

Copyright 2004, Instituto Brasileiro de Petróleo e Gás - IBP

Este Trabalho Técnico Científico foi preparado para apresentação no 3º Congresso Brasileiro de P&D em Petróleo e Gás, a ser realizado no período de 2 a 5 de outubro de 2005, em Salvador. Este Trabalho Técnico Científico foi selecionado e/ou revisado pela Comissão Científica, para apresentação no Evento. O conteúdo do Trabalho, como apresentado, não foi revisado pelo IBP. Os organizadores não irão traduzir ou corrigir os textos recebidos. O material conforme, apresentado, não necessariamente reflete as opiniões do Instituto Brasileiro de Petróleo e Gás, Sócios e Representantes. É de conhecimento e aprovação do(s) autor(es) que este Trabalho será publicado nos Anais do 3º Congresso Brasileiro de P&D em Petróleo e Gás

IDENTIFICAÇÃO AUTOMÁTICA DE TUBULAÇÃO EM IMAGENS RADIOGRÁFICAS E DETECÇÃO DE CORROSÃO

M.K. Felisberto¹, G.A. Schneider², L.V. Pilkel³, T.M. Centeno⁴, L.V.R. Arruda⁵

^{1,2,3,4,5}LASCA - Laboratório de Automação e Sistemas de Controle Avançado,
CPGEI - Programa de Pós Graduação em Engenharia Elétrica e Informática Industrial,
CEFET-PR – Centro Federal de Educação Tecnológica do Paraná,
Av. Sete de Setembro, 3165, 80230-901, Curitiba, PR, BRASIL,
¹mkf@cpgei.cefetpr.br, ²alceu@cpgei.cefetpr.br, ³pikkel@cpgei.cefetpr.br,
⁴mezzadri@cpgei.cefetpr.br, ⁵arruda@cpgei.cefetpr.br

Resumo – O presente artigo apresenta metodologias aplicadas à automação de partes do processo de inspeção radiográfica de tubulações para monitoramento de corrosão. Por meio da metodologia proposta, tubos retos são detectados, as espessuras de parede dos tubos são mensuradas e parâmetros para monitoramento de corrosão são levantados. Para a correta detecção do posicionamento, inclinação e tamanho dos tubos nas imagens radiográficas, foi implementado um sistema para detecção de objetos, construído com base em técnicas de análise e processamento de imagens, usadas em conjunto com um algoritmo de busca genético. Para medição das espessuras de paredes das tubulações foi proposta uma metodologia de segmentação de imagens radiográficas, com base na análise dos perfis transversais dos objetos detectados. Como resultado, grande parte do processo de análise de imagens radiográficas pode ser desempenhado automaticamente.

Palavras-Chave: imagens radiográficas; inspeção de tubulações; detecção de corrosão

Abstract – This paper introduces methodologies for automation of radiographic inspection processes applied to corrosion monitoring in pipeline systems. Based on the proposed methodology, straight tubes are automatic detected, the wall thicknesses are measured and parameters, for corrosion monitoring, are calculated. The straight pipes position, orientation and size are detected by an object recognition process, which uses image analysis techniques in conjunction with genetic algorithm. For the wall thicknesses measurement, it was proposed an image segmentation method, applied to radiographic images, using informations based on the detected object profiles. As a result, almost the entire image analysis process for corrosion detection can be performed automatically.

Keywords: radiographic images; pipeline inspection; corrosion detection

1. Introdução

A detecção de corrosão em componentes de tubulações é um problema crítico na indústria de petróleo e gás (Onel et al., 2000). O desgaste acelerado de equipamentos, em função de processos de corrosão associados ao escoamento de fluidos (abrasão, cavitação, corrosão por turbulência), quando não detectado há tempo, pode trazer graves consequências, como vazamentos, paradas não-programadas, incêndios ou mesmo acidentes com sérios danos ambientais (Redouane et al., 2000). Contudo, as graves consequências, em função do aparecimento de tais falhas, podem ser evitadas por programas de inspeção periódica através de Ensaios Não-Destrutivos (END).

Um dos métodos mais confiáveis e amplamente usados para avaliar a integridade de componentes em tubulações é o ensaio radiográfico. Basicamente, a radiação que atravessa a peça sem ser absorvida é que forma a imagem no dispositivo detector (ou filme). Devido as diferentes espessuras e densidades do material, ocorrem variações de intensidade de brilho perceptíveis na imagem radiográfica, fornecendo, de certa forma, a “fotografia” interna do material (Silva et al., 2004).

Atualmente, o desenvolvimento de modernos sistemas para executar a aquisição da imagem radiográfica digital, permite a obtenção de imagens com melhor qualidade e com alta resolução, melhorando o desempenho dos testes radiográficos em muitos aspectos (Ewert e Zscherpel, 2000). Contudo, o processo de análise radiográfica, executado por inspetores, é feito subjetivamente e exige grande experiência, acuidade e conhecimento das técnicas aplicadas (Silva et-al, 2004). Sendo assim, são realizados muitos esforços com o objetivo de desenvolver uma ferramenta computacional automática ou semi-automática que analise a imagem radiográfica de uma tubulação para uma aplicação específica, como: monitorar a corrosão em tubulações (Onel et-al., 2000; Redouane et-al., 2000; Zscherpel et-al., 2000); e detectar defeitos em juntas soldadas (Wang e Liao, 2002; Silva et-al., 2004).

Pelo método proposto neste trabalho, as radiografias de tubulações são analisadas em duas etapas: (1) detecção dos componentes a serem inspecionados e (2) medição das espessuras de paredes. Na primeira etapa, um sistema para detecção de objetos foi construído com base em técnicas de análise e processamento de imagens, usadas em conjunto com um algoritmo de busca genético. Para a segunda etapa foram utilizadas técnicas de segmentação de imagens com base na análise de perfis de tubos radiografados.

2. Detecção de Componentes Radiografados

Em Mezzadri et al. (2005) foi proposta uma metodologia para detecção de peças de xadrez em imagens capturadas por uma câmera de vídeo CCD (Chage Couple Device). No presente trabalho, tal metodologia foi adaptada para se detectar dutos retos em imagens radiográficas de tubulações.

Considera-se primeiramente uma janela retangular (I_W), delimitando uma região da imagem a ser analisada (I). O centro da janela (ponto P_0) é determinado por um par de coordenadas (x, y) em I . As dimensões originais da janela de imagem I_W (comprimento (l) e largura (h)) podem ser alteradas por um fator de escala (s). A inclinação da janela I_W é descrita por um ângulo (θ) com relação à linha horizontal de I . Desta forma, modificando os parâmetros x, y, s e θ , pode-se redefinir o posicionamento, a orientação e o tamanho da janela I_W , dentro dos limites da imagem I .

A idéia é otimizar os valores para o conjunto de parâmetros (x, y, s, θ) que define I_W , de forma a maximizar uma função que dê a similaridade entre a imagem I_W e uma imagem modelo (I_M) do objeto que se deseja detectar. Entretanto, ao invés de comparar as imagens I_M e I_W ponto a ponto, o que seria bastante exaustivo mesmo computacionalmente, a similaridade é calculada através de uma função que considera uma codificação gerada para elas. Tal codificação é descrita no próximo item (2.1) desta seção. A função utilizada para avaliar a similaridade entre as imagens é descrita no item 2.2. No item 2.3 é descrito o algoritmo de busca utilizado para encontrar valores ótimos, ou próximos do ótimo, para os parâmetros x, y, s e θ . Finalmente, no item 2.4 é descrito o sistema proposto para reconhecer componentes em imagens radiográficas de tubulações.

2.1. Codificação das Imagens

A imagem de um tubo radiografado, conforme mostra a Figura 1a, serve como imagem modelo (I_M) para o padrão tubo. Os próximos passos (1-9) descrevem como é realizada a codificação para essa imagem:

1. Traçar n linhas verticais igualmente espaçadas por uma distância dy , em *pixels*, onde:

$$dy = n^\circ \text{ linhas da imagem} / (n+1), \text{ para } n \text{ inteiro.} \quad (1)$$

2. Traçar n linhas horizontais igualmente espaçadas por uma distância dx , em *pixels*, onde:

$$dx = n^\circ \text{ de linhas da imagem} / (n+1) \quad (2)$$

3. Referenciar os cruzamentos entre linhas (pontos de referência) por P_{ij} , para $i = 0, 1, \dots, n-1$, e $j = 0, 1, \dots, n-1$.
4. Atribuir a cada ponto de referência P_{ij} , o valor médio dos pixels da sua vizinhança, definida pela janela circular ilustrada na Figura 2b.
5. Denominar o ponto P_{ij} , para $i = j = (n-1)/2$, como ponto central de referência (P_0).
6. Agrupar todos os valores médios calculados em uma matriz $n \times n$, denominada matriz de referência $Mref$
7. Normalizar os valores de $Mref$ para o intervalo $[0, 99]$ de inteiros.
8. Calcular a derivada parcial de $Mref$ na direção i :

$$\delta Mref / \delta i(i, j-1) = Mref(i, j) - Mref(i, j-1), \text{ para } i = 0, 1, \dots, n-1 \text{ e } j = 1, 2, \dots, n-1. \quad (3)$$

caso contrário se

9. Calcular a matriz de comportamento M , com base em $\delta Mref / \delta i(i, j)$, conforme a equação (??):

$$\begin{cases} \text{se } \{\delta Mref / \delta i(i, j) < 0\} \Rightarrow M(i, j) = 0 \\ \text{caso contrário} \Rightarrow M(i, j) = 1 \end{cases} \quad (4)$$

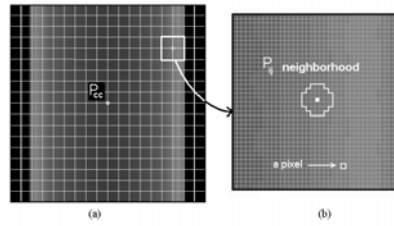


Figura 1. (a) Modelo de tubo radiografado, cortado por linhas horizontais e verticais, indicando as posições dos pontos de referência (cruzamentos) e o ponto central. (b) Vizinhança de um ponto de referência qualquer.

Em radiografias de tubulações alguns aspectos visuais, como brilho, contraste e nível de ruído, podem ser afetados por diversos parâmetros circunstanciais e operacionais do ensaio radiográfico, como características da fonte radioativa, técnica de exposição e densidade dos fluidos que escoam através da tubulação durante o ensaio (Onel et al., 2000). Consequentemente, embora apresentem o mesmo formato, alguns objetos podem aparecer em diferentes tonalidades, como os tubos (*Pipe1*, *Pipe2* e *Pipe3*) mostrados na Figura 2a. Entretanto, apesar dessas diferenças, pode-se observar que as respectivas matrizes de comportamento (M_{pipe1} , M_{pipe2} e M_{pipe3}), mostradas na Figura 2b, permanecem quase inalteradas, seguindo um padrão geométrico bem definido.

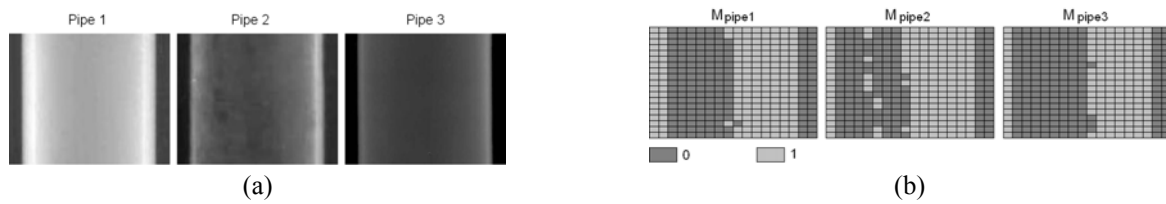


Figura 2. (a) Tubos radiografados e (b) respectivas matrizes de comportamento.

2.2. Função de Avaliação de Similaridade entre Imagens

Considerando a codificação (M e M_{wk}) gerada para duas imagens (I_M e I_{wk}), a similaridade entre elas é calculada com base em uma função ($fit(M, M_{wk})$) denominada função de avaliação de similaridade, que depende da soma dos erros quadráticos (S).

$$fit(M, M_{wk}) = 1 - \frac{S}{S_{max}} \quad (5)$$

onde: 3241131 99177143

$$S = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=1}^n (M[i][j] - M_{wk}[i][j])^2 \quad (6)$$

e S_{max} é o valor máximo (n^2-n) permitido para S .

Consequentemente, a função de avaliação $fit(M, M_{wk})$ é um número real definido para o intervalo $[0,00; 1,00]$.

2.3. Algoritmo Genético

De acordo com Goldberg (1989), algoritmos genéticos são técnicas baseadas em mecanismos de reprodução e seleção naturais, aplicadas a problemas de busca e otimização. Basicamente, um conjunto (população) inicial de possíveis soluções (indivíduos ou cromossomos) é gerado aleatoriamente servindo de raiz para as próximas gerações. Operadores baseados em princípios de seleção natural são utilizados para selecionar indivíduos da geração corrente para reprodução baseada em operadores genéticos de cruzamento (*crossover*) e mutação. Quando os métodos de seleção utilizados priorizam os indivíduos mais habilitados, o resultado esperado é que o seu material genético seja perpetuado nas futuras gerações (Bäck e Hoffmeister, 1991).

Para adequar esta técnica de otimização ao problema em estudo, considera-se que um indivíduo (cromossomo) seja um conjunto de parâmetros $k = (x, y, s, \theta)$, que define uma janela de imagem I_{wk} , como parte da imagem a ser analisada I . Consequentemente, o termo gene (alelo) se aplica cada bit do código binário utilizado para representar um determinado indivíduo.

Considerando que a imagem I não possua dimensões (comprimento e largura) maiores que 2047 pixels por linha ou coluna, pode-se utilizar um código binário de 11 bits para representar cada parâmetro do vetor k . Os limites estabelecidos para cada parâmetro são mostrados na Tabela 1.

Tabela 1. Limites dos parâmetros utilizados para definir uma janela de imagem I_{wk}

Parâmetro	Intervalo Válido	Tamanho do Código Binário
P_0 coluna	$0 \leq x \leq 2047$	2^{11} bits
P_0 linha	$0 \leq y \leq 2047$	2^{11} bits
fator de escala	$0.4 \leq s \leq 2.0$	2^{11} bits
ângulo de inclinação	$0 \leq \theta \leq 2\pi$ rad	2^{11} bits

O principal objetivo da busca genética é maximizar a função de avaliação $fit(M, M_{wk})$ através da otimização dos valores de k . Este processo de busca começa com uma população inicial composta de um número fixo (z) de indivíduos k com valores aleatoriamente gerados dentro dos limites especificados na Tabela 1. Utilizando um método de seleção denominado torneio, implementado conforme Wall (2003), pares de indivíduos da população inicial são selecionados para reprodução através de operadores de cruzamento uniforme (Goldberg, 1989), a uma probabilidade p_c . Os novos indivíduos gerados ainda sofrem mutação (Goldberg, 1989), a uma probabilidade p_m . Como resultado, uma nova população de indivíduos é gerada e o processo evolutivo inicia-se novamente formando um ciclo. Este ciclo de reprodução, por sua vez, se repete até atingir um número máximo especificado (g) de gerações. O melhor dentre todos os indivíduos gerados é considerado o valor ótimo.

2.4. Sistema para Detecção de Componentes

Com base na metodologia apresentada nas seções 2.1-2.3, um sistema para detecção de componentes em imagens radiográficas foi implementado em linguagem C++ orientada ao objeto, em plataforma Windows XP, conforme o diagrama de blocos apresentado na Figura 3. Este diagrama ilustra como as informações fluem através dos componentes (blocos) do sistema, especificados a seguir:

Ajuste de Parâmetros: neste bloco é possível modificar os valores *default* dos parâmetros do algoritmo genético, como tamanho da população ($z = 500$), número máximo de gerações ($g = 100$), probabilidade de cruzamento (p_c) e de mutação (p_m).

Construção do Modelo: neste bloco é construída a matriz de comportamento para a imagem modelo (I_M).

Busca Genética: neste bloco o algoritmo genético gerencia o processo de busca na imagem teste (imagem a ser analisada), por uma janela de imagem I_w , que melhor represente o modelo I_M .

Verificação: Este bloco utiliza um critério de classificação, baseado no valor da função de avaliação de similaridade em comparação com o limiar especificado t_{FIT} , para aceitar ou rejeitar o resultado da busca genética. Se o resultado obtido for aceito, uma nova busca por outra ocorrência do mesmo objeto é reiniciada. Caso contrário, a análise termina.

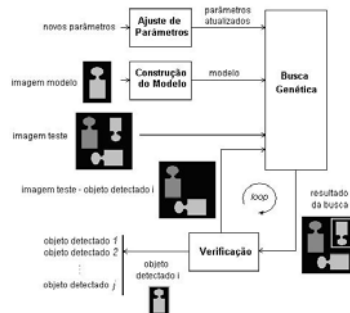


Figura 3. Diagrama de blocos do sistema proposto para detecção de componentes em imagens radiográficas

3. Monitoramento de Corrosão

O feixe de raios-x penetra na tubulação e alcança a superfície do detector localizado no lado oposto. Devido as diferentes quantidades de radiação absorvidas pelas diferentes densidades e espessuras de materiais, variações de intensidade de brilho tornam-se perceptíveis na imagem radiográfica que se forma. Por exemplo, a região mais escura da radiografia mostrada corresponde ao material de isolamento que envolve o tubo radiografado, enquanto que a região mais clara corresponde à sombra gerada pela parede da tubulação. Conforme observado por diversos autores (Onel et al., 2000; Redouane et al., 2000; Zscherpel et al., 2000), as espessuras de parede das tubulações podem ser mensuradas com base na observação desta região mais clara da imagem. Considerando o perfil de uma linha transversal à imagem radiográfica da tubulação, observam-se dois picos de intensidade (p_2 e p_3). Estes picos correspondem ao posicionamento das bordas internas da tubulação, onde a espessura de material a ser percorrida pelo feixe de radiação é maior. Agora, considerando a curva da segunda derivada do perfil, também é possível observar dois picos (p_1 e p_4) que corresponde aos dois maiores valores de intensidade da segunda derivada. Conforme observado em Zscherpel et al.

(2000), estes picos (p1 e p4) indicam o posicionamento das bordas externas da tubulação. Após detectar os picos p1, p2, p3 e p4, para cada linha, pode-se segmentar as espessuras de parede da tubulação através de uma operação de limiarização, aplicada a imagem:

$$f_T(I_{mg}[i][j]) = \begin{cases} 0, & \text{if } p1_i < j < p2_i \text{ and } p3_i < j < p4_i \\ 255, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

Neste caso, as regiões de interesse da imagem são destacadas em preto (nível de cinza = 0) e o restante em branco (nível de cinza = 255). Como parâmetro para monitoramento de corrosão, o presente trabalho propõe a utilização do desvio padrão (S) das espessuras de parede segmentadas. Considerando um tubo de comprimento L (em pixels), a espessura média (X) da parede é dada por:

$$X = \frac{1}{M} \sum_{i=0}^{M-1} t(i) \quad (8)$$

O desvio padrão (S) das espessuras mensuradas é dado por:

$$S = \sqrt{\frac{1}{L-1} \sum_{i=0}^{L-1} (t(i) - X)^2} \quad (9)$$

4. Testes e Resultados Obtidos

A Figura 4 mostra duas das imagens radiográficas de tubulações utilizadas, uma contendo tubos com corrosão (Figura 4a) e a outra com tubulações em perfeitas condições (Figura 4b). Tais imagens já foram disponibilizadas em formato digital *bitmap*, em tons de cinza variando de 0 (preto) a 255 (branco). Os testes realizados compreenderam a utilização do sistema proposto para detecção e extração de tubos retos, bem como a detecção e medição das espessuras de parede para os tubos detectados.

A Figura 4 também mostra os tubos detectados pelo sistema proposto. As janelas retangulares, com moldura branca, indicam o resultado da busca genética ao utilizar o modelo da Figura 1. As imagens extraídas dos tubos podem ser visualizadas na Figura 5, acompanhada das respectivas imagens segmentadas.

A segmentação das paredes da tubulação pelo método proposto, conforme se pode visualizar na Figura 5, permite abstrair as regiões correspondentes às espessuras de parede das tubulações. Na figura 6, pode-se visualizar graficamente as medições obtidas para estas imagens.

Os gráficos da Figura 6 mostram as espessuras medidas para as paredes (esquerda e direita) em função do comprimento do tubo. Adicionalmente, também são mostrados os valores calculados para a média e o desvio padrão das espessuras. Considerando-se comprimentos iguais, pode-se observar que os valores de desvio padrão para as espessuras de parede do tubo corroído são 1,0540 (parede esquerda) e 1,1312 (parede direita), enquanto que para o tubo sem corrosão os valores correspondentes são 0,6474 (parede esquerda) e 0,7690 (parede direita).



Figura 4. (a) Imagem radiográfica de tubos com corrosão. (b) Imagem radiográfica de tubos em bom estado.



Figura 5. Resultado da segmentação das espessuras de parede para (a) tubo com corrosão e (b) tubo em bom estado.

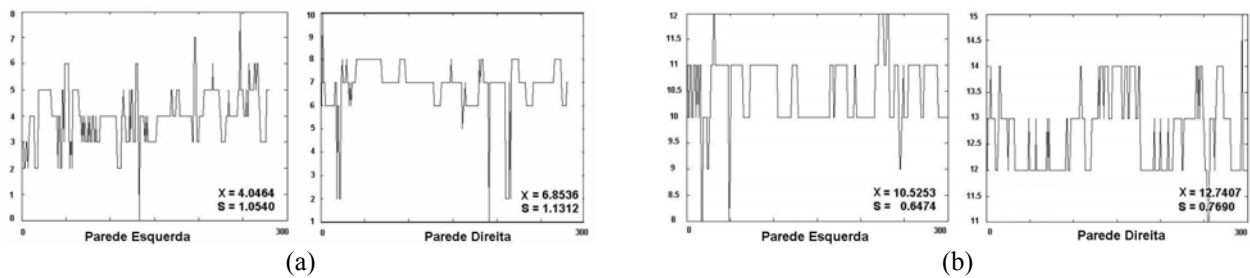


Figura 6. Parâmetros para monitoramento de corrosão, calculados para (a) tubo com corrosão e (b) tubo em bom estado.

5. Conclusões

Este artigo apresentou metodologias aplicadas à automação de partes do processo de inspeção radiográfica de tubulações para monitoramento de corrosão. Por meio da metodologia proposta, tubos retos são detectados, as espessuras de parede dos tubos são mensuradas e parâmetros para monitoramento de corrosão são levantados.

Dentre os trabalhos relacionados a este foco de pesquisa, ainda não havia sido proposto um sistema para detecção automática de componentes, sendo necessário que os mesmos fossem identificados manualmente. Portanto, a proposta de um sistema automático para a detecção de tubos é uma contribuição importante à automação do processo de inspeção radiográfica de corrosão em tubulações.

Os resultados obtidos para a segmentação das espessuras de paredes de tubos com ou sem corrosão permitiram levantar parâmetros importantes ao monitoramento de corrosão em tubos. A principal observação foi que os valores de desvio padrão para as espessuras de parede mensuradas foram bem maiores para o tubo corrosão. Concluiu-se, portanto, que tais resultados são uma consequência de o processo corrosivo causar um desgaste na parede da tubulação provocando irregularidades.

Atualmente, esforços estão sendo realizados no sentido de se construir uma ferramenta computacional de apoio ao ensaio radiográfico de corrosão em tubulações. Desta forma, os resultados obtidos e publicados neste trabalho são essencialmente importantes para o desenvolvimento deste software.

7. Agradecimentos

Este trabalho foi realizado com o apoio financeiro da Agência Nacional do Petróleo (ANP), da Financiadora de Estudos e Projetos (FINEP) por meio do Programa de Recursos Humanos da ANP para o setor Petróleo e Gás – PRH-ANP/MCT (PRH10 – CEFET-PR) – e do Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), entidade governamental brasileira promotora do desenvolvimento científico e tecnológico.

8. Referências

- BÄCK, T., HOFFMEISTER, F. Extended selection mechanisms in genetic algorithms. *Proceedings of 1991 IV International Conference on Genetic Algorithms (ICGA)*, pp. 92-99, 1991.
- EWERT, U., ZSCHERPEL, U. Radiographic Testing - A comparison of Standards for Classical and Digital Industrial Radiology. *Proceedings of the 2000 15th World Conference on Non-Destructive Testing*, idn324, 2000.
- GOLDBERG, D. E. Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning. Addison-Wesley, 1989.
- ONEL, Y., EWERT, U., WILLEMS, P. Radiographic Wall Thickness Measurement of Pipes by a New Tomographic Algorithm. *Proceedings of the 2000 15th World Conference on Non-Destructive Testing*, idn369, 2000.
- REDOUANE, D., YACINE, K., AMAL, A., FARID, A., AMAR, B. Evaluation of Corroded Pipelines Wall Thickness Using Image Processing in Industrial Radiographic. *Proceedings of the 2000 15th World Conference on Non-Destructive Testing*, idn588, 2000.
- SILVA, R. R., CALOBA, L. P., SIQUEIRA, M. H. S., REBELLO, J. M. A. Pattern Recognition of Weld Defects Detected by Radiographic Test. *NDT&E International*, vol. 37, no. 6, pp. 461-470, 2004.
- WALL, M. Galib A C++ Library of Genetic Algorithm Components, vs. 2.4.5, <http://lancet.mit.edu/ga/>, 2003.
- WANG, G., LIAO, T. W. Automatic Identification of Different Types of Welding Defects in Radiographic Images. *NDT&E International*, vol. 35, no. 8, pp. 519-528, 2002.
- ZSCHERPEL, U., ONEL, Y., EWERT, U. New concepts for corrosion Inspection of Pipelines by Digital Industrial Radiology (DIR). *Proceedings of the 2000 15th World Conference on Non-Destructive Testing*, idn327, 2000.