

روش نوین ترکیب گابوری در بخش‌بندی سطوح فولادی با هدف تشخیص عیوب

سیدجلیل‌الدین آل معصوم، سیدامیرحسین منجمی و هاله‌السادات آل معصوم

بوده‌اند. یکی از موارد مهم و حائز اهمیت در طول فرآیند تولید و مصرف فولاد، کنترل کیفیت محصولات تولیدی است. هم‌اکنون در بیشتر کارخانه‌های بزرگ، این نظارت و کنترل توسط نیروی انسانی خیره انجام می‌گیرد که نسبت به ماشین نه تنها از سرعت پایین‌تری برخوردار هستند، بلکه از خصایص نیروی انسانی آن است که پس از چند ساعت کار مداوم خسته شده و از دقت ایشان کاسته خواهد شد. همچنین به‌عنوان یک نقطه ضعف دیگر بازرسی انسانی، می‌توان به متفاوت بودن میزان دقت در افراد مختلف اشاره نمود. بدین مفهوم که عیبی که توسط یک نیروی انسانی تشخیص داده می‌شود، ممکن است از دید شخص دیگر مخفی بماند.

از این رو استفاده از یک سیستم بازرسی اتوماتیک^۱ به‌جای نیروی انسانی باعث می‌شود که کلیه سطوح با دقت بالا بازرسی شده و درصد زیادی از عیوب به خوبی تشخیص داده شوند و نتیجه آن که ضرر ناشی از تولید محصول بدون کیفیت کاهش یابد.

تاکنون کارهای مختلفی در زمینه تشخیص عیوب^۲ صورت گرفته است که منحصر به تولیدات فولادی نبوده‌اند. از آن جمله می‌توان به کارهای انجام‌شده در صنایع چوب، پارچه، کاشی، کاغذ، موزاییک و غیره اشاره کرد [۱] و [۲].

به‌طور کلی تحقیقات صورت‌گرفته در این زمینه را می‌توان به دو دسته کلی تلاش برای کلاسه‌بندی^۳ و تلاش برای بخش‌بندی (تقطیع)^۴ عیوب تقسیم‌بندی کرد. در کلاسه‌بندی تنها مشخص می‌شود عیبی در تصویر ثبت شده از سطح محصول وجود دارد و در صورت نیاز و با توجه به تعداد کلاس‌ها، آن تصویر در یک دسته از پیش تعیین شده قرار می‌گیرد. اما در بخش‌بندی که موضوع این تحقیق است، معمولاً دو کلاس سالم و معیوب فرض می‌شوند و ناحیه معیوب که عمدتاً درصد کمی از تصویر را شامل می‌شود، مشخص شده و از ناحیه سالم متمایز می‌گردد. در این تحقیق بر بخش‌بندی تصویر و جداسازی ناحیه معیوب تمرکز گردیده است.

از سیستم‌های تشخیص عیوب پارچه با کارایی بالا می‌توان به سیستم طراحی‌شده توسط ساری صراف و همکارانش [۳] اشاره کرد. این سیستم یک سیستم برخط بوده که در آن ویژگی‌های پارچه با استفاده از تبدیل موجک^۵ استخراج شده و چهار تصویر جزئی^۶ به‌دست می‌آید. سپس با حذف تصویری که بیشترین اثر پس‌زمینه را دارد و ترکیب سایر تصاویر با یکدیگر موجبات افزایش حضور عیب و کاهش پس‌زمینه تصویر فراهم شده، زمینه لازم برای آستانه‌گذاری و در نتیجه تشخیص ناحیه معیوب مهیا می‌گردد. وی همچنین در کاری مشابه، سیستم تشخیص عیب را

چکیده: تصاویر سطوح فولادی، عمدتاً تصاویری بافتی بوده که استخراج ویژگی در آنها با روش‌های گوناگون تحلیل بافت انجام می‌گیرد. در گروهی از این روش‌ها که از آنالیزهای چندفرکانسی و جهت‌دار سود می‌برند، استفاده از فیلترهای گابور به‌عنوان ابزار تحلیل معمول است. در این مقاله با به‌کارگیری بانکی بهینه‌شده از فیلترهای گابور، به استخراج ویژگی جهت بخش‌بندی تصاویر سطوح فولادی معیوب پرداخته می‌شود. این بانک فیلترها به‌گونه‌ای طراحی شده که می‌تواند ویژگی‌های بافتی تصویر ورودی را به شکل مطلوب، در جهات و فرکانس‌های مختلف نمایان کند. سپس به‌منظور بخش‌بندی تصویر سطح فولادی، روشی نوین به نام ترکیب گابوری ارائه گردیده که در این روش با ارائه دو الگوریتم مختلف از تصاویر جزئی به‌دست آمده از تصویر معیوب، تنها تعداد مشخصی با یکدیگر ترکیب می‌گردند تا نقشه ویژگی حاصل به شکل مؤثری در برگیرنده عیوب تصویر باشد. روش دوم ترکیب گابوری توانست با محاسبه پراکندگی داده‌های موجود در تصاویر جزئی و مقایسه آنها با یکدیگر، بدون نیاز به تعیین تعداد تصاویر جزئی جهت ترکیب و نیز وجود تصویر یا تصاویر نرمال، به انجام بخش‌بندی بپردازد. از دیگر نتایج تحقیق، بهینه‌سازی بخش‌بندی با استفاده از کلاسه‌بند K-means بوده که با نرمال‌سازی و اضافه کردن ویژگی سطح خاکستری به ویژگی‌های استخراج‌شده هر پیکسل، منجر به افزایش دقت کلاسه‌بندی شده است. نتایج به‌دست آمده هم از نظر بصری و هم از لحاظ آماری نشان‌دهنده آن است که روش ترکیب گابوری در مقایسه با کلاسه‌بند K-means از دقت بالاتری برخوردار می‌باشد. مقایسه انجام‌شده بین روش‌های پیشنهادی ترکیب گابوری و روش ویولت استاندارد نیز بر برتری نسبی ترکیب گابوری دلالت دارد. همچنین روش دوم ترکیب گابوری در مقایسه با روش اول، به‌واسطه انتخاب بهتر تصاویر جزئی جهت ترکیب و در نتیجه تشکیل نقشه ویژگی مناسب‌تر، بهترین عملکرد را از خود نشان داده است.

کلیدواژه: بخش‌بندی بافت، ترکیب گابوری، تشخیص عیوب، خوشه‌بندی، فیلترهای گابور، کلاسه‌بند K-means.

۱- مقدمه

با پیشرفت روزافزون علم و تکنولوژی، استفاده از دستاوردهای جدید در صنعت همیشه مورد توجه صاحبان صنایع بوده است. از مهم‌ترین این صنایع می‌توان به کارخانه‌های تولید فولاد اشاره کرد که با استفاده از فناوری روز، همواره در صدد بهبود کیفیت محصولات تولیدی خود

این مقاله در تاریخ ۲۷ آذر ماه ۱۳۸۸ دریافت و در تاریخ ۲۵ شهریور ماه ۱۳۸۹ بازنگری شد.

سیدجلیل‌الدین آل معصوم، مدیریت اکتشاف شرکت ملی نفت ایران، تهران، (email: j.alemasoom@niocexp.ir)

سیدامیرحسین منجمی، گروه کامپیوتر، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه اصفهان، اصفهان، (email: monadjemi@eng.ui.ac.ir)

هاله‌السادات آل معصوم، گروه کامپیوتر، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه اصفهان، اصفهان، (email: alemasoom@eng.ui.ac.ir)

1. Automated Visual Inspection
2. Defect Detection
3. Classification
4. Segmentation
5. Wavelet
6. Detail Image

K - means انجام می‌شود. ویژگی‌های استخراج‌شده ابتدا به دو روش معمول نرمال‌سازی گردیده و کلاسه‌بند K - means عمل خوشه‌بندی^۵ را انجام می‌دهد. به‌منظور بهینه‌سازی عملکرد کلاسه‌بند، مقدار سطح خاکستری هر پیکسل به بردار ویژگی‌های هر پیکسل اضافه شده است. از دیگر مراحل این تحقیق، ارائه روشی نوین با نام ترکیب گابوری (GC)^۶ جهت بخش‌بندی تصویر می‌باشد. در این روش، پس از اعمال بانک فیلترهای گابور بهینه و تشکیل تصاویر جزئی، تنها آن دسته از تصاویر جزئی با یکدیگر ترکیب می‌گردند که به شکل مشخص دربرگیرنده نواحی معیوب هستند و مابقی تصاویر جزئی حذف می‌گردند. نقشه ویژگی حاصل از ترکیب این تصاویر جزئی، نواحی معیوب را به خوبی نشان می‌دهد.

جهت حذف تصاویر جزئی و ترکیب تصاویر باقیمانده از دو روش مختلف استفاده گردیده که در روش اول با استفاده از تصویر یا تصاویر مرجع و تعیین تعداد مشخصی از تصاویر جزئی، عمل حذف تصاویر جزئی صورت می‌گیرد و در روش دوم با محاسبه واریانس‌های متفاوت از هر یک از تصاویر جزئی، عمل انتخاب و ترکیب این تصاویر انجام می‌شود و نهایتاً بخش‌بندی تصویر محقق می‌گردد.

این مقاله شامل پنج بخش است. پس از مقدمه، در بخش دوم، استخراج ویژگی با بانک فیلترهای گابور بهینه توضیح داده می‌شود و همچنین روش‌های بخش‌بندی استفاده‌شده در این تحقیق به اختصار بیان می‌گردد. در بخش سوم به چگونگی بخش‌بندی با کلاسه‌بند K - means و نیز بهینه‌سازی آن پرداخته می‌شود. در بخش چهارم روش پیشنهادی ترکیب گابوری به همراه دو الگوریتم متفاوت آن معرفی می‌گردد. بخش پایانی نیز دربرگیرنده نتیجه‌گیری و جمع‌بندی مقاله است.

۲- استخراج ویژگی

یکی از روش‌های مورد توجه در تحلیل بافت و به‌خصوص تشخیص عیوب، روش‌های پردازش سیگنال هستند که از جمله آنها می‌توان به روش چندفرکانسی جهت‌دار یا MSMD^۷ اشاره کرد. در روش MSMD، از چندین فیلتر در فرکانس‌ها و زوایای مختلف جهت استخراج ویژگی‌های بافت استفاده می‌گردد. روش‌های تحلیل بافت MSMD بر مبنای سیستم بینایی بشر، تصویر ورودی را توسط تعدادی فیلتر به تصاویر جزئی با فرکانس‌های مختلف و در جهات مختلف تجزیه می‌کنند. هر یک از این تصاویر جزئی دربرگیرنده ویژگی‌های خاصی از تصویر ورودی می‌باشند. از جمله فیلترهای MSMD می‌توان به فیلترهای گابور اشاره کرد. فیلتر گابور در حوزه مکان یک موج سینوسی است که با یک پوش گوسی^۸ مدوله شده است. هر فیلتر گابور را می‌توان هم در حوزه مکان و هم در حوزه فرکانس تعریف کرد. چنانچه فیلتری در حوزه مکان تعریف شود با تصویر مورد نظر کانالو شده و تصویر جزئی را تشکیل می‌دهد. لیکن برای به‌کار بردن فیلتر در حوزه فرکانس ابتدا از تصویر گرفته تا به حوزه فرکانس منتقل شود و سپس با فیلتر گابور حوزه فرکانس ضرب می‌گردد، حاصل ضرب انجام‌شده مجدداً به حوزه مکان منتقل شده و تصویر جزئی را تشکیل می‌دهد. چون برای تصاویر بزرگ، ضرب در حوزه فرکانس سریع‌تر از کانالو در

برای بررسی عیوب کاغذ در مراحل تولید آن پیاده‌سازی کرده است [۴]. در [۵] کومار و همکارانش از یک روش بدون نظارت^۱ و یک روش با نظارت^۲ جهت تشخیص عیوب پارچه استفاده کرده‌اند. آنها استخراج ویژگی را توسط فیلترهای گابور و تشخیص عیب را به‌وسیله آستانه‌گذاری انجام داده‌اند.

در [۶] از یک تبدیل والش/هادامارد جهت استخراج ویژگی استفاده شده که پس از آن سیستم با تصاویر سالم بدون عیب آموزش داده می‌شود و با محاسبه اختلاف محلی، محل ترک‌ها در یک تصویر کاشی مشخص می‌گردد.

از جمله کارهای انجام‌شده در زمینه کلاسه‌بندی می‌توان به [۷] اشاره کرد که استخراج ویژگی با استفاده از فیلترهای گابور در حوزه فرکانس و کلاسه‌بندی با استفاده از شبکه عصبی و کلاسه‌بند KNN بر روی تصاویر کاشی انجام شده است.

در زمینه بخش‌بندی نیز کارهای مختلفی صورت گرفته که از آن جمله می‌توان به [۸] و [۹] اشاره کرد که در آنها بخش‌بندی با استفاده از Texem انجام شده است. ایده Texem آنست که هر تصویر را می‌توان از انطباق تعدادی تکه تصویر با اندازه‌های مختلف که با یکدیگر همپوشانی دارند، ایجاد نمود. در [۱۰]، لو و دانگ بخش‌بندی را توسط هیستوگرام‌های طیفی محلی انجام داده‌اند. در [۱۱]، ولدن با استفاده از مدل Rician برای یک تصویر بافتی پارامترهای فیلتر گابور را تعیین نموده و سپس با اعمال یک فیلتر گاوسی و سپس آستانه‌گذاری توانسته است تصویر را بخش‌بندی نماید.

در زمینه استخراج ویژگی علاوه بر فیلترهای گابور برخی روش‌های آماری نیز وجود دارند که از مهم‌ترین آنها می‌توان به LBP^۳ و ماتریس‌های هم‌رخداد^۴ (GLCM) اشاره کرد. LBP اولین بار توسط أجالا و همکارانش [۱۲] به‌عنوان یک توصیف‌کننده بافت مستقل از دوران مبتنی بر هیستوگرام واحد طیف معرفی شد. در LBP پایه، یک همسایگی ۳×۳ از یک پیکسل در نظر گرفته شده، پیکسل‌های همسایه به کمک یک تابع منطقی از پیکسل وسط با یک و یا صفر جایگزین شده و جمع وزن‌دار پیکسل‌های همسایه با مقدار پیکسل وسط جایگزین می‌گردد. هیستوگرام تصویری که با این روش به‌دست می‌آید، اطلاعات مفیدی از بافت را در اختیار قرار می‌دهد.

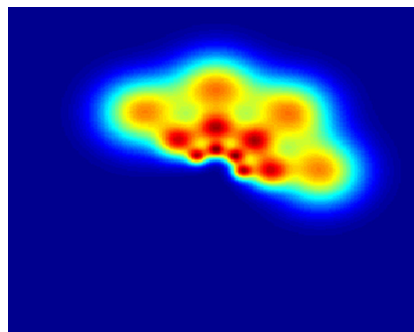
ماتریس‌های هم‌رخداد اولین بار توسط هارالیک [۱۳] معرفی شد که در واقع مدلی است که مشخصه‌های آماری مرتبه‌های بالا را به روشنی نمایش می‌دهد. ماتریس‌های هم‌رخداد را می‌توان در جهات و زوایای گوناگون تعریف کرد که هر کدام به نوعی ویژگی‌های بافت را توصیف می‌کنند. حجم محاسبات در روش ماتریس‌های هم‌رخداد زیاد است که البته به تعداد این ماتریس‌ها نیز بستگی دارد.

در این تحقیق، هدف بخش‌بندی به کمک استخراج ویژگی توسط مجموعه‌ای از فیلترهای گابور با پارامترهای بهینه محقق شده است. با تعیین دقیق پارامترها، این فیلترها قادر هستند بی‌نظمی‌های موجود در بافت یا همان عیوب بافت را به خوبی نمایان کنند.

در اولین فعالیت صورت‌گرفته، جداسازی نواحی سالم و معیوب از یکدیگر یا بخش‌بندی تصویر پس از استخراج ویژگی، توسط کلاسه‌بند

5. Clustering
6. Gabor Composition
7. Multi Scale/Multi Directional
8. Gaussian Envelope

1. Unsupervised
2. Supervised
3. Local Binary Pattern
4. Grey Level Co-occurrence Matrices



شکل ۱: بانک فیلترهای گابور شامل ۱۲ فیلتر در چهار زاویه 0° ، 45° ، 90° و 135° . فرکانس‌ها از دایره داخلی به خارجی به ترتیب $1/8$ ، $1/4$ و $1/2$ فرکانس مرکزی.

حوزه مکان انجام می‌شود، لذا در این تحقیق از فیلتر گابور در حوزه فرکانس استفاده شده است. تعریف کلی یک فیلتر گابور در حوزه فرکانس در (۱) نوشته شده است

$$G(u, v) = e^{-\pi \left(\frac{u^2}{\sigma_x^2} + \frac{v^2}{\sigma_y^2} \right)} \cdot e^{-\gamma \pi j (xu + yv)} \quad (1)$$

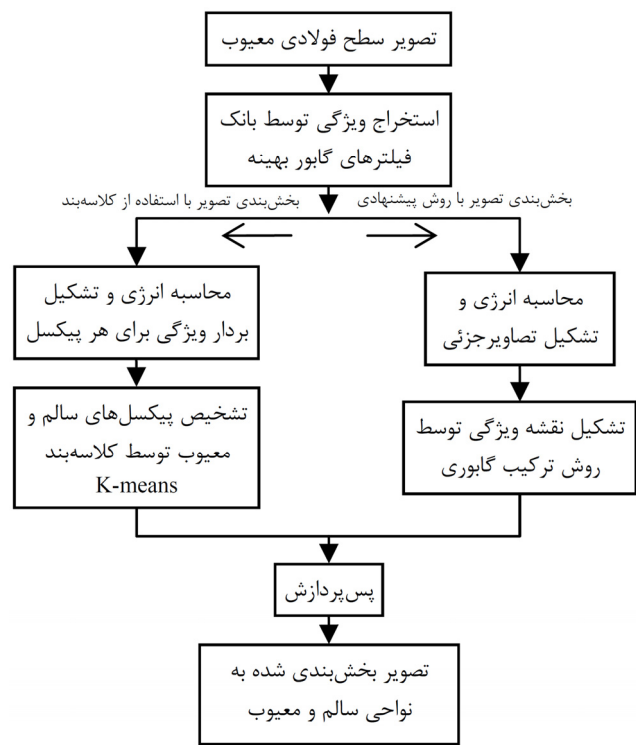
که در این رابطه $u_p = (u - \omega_x) \cdot \cos(\theta) + (v - \omega_y) \cdot \sin(\theta)$ و $v_p = -(u - \omega_x) \cdot \sin(\theta) + (v - \omega_y) \cdot \cos(\theta)$ مرکز فیلتر در جهات x و y ، زاویه یا جهت فیلتر، σ_x و σ_y انحراف معیار فیلتر (به عبارتی پهنای باند فیلتر) در جهات x و y و γ میزان جابجایی افقی و عمودی در حوزه مکان می‌باشد.

تعیین پارامترهای هر فیلتر گابور از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. به‌طور کلی دو راه اصلی برای انتخاب پارامترهای فیلترهای گابور وجود دارد: روش با نظارت و روش بدون نظارت [۷]. در روش با نظارت، چند مجموعه از پارامترها برای یافتن فیلتر بهینه برای یک مسأله خاص آزمایش می‌شود در حالی که در روش بدون نظارت، از یک بانک فیلترها که در حوزه فرکانس گسترده شده است، استفاده می‌گردد. از آنجایی که بیشتر عیوب موجود در سطوح فولاد عمدتاً در زمان تولید و به شکل تصادفی ایجاد می‌شوند، لذا نمی‌توان یک فیلتر گابور خاص را برای تشخیص همه نوع عیبی به کار برد. بنابراین در این مقاله از روش بدون نظارت توأم با بهینه‌سازی - به کارگیری بانکی از فیلترهای گابور که به صورت بهینه طراحی گردیده اما همه صفحه فرکانس را می‌پوشاند - جهت استخراج ویژگی‌های بافت استفاده شده است.

بانک فیلترهای گابور استفاده شده در این مقاله مبتنی بر مطالعات انجام گرفته در [۷] می‌باشد. این بانک فیلترهای گابور بهینه مشتمل بر دوازده فیلتر بوده و در [۷] از این بانک فیلترها جهت کلاسه‌بندی بافت با موفقیت استفاده شده است. این بانک فیلترها در حوزه فرکانس با تصویر مورد نظر ضرب گردیده و سبب می‌شود که بی‌نظمی‌های احتمالی موجود در بافت یا همان عیوب سطحی در چهار جهت و با سه فرکانس گوناگون خود را نمایان کنند.

راه کاملاً مشخصی برای تعیین بهینه پارامترهای فیلترهای گابور وجود ندارد و تعیین پارامترها بیشتر به صورت تجربی و با توجه به مورد مطالعه (در این تحقیق سطوح فولادی) انجام می‌گردد. همچنین همواره $\omega_x = 0$ ، $\omega_y = 0$ ، $\sigma_x = \sigma_y$ و $\gamma = 0$ در نظر گرفته شده‌اند.

در حوزه فرکانس، مقدار بیشترین فرکانس، در مختصات نصف ابعاد تصویر یا $(f_{\max X}, f_{\max Y})$ قرار دارد که چنانچه تصویر مربعی باشد مقادیر $f_{\max X}$ و $f_{\max Y}$ با یکدیگر برابر بوده و f_{\max} نام‌گذاری می‌گردد. در این تحقیق ابعاد هر یک از تصاویر برابر با 512×512 پیکسل می‌باشد و با انتقال هر تصویر به حوزه فرکانس، در مختصات (۲۵۶ و ۲۵۶) شاهد



شکل ۲: دیاگرام کلی چگونگی بخش‌بندی تصاویر فولادی به دو روش معمول کلاسه‌بند و روش پیشنهادی.

بیشترین فرکانس تصویر بوده و از این رو f_{\max} برابر ۲۵۶ انتخاب می‌شود. با به دست آوردن f_{\max} از سه فرکانس به عنوان فرکانس‌های مرکزی فیلترها استفاده شده که به ترتیب برابر $f_{\max}/2$ ، $f_{\max}/4$ و $f_{\max}/8$ می‌باشند. به‌ازای هر فرکانس چهار فیلتر با زوایای 0° ، 45° ، 90° و 135° در نظر گرفته شده است. در شکل ۱ بانک فیلترهای گابور استفاده شده مشتمل بر ۱۲ فیلتر نشان داده شده است.

همان‌گونه که در شکل ۱ مشاهده می‌شود، فرکانس‌های مرکزی با اختلاف یک اکتاو از هم قرار دارند که نیمی از فضای فرکانسی را پوشانده است. پهنای باند فیلترها، با فرکانس نسبت مستقیم دارد. مقادیر فرکانس‌ها و زوایا بیشتر بر مبنای سیستم بینایی بشر طراحی شده است. در برخی تحقیقات انجام شده میزان اختلاف زاویه در چشم انسان برابر ۳۰ درجه [۱۴] و در برخی دیگر این اختلاف زاویه را در حد ۴۵ درجه جهت تحلیل بافت کافی دانسته‌اند [۷] و [۱۵]. لیکن به دلیل جلوگیری از افزایش بار محاسباتی، در این تحقیق نیز اختلاف زوایا برابر ۴۵ درجه در نظر گرفته شده است.

پس از اعمال فیلترهای گابور در حوزه فرکانس و برگرداندن تصاویر به حوزه زمان، دوازده تصویر جزئی که در واقع خروجی فیلترها می‌باشند به دست آمده که در این مرحله انرژی هر تصویر جزئی به عنوان ویژگی، در نظر گرفته شده و بردار ویژگی دوازده عضوی تشکیل می‌گردد. پس از تشکیل بردار ویژگی، بخش‌بندی تصویر انجام می‌گیرد. در این مقاله از دو روش مختلف جهت بخش‌بندی استفاده شده است. در روش اول، بخش‌بندی با استفاده از کلاسه‌بند K-means انجام می‌شود که روشی معمول و متداول به شمار می‌رود. سپس با روش پیشنهادی، عملکرد این کلاسه‌بند بهینه می‌گردد. این روش در بخش ۳ توضیح داده می‌شود. در روش دوم، بخش‌بندی با روش پیشنهادی ترکیب گابوری انجام می‌گیرد. این روش بخش‌بندی نیز در بخش ۴ به تفصیل مورد بررسی قرار خواهد گرفت. مراحل کلی و چگونگی انجام بخش‌بندی با این دو روش در شکل ۲ نشان داده شده است.

به منظور بهینه‌سازی عملکرد K-means، پس از استخراج ویژگی و قبل از اعمال کلاسه‌بندی، در یک مرحله موسوم به پیش‌پردازش دو نوع نرمال‌سازی به صورت مجزا بر روی داده‌ها صورت گرفته است که به ترتیب عبارتند از:

– تقسیم مقادیر هر بردار ویژگی یا پیکسل‌های هر تصویر جزئی بر ماکزیمم مقدار آن بردار ویژگی که از این پس به نام نرمال‌سازی ماکزیمم (Max Norm) شناخته می‌شود. با این نرمال‌سازی، مقادیر پیکسل‌های همه تصاویر جزئی در یک بازه مشخص قرار می‌گیرند و در نتیجه K-means بهتر می‌تواند به کلاسه‌بندی داده‌ها بپردازد. فرمول مربوطه در (۲) نوشته شده است

$$f_{\max_norm}(x, y) = \frac{f(x, y)}{\max(f)} \quad (2)$$

در این فرمول $f(x, y)$ مقدار هر پیکسل در مختصات x, y در یک تصویر جزئی است و \max تابعی است که بیشترین مقدار را محاسبه می‌کند.

– کم کردن مقدار میانگین هر تصویر جزئی از مقادیر پیکسل‌های آن و تقسیم بر انحراف معیار کل پیکسل‌های تصویر جزئی مربوطه که از این پس به نام نرمال‌سازی میانگین و انحراف معیار (MeanStd Norm) شناخته می‌شود. با انجام این نرمال‌سازی، اختلاف مقادیر پیکسل‌های غیر نرمال یا معیوب با مقدار میانگین پیکسل‌های یک تصویر جزئی زیاد شده که در نتیجه کلاسه‌بندی K-means بهتر می‌تواند به دسته‌بندی پیکسل‌های سالم و معیوب بپردازد. در (۳) نحوه محاسبه این نرمال‌سازی نوشته شده است

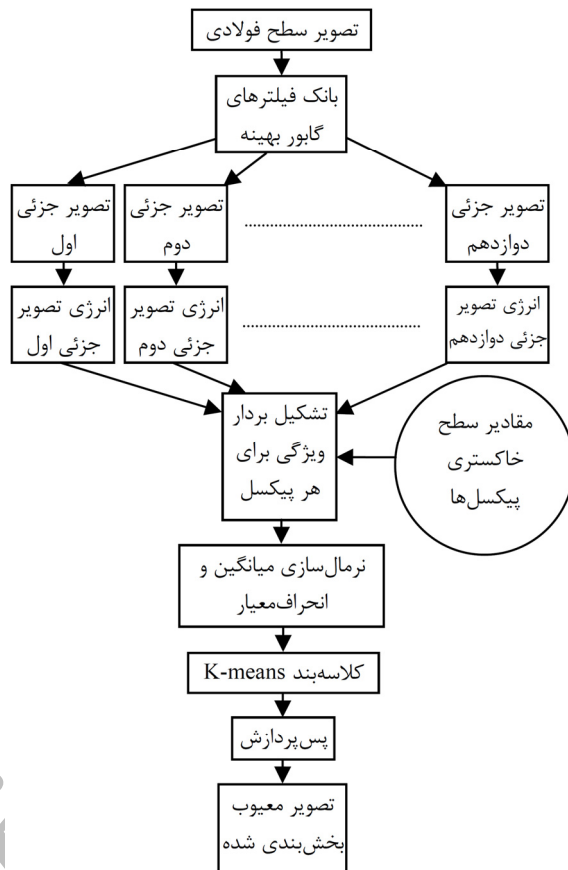
$$f_{\text{MeanStd_norm}}(x, y) = \frac{f(x, y) - \text{mean}(f)}{\text{std}(f)} \quad (3)$$

که mean تابع میانگین و std تابع محاسبه انحراف معیار می‌باشد. پس از انجام نرمال‌سازی که نوعی پیش‌پردازش محسوب می‌شود، الگوریتم K-means اعمال شده و سپس با انجام پس‌پردازش که شامل فیلترینگ برای کاهش نویز و لبه‌یابی است، تصویر معیوب با عیب مشخص شده به دست می‌آید.

جهت بهینه‌سازی نتایج کلاسه‌بندی، مقادیر سطح خاکستری هر پیکسل در تصویر اصلی به‌عنوان ویژگی سیزدهم پیکسل و به صورت یک بردار ویژگی به همراه دوازده بردار ویژگی دیگر پس از نرمال‌سازی میانگین و انحراف معیار به کلاسه‌بندی داده می‌شود. نتایج به دست آمده حاکی از آن است که با اضافه کردن این ویژگی میزان تشخیص نواحی معیوب تا حدی افزایش می‌یابد. در شکل ۳ الگوریتم پیشنهادی بهینه‌سازی بخش‌بندی با کلاسه‌بندی K-means نشان داده شده است. در شکل ۴ نیز دو تصویر فولادی از دو کلاس مختلف نشان داده شده است. با توجه به این شکل مشاهده می‌شود که درصد تشخیص عیوب با اضافه کردن مقدار سطح خاکستری هر پیکسل به صورت یک بردار ویژگی افزایش یافته و در بین دو نرمال‌سازی، نرمال‌سازی میانگین و انحراف معیار نتیجه بهتری نسبت به نرمال‌سازی ماکزیمم دارد.

۴- بخش‌بندی تصویر با استفاده از روش پیشنهادی ترکیب گابوری

همان‌گونه که در شکل ۲ نیز مشخص گردیده، پس از اعمال بانک فیلترهای گابور، تشخیص عیب به دو صورت انجام شده است: روش اول با استفاده از کلاسه‌بندی و روش دوم روش پیشنهادی ترکیب گابوری.

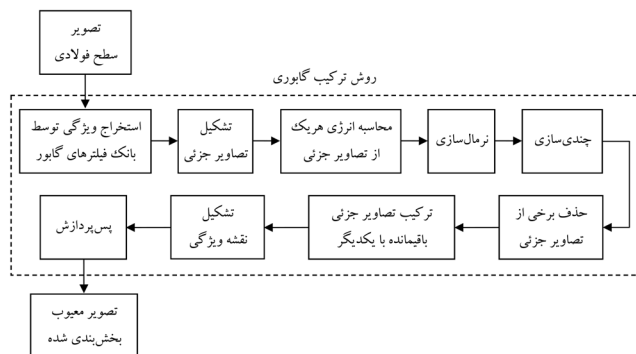


شکل ۳: مراحل بخش‌بندی تصویر معیوب با استفاده از کلاسه‌بندی K-means بهینه‌شده.

۳- بخش‌بندی با استفاده از K-MEANS و بهینه‌سازی عملکرد این کلاسه‌بندی

پس از به دست آوردن تصاویر جزئی توسط بانک فیلترهای گابور بهینه، انرژی این تصاویر محاسبه شده و بردار ویژگی شامل دوازده ویژگی برای هر پیکسل تشکیل می‌شود. باید توجه کرد که تعداد ویژگی‌های یک پیکسل به تعداد تصاویر جزئی بستگی دارد. این ویژگی‌ها به کلاسه‌بندی داده شده تا بر اساس آن پیکسل معیوب از پیکسل سالم جدا شود و به اصطلاح پیکسل‌ها خوشه‌بندی شوند.

کلاسه‌بندی استفاده شده در این مرحله از تحقیق، K-means بوده و چون هر پیکسل تنها دو حالت معیوب و سالم دارد، از این رو به دو مرکز خوشه یکی برای پیکسل‌های سالم و دیگری برای پیکسل‌های معیوب نیاز می‌باشد و این به معنای قراردادن پارامتر $k=2$ در K-means است. دلیل استفاده از K-means آن است که این کلاسه‌بندی نوعی کلاسه‌بندی بدون یادگیری است. بدین مفهوم که لازم نیست از قبل با داده‌های آزمایشی آموزش داده شود. از آنجایی که یک دسته‌بندی قطعی برای عیوب سطوح فولادی وجود ندارد و نیز حالت‌ها و شکل‌هایی که برای یک نوع عیب ممکن است پیش بیاید متنوع است، لذا استفاده از اینچنین کلاسه‌بندی‌هایی بهتر می‌تواند به تشخیص هر نوع عیبی در این گونه سطوح کمک نماید. دو مرکز خوشه به شکل تصادفی انتخاب شده و الگوریتم K-means بر اساس فاصله اقلیدسی مابین پیکسل‌ها و مراکز خوشه شروع به تقسیم‌بندی پیکسل‌ها بین دو خوشه می‌کند. پس از آن مجدداً مرکز خوشه‌ها با محاسبه میانگین مختصات پیکسل‌های هر خوشه محاسبه شده و عملیات تا آنجایی که پیکسل‌ها تغییر خوشه ندهند و یا فواصل آنها از میزان آستانه‌ای کمتر شود، ادامه می‌یابد.



شکل ۵: مراحل بخش‌بندی تصویر معیوب با استفاده از روش ترکیب گابوری.

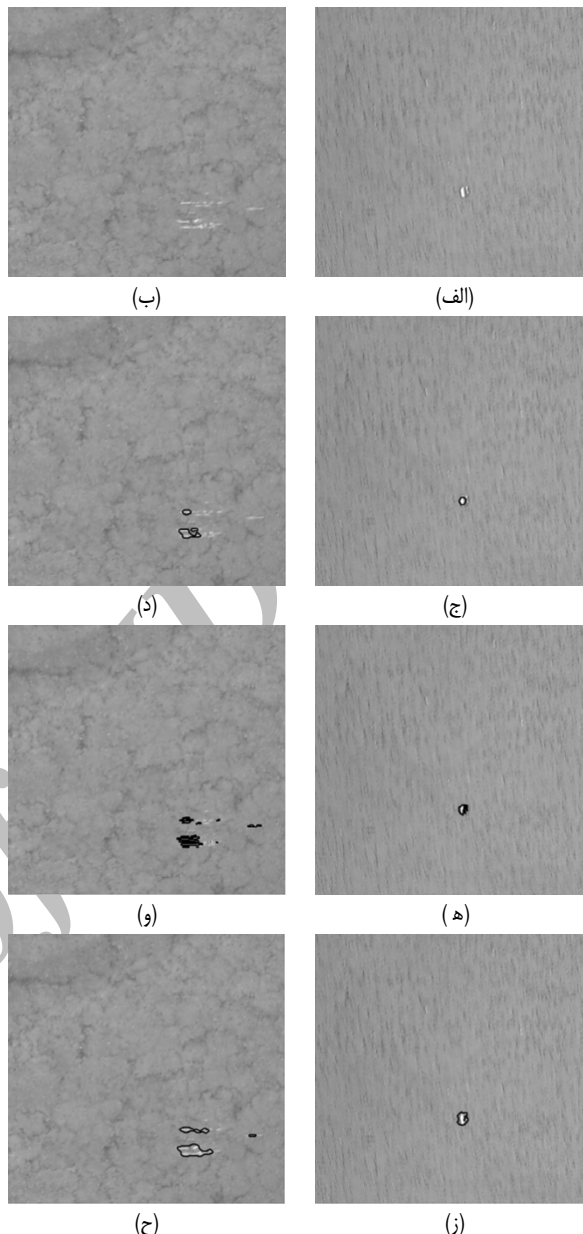
در این مرحله بازه به پنج قسمت مساوی تقسیم می‌گردد و بر مبنای مقدار هر تصویر جزئی در بازه $[0, 1]$ ، این مقادیر به اعداد $\{0, 1, 2, 3, 4\}$ نگاشت می‌شوند. به عنوان مثال کلیه مقادیر تصاویر جزئی که در بازه $[0, 2, 0, 4]$ قرار دارند، با مقدار یک جایگزین می‌گردند. با انجام این چندی‌سازی، دوازده تصویر جزئی با پیکسل‌هایی با مقادیر از صفر تا چهار به دست می‌آید. حال اگر این دوازده تصویر را با یکدیگر جمع کنیم یک نقشه ویژگی حاصل می‌شود. لیکن تصویر حاصل، تصویر مطلوبی برای تشخیص عیب نخواهد بود چون تقریباً همه ویژگی‌های بافت چه سالم و چه معیوب را در بر دارد. از این رو پس از چندی‌سازی، از دوازده تصویر چند تصویر را حذف کرده و مابقی تصاویر را با هم جمع می‌کنیم. تصاویر حذف‌شده می‌بایستی تصاویری باشند که عیب در آنها کمتر مشخص است.

جهت حذف تصاویر جزئی که مهم‌ترین قسمت از روش ترکیب گابوری به شمار می‌رود، دو الگوریتم مختلف پیشنهاد شده است که در بخش‌های ۱-۴ و ۲-۴ به شرح هر یک پرداخته می‌شود.

در شکل ۶ تصاویر جزئی مربوط به شکل ۴-الف پس از محاسبه انرژی و اعمال آستانه نشان داده شده‌اند. همان‌گونه که در این شکل مشخص است، تعدادی از این تصاویر به خوبی نمایانگر عیب موجود در سطح تصویر بوده که با جمع آنها با یکدیگر نقشه ویژگی به دست خواهد آمد. با تشکیل نقشه ویژگی، پس‌پردازش‌های لازم مانند فیلترینگ جهت حذف نویزهای کوچک و لبه‌یابی انجام شده و در نهایت تصویر بخش‌بندی شده حاصل می‌گردد.

۴-۱ روش اول ترکیب گابوری

در این روش نیاز به یک یا چند تصویر مرجع بدون عیب و سالم وجود دارد. ایده این روش تشخیص عیوب به نوعی مطابق با عملکرد چشم انسان است. به این معنا که چشم انسان زمانی قادر به تشخیص نواحی معیوب در یک تصویر است که قبلاً یک یا چند تصویر نرمال از همان تصویر را مشاهده کرده و هم‌اکنون می‌دانسته که چه نواحی سالم و چه نواحی غیر نرمال هستند. در این روش نیز با در نظر گرفتن یک یا چند تصویر نرمال عمل مقایسه را با این تصاویر انجام می‌دهیم. الگوریتم پیشنهادی حذف به این صورت است که ابتدا مجموعه‌ای از تصاویر سالم را کلاسه‌بندی کرده و سپس بانک فیلترهای گابور را روی هر کلاس از تصاویر اعمال کرده، انرژی آنها را محاسبه می‌کنیم. پس از آن در هر کلاس میانگین مقادیر تصاویر جزئی در هر فرکانس و زاویه مربوط به کل تصاویر آن کلاس را محاسبه کرده و عملاً دوازده مقدار میانگین برای هر کلاس به دست خواهد آمد. در مرحله بعدی اختلاف میانگین هر تصویر جزئی مربوط به تصویر معیوب را از میانگین محاسبه‌شده در همان فرکانس و در همان زاویه کم کرده و از دوازده تصویر، شش تصویری که بیشترین اختلاف با میانگین‌ها را دارند انتخاب شده و تشکیل نقشه



شکل ۴: (الف) و (ب) دو تصویر معیوب از دو کلاس مختلف، (ج) و (د) عیوب مشخص‌شده توسط کلاسه‌بند K-means با نرمال‌سازی ماکزیمم، (ه) و (و) عیوب مشخص‌شده توسط کلاسه‌بند K-means با نرمال‌سازی میانگین و انحراف معیار (ز) و (ح) عیوب مشخص‌شده توسط کلاسه‌بند K-means پس از اضافه کردن مقدار سطح خاکستری هر پیکسل به بردار ویژگی.

مراحل کلی بخش‌بندی تصویر با روش ترکیب گابوری در شکل ۵ نشان داده شده است.

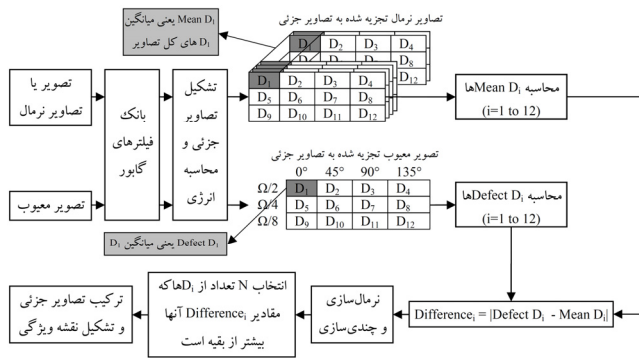
در روش ترکیب گابوری که روش جدیدی است، پس از تشکیل هر تصویر جزئی و محاسبه انرژی، نرمال‌سازی به صورت (۴) انجام می‌شود

$$f(x, y) = \frac{f(x, y) - \min(f)}{\max(f) - \min(f)} \quad (4)$$

که در آن $f(x, y)$ مقدار هر پیکسل در یک تصویر جزئی و \min و \max به ترتیب برای محاسبه کمترین و بیشترین مقدار موجود در تابع f استفاده می‌شوند.

با انجام این نرمال‌سازی مقدار هر یک از تصاویر جزئی در بازه $[0, 1]$ قرار می‌گیرد. پس از این پیش‌پردازش، مرحله بعدی چندی‌سازی^۱ است.

1. Quantization



شکل ۷: الگوریتم حذف تصاویر جزئی با روش اول ترکیب گابوری.

کمتر است. تصاویر جزئی که دارای پراکندگی کمی هستند و پراکندگی داده‌ها در محدوده‌های خاصی است، معمولاً به‌طور مشخص حاوی ناحیه معیوب می‌باشند. زیرا این محدوده معیوب است که موجب شده ویژگی‌های این پیکسل‌ها بارزتر از بقیه نواحی تصویر خود را نمایان کنند. در تصاویری که عیب در آنها مشهود نیست، معمولاً پراکندگی به شکل فراوان وجود دارد که نمی‌توان آن تصویر را جهت ترکیب انتخاب کرد زیرا موجب می‌شود نواحی سالم به اشتباه معیوب در نظر گرفته شوند. مبنای حذف تصاویر توسط چشم انسان نیز به همین شکل است. یعنی چنانچه بخواهیم این دوازده تصویر را با چشم انتخاب کنیم، به دنبال تصاویر جزئی خواهیم بود که در آنها پراکندگی داده‌ای کم و متمرکز در یک ناحیه باشد. با این توصیف در این روش دیگر نیازی به دانستن این که چند تصویر جزئی می‌بایست حذف شوند، وجود ندارد. زیرا با الگوریتم ارائه‌شده تصاویر دارای پراکندگی داده کم انتخاب می‌شوند و در یک تصویر معیوب ممکن است کل تصاویر جزئی انتخاب شده و در تصویر معیوب دیگری هیچ کدام از تصاویر جزئی انتخاب نشوند. همچنین از آنجایی که دوازده تصویر جزئی مربوط به یک تصویر با هم مقایسه می‌شوند، نیاز به وجود یک یا چند تصویر نرمال از بین می‌رود.

مبنای آماری جهت محاسبه میزان پراکندگی واریانس است. واریانس مربع اختلاف مقادیر یک بردار را با میانگین آنها مشخص کرده و بر تعداد عناصر تقسیم می‌کند. چنانچه واریانس، σ^2 ، بردار داده‌ها x و تعداد عناصر بردار داده‌ها n باشد، واریانس به‌صورت (۵) محاسبه می‌گردد

$$\sigma^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \quad (5)$$

الگوریتم حذف تصاویر جزئی به این صورت است که پس از استخراج ویژگی توسط بانک فیلترهای گابور بهینه و تشکیل تصاویر جزئی و محاسبه انرژی، واریانس هر یک از این تصاویر جزئی محاسبه گردیده و این مبنای انتخاب تصاویر جزئی می‌گردد که حاوی نواحی معیوب هستند. واریانس در این مرحله به پنج صورت محاسبه می‌گردد:

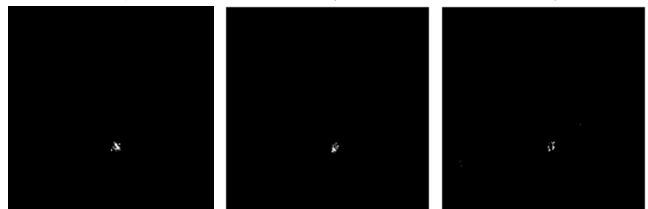
- پیکسل‌های هر تصویر جزئی همانند یک بردار در نظر گرفته می‌شوند و واریانس این بردار محاسبه می‌گردد. این واریانس به نام واریانس کل شناخته می‌شود.

- در هر تصویر جزئی، هر ستون از پیکسل‌ها به‌عنوان یک بردار در نظر گرفته شده و واریانس هر ستون به شکل جداگانه محاسبه می‌گردد. در کل برای یک تصویر $m \times n$ که m تعداد سطرها و n تعداد ستون‌ها است، پس از محاسبه واریانس، ابعاد ماتریس واریانس حاصل $1 \times n$ می‌شود. حال واریانس ماتریس به‌دست آمده را که یک بردار است محاسبه کرده و عدد حاصل، واریانس عمودی نام‌گذاری شده است.

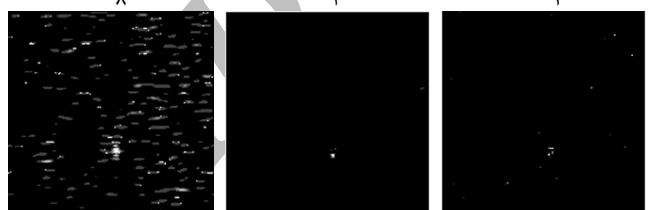
$$DI1: f = \frac{f_{max}}{8}, \theta = 0^\circ, \quad DI5: f = \frac{f_{max}}{4}, \theta = 0^\circ, \quad DI9: f = \frac{f_{max}}{2}, \theta = 0^\circ$$



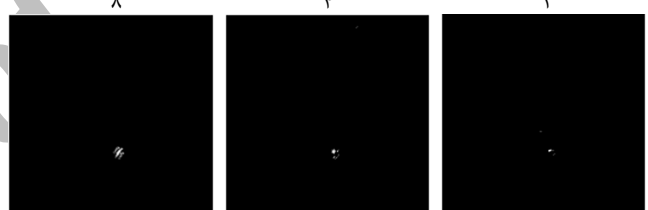
$$DI2: f = \frac{f_{max}}{8}, \theta = 45^\circ, \quad DI6: f = \frac{f_{max}}{4}, \theta = 45^\circ, \quad DI10: f = \frac{f_{max}}{2}, \theta = 45^\circ$$



$$DI3: f = \frac{f_{max}}{8}, \theta = 90^\circ, \quad DI7: f = \frac{f_{max}}{4}, \theta = 90^\circ, \quad DI11: f = \frac{f_{max}}{2}, \theta = 90^\circ$$



$$DI4: f = \frac{f_{max}}{8}, \theta = 135^\circ, \quad DI8: f = \frac{f_{max}}{4}, \theta = 135^\circ, \quad DI12: f = \frac{f_{max}}{2}, \theta = 135^\circ$$



شکل ۶: تصاویر جزئی چندی‌شده مربوط به شکل معیوب ۴-الف.

ویژگی را می‌دهند. انتخاب شش تصویر از دوازده تصویر به‌صورت تجربی و بیشتر بر مبنای مطالعات [۷] می‌باشد. این تصاویر به‌طور مشخص تری دربرگیرنده ناحیه معیوب هستند. به عبارتی عیب موجود در یک تصویر جزئی موجب شده است تا اختلاف انرژی در یک کانال زیاد شود. مابقی تصاویر جزئی نیز حذف می‌گردند. با حذف برخی از تصاویر جزئی با این روش عیب تقویت شده و نواحی غیر معیوب به نحوی با تأثیر کمتر ترکیب می‌شوند و سپس نقشه ویژگی تشکیل می‌شود. شکل ۷ الگوریتم حذف تصاویر جزئی با این روش را نشان می‌دهد.

۴-۲ روش دوم ترکیب گابوری

در روش اول ترکیب گابوری نه تنها نیاز به یک یا چند تصویر نرمال وجود دارد، بلکه تعیین تعداد تصاویر جزئی جهت حذف نیز به‌صورت دستی انجام می‌گیرد. روش دوم ترکیب گابوری، بر مبنای محاسبه میزان پراکندگی در تصاویر جزئی بوده و در این روش نیاز به داشتن تصویر یا تصاویر نرمال و نیز تعیین تعداد تصاویر حذف‌شده وجود ندارد.

ایده اصلی در روش اول ترکیب گابوری بر مبنای مقایسه تصویر معیوب با یک یا چند تصویر نرمال بوده، در حالی که در روش دوم ترکیب گابوری، ایده اصلی بر مبنای مقایسه تصاویر جزئی هر تصویر معیوب با یکدیگر است. به این صورت که در این روش پس از استخراج ویژگی از تصویر معیوب و تشکیل تصاویر جزئی و محاسبه انرژی، تصاویر جزئی جهت ترکیب انتخاب می‌شوند که میزان پراکندگی داده‌ها در آن تصاویر

در شکل ۸ تشخیص عیب چهار نمونه تصویر فولاد معیوب توسط هر دو روش ترکیب گابوری انجام شده که نتیجه به‌دست آمده از آنها به‌صورت بصری نمایش داده شده است. در این شکل، نتایج به‌دست آمده از کلاسه‌بند K-means بهینه‌شده نیز جهت مقایسه نشان داده شده است. در شکل ۹ تصاویر جزئی مربوط به شکل ۸-الف (سمت راست) نشان داده شده است. این تصاویر جزئی به‌صورت نرمال‌نشده هستند و مقادیر پنج واریانس محاسبه‌شده برای هر تصویر جزئی در بالای هر یک از آنها درج شده است. چشم انسان تصاویر جزئی ۱، ۳، ۵، ۷، ۹ و ۱۱ را جهت ترکیب و تشخیص ناحیه معیوب انتخاب می‌کند. مراحل کلی انتخاب تصاویر جزئی با این روش نیز در شکل ۱۰ نشان داده شده است. در الگوریتم انتخاب تصاویر جزئی در این روش، با نرمال‌سازی، هر یک از واریانس‌ها در کل تصاویر جزئی و در هر جهت بر مقدار ماکزیمم خود تقسیم شده تا همه آنها در محدوده یکسان و از صفر تا یک قرار گیرند. این کار به این دلیل است که در بعضی تصاویر جزئی به‌ویژه آنهایی که دارای فرکانس بالا هستند، مقادیر کل پیکسل‌ها کمتر از بقیه تصاویر جزئی است. حال چنانچه در این تصاویر جزئی عیبی نمایان باشد، چون مقادیر پیکسل‌های آن کم است، مقدار حاصله برای واریانس‌ها نیز کم خواهد شد که منجر به عدم انتخاب این تصویر جزئی می‌گردد. در هر تصویر جزئی پس از نرمال‌سازی مقادیر واریانس‌ها، چنانچه حداقل یکی از مقادیر پنج واریانس بیشتر از سطح آستانه مشخصی باشد، انتخاب آن تصویر جزئی جهت ترکیب انجام می‌گیرد. در شکل ۱۱ مقادیر پنج واریانس مربوط به تصاویر جزئی شکل ۹ به‌صورت نمودار نشان داده شده‌اند. همان‌گونه که در این شکل نیز مشاهده می‌گردد با در نظر گرفتن مقدار آستانه ۰/۱ دقیقاً تصاویر جزئی ۱، ۳، ۵، ۷، ۹ و ۱۱ جهت ترکیب انتخاب می‌شوند که با عملکرد چشم انسان مطابقت دارد. البته باید توجه کرد که در موقع ترکیب تصاویر جزئی انتخاب‌شده با یکدیگر، تصاویر جزئی چندی‌شده با هم ترکیب می‌شوند که ناحیه معیوب را بهتر مشخص کنند.

۵- نتیجه‌گیری

در این مقاله جهت بخش‌بندی تصویر از دو روش اصلی بخش‌بندی، یکی با کلاسه‌بند K-means و دیگری روش جدید ترکیب گابوری استفاده شد. کلاسه‌بند K-means توانست با نرمال‌سازی و اضافه‌کردن مقدار سطح خاکستری هر پیکسل به‌عنوان ویژگی سیزدهم به شکل بهینه عمل کند. روش دوم ترکیب گابوری نیز توانست با استفاده از میزان پراکندگی داده‌های هر تصویر جزئی، دو عیب عمده روش اول ترکیب گابوری را که شامل نیاز به تصویر یا تصاویر نرمال و نیز تعیین تعداد تصاویر جزئی جهت حذف می‌شد، مرتفع کند و از نتایج بهتری نیز برخوردار گردد. میانگین نتایج به‌دست آمده با روش‌های مختلف بر روی ۲۰ تصویر از دو مجموعه داده با ابعاد ۵۱۲×۵۱۲ با دو پارامتر ارزیابی SNS^1 و SPC^2 در جدول ۱ نشان داده شده است. جهت تعیین پارامترهای ارزیابی، تصاویر اصلی برچسب‌گذاری شده‌اند که SNS ، درصد پیکسل‌های معیوب درست تشخیص داده شده و SPC نیز درصد پیکسل‌های سالم درست تشخیص داده شده با توجه به تصویر برچسب‌گذاری شده می‌باشند. در برخی از تصاویر مانند شکل ۸-ب (سمت چپ)، میزان SNS در روش کلاسه‌بند K-means بهینه با نرمال‌سازی و اضافه‌کردن مقدار

- محاسبه واریانس افقی همانند محاسبه واریانس عمودی است با این تفاوت که ابتدا واریانس پیکسل‌های هر تصویر جزئی در هر سطر محاسبه شده و پس از آن واریانس بردار حاصله با ابعاد $m \times 1$ برای یک تصویر $m \times n$ به‌دست می‌آید. این واریانس، واریانس افقی نام‌گذاری شده است.

- نوع دیگری از واریانس محاسبه‌شده، واریانس 45° نام‌گذاری شده است. محاسبه این واریانس به این صورت است که تصویر به اندازه 45° چرخانده شده و سپس واریانس کل پیکسل‌های آن محاسبه می‌گردد.

- واریانس محاسبه‌شده دیگر، واریانس 135° نام‌گذاری شده است که این واریانس نیز مانند واریانس 45° محاسبه می‌شود، با این تفاوت که تصویر 135° چرخانده می‌شود و واریانس کل پیکسل‌ها محاسبه می‌شود.

مبنای چرخاندن تصویر به‌صورت 45° و 135° با روشی که در [۷] گفته شده انجام می‌شود. در این روش با فرض داشتن ماتریس 4×4 به نام ماتریس A ، ماتریس‌های A_{45° و A_{135° به‌صورت (۶) محاسبه می‌گردند

$$A = \begin{bmatrix} a & b & c & d \\ e & f & g & h \\ i & j & k & l \\ m & n & o & p \end{bmatrix}$$

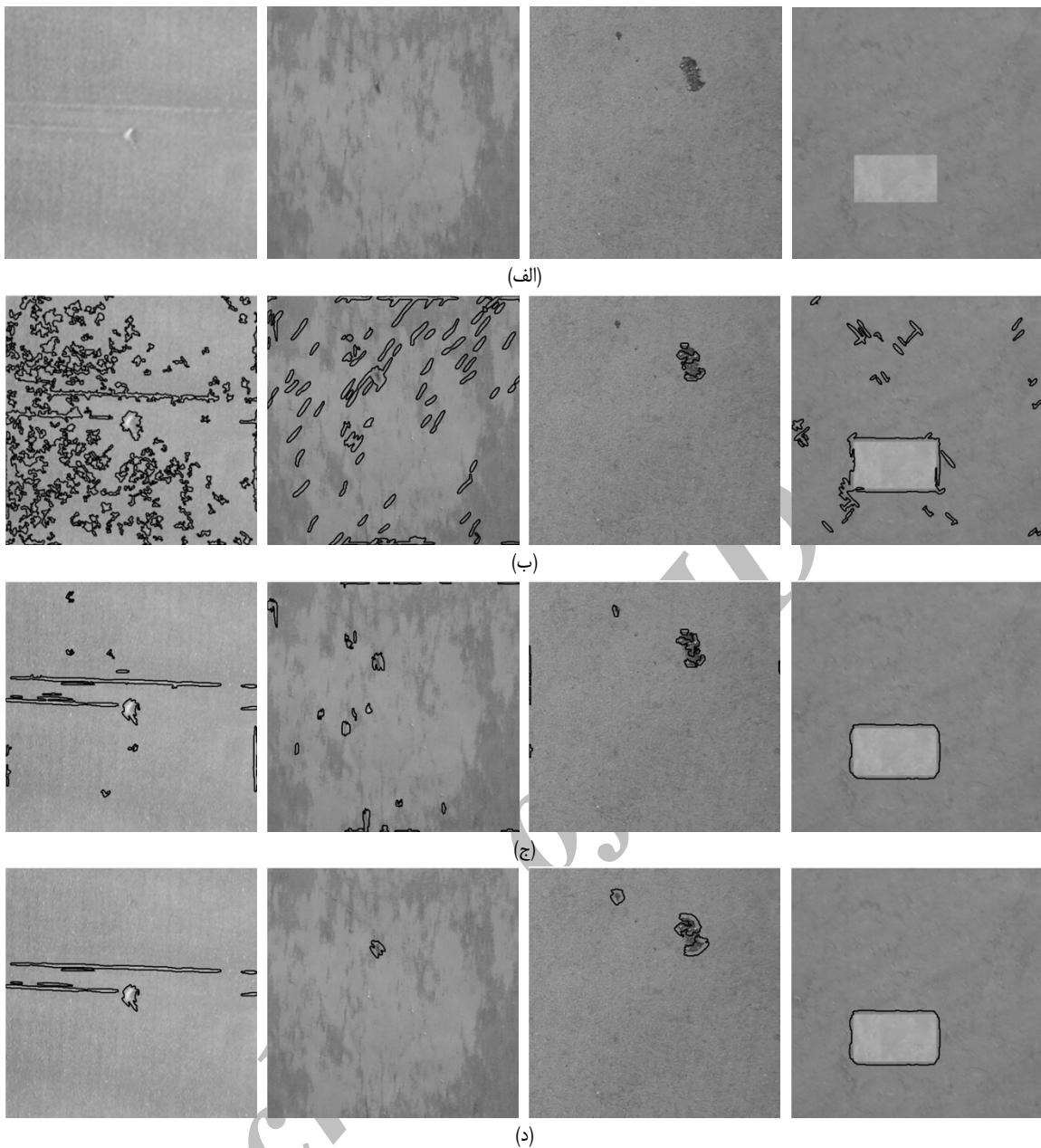
$$A_{45^\circ} = \begin{bmatrix} a & f & k & p \\ b & g & l & m \\ c & h & i & n \\ d & e & j & o \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$A_{135^\circ} = \begin{bmatrix} a & h & k & n \\ b & e & l & o \\ c & f & i & p \\ d & g & j & m \end{bmatrix}$$

نتایج بررسی‌ها در این تحقیق نشان می‌دهد که چنانچه عیوب موجود در یک تصویر جزئی در یک جهت، مشخص‌تر از عیوب بقیه تصاویر جزئی در همان جهت باشند، مقدار واریانس آن تصویر جزئی نیز در همان جهت بیشتر از مقدار واریانس بقیه تصاویر جزئی است. در واقع عیوب در جهات مختلف با استفاده از مقادیر واریانس در چهار جهت مشخص می‌شوند و واریانس کل نیز نشان‌دهنده میزان پراکندگی داده‌ها در کل تصویر است که این واریانس میزان پراکندگی را به‌صورت جهت‌دار مشخص نمی‌کند. هرچه مقدار واریانس در یک تصویر جزئی نسبت به بقیه تصاویر جزئی بیشتر باشد، پراکندگی داده‌ها در آن تصویر کمتر و یا به بیانی دیگر تمرکز مکانی داده‌های آن تصویر بیشتر است و نتیجه آن که عیب در آن تصویر جزئی مشخص‌تر است. با چشم انسان نیز تصاویر جزئی به‌صورتی انتخاب می‌شوند که تقریباً همه مقادیر پیکسل‌ها نزدیک به صفر باشند و تنها در محدوده‌های اندکی این مقادیر شدت بیشتری پیدا کنند که این به معنای آن است که واریانس آن تصویر جزئی زیاد بوده و در نتیجه چشم آن را انتخاب می‌کند.

چون واریانس کل به تنهایی در مورد همه تصاویر جزئی درست عمل نمی‌کند و ممکن است تصاویر جزئی وجود داشته باشند که مقدار واریانس کل آنها کم باشد و چشم انسان نیز نتواند آنها را به‌عنوان تصویر جزئی حاوی ناحیه معیوب مناسب انتخاب کند، لذا از چهار مقدار واریانس دیگر در الگوریتم استفاده می‌گردد.

1. Sensitivity
2. Specificity



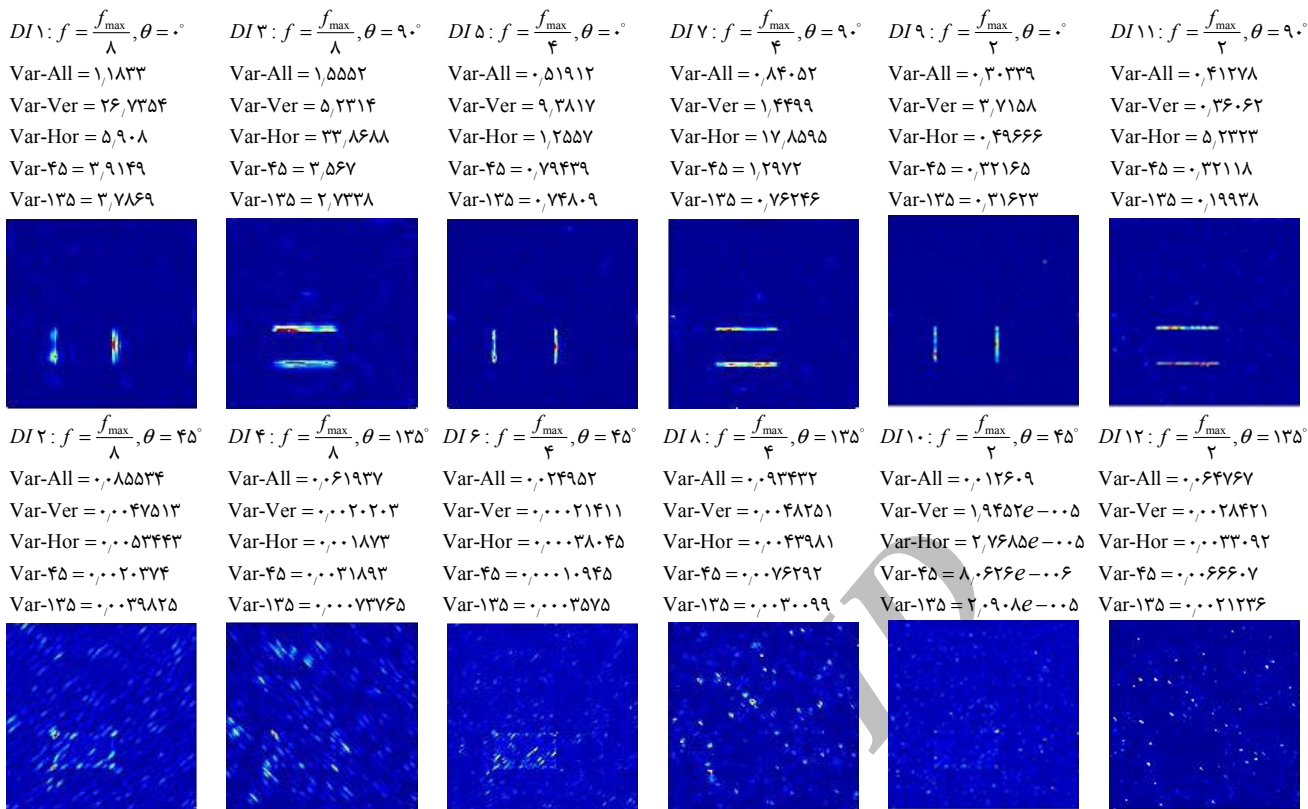
شکل ۸: (الف) تصاویر سطوح فولادی معیوب، (ب) عیوب مشخص شده توسط کلاسه‌بند K - means بهینه پس از نرمال‌سازی و اضافه کردن مقدار سطح خاکستری هر پیکسل به بردار ویژگی، (ج) عیوب مشخص شده توسط روش اول ترکیب گابوری و (د) عیوب مشخص شده توسط روش دوم ترکیب گابوری.

به کار گرفته شد و سعی شد عیوب سطوح به کمک الگوریتم‌های اول و دوم ترکیب گابوری (پیشنهاد شده در این تحقیق) و روش ویولت استاندارد تشخیص داده شود. دقت الگوریتم مبتنی بر ویولت در آزمون‌ها به طور متوسط ۹۲/۱۳ درصد بود در حالی که روش‌های ترکیب گابوری ۱ و ۲ به ترتیب به ۹۴/۸ و ۹۵/۹ درصد تشخیص صحیح رسیدند. این به معنی ۲/۶۷ و ۳/۷۷ درصد بهبود در دقت تشخیص است. البته یکی از محدودیت‌های این تحقیق عدم وجود یک مجموعه داده استاندارد سطوح فولادی است که انجام آزمون‌های مقایسه‌ای را محدود می‌سازد. دقت‌های گزارش شده میانگین مقادیر SPC و SNS هستند.

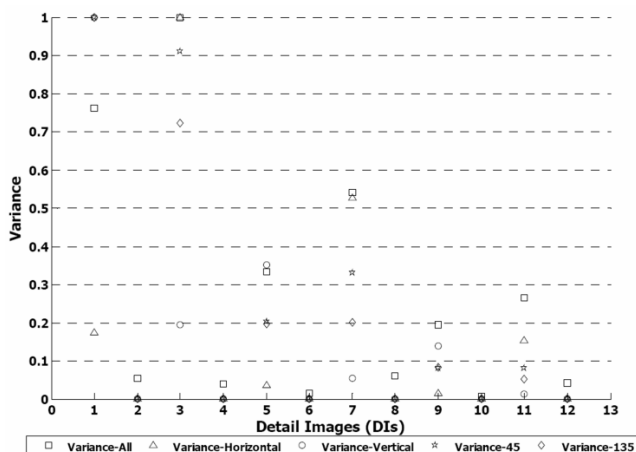
زمان انجام الگوریتم‌های ویولت و ترکیب گابوری نیز به کمک یک سیستم Pentium Core ۲ duo ۲٫۴ GHz و نرم‌افزار Matlab با هم مقایسه گردید. به طور متوسط زمان پردازش هر تصویر به کمک کدهای Matlab بهینه شده برای ویولت ۵۲۳ میلی‌ثانیه و برای ترکیب گابوری ۱ و ۲ برابر ۵۲۵ و ۵۲۸ میلی‌ثانیه بود. بدین ترتیب ویولت و ترکیب گابوری تقریباً هم‌سرعت هستند و ترکیب گابوری ۲ تنها حدود ۲/۸۵ درصد از

سطح خاکستری هر پیکسل به بردار ویژگی‌ها، بیشتر از روش ترکیب گابوری است، لیکن میزان SPC در آن پایین‌تر است که به معنای آن است که نواحی سالم بسیاری به عنوان ناحیه معیوب شناخته شده‌اند که با این وجود هر چند درصد SNS اندکی بالاتر از روش ترکیب گابوری است، لیکن تصویر خروجی بخش‌بندی شده مطلوبی را نمایش نمی‌دهد. به عبارتی دیگر هر دو مقدار SNS و SPC می‌بایست در حد قابل قبولی باشند تا کیفیت روش مورد استفاده، مطلوب ارزیابی شود. در مجموع برای کل تصاویر مورد آزمایش، روش ترکیب گابوری هم از نظر SNS و هم از نظر SPC از میزان بالاتری نسبت به روش‌های بخش‌بندی با کلاسه‌بند K - means برخوردار است که در این بین، روش دوم ترکیب گابوری نتایج بهتری را از خود نشان می‌دهد. میانگین درصد تشخیص عیوب یا SNS در روش دوم ترکیب گابوری ۹۲/۸۹ درصد می‌باشد.

در مجموعه دیگری از تست‌ها که به خاطر مقایسه روش پیشنهادی با سایر روش‌های معمول در تحلیل بافت و تشخیص عیوب بافتی انجام شد [۱۶]، مجموعه‌ای از ۶۰ تصویر سطوح فولادی با ابعاد ۵۱۲×۵۱۲ پیکسل



شکل ۹: تصاویر جزئی نرمال‌نشده مربوط به شکل ۸-الف (سمت راست).

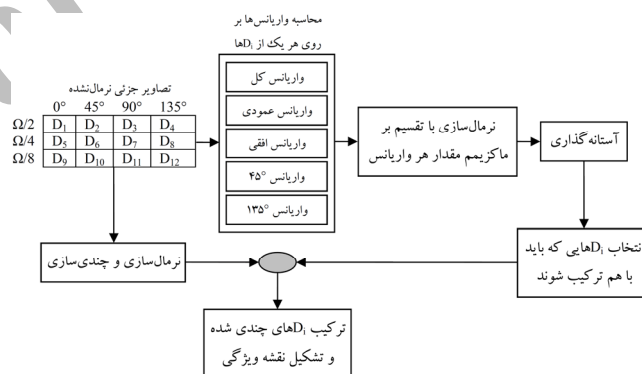


شکل ۱۱: مقادیر واریانس‌های نرمال‌شده در محدوده صفر و یک از تصاویر جزئی نرمال‌نشده مربوط به شکل ۸-الف (سمت راست).

آنها کندتر است. مجموع این مقایسه‌ها بر مزیت نسبی روش‌های ترکیب گابوری نسبت به ویولت دلالت می‌کند.

مراجع

- [1] J. Alemasoom, *Texture Segmentation towards Defect Detection*, M. Sc. Thesis, University of Isfahan, Oct. 2008.
- [2] J. P. Yun, S. Choi, J. W. Kim, and S. W. Kim, "Automatic detection of cracks in raw steel block using Gabor filter optimized by univariate dynamic encoding algorithm for searches (uDEAS)," *NDT & E Int.*, vol. 42, no. 5, pp. 389-397, Jul. 2009.
- [3] H. Sari-Sarraf and J. Goddard, "Vision system for on-loom fabric inspection," *IEEE Trans. on Industry Applications*, vol. 35, no. 8, pp. 1252-1259, Nov./Dec. 1999.
- [4] H. Sari-Sarraf, J. S. Goddard, B. R. Abidi, and M. A. Hunt, "Vision system for on-line characterization of paper slurry," *Int. J. of Imaging Systems and Technology*, vol. 11, no. 4, pp. 231-242, 2000.
- [5] A. Kumar and G. K. H. Pang, "Defect detection in textured materials using Gabor filters," *IEEE Trans. on Industry Applications*, vol. 38, no. 2, pp. 425-440, Mar./Apr. 2002.



شکل ۱۰: مراحل کلی انتخاب تصاویر جزئی با روش دوم ترکیب گابوری.

جدول ۱: مقایسه میانگین نتایج به‌دست آمده در بین روش‌های آزمایش‌شده (مقادیر بر حسب درصد هستند).

SPC	SNS	روش آزمایش‌شده
۹۵٫۹۹	۶۴٫۵۸	اعمال کلاسه‌بند K - means بدون نرمال‌سازی بردار ویژگی
۹۳٫۰۳	۷۵٫۷۵	اعمال کلاسه‌بند K - means با نرمال‌سازی ماکزیم
۹۷٫۱۱	۸۵٫۷۳	اعمال کلاسه‌بند K - means با نرمال‌سازی میانگین و انحراف معیار
۹۵٫۶۸	۸۹٫۷۱	اعمال کلاسه‌بند K - means با نرمال‌سازی میانگین و انحراف معیار و اضافه‌کردن مقدار سطح خاکستری پیکسل‌ها به‌عنوان ویژگی سیزدهم (کلاسه‌بند K - means بهینه)
۹۹٫۳۵	۹۰٫۵۵	روش اول ترکیب گابوری: روش پیشنهادی بر مبنای انتخاب یک یا چند تصویر نرمال برای هر تصویر معیوب و نیز تعیین تعداد تصاویر جزئی جهت حذف
۹۹٫۳۶	۹۲٫۸۹	روش دوم ترکیب گابوری: روش پیشنهادی بر مبنای محاسبه چند مقدار واریانس در هر تصویر جزئی

سیدجلیل‌الدین آل‌معصوم تحصیلات خود را در مقاطع کارشناسی و کارشناسی ارشد مهندسی کامپیوتر به‌ترتیب در سالهای ۱۳۸۱ و ۱۳۸۷ در دانشگاه اصفهان به پایان رسانده است و هم‌اکنون در مدیریت اکتشاف شرکت ملی نفت ایران مشغول به تحقیق می‌باشد. نام‌برده از سال ۱۳۸۱ به‌تتابع به تدریس در وزارت آموزش و پرورش، دانشگاه آزاد اسلامی واحد اقلید و دانشگاه اصفهان مشغول بوده و در سال‌های ۱۳۸۳ الی ۱۳۸۵ در مرکز تحقیقات برق، الکترونیک و کامپیوتر دانشگاه اصفهان به فعالیت پرداخته است. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه ایشان عبارتند از: پردازش تصاویر، بینایی ماشین، شبکه‌های عصبی، تحلیل بافت و تشخیص الگو.

سیدامیرحسین منجمی متولد ۱۳۴۷ در اصفهان، ایران، لیسانس مهندسی برق و کامپیوتر دانشگاه صنعتی اصفهان ۱۳۶۹، فوق لیسانس مهندسی کامپیوتر، هوش ماشین و رباتیک از دانشگاه شیراز ۱۳۷۳ و دکتری مهندسی کامپیوتر پردازش تصاویر و تشخیص الگو، دانشگاه بریستول انگلستان ۱۳۸۳، اکنون به عنوان استادیار و عضو هیأت‌علمی گروه مهندسی کامپیوتر، دانشکده مهندسی، دانشگاه اصفهان مشغول به فعالیت است. سرفصل‌های تحقیقاتی وی، پردازش تصاویر و بینایی ماشین، شبکه‌های عصبی، تشخیص الگو و امحای فیزیکی و بیروس‌ها می‌باشد.

هاله‌السادات آل‌معصوم تحصیلات خود را در مقطع کارشناسی مهندسی کامپیوتر در سال ۱۳۹۰ در دانشگاه اصفهان به پایان رسانده است و هم‌اکنون در این دانشگاه مشغول به تحقیق و پژوهش می‌باشد. زمینه‌های علمی مورد علاقه ایشان متنوع بوده و شامل موضوعاتی مانند پردازش تصاویر، هوش مصنوعی و شبکه‌های عصبی است.

- [6] M. Petrou, J. Kitter, and K. Y. Song, "Automatic surface crack detection on textured materials," *J. of Materials Processing Technology*, vol. 56, no. 1-4, pp. 158-167, Jan. 1996.
- [7] A. Monadjemi, Towards Efficient Texture Classification and Abnormality Detection, Ph. D Thesis, Bristol University, 2004.
- [8] M. Mirmehdi and M. Petrou, "Segmentation of color textures," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 22, no. 2, pp. 142-159, Feb. 2000.
- [9] 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.
- [10] X. Liu and D. Wang, "Image segmentation using local spectral histograms," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 15, no. 10, pp. 3066-3077, Oct. 2006.
- [11] T. Weldon, W. Higgins, and D. Dunn, "Gabor filter design for multiple texture segmentation," *Optical Engineering*, vol. 35, no. 10, pp. 2852-2863, 1996.
- [12] T. Ojala, M. Pietikainen, and D. Harwood, "A comparative study of texture measures with classification based on feature distribution," *IEEE Trans. on Pattern Recognition*, vol. 29, no. 1, pp. 51-59, Jan. 1996.
- [13] R. Haralick, K. Shanmugam, and I. Dinstein, "Textural features for image classification," *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 3, no. 6, pp. 610-621, Nov. 1973.
- [14] D. Clausi and M. Jernigan, "Designing Gabor filters for optimal texture separability," *Pattern Recognition*, vol. 33, no. 11, pp. 1835-1849, Nov. 2000.
- [15] A. K. Jain and F. Farrokhnia, "Unsupervised texture segmentation using Gabor filters," *Pattern Recognition*, vol. 24, no. 12, pp. 1167-1186, 1991.
- [16] E. Abouei Mehrizi, A. Monadjemi, and M. Ashorian, "Color steel plates defect detection using wavelet and color analysis," *Int. J. of Computer Science & Information Security, IJCSIS*, vol. 8, no. 2, pp. 285-292, May 2010.

Archive of SID