

## پردازش تصاویر ورق های فولادی به منظور آشکارسازی عیوب به کمک موجک گابور

مصطفی صادقی<sup>1\*</sup> مسعود شفیعی<sup>\*\*</sup>

\* کارشناس ارشد، دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه آزاد اسلامی واحد زواره، اصفهان

\*\* استاد، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه صنعتی امیر کبیر، تهران

تاریخ دریافت: 1391/04/15

تاریخ پذیرش: 1391/10/25

### چکیده

در مراحل مختلف تولید فولاد، خرابی‌هایی متعددی بر سطح ورق ظاهر می‌شود. صرف نظر از دلایل ایجاد خرابی‌ها، تشخیص دقیق انواع آن‌ها به طبقه بندی صحیح ورق فولاد کمک می‌کند و در نتیجه در صد بالایی از فرآیند کنترل کیفیت را به خود اختصاص می‌دهد. کنترل کیفیت ورق‌های فولادی به منظور بهبود کیفیت محصول و حفظ بازار رقابتی از اهمیت بالایی برخوردار می‌باشد. در این مقاله ضمن بررسی اجمالی تکنیک‌های پردازش تصویر مورد استفاده، با به‌کارگیری پردازش تصویر به کمک موجک گابور دو بعدی راه حل سریع و با دقت بالا برای آشکارسازی عیوب بافتی ورق‌های فولادی ارائه شده است. در ابتدا با استفاده از موجک گابور ویژگی‌های بافتی قابل توجهی را از تصاویر استخراج می‌کند که هم دربرگیرنده‌ی جهات مختلف و هم فرکانس‌های مختلف می‌باشد. سپس با استفاده از روش آماری، تصاویری که دربردارنده‌ی عیوب به طور واضح‌تری هستند انتخاب شده و محل وقوع عیب تعیین می‌گردد. با ارائه‌ی نمونه‌های آزمایشی میزان دقت و سرعت عمل روش به‌کار گرفته شده نشان داده شده است.

**کلید واژگان:** پردازش تصویر، بازرسی اتوماتیک، کنترل کیفیت،

بخش‌بندی عیوب، موجک گابور دو بعدی

### 1. مقدمه

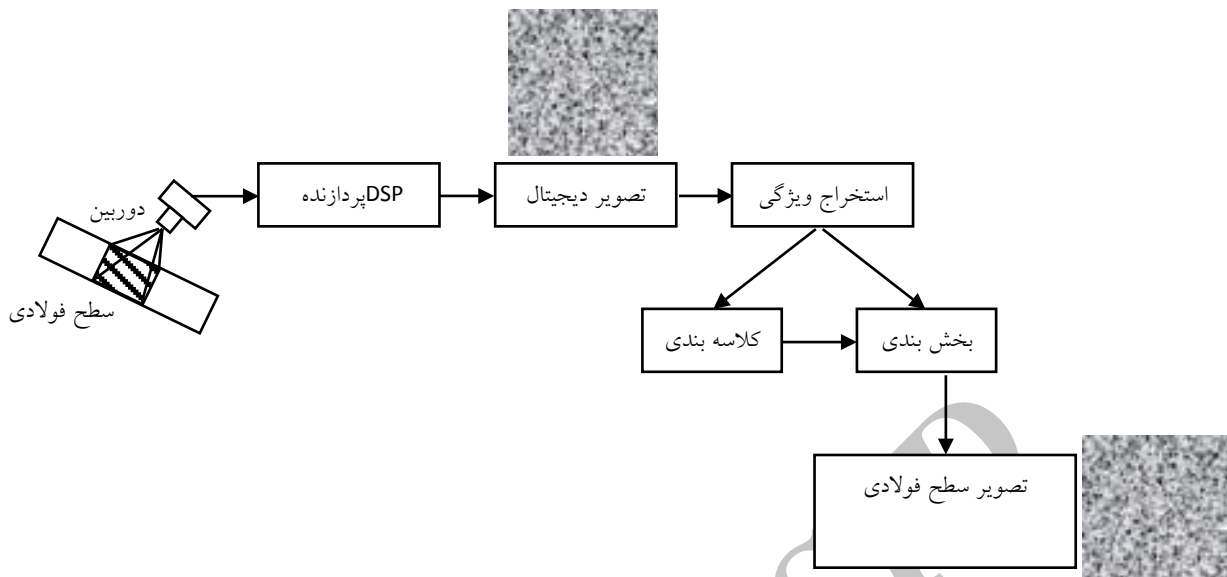
کنترل کیفیت یکی از مسائل مهم در صنعت تولید ورق‌های فولادی به شمار می‌آید. تشخیص عیوب سطحی، درصد بالایی از فرآیند کنترل کیفیت را به خود اختصاص می‌دهد. تولید کنندگان فولاد می‌خواهند خرابی‌هایی غیر منتظره را بشناسند تا مانع از اتفاق افتادن آن‌ها بطور

مداوم بشوند. و مطمئن باشند که کیفیت محصولات مطابق با نیاز مصرف کننده می‌باشد [1]. از طرفی خرابی‌هایی ایجاد شده باید در گزارش‌های کیفی آماری ثبت شود. بدون یک سیستم بازرسی سطوح شناسایی خرابی سطوح، ثبت و بررسی علل خرابی می‌تواند مدت زیادی طول بکشد. در طول این تأخیر ممکن است که مشکل دوباره تکرار شده و باعث کاهش کیفیت تولید شود.

امروزه در اکثر خطوط تولید ورق، کنترل کیفیت توسط نیروهای خبره و به صورت دستی انجام می‌گیرد. بررسی محصولات کارخانه به طور دیداری سرعت کار پروسه، زمان مصرفی، و درآمد حاصله را کم می‌کند. علاوه بر این ممکن است شخص ناظر در محیط کارخانه آسیب ببیند. از طرفی با توجه به هزینه سنگین بازرسی انسانی، سرعت خط تولید و تکراری بودن کار ایجاد یک سیستم تشخیص خرابی و بازرسی سطوح در بهبود و کارایی تولید فولاد بسیار موثر می‌باشد [2].

با اینکه امروزه بعضی از کارخانجات تجاری، از تکنیک‌های بررسی و عیب یابی سطح ورق فولاد استفاده می‌کنند، ولی بررسی، تشخیص و طبقه بندی خرابی‌های سطحی همزمان با تولید محصول هنوز هم بطور گسترده در سطح دنیا بررسی می‌شود. عدم وجود یک سیستم کنترل کیفیت خودکار باعث کاهش راندمان کاری، عدم دقت کافی و افزایش هزینه‌ها می‌گردد. در شکل 1 نمونه‌ای از یک سیستم بازرسی اتوماتیک سطوح فولادی در کارخانه نشان داده شده است.

پردازش تصویر فناوری غالب امروزی در زمینه‌ی بررسی بافت‌های مختلف و شناسایی نوع موجود در آن است. توانمندی این فناوری به ویژه در دو زمینه تشخیص و طبقه‌بندی الگو، باعث بهره‌گیری از آن در کنترل کیفیت صنایعی مانند پارچه، کاغذ و سرامیک شده است.



شکل 1- نمونه ای از یک سیستم بازرسی اتوماتیک سطوح فولادی در کارخانه

عیوب سطحی ورق فولاد پرداخته است. روش ماتریس هم رخداد کارایی ضعیفی در عیوب بافت پارچه در مقایسه با تکنیک‌های دیگری از قبیل روش مبتنی بر فیلتر از خود نشان داده است. در [8-9] با استفاده از فیلتر گابور ویژگی‌های بافتی قابل توجهی از تصاویر استخراج شده که هم دربرگیرنده‌ی جهات مختلف و هم دربرگیرنده‌ی فرکانس‌های مختلف است. در [10] نیز روش‌های ارائه شده است که در تمامی آن‌ها عمل استخراج ویژگی از تصاویر مورد نظر با استفاده از فیلتر گابور انجام شده است. فیلتر گابور به دلیل بهینه بودن در هر دو حوزه‌ی مکانی و فرکانسی، امکان بهره‌گیری از محاسن پردازش سیگنال را در هر دو حوزه فراهم می‌کند.

در این مقاله در بخش 2 به بررسی کلی خرابی‌هایی سطح ورق فولاد پرداخته و سپس از بین این خرابی‌ها چهار نوع خرابی متداول را برای بررسی انتخاب می‌کنیم. سپس در بخش 3 به بررسی روش تحلیل بافت و معرفی موجک گابور و سپس به استخراج ویژگی از تصاویر به کمک موجک گابور پرداخته می‌شود. مدل پیشنهادی و نتایج به دست آمده از آزمون‌های مختلف نیز در بخش 4 معرفی می‌گردد. در بخش 5 با نشان دادن نتیجه‌ی آزمایش‌های انجام گرفته بر روی مجموعه تصاویر، به دو صورت جدول نتایج و تصویر حاصل از آزمایش، کارایی روش پیشنهادی نشان داده می‌شود. در نهایت در بخش 6 نتیجه‌های حاصل شده از روش پیشنهادی در این مقاله، ارائه می‌گردند.

محققین زیادی خرابی‌هایی ایجاد شده بر سطح فولاد را به روش‌های گوناگون مورد بررسی قرار داده‌اند. برخی از آن‌ها از روش پیدا کردن لبه استفاده نموده‌اند [3].

در این روش لبه‌های موجود در تصویر با استفاده از یک الگوریتم پیدا کردن لبه تشخیص داده می‌شود و از مقایسه‌ی تصویر لبه‌های موجود با مشخصات ذخیره شده در حافظه، عیب مورد نظر تشخیص داده می‌شود. مشکل اصلی این روش این است که خرابی‌هایی مختلف می‌توانند اشکال هندسی یکسانی داشته باشند ولی از لحاظ ساختمانی کاملاً با هم متفاوت باشند. به همین دلیل این روش در مورد خیلی از خرابی‌هایی هم شکل قابل استفاده نیست. از جمله روش‌های دیگری که در تعیین محل عیب استفاده می‌شود می‌توان به روش‌هایی مانند فیلتر لاپلاس، فیلتر گرادیان اشاره کرد [4-6]. اعمال این فیلترها بر روی تصویر باعث ظاهر شدن لبه‌های عیب و جزئیات بی اهمیت صفحه با یک شدت می‌شود که با اعمال روش‌های ریخت شناسی، لبه‌های عیب نیز حذف می‌گردند. بنابراین نتایج این روش‌ها بر روی عیب مورد نظر در این مقاله قابل قبول نمی‌باشد.

مجموعه کارهایی که تا کنون انجام گرفته است بیشتر با تمرکز بر روی ویژگی‌های رنگ، شکل و بافت سعی در ارائه روش‌های مناسب آشکارسازی خرابی‌ها نموده‌اند. در روش‌های مبتنی بر تحلیل بافت، هدف اصلی فراهم کردن معیاری برای تشخیص خواص بافتی تصویر مانند زبری، نرمی، هم‌جنسی، همواری و ... است. در [7] با به کار بردن یکی از روش‌های تحلیل بافت به نام ماتریس هم رخداد به آشکارسازی

## 2. پیش‌زمینه

حوزه‌ی مکان تعریف شود، با تصویر مورد نظر کانولوشن<sup>1</sup> شده و تصویر جزئی را ایجاد می‌کند و چنانچه در حوزه‌ی فرکانس تعریف شود، با گرفتن تبدیل سریع فوریه از تصویر مورد نظر آن را به حوزه‌ی فرکانس برده و سپس با موجک گابور حوزه‌ی فرکانس ضرب می‌گردد. با انتقال حاصل ضرب انجام شده به حوزه‌ی مکان، تصویر جزئی به دست می‌آید. از آنجا که عمل کانولوشن در حوزه‌ی مکان دیرتر از ضرب در حوزه‌ی فرکانس انجام می‌شود ما در این مقاله از موجک گابور در حوزه‌ی فرکانس استفاده می‌کنیم تا با سرعت بالاتری ویژگی‌های تصاویر را استخراج کنیم. از آنجایی که بیشتر خرابی‌ها در سطح فولاد در زمان تولید و به طور تصادفی ایجاد می‌شوند، نمی‌توان یک موجک گابور خاص را برای تشخیص هر نوع خرابی به کار برد. به همین دلیل، در این مقاله از بانک موجک‌های گابور جهت استخراج ویژگی استفاده می‌شود. وجود فرکانس‌ها و جهات متفاوت در بانک موجک‌های گابور، موجب می‌شود که ویژگی‌های استخراج شده حاوی مقدار زیادی اطلاعات در مورد بافت تصویر باشند و بتوانند خرابی‌ها را در جهات و فرکانس‌های مختلف را به خوبی تشخیص دهند. موجک گابور دو بعدی مورد استفاده در این مقاله در رابطه (1) نشان داده شده است.

$$(u, v) = e^{-\pi \left[ \frac{u_p^2}{\sigma_x^2} + \frac{v_p^2}{\sigma_y^2} \right]} \cdot e^{-2\pi j(x_0 u + y_0 v)} \quad (1)$$

مقادیر  $u_p$  و  $v_p$  با استفاده از رابطه (2) به دست می‌آیند:

$$\begin{aligned} u_p &= (u - w_x) \cdot \cos(\theta) + (v - w_y) \cdot \sin(\theta) \\ v_p &= -(u - w_x) \cdot \sin(\theta) + (v - w_y) \cdot \cos(\theta) \end{aligned} \quad (2)$$

که در این فرمول مقادیر  $W_x$  و  $W_y$  فرکانس‌های مرکزی فیلتر در جهات  $X$  و  $Y$  می‌باشد. همچنین  $x_0$  و  $y_0$  میزان جابجایی افقی و عمودی در حوزه‌ی مکان می‌باشد. در آزمایش‌های انجام شده، مقدار  $X_0=0$ ،  $Y_0=0$ ،  $W_x=W_y$  و  $\sigma_x = \sigma_y$  قرار داده شده است. از آنجا که تا کنون هیچ روش تحلیلی جهت بهینه کردن بانک فیلترهای گابور ارائه نشده، لازم است از یک روند طولانی آزمایش و ارزیابی جهت بهترین پیکربندی از این بانک فیلترها استفاده شود. در آزمایش‌های انجام شده پس از بررسی و آزمون‌های مختلف، این نتیجه حاصل شد که استفاده از یک بانک فیلتر با دوازده فیلتر گابور با فرکانس‌های  $\left\{ \frac{\Omega_m}{8}, \frac{\Omega_m}{4}, \frac{\Omega_m}{2} \right\}$  و زوایای (0, 45, 90, 135) می‌تواند افت را به خوبی استخراج کند.

با توجه به ماهیت فناوری ماشین بینایی و پردازش تصویر، در اولین مرحله استفاده از این فناوری، باید یک تصویر مناسب از شی مورد نظر به وجود آید. تهیه این تصویر مناسب مستلزم شناخت کافی از خصوصیات ظاهری شی است. لذا در بررسی عیوب سطح ورق فولاد لازم است در ابتدا دسته بندی بر اساس خصوصیات ظاهری عیوب انجام شود. این دسته بندی مقدمه ای راهگشا برای بررسی روش‌های نور پردازشی و تصویر برداری و همچنین دستیابی به الگوریتم‌های پردازشی مناسب می‌باشد [7]. در مجتمع فولاد مبارکه اصفهان-ایران حدود 210 خرابی کدگذاری شده، از لحاظ تشابه ظاهری خصوصیات نورپردازی و تصویربرداری و الگوریتم‌هایی پردازشی به گروه‌های ده‌گانه‌ای تقسیم شده و به تفصیل مورد بررسی قرار گرفته است. بر اساس نتایج این مطالعه و با در نظر گرفتن پارامترهایی از قبیل زیاد بودن تعداد دفعات اتفاق افتادن عیب (رایج بودن)، تنوع شکل عیوب و اهمیت تفکیک آن‌ها، 4 خرابی حفره، خراش، چین‌های عرضی و زنگ‌زدگی، در این مقاله جهت بررسی انتخاب شده است [9-10]. شکل 2 چهار تصویر واقعی از چهار نمونه سطوح فولاد دارای خرابی‌های رایج را نشان می‌دهد. برای انجام تحقیق به عکس‌های متعددی از این عیوب نیاز است. عکس‌های استفاده شده متعلق به دانشگاه کانپور هند می‌باشد [3].

## 3. تحلیل بافت و استخراج ویژگی به کمک موجک گابور

### گابور

فناوری غالب امروزی برای تشخیص و دسته‌بندی اشیا بر مبنای ویژگی ظاهری، فناوری پردازش تصویر است. به‌طور کلی عملیات پردازش تصویر در دو مرحله‌ی عمده‌ی استخراج ویژگی‌ها و کلاسه‌بندی انجام می‌گیرد. در مرحله‌ی استخراج ویژگی با تعیین ویژگی‌های مورد نظر و انتخاب پارامترها و روش استخراج، ابتدا از تصویر خام این ویژگی‌ها تفکیک و بهینه می‌شود. در مرحله کلاسه‌بندی و در نهایت بخش‌بندی، نواحی دارای بافت مشابه مشخص شده، مرزهای بین بافت‌های مختلف تعیین می‌گردد.

از پرکاربردترین روش‌های مورد استفاده در استخراج ویژگی‌های بافتی، استفاده از موجک گابور می‌باشد. موجک گابور، ویژگی‌های بافتی قابل توجهی را از تصاویر استخراج می‌کند که هم دربرگیرنده‌ی جهات مختلف و هم فرکانس‌های مختلف است. چنانچه موجک گابور در

<sup>1</sup> Convolution



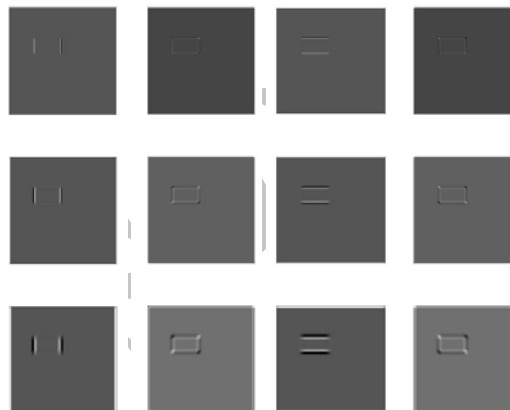
شکل 2- چهار تصویر واقعی از چهار نمونه سطوح فولاد

عمل نرمال سازی صورت می‌گیرد. چنانچه مقدار هر پیکسل در یک تصویر جزئی  $f(X,Y)$  باشد که در آن  $x$  و  $y$  مختصات پیکسل در تصویر جزئی را نشان می‌دهد. نرمال سازی به صورت فرمول 3 انجام می‌گیرد.

$$f_{norm}(x, y) = \frac{f(x, y) - \min(f)}{\max(f) - \min(f)} \quad (3)$$

که در آن  $\min$  و  $\max$  به ترتیب نمایانگر کمترین و بیشترین مقادیر تصویر جزئی  $f$  و  $F_{norm}(x,y)$  نرمال شده‌ی  $f(x,y)$  می‌باشد. پس از انجام این نرمال‌سازی، مقادیر هر یک از تصاویر جزئی در بازه‌ی  $[0,1]$  قرار می‌گیرد.

با اعمال 5 سطح خاکستری 0 و 1 و 2 و 3 و 4 با 4 سطح آستانه 0/2 و 0/4 و 0/6 و 0/8 روی تصاویر جزئی به خوبی میزان پراکندگی و تمرکز داده‌ها قابل تشخیص است. تصاویر جزئی میزان تمرکز و پراکندگی داده‌ها را به صورت قابل لمس‌تری نشان می‌دهند. آن دسته از تصاویر که میزان پراکندگی داده‌ها در آن‌ها کمتر باشد یا به عبارتی متمرکزتر باشد، به طور مشخص‌تری حاوی ناحیه‌ی دارای خرابی می‌باشد زیرا ناحیه‌ی دارای خرابی باعث می‌شود که ویژگی‌های این پیکسل‌ها، شفاف‌تر از بقیه‌ی تصویر باشند. در تصاویری که عیب در آن‌ها مشهود نیست معمولاً تفاضل انرژی محاسبه شده نزدیک به صفر است و در محدوده‌ی پراکندگی محاسبه شده قرار نمی‌گیرند. از آنجا که در بعضی از تصاویر جزئی عیب به صورت بهتری قابل مشاهده است و در بعضی دیگر عیب وجود ندارد یا نویزهای موجود در تصویر به اشتباه به صورت عیب در نظر گرفته شده‌اند با ارائه‌ی الگوریتمی این دو دسته تصویر را از هم جدا کرده و تصاویری که به صورت شفاف‌تری نشان‌دهنده‌ی عیب می‌باشند را جهت شناسایی عیب با هم ترکیب کرده و تصویر حاصل از ترکیب را به تصویر دودویی تبدیل کردیم. در الگوریتم پیشنهادی تصاویر دارای پراکندگی زیاد حذف شده و تصاویر دارای پراکندگی داده‌ای کم و تمرکز بیشتر که خرابی‌ها را به طور مشخص‌تر نشان می‌دهند جهت ترکیب انتخاب می‌شوند. پس از ترکیب صحیح تصاویر جزئی با



شکل 3- پاسخ بانک موجک گابور در فرکانس‌ها و زوایای اعلام شده به یک تصویر معیوب می‌باشد.

$\Omega_m$  بیش‌ترین فرکانس تصویر بوده و برابر نصف ابعاد تصویر در حوزه‌ی فرکانس می‌باشد. باید توجه داشت که افزایش تعداد موجک‌ها از حدی بیشتر کارایی را چندان افزایش نمی‌دهد و افزایش بار محاسباتی را نیز به همراه دارد.

#### 4. روش پیشنهادی

در این مقاله روشی پیشنهاد می‌شود که در آن بخش‌بندی عیوب بر مبنای محاسبه‌ی میزان پراکندگی در تصاویر جزئی است. به این صورت که ابتدا استخراج ویژگی توسط بانک فیلترهای گابور با دوازده فیلتر که در قسمت قبل بیان شد، انجام می‌شود.

پس از استخراج ویژگی از تصاویر دارای خرابی و تکمیل تصاویر جزئی و محاسبه‌ی انرژی، تصاویر جزئی که بطور مشخص‌تری حاوی ناحیه‌ی دارای خرابی هستند جهت ترکیب انتخاب و تصاویر جزئی که فاقد نواحی معیوب هستند را حذف می‌کنیم. از آنجا که مقادیر انرژی بدست آمده از هر پیکسل از تصاویر جزئی در محدوده‌ی وسیعی از اعداد حقیقی پراکنده شده‌اند با محدود کردن این مقادیر به چند مقدار محدود بهتر می‌توان میزان تمرکز و پراکندگی داده‌ها را تشخیص داد. از طرفی با انجام این عمل حجم داده‌ها را کاهش داده و سرعت پردازش بالا می‌رود. ابتدا روی کلیه‌ی مقادیر موجود در هر یک از تصاویر جزئی

تصویری دیگر هیچ یک از تصاویر جزئی انتخاب نشوند. مراحل کلی انجام الگوریتم حذف تصاویر جزئی با روش پیشنهادی در شکل 4 نشان داده شده است.

یکدیگر، ناحیه‌ی معیوب کاملاً مشخص شده و درصد نواحی سالمی که به اشتباه معیوب شناخته می‌شوند بسیار ناچیز است. در یک تصویر دارای خرابی ممکن است کل تصاویر جزئی انتخاب شوند و در

تبدیل  $D_i$  به قسمت‌های کوچک‌تر

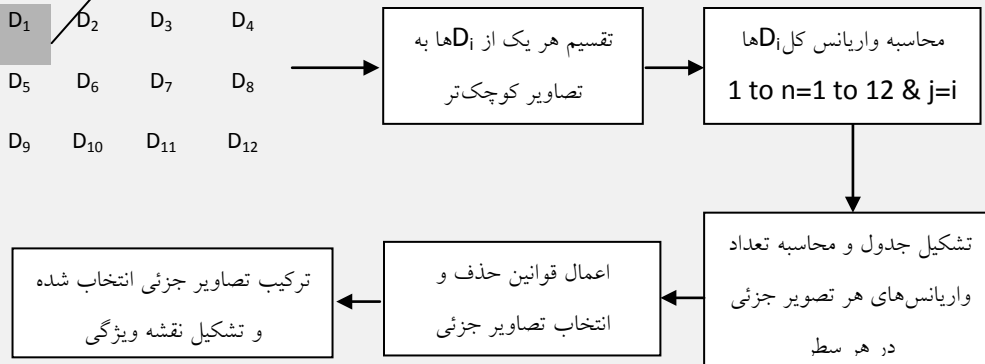
$D_{1.1}$	$D_{1.2}$	$D_{1.3}$	$D_{1.4}$	$D_{1.5}$
$D_{1.6}$	$D_{1.7}$	$D_{1.8}$	$D_{1.9}$	$D_{1.10}$
$D_{1.11}$	$D_{1.12}$	$D_{1.13}$	$D_{1.14}$	$D_{1.15}$
$D_{1.16}$	$D_{1.17}$	$D_{1.18}$	$D_{1.19}$	$D_{1.20}$
$D_{1.21}$	$D_{1.22}$	$D_{1.23}$	$D_{1.24}$	$D_{1.25}$

$0^\circ$      $45^\circ$      $95^\circ$      $135^\circ$

$\Omega/2$      $D_1$      $D_2$      $D_3$      $D_4$

$\Omega/4$      $D_5$      $D_6$      $D_7$      $D_8$

$\Omega/8$      $D_9$      $D_{10}$      $D_{11}$      $D_{12}$



شکل 4- مراحل کلی حذف تصاویر جزئی با روش پیشنهادی بهینه

مطلوب جهت ترکیب به شمار می‌روند، تعداد زیادی از این 25 واریانس به دست آمده صفر شده و مابقی حاوی مقادیر غیر صفر هستند.

$$(\sigma)^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \quad (4)$$

جهت تشخیص و انتخاب تصاویر مناسب جهت ترکیب و در نهایت ایجاد تصویر دودویی برای هر تصویر هفت سطح واریانس تعیین می‌کنیم.

سپس هر 25 مقدار واریانس را در آن سطوح محاسبه می‌کنیم. با انجام این آزمایش این نتیجه حاصل شد که تصاویری جهت ترکیب انتخاب شوند که حاوی سطح صفر بیشتر از 50٪ کل تصویر می‌باشند.

به منظور ترکیب تصاویر جزئی انتخاب شده در این مقاله از روش جمع ساده مطابق فرمول 5 استفاده شده است.

$$\text{Simple Addition: Comb (a,b,c)=a+b+c} \quad (5)$$

برای انتخاب تصاویر مناسب جهت ترکیب، ابتدا هر یک از تصاویر جزئی به تصاویر کوچک‌تر تقسیم می‌شود. در آزمایش‌های انجام شده تصاویر مورد بررسی دارای اندازه‌ی  $250*250$  پیکسل است. با انجام آزمایش‌های مختلف به این نتیجه رسیدیم که چنانچه هر یک از این تصاویر جزئی به 25 تصویر با اندازه‌ی  $50*50$  پیکسل تقسیم شود. و واریانس کل هر یک از این تصاویر محاسبه شود، در تصویر جزئی که پراکندگی داده‌ای کم دارند و به نوعی تصاویر مطلوب جهت ترکیب به-شمار می‌روند، تعداد زیادی از این 25 واریانس بدست آمده صفر شده و مابقی حاوی مقادیر غیر صفر هستند. آزمایش‌ها در نرم‌افزار متلب پیاده‌سازی شده‌اند. جهت محاسبه‌ی واریانس در این نرم‌افزار از رابطه (4) استفاده شده است.

در تصاویر جزئی که پراکندگی داده‌ای کم دارند و به نوعی تصاویر

جدول 1. نمایش واریانس‌های مربوط به تصاویر کوچک‌تر هر یک از تصاویر جزئی در شکل 4

D <sub>1</sub>					D <sub>2</sub>					D <sub>3</sub>					D <sub>4</sub>				
0	0.056	0	0	0	0.017	0.056	0.014	0.006	0.015	0	0.033	0	0	0	0.003	0.002	0.052	0.005	0.004
0	0.033	0	0	0	0.006	0.002	0.006	0.002	0.012	0	0.002	0	0	0	0.013	0.033	0.012	0.002	0.006
0.027	0.002	0.089	0.089	0	0.037	0.056	0.1	0.036	0.009	0.002	0.002	0.002	0.033	0	0.073	0.002	0.051	0.033	0.001
2	1	2	2	0	6	6	5	5	6	1	9	1	4	0	1	9	2	4	8
0.056	0.002	0.056	0.002	0.056	0.056	0.002	0.002	0.056	0.056	0.056	0.002	0.056	0.002	0.056	0.033	0.002	0.033	0.002	0.002
6	1	6	1	6	6	1	1	6	6	6	1	6	1	6	4	1	4	1	9
0.001	0.033	0.007	0.002	0	0.033	0.056	0.041	0.019	0.005	0	0.033	0.002	0.056	0	0.057	0.002	0.012	0.029	0.003
6	4	1	9	0	3	6	2	1	2	5	4	9	6	0	5	1	5	7	0
D <sub>5</sub>					D <sub>6</sub>					D <sub>7</sub>					D <sub>8</sub>				
0	0.001	0	0	0	0.001	0.002	0.002	0.002	0.002	0	0.033	0	0	0	0.002	0.056	0.008	0.007	0.005
0	0.033	0	0	0	6	1	4	7	6	0	0.002	0	0	0	8	6	5	5	9
0.043	0.002	0.022	0.105	0	0.003	0.001	0.003	0.001	0.006	0	0.002	0	0	0	0.016	0.002	0.059	0.011	0.015
3	1	8	5	0	0.009	0.056	0.08	0.032	0.002	0.001	0.002	0.153	0.03	0	5	1	1	3	8
0.056	0.001	0.001	0.056	0.002	9	6	3	3	3	7	9	4	0	0	0.033	0.056	0.002	0.009	0.01
6	5	5	6	1	0.056	0.002	0.001	0.002	0.056	0.056	0.002	0.002	0.056	0.002	5	6	9	6	6
0.001	0.002	0.001	0.002	0	6	1	5	1	6	6	1	9	6	1	0.056	0.002	0.056	0.002	0.056
1	1	5	9	0	0.017	0.056	0.017	0.006	0.006	0.000	0.001	0.154	0.052	0	6	1	6	1	6
8	4	1	9	0	6	6	4	4	9	2	5	8	1	0	7	6	7	8	9
D <sub>9</sub>					D <sub>10</sub>					D <sub>11</sub>					D <sub>12</sub>				
0	0.056	0	0	0	0.001	0.033	0.001	0.000	0.001	0	0.001	0	0	0	0.000	0.001	0.001	0.000	0.003
0	0.033	0	0	0	1	4	7	6	3	0	0.056	0.000	0	0	6	5	1	8	9
0.033	0.002	0.056	0.002	0.002	0.001	0.002	0.002	0.001	0.001	0	0.002	0.000	0	0	0.004	0.002	0.012	0.003	0.003
4	1	6	9	1	5	1	2	6	6	0	0.002	0.000	0	0	6	1	1	2	8
0.056	0.002	0	0.055	0.000	0.056	0.033	0.056	0.002	0.002	0.002	0.033	0.056	0.002	0.001	0.056	0.056	0.056	0.002	0.056
6	9	0	9	1	6	4	6	1	9	1	4	6	1	5	6	6	6	1	6
0.001	0.033	0	0.001	0	0.003	0.002	0.003	0.005	0.001	0.000	0.001	0.120	0.022	0	0.009	0.056	0.000	0.002	0.003
8	4	0	3	0	5	9	2	8	1	9	5	5	6	0	3	6	4	3	2
					0.003	0.002	0.004	0.002	0.000	0.000	0.033	0.150	0.051	0	0.002	0.002	0.001	0.001	0.000
					8	1	3	7	8	2	4	7	2	0	1	1	6	2	3

جدول 2- تقسیم‌بندی 25 واریانس هر یک از تصاویر جزئی جدول 1 در سطوح مختلف

Detail Images Levels	D <sub>1</sub>	D <sub>2</sub>	D <sub>3</sub>	D <sub>4</sub>	D <sub>5</sub>	D <sub>6</sub>	D <sub>7</sub>	D <sub>8</sub>	D <sub>9</sub>	D <sub>10</sub>	D <sub>11</sub>	D <sub>12</sub>
	No. of Vars=0	14	0	15	0	14	0	14	0	15	0	13
0<No. of Vars<0.0001	1	0	1	0	1	0	2	0	0	0	0	4
0.0001<No. of Vars<0.001	3	4	4	0	3	0	1	4	1	2	3	4
0.001<No. of Vars<0.01	3	6	1	7	3	12	3	9	2	14	4	11
0.01<No. of Vars<0.1	2	9	2	9	2	4	2	7	2	3	2	1
0.1<No. of Vars<1	1	3	2	6	1	6	2	3	4	4	2	2
1<No. of Vars	0	2	0	2	0	2	0	1	0	1	0	2

معیوب زیاد است. نکته قابل توجه میزان بالای تشخیص درست نواحی سالم در این روش برای کل تصاویر مورد آزمایش است. این روش به خوبی توانسته مانند چشم انسان نواحی سالم را از نواحی معیوب جدا کند و به معنای کامل، روشی بدون نظارت است. در مجموع با ارائه روش تشخیص عیب پیشنهادی، هم سرعت نسبی عملیات تشخیص عیب افزایش یافته و هم درصد تشخیص درست نواحی سالم و معیوب تا حد زیادی نسبت به بقیه روش‌ها افزایش پیدا کرده است و در کل روش مناسبی در تشخیص نواحی معیوب به صورت بدون نظارت می‌باشد. این روش بر روی کلیه تصاویر مورد آزمایش جواب قابل‌قبولی داشته و چنانچه ویژگی‌های استخراج شده به گونه‌ای باشند که عمل انتخاب تصاویر جزئی را بتوان با چشم انجام داد، این روش نیز قادر خواهد بود مشابه چشم انسان به انتخاب تصاویر جزئی صحیح بپردازد.

پس از ترکیب تصاویر جزئی انتخاب شده با یکدیگر تصویری حاصل می‌شود که به شکل مشخص در بر گیرنده‌ی عیوب می‌باشد. پس از انجام این پیش پردازش‌ها عمل تطبیق تصویر دودویی تغییر یافته با تصویر اصلی انجام می‌شود. نتایج حاصل از اجرای این الگوریتم را در جدول شماره 1 نشان داده‌ایم. همان‌گونه که مشاهده می‌شود این روش به خوبی توانسته بر روی همه‌ی تصاویر به نحو مطلوب عمل کند.

## 5. مجموعه‌ی داده و آزمایش‌ها

نتایج بخش‌بندی با روش پیشنهادی بر روی 5 تصویر در جدول 1 نشان داده شده است. همان‌گونه که مشاهده می‌شود این روش به خوبی توانسته بر روی همه تصاویر به نحو مطلوب عمل کند. در این روش میزان اشتباه نواحی سالم بسیار کم و در عین حال میزان تشخیص نواحی

به سایر روش‌های موجود هم سرعت نسبی عملیات تشخیص عیب افزایش یافته و هم درصد تشخیص درست نواحی معیوب و درصد تشخیص درست نواحی سالم تا حد زیادی نسبت به سایر روش‌ها افزایش پیدا کرده است و در کل روش مناسبی در تشخیص نواحی معیوب می‌باشد.

در مجموع مزایای روش پیشنهادی و به ویژه نوع خاص آن یعنی روش پیشنهادی بهینه را می‌توان به صورت زیر بیان کرد:

- روش به صورت بدون نظارت است.
- از درصد بالای تشخیص درست نواحی سالم و معیوب برخوردار است.
- برخلاف بیشتر روش‌ها که می‌توانند تنها نوع خاصی از عیوب را از نظر بافت و نوع تشخیص دهند، درصدهای تشخیص عیوب با این روش در مورد همه تصاویر در حد قابل قبولی است.
- از سرعت بالاتری نسبت به روش بخش‌بندی با کلاسه‌بند برخوردار است. زیرا به صورت ناحیه‌ای عمل می‌کند و نه به شکل پیکسلی.

تصویر 5 نتایج حاصل از انجام روش پیشنهادی بر روی یک تصویر معیوب را نشان می‌دهد.

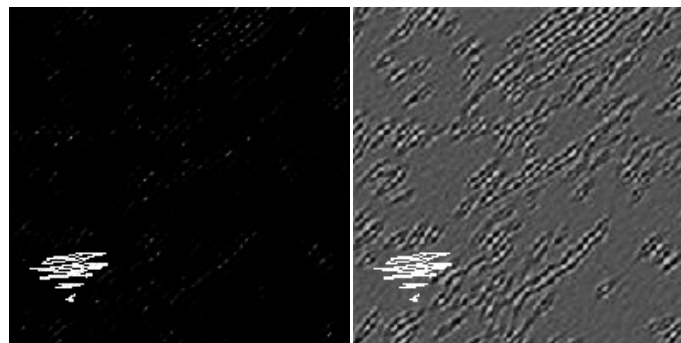
### 6. نتیجه‌گیری

از مزایای این روش می‌توان گفت که در این روش بر خلاف روش‌های موجود هیچ گونه تغییری بر روی مقادیر واریانس‌های بدست آمده داده نمی‌شود و این کاملاً سازگار با بحث تشخیص عیب است. زیرا هر گونه تغییری در مقادیر ممکن است سبب از بین رفتن عیب گردیده و یا سیستم نواحی سالم را به عنوان نواحی معیوب در نظر بگیرد.

این روش بر روی کلیه تصاویر مورد آزمایش جواب قابل قبولی داشته و چنانچه ویژگی‌های استخراج شده به گونه‌ای باشد که عمل انتخاب تصاویر جزئی را بتوان با چشم انجام داد. این روش نیز قادر است همانند چشم انسان به انتخاب تصاویر جزئی صحیح بپردازد. نتایج بدست آمده از آزمایشات انجام شده هم به صورت درصد و هم به صورت تصویری نشان داده شده است که بیانگر این است که این روش دارای قدرت بالاتری در تشخیص عیب می‌باشد. این روش نسبت

جدول 3. نتایج مربوط به روش پیشنهادی

Dataset	Image No	Simple Addition	
		درصد تشخیص درست نواحی سالم	درصد تشخیص درست نواحی معیوب
Modified Dataset	Image1	100	45.98
	Image2	28.95	48.99
	Image3	100	39.98
	Image4	100	75.98
	Image5	100	78.98



شکل 5. تصویر سمت راست تصویر دارای عیب ورودی به سیستم و تصویر سمت چپ تصویر بدست آمده با روش پیشنهادی

### مراجع

- [1]. Yazdchi, M., Yazdi, M., Golibagh, A., "Steel Surface Defect Detection Using Texture Segmentation Based on Multifractal Dimension", The 1st International Conference on Digital Image Processing (ICDIP 2009), pp. 346-350, 2009, IEEE.
- [2]. Li. Jingting, Ying Wang, Oiang Zhang, Wei Chen, "Method of counting thin steel plates based on digital image processing", Image Analysis and Signal Processing (IASP), 2011, IEEE .
- [3]. M. Sharifzadeh, S. Alirezaee, R. Amirfattahi, S. Sadri. , "Detection of Steel Defect Using the Image Processing Algorithms", Multitopic Conference, INMIC 2008. , Karachi, Pakistan, Dec. 23-24, 2008, IEEE.
- [4]. C.G,Spinola, J.Canero, G. Moreno-Aranda, J.M,Bonelo, M.Martin-Vazquez," Real-time image processing for edge inspection and defect detection in stainless steel production lines ", Imaging Systems and Techniques (IST), 2011, IEEE.
- [5]. M. Sadeghi, M. Shafiee and H. R. Hosseini, "Image processing of steel surfaces For detection of observable defects", 2nd electrical engineering conference, Azad university, Najafabad, 2009.
- [6]. M. Sadeghi, M. Shafiee, F. Memarzadeh Zavareh, A. Mahdeian. "Image Processing of Steel Plates Using 2D Wavelet", International Conference on Computer Science and Network Technology, Harbin, china, Dec. 24-26, 2011, IEEE.
- [7]. M. Sadeghi, M. Shafiee , M. Shafieirad. "A New Approach to Improve Defect Detection of Steel Sheets Using Gabor Wavelet". 3rd International Conference on Signal Processing Systems, Yantai, China. Aug. 27-28, 2010, IEEE.
- [8]. M. Sadeghi, Sh.Valadiesomesaraiet, A. Mahdeiani. " Application of Two Dimensional Wavelet for Defect Detection in Steel Process". 2nd International Conference on Control, Instrumentation, and Automation (ICCIA), Shiraz, I. R. Iran. 2011, IEEE.
- [9]. C.Spinola,. M.J.Cañero-Nieto, J.M.Martin-Vazquez.M.J. Bonelo. " Image processing for surface quality control in stainless steel production lines". Imaging Systems and Techniques (IST), Thessaloniki, 1-2 July ,2010, IEEE.
- [10]. M. Sadeghi, M. Shafiee, F. Memarzadeh Zavareh, M. Memarzadeh Zavareh. " Using image processing in grading tile with Gabor wavelet, International Conference on Computer Science and Network Technology, Changchun, china, Dec. 29-31, 2012, IEEE.

Archive of SID