

یک الگوریتم برای شناسایی و تشخیص عیوب لوله های صنعتی با استفاده از

پردازش تصویر

چکیده

این مقاله یک الگوریتم موثر برای شناسایی و تشخیص نقص در لوله های صنعتی ارائه می کند. در خیلی از صنایع، روش های تشخیص نقص معمولا توسط نیروی انسانی با تجربه که نقص را با الگوهای دستی شناسایی می کنند انجام می شود. با این حال، روش های تشخیص بسیار گران و وقت گیر هستند. برای غلبه بر این مشکلات، یک روش برای تشخیص خودکار و موثر نقص در لوله های صنعتی بر اساس پردازش تصویر معرفی شده است. اگر چه اغلب روش های مبتنی بر تصویر بر روی دقت تشخیص خطا تمرکز دارند، زمان محاسبه برای کاربردهای عملی بسیار مهم است. الگوریتم پیشنهادی شامل سه مرحله است. در گام اول، تصویر RGB از لوله را به یک تصویر سیاه و سفید تبدیل می کند و لبه ها را با استفاده از روش گرادیان سوبل مشخص می کند، و بعد از آن اشیا نامطلوب را بنا به اندازه آنها حذف می کند. در مرحله دوم، ابعاد لوله را مشخص می کند و در نهایت این الگوریتم نقص را به عنوان مثال، حفره ها و ترک در لوله براساس ویژگی های آنها را شناسایی و تشخیص می دهد. آزمایشات بر روی انواع لوله ها با استفاده از الگوریتم انجام شده است و نتایج نشان می دهد که دقت نرخ شناسایی حدود 96٪ در تشخیص سوراخ و 93٪ در تشخیص ترک است.

کلمات کلیدی: تشخیص نقص؛ شناسایی نقص؛ پردازش تصویر؛ صنعت لوله؛

1. مقدمه

تشخیص نقص بینایی افزایش قابل توجهی در سال‌های اخیر داشته است زیرا در زمینه بینایی کامپیوتر مهم و پیچیده است. طیف گسترده‌ای از زمینه‌های کاربرد، از جمله تشخیص خودکار شی، تجزیه و تحلیل فعالیت‌های نظارت بر شی و تعامل کامپیوتر با انسان است. در این مقاله، یک الگوریتم برای تشخیص خطاهایی خاص بیان شده است که ممکن است حین توسعه لوله‌های صنعتی بوجود آیند، که پس از آن شرکت نیاز به تحقیق و حل آن پیدا کند. تشخیص و شناسایی ناهنجاری‌های لوله‌های صنعتی مهم‌ترین گام در طول ساخت و بازرسی است. اگرچه، می‌تواند به صورت دستی به کمک نیروی انسانی با تجربه انجام شود اما بازرسی دستی لوله‌های صنعتی تعدادی اشکال عمده دارد از جمله می‌توان به بالا بودن هزینه‌ها، پرزحمت بودن، بهره‌وری پایین و وقت‌گیر بودن اشاره کرد. بنابراین، یک الگوریتم براساس پردازش تصویر برای تشخیص نقص ارائه شده است. در حال حاضر برخی از سیستم‌ها برای تشخیص نقص به صورت تجاری در محصولات توسعه یافته‌اند. بنابه مدت زمان طولانی برای مقابله با تشخیص نقص، چندین تکنیک با استفاده از پردازش تصویر ارائه شده است [1,2]. عبد القادر و همکارانش یک روش با استفاده از تبدیل موجک، تبدیل فوریه، فیلتر Sobel، و فیلتر canny در [3] ارائه کرده‌اند. هاتچینسون و همکارانش در [4] از فیلتر canny و تبدیل موجک برای تشخیص نقص استفاده کرده‌اند. یک روش خودکار دیگر نیز توسط وو ژو-فی، بای هوآ در [5] انجام شده است. این روش، یک روش استخراج ویژگی نقص در فضای رنگ HSV براساس پردازش تصویر است. آنها از تقسیم‌بندی ریاضی QFCM (خوشه‌بندی سریع فازی C-متوسط) استفاده می‌کنند. یکی دیگر از روش‌ها در میان روش‌های پیشنهاد شده مبتنی بر عملیات مورفولوژیکی در نقص لوله‌های زیرزمینی است. Shivprakash و K. Sinha [6] از عملیات مورفولوژیکی، تقسیم‌بندی با استفاده از تشخیص لبه استفاده می‌کنند. امروزه، تحقیقات گسترده و پیچیده‌ای در سراسر جهان انجام شده است. به تازگی، نقص اتوماتیک و سیستم بازرسی آنلاین برای بازرسی سطح داخلی گرمایش، تهویه و تهویه مطبوع (HVAC) خط لوله کانال [7] توسعه داده شده است. در مقاله به جای تشخیص لبه سوبل، از لبه SUSAN برای تشخیص استفاده کرده‌اند که در آن لبه‌ها توسط دایره شناسایی شده است. روش خوشه‌بندی K-mean برای طبقه‌بندی ویژگی‌هایی از قبیل سوراخ، ترک و پوسیدگی استفاده شده است. اما روش استخراج ویژگی مورد استفاده

در این کار متفاوت از روش‌هایی است که تا به حال مورد بحث قرار گرفته است. کاربرد دیگر پردازش تصویر تقسیم‌بندی براساس تشخیص لبه‌ی گرفته شده توسط CCTV است که توسط تونگ چینگ سو و همکارانش مورد استفاده قرار گرفته است [8]. آنها روش خاصی برای تشخیص نقص مانند شکستگی‌های متعدد، خرابی، سوراخ، فروریختگی و غیره استفاده کرده‌اند. اما آنها بین نقص و نقص‌هایی که مشخص شده‌اند تمایز قایل نشدند. بسیاری از این الگوریتم‌ها برای شناسایی ترک لوله‌های زیرزمینی طراحی شده است. با این حال، برای لوله‌های صنعت، این الگوریتم ممکن است همیشه دقت لازم برای تشخیص نقص به‌عنوان مثال، سوراخ و ترک را نداشته باشد.

الگوریتم پیشنهادی به سه بخش تقسیم شده است. در بخش اول، برخی اعمال قبل از پردازش تصویر کامل از جمله تبدیل مقیاس خاکستری، تشخیص لبه و حذف اشیا پر سر و صدا انجام می‌شود. در بخش بعدی، لوله کل تصویر استخراج شده و در آخرین مرحله، روش شناسایی به کار برده می‌شود. در بخش یک، تصویر RGB به یک تصویر مقیاس خاکستری تبدیل شده و سپس لبه با استفاده از روش گرادیان سوبل [10] تشخیص داده می‌شود. بعد از استفاده از روش گرادیان سوبل [10]، تصویر حاصل ممکن است حاوی برخی از اشیاء پر سروصدا باشد که می‌تواند نتایج اشتباه در الگوریتم ایجاد کند. برای به‌حد اقل رساندن تاثیر آنها، این اشیاء ناخواسته با توجه به اندازه آنها حذف خواهند شد. پس یک محدوده در اطراف لوله تولید شده است. در بخش دوم، عملیات اساسی مورفولوژیکی [11] برای توصیف شکل منطقه و خطوط اتصال مجزا استفاده شده است. در نهایت برخی از ویژگی‌های اساسی به‌عنوان مثال، مساحت و محیط برای هر شیء محاسبه شده است. پس از آن نقص مانند سوراخ و پوسیدگی براساس پارمتر محیط تشخیص داده می‌شود.

2. الگوریتم پیشنهادی

الگوریتم پیشنهادی، نقص لوله‌های صنعتی را از طریق پردازش تصویر تشخیص می‌دهد. که در سه بخش مرتب شده است. بخش اول اعمال قبل از پردازش، دومی استخراج لوله از پس‌زمینه و سومی شناسایی نقص است. خلاصه ای از روش ما در زیر توسط یک فلوچارت (شکل 1) نشان داده شده است.

A. اعمال قبل از پردازش

داده‌های خام (تصویر RGB) به دست آمده از دوربین‌های دیجیتال برای تجزیه و تحلیل بیشتر داده‌ها پردازش می‌شود.

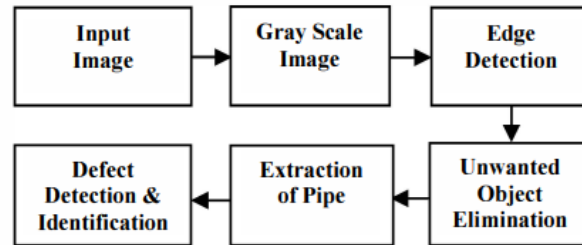


Fig. 1. The process flowchart of the proposed algorithm

که شامل تبدیل مقیاس [9]، تشخیص لبه و حذف اشیاء پر سر و صدا موجود در تصویر خام است. مراحل متفاوت پردازش داده زیر نشان داده شده است.

1) تشخیص لبه‌ها: در تصویر RGB که تبدیل به سیاه و سفید شده است و سپس الگوریتم گرادیان سوبل [10]، برای تشخیص تغییرات شدید و حفظ نقص به کار گرفته شده است. لبه سوبل شیب مرز اشیاء را حفظ می‌کند. گرادیان بردار است و مولفه‌های اندازه‌گیری در جهت X و Y است. مولفه‌ها با استفاده از رابطه (1) و (2) پیدا شده است.

$$\frac{\partial f(x,y)}{\partial x} = \Delta x = \frac{f(x+dx,y)-f(x,y)}{\partial x} \quad (1)$$

$$\frac{\partial f(x,y)}{\partial y} = \Delta y = \frac{f(x,y+dy)-f(x,y)}{\partial y} \quad (2)$$

که در آن، F تابع شدت است. برای تشخیص یک ناپیوستگی شیب، تغییر در شیب با (Y, X) محاسبه شده و اندازه (M) و جهت شیب با استفاده از روابط (3) و (4) پیدا شده است. یک پیکسل در محل (Y, X) یک مدل بر اساس لبه پیکسل (5) است.

$$M = \sqrt{(\Delta x^2 + \Delta y^2)} \quad (3)$$

$$\theta = \tan^{-1}\left(\frac{\Delta y}{\Delta x}\right) \quad (4)$$

$$BW(x,y) = \begin{cases} 1, & \text{if } M(x,y) > T_h \\ 0, & \text{if } M(x,y) < T_h \end{cases} \quad (5)$$

که در آن، روش گرادیان سوبل آستانه T_h را بطور خودکار می‌پذیرد.

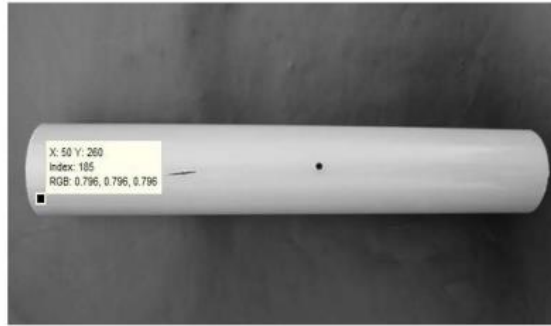


Fig. 2. Gray scale image

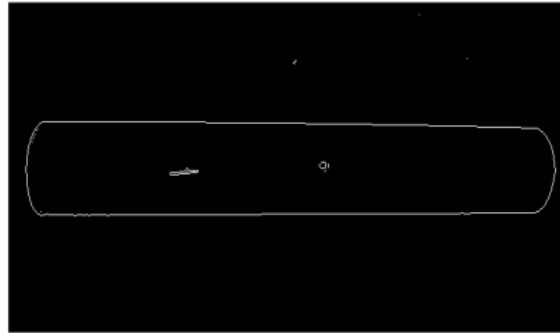


Fig. 3. Sobel gradient image. After applying Sobel gradient to the gray scale image, the resultant image contains the edges of pipe and the defects.

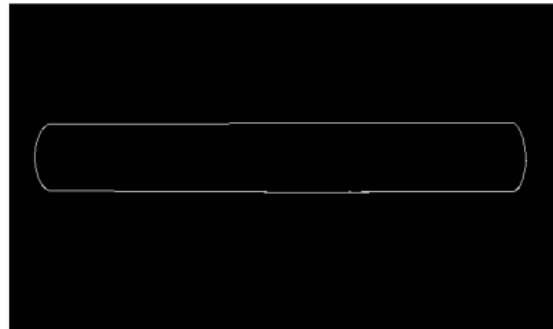


Fig. 4. Sobel gradient image of a pipe without any defect (ideal case). Ideally, Sobel gradient finds the edges only in the boundary of a pipe if the pipe has no defect.

پس از اتمام و ترکیبی از تشخیص لبه عمودی و افقی، سوبل لبه حاصل از تشخیص می‌دهد. شکل 3 نمونه ای از تصویر شیب سوبل است. و شکل 4 مثالی از حالت ایده‌آل است. تنها مرز شی نشان داده شده است.

B. استخراج لوله

استخراج لوله بخش مهمی از این الگوریتم است. همان‌گونه که سروصدا در پس‌زمینه در نقص (سوراخ و ترک) مشکلاتی ایجاد می‌کند، استخراج لوله از پس‌زمینه ضروری است. این بخش شامل اجرای پیکسل به پیکسل تصاویر و انجام

محاسبات متعدد با استفاده از این پیکسل و پیکسل‌های اطراف آن است. که شامل سه مرحله است. از نتیجه تصویر لبه، الگوریتم اشیاء ناخواسته را حذف می‌کند. سپس یک محدوده در اطراف لوله برای حضور برخی سر و صدا در تصویر ایجاد می‌شود و آخرین استخراج لوله از پس زمینه انجام می‌شود. با استخراج لوله، تصویر آزمون به شیوه‌ای مناسب‌تر برای پردازش بیشتر ارائه شده است. الگوریتم پیشنهاد شده در زیر توصیف شده است.

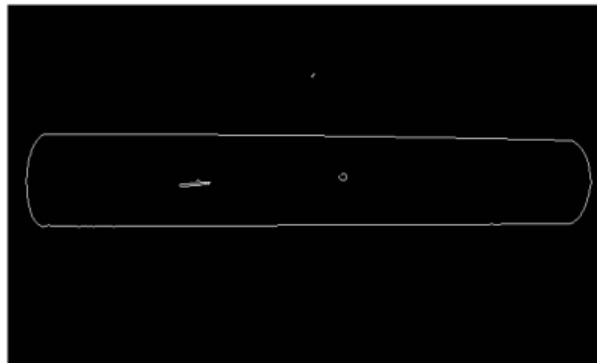


Fig. 5. Unwanted object elimination. Noisy objects are eliminated based on area.

(1) حذف شیء ناخواسته: ابتدا، نقص و مرز اشیاء برجسته می‌شود. بنابراین، اشیاء (برخی از نقاط، برخی از اشیاء کوچک و پر سر و صدا) در پیش‌زمینه و پس‌زمینه همانگونه که در شکل 5 نشان داده شده باقی می‌مانند. هدف اصلی تنها حفظ نقص در پیش‌زمینه است. بنابراین، اشیاء غیرضروری باید حذف شوند. حذف شیء ناخواسته از فرمول زیر پیروی می‌کند (6).

$$BW(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{if } M(x, y) \geq T_{area} \\ 0, & \text{if } M(x, y) < T_{area} \end{cases} \quad (6)$$

اگر اندازه یک شیء بسیار بزرگ باشد، آستانه بهینه (T_{area}) مقدار اکثر اشیاء ناخواسته را دور می‌اندازد. بنابراین، الگوریتم تمام اجزای متصل (اشیاء) که کمتر از پیکسل T_{area} هستند حذف می‌کند. در شکل 5، می‌توان دید که شیء ناخواسته حذف شده است. با این وجود، برخی از صداها هنوز باقیست. بنابراین استخراج لوله لازم است.

(2) ایجاد محدوده: قبل از جدا شدن لوله از پس‌زمینه، محدوده اطراف جسم بزرگ با توجه به الگوریتم براساس رابطه (7) ایجاد می‌شود،

$$B.box = \begin{cases} 1, & \text{if } obj.area(l) \geq obj.area(i) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

که در آن، $obj.area(l)$ نشان‌دهنده بزرگترین شی حاضر در تصویر است در حالی که $obj.area(i)$ نشان‌دهنده اشیاء دیگر است. فرض بر این است که لوله در تصویر بزرگترین جسم است و با توجه به این محدوده‌ی حاصل در شکل نشان داده شده است 6.

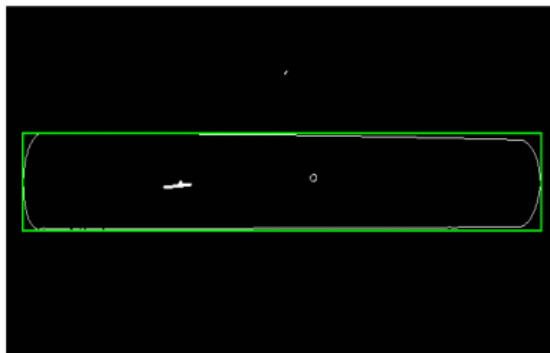


Fig. 6. Bounding-box is created around largest object. It is based on the respective size of the area of all objects present in the image.

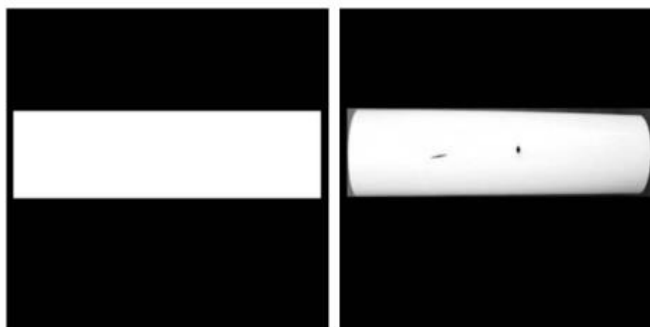


Fig. 7. (a) Image containing the foreground pixels (b) Image after extraction of pipe. This is extracted by multiplying intensity image of HSV with foreground image.

3) جداسازی لوله: پس از ایجاد محدوده در اطراف جسم مورد نظر، الگوریتم تمام پیکسل‌های داخل محدوده را به پیکسل‌های سفید تبدیل می‌کند. این محدوده به‌عنوان پیش‌زمینه تصویر اعلام می‌شود. که در شکل (8) نشان داده شده است.

$$\begin{aligned}
 \text{Foreground}(x,y) = & \\
 & \begin{cases} 1, & \text{topleft}(x,y) \leq obj.area(x,y) \leq \text{bottomright}(x,y) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)
 \end{aligned}$$

که در آن، پیش‌زمینه (Y, X) به‌معنی موقعیت همه پیکسل‌های سفید است و اگر تمام نقاط $obj.area(x,y)$ بین $(y, X)\text{topleft}$ و $(Y, X)\text{bottomright}$ باشد الگوریتم ما تمام پیکسل‌ها را به سفید تبدیل می‌کند.

پس از آن تنها شدت تصویر آزمون گرفته شده است. شدت با استفاده از رابطه (9) پیدا شده است.

$$I = \frac{(R+G+B)}{3} \quad (9)$$

که در آن، I شدت تصویر است، R ، G و B اجزاء منحصر به فرد از تصویر هستند.

پس از آن، تصویر حاوی پیکسل پیش‌زمینه (شکل 7 (a)) و تصویر شدت ضرب می‌شود. بنابراین لوله از پس‌زمینه جدا (شکل 7 (b)) می‌شود.

C. شناسایی نقص

در این مرحله، اشیاء باقی‌مانده به‌عنوان نماینده‌ای از سوراخ و شکاف پس از روش گرادیان سوئل در نظر گرفته می‌شوند. قبل از تشخیص نقص، عملیات مورفولوژیکی بر تصویر شیب سوئل استفاده می‌شود. ترکیدگی‌های باریک باید حذف شوند مگر اینکه الگوریتم نتیجه غیرمنتظره‌ای برگرداند. نقص با استفاده از ویژگی‌های زیر مشخص شده است.

1) مورفولوژی ریاضی: روش اتساع و فرسایش برای اتصال خطوط مجزا انجام می‌شود. منطقه متصل شده با استفاده از اتساع در شکل 8 (الف) نشان داده شده است، فرسایش برای بازسازی اندازه اصلی شی و در نتیجه حذف گسست از پیکسل‌های روشن استفاده شده است. در شکل 9 (ب)، دیده می‌شود که خطوط مجزا به هم پیوسته‌اند. پس از آن، سوراخ و شکاف نماینده‌ها از هم جدا است و اطلاعات برای پیگیری و طبقه‌بندی نقص استفاده می‌شود.

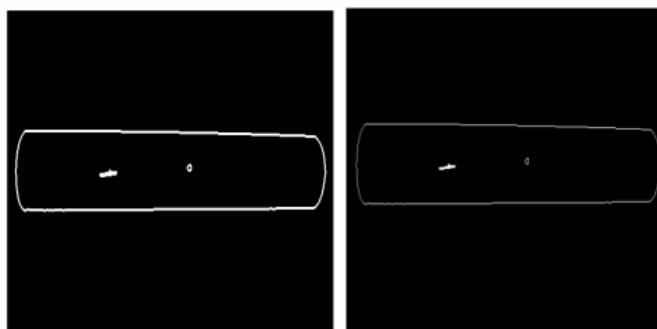


Fig. 8. (a) Image after dilation (b) Result of erosion of dilated image. Erosion removes outer layer of object pixels. Thus, discontinuity is removed.

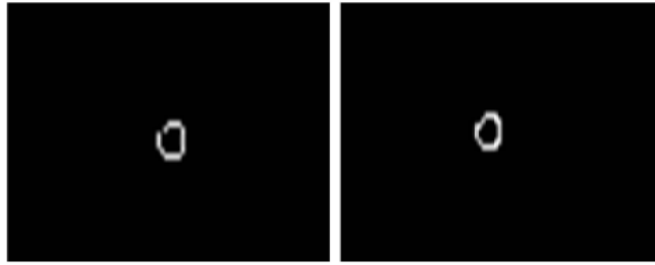


Fig. 9. (a) Defects before dilation and erosion (b) Image after removing discontinuity of bright pixels using dilation and erosion.

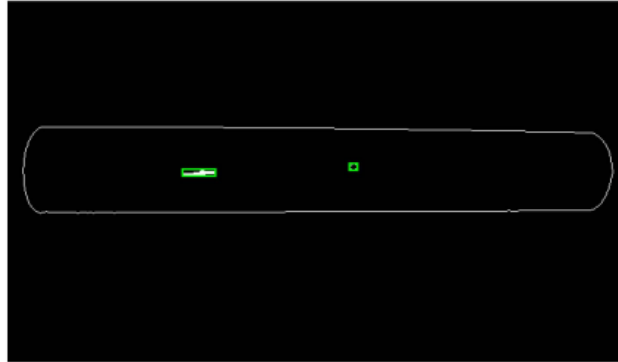


Fig. 10. Defects are detected based on their area. These are represented by a minimum bounding rectangle that tightly bounds the defects.

2) تشخیص نقص: الگوریتم به طوری کار می کند که هر شی در داخل لوله به جای اشیاء که دارای منطقه بزرگ هستند قابل شناسایی باشد. این مورد در شکل 10 نشان داده شده است.

$$B.\text{box}(i) = \begin{cases} 1, & \text{obj}(i).\text{Area} \leq \text{obj}(l).\text{area} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

که در آن $\text{obj}(i).\text{area}$ = هر نقص به بزرگی محدوده جعبه و $\text{obj}(l).\text{area}$ = مساحت بزرگ محدوده است.

3) طبقه بندی نقص: برای استخراج ویژگی نقص در تصویر ورودی، الگوریتم، مساحت، محیط و مشتق مساحت نسبت

به محیط را محاسبه می کند. زیرا که الگوریتم محدوده ای براساس نقص مربوطه ایجاد می کند و سپس با توجه به

ویژگی ها، نتیجه شناسایی می شود. این مورد در رابطه (11) نشان داده شده است.

$$r_{ap} = \frac{\text{Obj}(i).\text{Area}}{\text{Obj}(i).\text{Perimeter}} \quad (11)$$



Fig. 11. Output of proposed algorithm. One small crack and a small hole are identified accurately according to their area to perimeter ratio. These are represented by a minimum bounding rectangle that tightly bounds the defects.

که در آن $Obj(i).Area$ و $Obj(i).Perimeter$ تعداد پیکسل‌ها در ناحیه و فاصله بین یک جفت مجاور از پیکسل‌ها در اطراف ناحیه مرزی هستند.

در مورد سوراخ، محیط و مساحت نزدیک به یکدیگر هستند. بنابراین این ویژگی می‌تواند مانند $\Gamma_{ap} < 1.10$ و $\Gamma_{ap} > 0.80$ تعریف شود.

در صورت ترکیدگی، محیط نسبتاً کمتر یا بیشتر از مساحت است. بنابراین، این ویژگی می‌تواند مانند $\Gamma_{ap} > 1.10$ و $\Gamma_{ap} < 0.80$ تعریف شود. شکل 11 خروجی نهایی الگوریتم پیشنهادی را نشان می‌دهد.

3. نتیجه آزمایشات

الگوریتم پیشنهاد شده در تصاویر مختلفی از لوله‌ها که شامل نقص از جمله سوراخ و ترکیدگی هستند مورد آزمایش قرار گرفته است. هدف اصلی تشخیص موثر نقص و تشخیص آنها را با توجه به ویژگی‌های خود است. در آزمایشات، مقدار T_{area} به 4 اختصاص یافته است. این بدین معنی است که مساحت اشیاء کمتر از 4 پیکسل حذف شده است. به‌عنوان مثال، در شکل 3 اشیاء کوچک همراه با سوراخ در پس‌زمینه ظاهر شده‌اند. بنابراین، اگر مساحت اشیاء کوچک کمتر از 4 پیکسل باشد، الگوریتم کوچک اشیاء را دور می‌اندازد. پس از آن، اتساع مورفولوژیکی و فرسایش برای از بین بردن گسست پیکسل‌های سفید نشان داده شده است در شکل 8 با شش پیکسل قطر دیسک مسطح انجام می‌گیرد. مساحت به نسبت محیط (R_{AP}) تصمیم می‌گیرد که نقص آیا یک سوراخ و یا یک ترکیدگی است. اگر مقدار R_{AP} در داخل محدوده‌ی 0.8 و 1.1 باشد این الگوریتم نقص را به‌عنوان سوراخ شناسایی می‌کند. از سوی دیگر، اگر ارزش

RAP بیش از محدوده‌ی 0.8 به 1.1 باشد الگوریتم آن را به‌عنوان یک ترکیدگی شناسایی می‌کند. الگوریتم در بسیاری از تصاویر حاوی سوراخ (30) و ترکیدگی (45) تست شده است. با توجه به ویژگی‌ها، نقص تشخیص داده شده و شناسایی شده و توسط محدوده سبز محدود شده است. شکل 12 و 13 نتایج تجربی از تصاویر RGB ورودی و شناسایی نقص مربوطه در محدود مستطیل شکل نمایش داده است. در هر دو تصویر ترکیدگی و سوراخ به درستی مشخص شده است. نسبت مساحت (RAP) برای ترکیدگی 1.43 و 1.5247 است. این الگوریتم سوراخ را به درستی شناسایی می‌کند (به عنوان مثال، 0.84 و 0.92).

این الگوریتم با موفقیت قادر به شناسایی اکثریت نقص‌ها است. در بعضی از تصاویر، این الگوریتم نمی‌تواند ترکیدگی با خطوط مجزا شناسایی کند.



Fig. 12. (a) Input RGB image. In this image there are three defects include two hole and one crack. (b) Output of the proposed algorithm. All the defects are identified correctly according to their area to perimeter ratio and tightly bounded by minimum rectangle.

به‌عنوان نتیجه، به جای بیان کردن آن مانند نقص تنها، این الگوریتم ممکن است آن را نقص چندتایی شناسایی کند (شکل 14). سوراخی صحیح تشخیص داده شده همان‌گونه که ناپیوستگی در سوراخ وجود ندارد. مقادیر RAP برای دو سوراخ متفاوت به ترتیب 0.95 و 0.91 است. با این حال، با توجه به حضور ناپیوستگی در ترکیدگی، این الگوریتم بیش از یک مقدار RAP نشان می‌دهد.

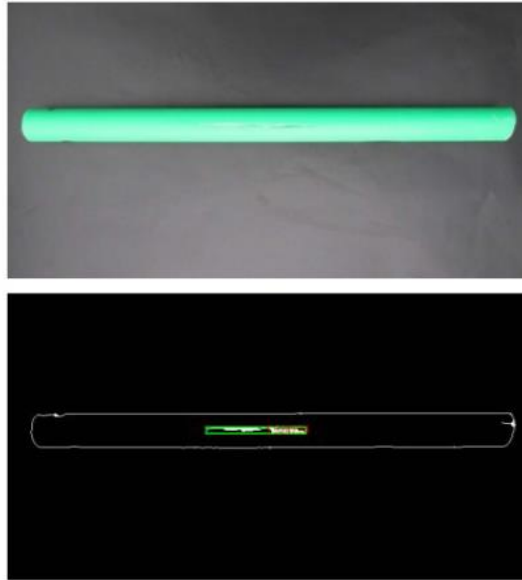


Fig. 13. Input RGB image. (a) In this image there is one defect which includes one big crack. (b) Output of proposed algorithm. This is identified accurately according to its area-perimeter ratio.



Fig. 14. Input RGB image. In this image there are two holes and one big crack. (b) Output of proposed algorithm. The holes are identified accurately but the crack is not identified correctly due to the presence of discontinuity.

TABLE I. ACCURACY RATE OF PROPOSED METHOD

Data Sets	No of Defects	Detected Defects	Percentage of Accuracy ($\frac{N_d}{N_t} \times 100$)
Hole	30	29	96%
Crack	45	42	93%

4. نتیجه‌گیری

در این مقاله، یک الگوریتم پردازش تصویر مبتنی بر تشخیص نقص (ترکیدگی و سوراخ) در لوله‌های صنعتی، به‌سادگی از تصاویر لوله‌ها، ارائه شده است. این الگوریتم نقص را براساس لبه شناسایی نقص و تمایز با توجه به اندازه و شکل شناسایی می‌کند. نتایج تجربی نشان می‌دهد که الگوریتم در برخورد با تصاویر آلات صنعتی تاثیرگذار است. براساس نتایج تجربی، می‌توان نتیجه گرفت که روش پیشنهادی می‌تواند به طور موثر نقص را بخش‌بندی و شناسایی کند. باین‌حال، الگوریتم پیشنهادی ممکن است چند محدودیت در اشکالی که در آن تشخیص نقص اگر آنها بیش از حد نزدیک به مرز متصل لوله باشند و یا اگر یک ترکیدگی ناپیوسته وجود داشته باشد که با موفقیت ممکن نیست. در آینده، برنامه‌هایی برای کار بر روی روش تشخیص انواع دیگر نقص مانند نقص در قطر، نقص در مرز خطوط خواهیم داشت.

References

- [1] O. Duran, K. Althoefer and L. D. Seneviratne, "Automated pipe defect detection and categorization using camera/laser-based profiler and artificial neural network," IEEE Trans. on Automation Science and Eng., vol. 4, no.1, pp. 118-126, January 2007.
- [2] S. K. Sinha and F. Karray, "Classification of underground pipe scanned images using feature extraction and neuro-fuzzy algorithm," IEEE Trans. Neural Netw., vol. 13, no.2, pp. 393-401, March 2002.
- [3] I. Abdel-Qader, O. Abudayyeh and M.E. Kelly, "Analysis of edge detection techniques for crack identification in bridges," 1. Comput. Civil Eng., vol. 17, no.4, pp. 255-263, October 2003.
- [4] T. C. Hutchinson and Z. Chen, "Improved image analysis for evaluating concrete damage," 1. Comput. Civil Eng., vol. 20, no.3, pp. 210-216, May 2006.
- [5] Wu Xue-Fei, Baihua "Automated assessment of buried pipeline defects by image processing," in Proc. of IEEE International Conference on Intelligent Computing and Intelligent Systems, 2009, vol. 4, pp. 583- 587, November 2009.
- [6] Shivprakash Iyer and S. K. Sinha. "A robust approach for automatic detection and segmentation of cracks in underground pipeline images," Image and Vision Comput., vol. 23, no. 10, pp. 921-933, September 2005.
- [7] Yongxiong Wang and Iianbo Su, "Automated defect and contaminant inspection of HVAC duct. " Automation in Construction, vol. 41, pp. 15- 24, February 2014.
- [8] Tung-Ching Su, Ming-Der Yang, Tsung-Chiang Wu and li-Yuan Lin, "Morphological segmentation based on edge detection for sewer pipe defects on CCTV images. " Expert Systems with Applications, vol. 38, no. 10, pp. 13094-13114, September 2011.
- [9] T. Kumar and K. Verma, "A Theory Based on Conversion of RGB image to Gray image," Int. 1. of Com put. Applications, vol. 7, no.10, pp. 975 - 8887, September 2010.
- [10] O. R. Vincent and O. Folorunso, "A Descriptive Algorithm for Sobel Image Edge Detection," in Proc. of 9th Conf. on Informing Science and IT Education (InSITE), Macon, GA, USA, pp. 97-107, 2009.
- [11] Rafael C. Gonzalez and Richard E. Woods, Digital Image Processing. 3rd ed., New Jersey: Pearson Prentice Hall. 2008.