوبی عملکرد سامانه پیشنهادی را نشان می‌دهد. سامانه پیشنهادی برای بافت B۴ با استفاده از روش پیشنهادی، توانسته است ۹۵ عدد از بلوک‌های خراب را به درستی خراب تشخیص دهد و از



شکل ۹: (الف) تصویر بافت B6 در خروجی سامانه پیشنهادی و (ب) تصویر بافت B6 در خروجی روش [۲].



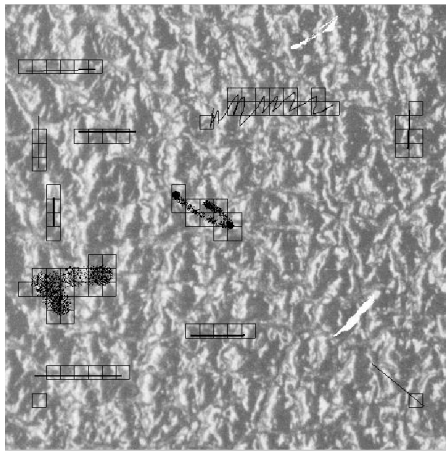
شکل ۱۰: (الف) تصویر بافت B8 در خروجی سامانه پیشنهادی و (ب) تصویر بافت B8 در خروجی روش [۲].

جدول ۳: نتایج شبیه‌سازی برای پانزده نوع بافت (روش پیشنهادی و روش جابه‌جایی میانگین [۲]).

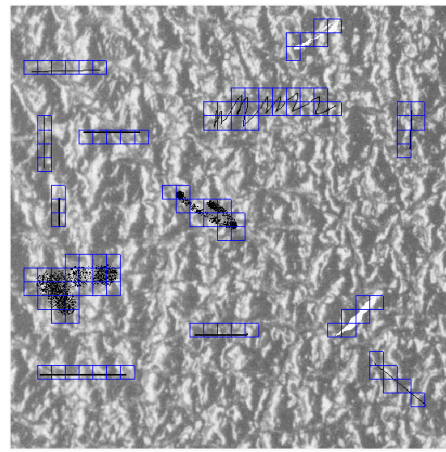
بافت	روش جابه‌جایی میانگین [۲]						روش پیشنهادی					
	N_{dd}	N_{cd}	N_{dc}	N_{cc}	C_r (%)	E_r (%)	N_{dd}	N_{cd}	N_{dc}	N_{cc}	C_r (%)	E_r (%)
B1	۴۸	۱۰	۴۳	۹۲۳	۹۴٫۸۲	۵٫۱۸	۹۶	۴	۰	۹۲۴	۹۹٫۶۱	-۰٫۳۹
B2	۴۸	۵	۴۹	۹۲۲	۹۴٫۷۳	۵٫۲۷	۱۰۳	۱۳	۵	۹۰۳	۹۸٫۲۴	۱٫۷۶
B3	۸۳	۸	۱۸	۹۱۵	۹۷٫۴۶	۲٫۵۴	۱۰۶	۳	۰	۹۱۵	۹۹٫۷۱	-۰٫۲۹
B4	۷۰	۱۱۰	۲۷	۸۱۷	۸۶٫۶۲	۱۳٫۳۸	۹۵	۱۱	۵	۹۱۳	۹۸٫۴۴	۱٫۵۶
B5	۵۶	۰	۴۴	۹۲۴	۹۵٫۷۰	۴٫۳۰	۹۶	۸	۴	۹۱۶	۹۸٫۸۳	۱٫۱۷
B6	۷۲	۶	۳۱	۹۱۵	۹۶٫۳۹	۳٫۶۱	۱۰۱	۲	۰	۹۲۱	۹۹٫۸۰	-۰٫۲۰
B7	۳۸	۴	۴۷	۹۳۵	۹۵٫۰۲	۴٫۹۸	۷۶	۴	۹	۹۳۵	۹۸٫۷۳	۱٫۲۷
B8	۸۶	۱۱	۱۳	۹۱۴	۹۷٫۶۶	۲٫۳۴	۱۰۰	۶	۰	۹۱۸	۹۹٫۴۱	-۰٫۵۹
B9	۷۷	۵	۳۴	۹۰۸	۹۶٫۱۹	۳٫۸۱	۱۰۹	۲	۴	۹۰۹	۹۹٫۴۱	-۰٫۵۹
B10	۶۷	۱	۳۱	۹۲۵	۹۶٫۸۸	۳٫۱۲	۱۰۰	۳	۴	۹۱۷	۹۹٫۳۲	-۰٫۶۸
B11	۴۶	۱	۶۴	۹۱۳	۹۳٫۶۵	۶٫۳۵	۱۲۰	۱۰	۰	۸۹۴	۹۹٫۰۲	-۰٫۹۸
B12	۴۵	۷	۴۷	۹۲۵	۹۴٫۷۳	۵٫۲۷	۹۷	۷	۳	۹۱۷	۹۹٫۰۲	-۰٫۹۸
B13	۳۹	۷	۶۶	۹۱۲	۹۲٫۸۷	۷٫۱۳	۱۰۵	۰	۳	۹۱۶	۹۹٫۷۱	-۰٫۲۹
B14	۶۵	۳	۴۷	۹۰۹	۹۵٫۱۲	۴٫۸۸	۱۰۹	۱۴	۷	۸۹۴	۹۷٫۹۵	۲٫۰۵
B15	۵۱	۷	۳۲	۹۳۴	۹۶٫۱۹	۳٫۸۱	۸۸	۱	۱	۹۳۴	۹۹٫۸	-۰٫۲
میانگین	۵۹٫۴	۱۲٫۳	۳۹٫۵	۹۱۲٫۷	۹۴٫۹۴ ± ۲٫۶۵	۵٫۰۶	۱۰۰٫۱	۵٫۸	۳	۹۱۵٫۱	۹۹٫۱۳ ± ۰٫۵۹	-۰٫۸۷

مشاهده می‌شود که در تمام بافت‌ها روش و سامانه پیشنهادی، عملکردی بهتر از روش جابه‌جایی میانگین و موجک دارد. جدول ۳ خطای ۱۵ بافت آزمایش‌شده در هر دو روش را ارائه داده

۱۲، خروجی سامانه پیشنهادی و روش جابه‌جایی میانگین را برای پنج بافت معیوب دیگر از آلبوم برداتز نشان می‌دهند. در این شکل‌ها نیز

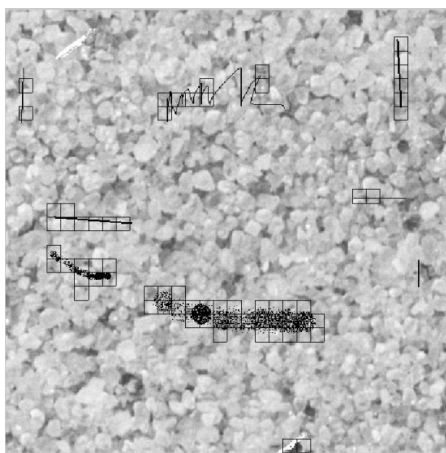


(ب)

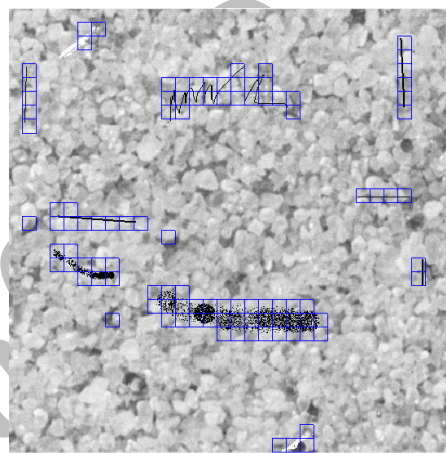


(الف)

شکل ۱۱: (الف) تصویر بافت B۹ در خروجی سامانه پیشنهادی و (ب) تصویر بافت B۹ در خروجی روش [۲].



(ب)



(الف)

شکل ۱۲: (الف) تصویر بافت B۱۰ در خروجی سامانه پیشنهادی و (ب) تصویر بافت B۱۰ در خروجی روش [۲].

بافت‌ها نسبت به روش [۲] دارای مقاومت بیشتری است و برای تمام بافت‌ها عملکرد نسبتاً یکسانی دارد. سامانه پیشنهادی از دو جهت دارای نوآوری است، اول آن که کل سامانه و روش استخراج ویژگی آن نوین است و دیگری استفاده از تبدیل پیچک برای تشخیص خرابی بافت است که تاکنون صورت نپذیرفته است.

مراجع

- [1] A. Monadjemi, Towards Efficient Texture Classification and Abnormality Detection, Ph. D. Thesis, Bristol University, Oct. 2004.
- [2] H. Yan - Fang and S. Peng-Fei, "Mean shift texture surface detection based on WT and COM feature image selection," *J. of Zhejiang University Science A*, vol. 7, no. 6, pp. 969-975, ???, 2006.
- [3] J. L. Sobral, *Leather Inspection Based on Wavelets*, Springer - Verlag Berlin Heidelberg, pp. 682-688, 2005.
- [4] H. Yan - Fang and S. Peng-Fei, "An adaptive level-selecting wavelet transform for texture defect detection," *Image and Vision Computing*, vol. 25, no. 8, pp. 1239-1248, Aug. 2007.
- [5] X. Xie and M. Mirmehdi, "TEXEMS: texture exemplars for defect detection on random textured surfaces," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 29, no. 8, pp. 1454-1464, Aug. 2007.
- [6] P. M. Mahjan, S. R. Kolhe, and P. M. Patil, "A review of automatic fabric defect detection techniques," *Advances in Computational Research*, vol. 1, no. 2, pp. 18-29, 2009.
- [7] C. K. Mohan, M. Vijayaraghavan, and J. Rengarajan, "Real time texture defect detection using sub-band domain feature extraction," *Global Signal Processing Expo and Conf.*, Santa Clara, US, 27-30 Sep. 2004.
- [8] A. Latif - Amet, A. Ertuzun, and A. Ercil, "An efficient method for texture defect detection: sub-band domain co-occurrence matrices,"

است. این جدول نیز نشان می‌دهد که در تمام ۱۵ بافت، روش و سامانه پیشنهادی عملکرد بهتری داشته است. در جدول نتایج (جدول ۳)، روش [۲] خطای نسبتاً زیادی برای تمام بافت‌ها داشته است. مشاهده می‌شود که این روش به‌ازای بافت چهارم بیشترین و به‌ازای بافت هشتم کمترین خطا را ارائه داده است.

بررسی آماری نتایج جدول ۳ نیز نشان می‌دهد که روش [۲] به‌طور میانگین دارای ۵/۰۶٪ خطا و ۹۴/۴٪ نرخ طبقه‌بندی درست برای پانزده نوع بافت آزمایشی از آلبوم بروداتر است. میانگین خطا و نرخ طبقه‌بندی درست برای روش پیشنهادی نیز به‌ترتیب ۰/۸۷٪ و ۹۹/۱۳٪ است. آماره‌ها بیان می‌کنند که روش پیشنهادی عملکرد بهتری داشته است؛ علاوه بر این که میانگین خطا در روش پیشنهادی از روش مرجع کمتر است، انحراف معیار خطاها نیز شرایط مشابهی دارد و حاکی از آن است که روش پیشنهادی مضاف بر تشخیص صحیح‌تر خرابی‌ها، نسبت به انواع بافت نیز حساسیت کمتری دارد. نتیجه مشابهی نیز می‌توان در مورد آماره‌های نرخ طبقه‌بندی مشاهده کرد.

۶- نتیجه‌گیری

در این مقاله روش و سامانه‌ای کارآمد برای تشخیص خرابی انواع بافت بر اساس تبدیل پیچک ارائه شد. سامانه پیشنهادی در مقایسه با روش [۲] توانست عملکرد مناسب‌تری را از نظر نرخ طبقه‌بندی درست و درصد خطا برای ۱۵ نوع بافت که از آلبوم بروداتر انتخاب شده بودند، نشان دهد. همچنین نتایج شبیه‌سازی‌ها نشان داد که سامانه پیشنهادی در برابر انواع

- [32] S. Arivazhagan, L. Ganesan, and T. G. Subash Kumar, "Texture classification using ridgelet transform," in *Proc. 6th IEEE Int. Conf. on Computational Intelligence and Multimedia Applications*, pp. 321-326, 16-18 Aug. 2005.
- [33] E. J. Candès, L. Demanet, D. L. Donoho, and L. Ying, "Fast discrete curvelet transforms," *Multiscale Modeling and Simulation*, vol. 5, no. 3, pp. 861-899, 2005.
- [34] E. J. Candès and D. L. Donoho, "Continuous curvelet transform: I. Resolution of the wavefront set," *Applied and Computational Harmonic Analysis*, vol. 19, no. 2, pp. 162-197, Sep. 2005.
- [۳۵] ب. رجایی و ح. ر. پوررضا، "طبقه‌بندی بافت مستقل از دوران و مقیاس با استفاده از تبدیل پیچک، چهارمین کنفرانس ماشین بینایی و پردازش تصویر ایران، بهمن ۱۳۸۵.
- [36] S. Arivazhagan, L. Ganesan, and T. G. Subash Kumar, "Texture classification using curvelet statistical and co-occurrence features," in *Proc. 18th IEEE Int. Conf. on Pattern Recognition*, vol. 2, pp. 938-941, 2006.
- [37] L. Semler and L. Dettori, "Curvelet-based texture classification of tissues in computed tomography," in *Proc. IEEE Int. Conference on Image Processing*, pp. 2165-2168, 8-11 Oct. 2006.
- [38] L. Shen and Q. Yin, "Texture classification using curvelet transform," in *Proc. Int. Symp. on Information Processing*, pp. 319-324, 21-23 Aug. 2009.
- [۳۹] ب. م. معاشری، ح. نظام‌آبادی پور و س. سریزدی، "تشخیص خرابی بافت به کمک تبدیل پیچک، پنجمین کنفرانس ماشین بینایی، تبریز، ایران، آبان ۱۳۸۷.
- [۴۰] ح. محمدتقی‌زاده، ح. نظام‌آبادی پور و س. سریزدی، "مقایسه ویژگی‌های آماری و معیارهای عدم شباهت در بازیابی تصویر بر اساس محتوا در حوزه تبدیل پیچک، شانزدهمین کنفرانس سالانه انجمن کامپیوتر ایران، تهران، ایران، اسفند ۱۳۸۸.
- [41] M. L. Raymer, W. F. Punch, E. Gooddman, L. A. Kuhn, and A. K. Jain, "Dimensionality reduction using genetic algorithm," *IEEE Trans. on Evolutionary Computation*, vol. 4, no. 2, pp. 164-171, Jul. 2000.
- [42] S. Maldonado and R. Weber, "A wrapper method for feature selection using support vector machines," *Information Sciences*, vol. 179, no. 13, pp. 2208-2217, Jun. 2009.
- بی‌بی مریم معاشری** مدرک کارشناسی خود را در رشته مهندسی برق - مخابرات در سال ۱۳۸۲ از دانشگاه فردوسی مشهد دریافت کرد. پس از آن، مدرک کارشناسی ارشد خود را در مهندسی مخابرات (سیستم) از دانشگاه شهید باهنر کرمان در سال ۱۳۸۷ به پایان رساند. وی هم‌اکنون کارمند رسمی شرکت مخابرات استان خراسان جنوبی است و با گروه برق دانشگاه آزاد اسلامی واحد بیرجند همکاری دارد. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه او پردازش تصویر، کاربرد شبکه‌های عصبی در پردازش تصویر، طراحی مدارات دیجیتال و برنامه‌نویسی به زبان VHDL، شبکه‌های بی‌سیم سیار و ثابت است.
- حسین نظام‌آبادی پور** دوره کارشناسی خود را در مهندسی برق - الکترونیک در دانشگاه شهید باهنر کرمان در سال ۱۳۷۷ به پایان رساند. پس از آن، مدارک کارشناسی ارشد و دکتری خود را نیز در مهندسی برق - الکترونیک از دانشگاه تربیت مدرس به ترتیب در سال‌های ۱۳۷۹ و ۱۳۸۳ دریافت کرد. وی هم‌اکنون دانشیار بخش مهندسی برق دانشگاه شهید باهنر کرمان است. زمینه‌های پژوهشی مورد علاقه او پردازش تصویر، بازشناسی الگو، کاربرد رایانش نرم در پردازش تصویر و روش‌های بهینه‌سازی ابتکاری است.
- سعید سریزدی** کارشناسی مهندسی الکترونیک و کارشناسی ارشد مهندسی مخابرات گرایش سیستم خویشت را به ترتیب در سال‌های ۱۳۶۴ و ۱۳۶۶ از دانشگاه صنعتی اصفهان و مدارک D.E.A در زمینه پردازش سیگنال و دکترا در زمینه پردازش تصویر را از دانشگاه Rennes فرانسه به ترتیب در سال‌های ۱۳۷۳ و ۱۳۷۶ دریافت کرد. وی هم‌اکنون دانشیار دانشگاه شهید باهنر کرمان است. زمینه‌های پژوهشی مورد علاقه او مورفولوژی ریاضی، بازیابی تصویر، واترمارکینگ دیجیتال و کاربرد معادلات دیفرانسیل پارامتری در پردازش تصویر است.
- سهیل آزادی‌نیا** مدارک کارشناسی و کارشناسی ارشد خود را در رشته مهندسی برق - مخابرات به ترتیب در سال‌های ۱۳۸۳ و ۱۳۸۶ از دانشگاه فردوسی مشهد دریافت کرد. وی هم‌اکنون سمت معاونت پژوهشی و فنی شرکت فن‌آوران پایا ارتباط کویر را که مجری شبکه‌های کامپیوتری و مخابراتی است، بر عهده دارد. همچنین با گروه برق دانشگاه آزاد اسلامی واحد بیرجند همکاری دارد. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه او شبکه‌های بی‌سیم سیار و ثابت، پردازش تصویر، کاربرد شبکه‌های عصبی در پردازش تصویر و کاربرد منطق فازی در شبکه‌های بی‌سیم است.
- Image and Vision Computing*, vol. 18, no. 6-7, pp. 543-553, May 2000.
- [9] Y. X. Zhi, G. K. H. Pang, and N. H. C. Yung, "Fabric defect detection using adaptive wavelet," in *Proc. IEEE Int. Conf. on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. 6, pp. 3697-3700, 7-11 May 2001.
- [10] G. Fan and X. G. Xia, "Wavelet-based texture analysis and synthesis using hidden markov models," *IEEE Trans. Circuits and Systems*, vol. 50, no. 1, pp. 106-120, Jan. 2003.
- [11] E. Kulak, *Analysis of Textural Image Features for Content Based Retrieval*, Master of Science Thesis, Sabanci University, Oct. 2002.
- [12] M. C. Lee and C. M. Pun, "Texture classification using dominant wavelet packet energy features," in *Proc. of 4th IEEE Southwest Symposium on Image Analysis and Interpretation*, pp. 301-304, 2-4 Apr. 2000.
- [13] A. Latif-Amet, A. Ertuzun, and A. Ercil, "Texture defect detection using subband domain co-occurrence matrices," in *Proc. IEEE Southwest Symp. on Image Analysis and Interpretation*, pp. 205-210, 5-7 Apr. 1998.
- [14] G. Lambert and F. Bock, "Wavelet methods for texture defect detection," in *IEEE Proc. of the Int. Conf. on Image Processing*, vol. 3, pp. 201-204, 26-29 Oct. 1997.
- [15] D. A. Karras and B. G. Mertzios, Improved Defect Detection in Manufacturing Using Novel Multidimensional Wavelet Feature Extraction Involving Vector Quantization and PCA Techniques, Springer - Verlag Berlin Heidelberg, 2002.
- [16] D. Comaniciu and P. Meer, "Mean shift: a robust approach toward feature space analysis," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 24, no. 5, pp. 603-619, May 2002.
- [17] J. R. Smith and S. F. Chang, "Transform features for texture classification and discrimination in large image databases," in *Proc. IEEE Int. Conf. on Image Proc.*, vol. 3, pp. 407-411, 13-16 Nov. 1994.
- [18] J. R. Smith and S. F. Chang, "Automated binary texture feature sets for image retrieval," in *Proc. IEEE Int. Conf. on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. 4, pp. 2239-2242, Atlanta, GA, US, 7-10 May 1994.
- [19] T. Chang and C. C. J. Kuo, "Texture analysis and classification with tree-structured wavelet transform," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 2, no. 4, pp. 429-441, Oct. 1993.
- [20] A. Kundu and J. L. Chen, "Texture classification using qmf bank-based subband decomposition," *Graphical Models and Image Processing*, vol. 54, no. 5, pp. 369-384, Sep. 1992.
- [21] M. H. Gross, R. Koch, L. Lippert, and A. Dreger, "Multiscale image texture analysis in wavelet spaces," in *Proc. IEEE Int. Conf. on Image Processing*, vol. 3, pp. 412-416, 13-16 Nov. 1994.
- [22] K. S. Thyagarajan, T. Nguyen, and C. Persons, "A maximum likelihood approach to texture classification using wavelet transform," in *Proc. IEEE Int. Conf. on Image Proc.*, vol. 2, pp. 640-644, 13-16 Nov. 1994.
- [23] 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. 1999.
- [24] N. P. N. J. Sargunar and R. Sukanesh, "Texture defect detection technique for MRI knee image," *Int. J. of Recent Trends in Engineering*, vol. 2, no. 1, pp. 183-187, Nov. 2009.
- [25] K. N. Siavabalan and D. Ghanadurai, "Detection of defects in digital texture images using segmentation," *Int. J. of Engineering Science and Technology*, vol. 2, no. 10, pp. 5187-5191, Oct. 2010.
- [۲۶] ع. ر. وحدت و ر. صفابخش، "تشخیص و دسته‌بندی عیوب بافت پارچه به کمک تجزیه موجک، چهارمین کنفرانس ماشین بینایی و پردازش تصویر ایران، بهمن ۱۳۸۵.
- [27] M. Ghazvini, S. A. Monadjemi, N. Movahhedinia, and K. Jamshidi, "Defect detection of tiles using 2D-wavelet transform and statistical features," *World Academy of Science, Engineering and Technology*, vol. 49, pp. 901-904, Jan. 2009.
- [28] N. D. Minh, Directional Multiresolution Image Representations, Ph. D Thesis, Oct. 2001.
- [29] E. J. Candès and D. L. Donoho, "Ridgelets: a key to higher-dimensional intermittency?" *Phil. Trans. Royal Society London*, vol. 357, no. 1760, pp. 2495-2509, Sep. 1999.
- [30] N. D. Minh and M. Vetterli, "The finite ridgelet transform for image representation," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 12, no. 1, pp. 16-28, Jan. 2003.
- [31] L. Dettori and L. Semler, "A comparison of wavelet, ridgelet, and curvelet-based texture classification algorithms in computed tomography," *Elsevier Computers in Biology and Medicine*, vol. 37, no. 4, pp. 486-498, Apr. 2007.