

# UM MÉTODO DE VISÃO ROBÓTICA PARA IDENTIFICAÇÃO DE CORDÕES DE SOLDA EM TANQUES DE ARMAZENAMENTO VISANDO INSPEÇÃO AUTOMATIZADA

LUCAS MOLINA\*, ELYSON CARVALHO\*, MATHEUS MOURA\*, EDUARDO FREIRE\*, JUGURTA MONTALVÃO\*

\*Núcleo de Engenharia Elétrica - Centro de Ciências Exatas e Tecnologia - Universidade Federal de Sergipe  
Av. Marechal Rondon, s/n, Rosa Else, São Cristovão-SE, Brasil, CEP: 49.100-000, Tel: +55-79-2105-6834.

E-mails: [lmolina@ufs.br](mailto:lmolina@ufs.br), [ecarvalho@ufs.br](mailto:ecarvalho@ufs.br), [mtmoura1@hotmail.com](mailto:mtmoura1@hotmail.com),  
[efreire@ufs.br](mailto:efreire@ufs.br), [jmontalvao@ufs.br](mailto:jmontalvao@ufs.br).

**Abstract**— This paper presents a computational vision system for detection of fillet weld in containers, based on image texture segmentation and the tuning of its principal minor axis (around which the inertial moment of the pre-segmented region is minimal). As a consequence, the task can be accomplished even when the normally observed reinforcement structure is absent. Thus, the proposed approach provides a reliable method to be used by an autonomous system for fillet weld tracking.

**Keywords**— Fillet Weld Identification, Texture Based Segmentation, Second Inertial Moment.

**Resumo**— Neste artigo é apresentado um sistema de visão computacional para detecção de linhas de solda em tanques de armazenamento, baseado em segmentação de imagens por textura e usando o segundo momento de inércia da imagem segmentada, para encontrar a linha de solda, possibilitando a correta detecção do cordão, mesmo na ausência da estrutura de reforço normalmente presente nas linhas de solda. O método proposto é eficiente e sua saída pode ser usada como entrada de um sistema autônomo de seguimento cordões de solda, necessário para uma inspeção confiável desta última.

**Palavras-chave**— Identificação de Linha de Solda, Segmentação Baseada em Textura, Segundo Momento de Inércia.

## 1 Introdução

A crescente busca por segurança no setor industrial juntamente com a necessidade de controle de qualidade incentivam a realização de grandes investimentos em inspeção.

Nesse contexto, sistemas de inspeção automatizados tornaram-se uma realidade nesse setor, pois, além de tornarem possível uma inspeção mais confiável, minimizando o erro humano, realizam tal processo com maior velocidade e baixo custo (Deutsch, 2006; Tsuge, 1988).

Essa necessidade é ainda mais acentuada em se tratando de inspeção em tanques de armazenamento de produtos nocivos à saúde e ao meio ambiente.

Para garantir a segurança dos funcionários e evitar agressões ao meio ambiente, sem afetar a saúde da população que reside próximo às indústrias, são realizadas inspeções freqüentes de tais tanques, sobretudo em seus cordões de solda, como é o caso dos tanques esféricos utilizados no armazenamento de gás.

A inspeção das linhas de solda presentes na estrutura dos tanques esféricos deve ser feita dentro e fora deles. Quando a inspeção é feita internamente, o risco do profissional que realiza a inspeção é ainda maior, pois, além do ambiente poder apresentar resíduos do material que estava sendo armazenado, tornando o ambiente tóxico e com risco de explosão, este pode também apresentar pouco oxigênio, colocando em risco a vida do profissional.

Tais esferas possuem ainda uma dimensão muito grande, fazendo com que o profissional muitas vezes trabalhe em ambientes com altitudes elevadas, tor-

nando o trabalho ainda mais arriscado e conseqüentemente aumentando os custos para a empresa.

Uma forma de realizar a inspeção de cordões de solda se faz por meio da emissão de ondas de ultrassom em frequência muito alta (Platte, 2002; Deutsch, 2000). Tal onda ultra-sônica é emitida em diferentes ângulos através da estrutura do reservatório, e se propaga por todo ele.

Quando há bolhas de ar dentro da solda, a onda é refletida, possibilitando assim a detecção de falhas. Esse tipo de identificação de falhas já é usado, porém sua confiabilidade é comprometida quando não se pode garantir um posicionamento correto do sensor (Platte, 2002; Deutsch, 2000), daí vem a importância de uma correta identificação da linha de solda.

Para realizar uma inspeção confiável é necessário identificar o cordão de solda com exatidão, obtendo assim os dados necessários para o posicionamento adequado do sensor.

A escolha dos métodos de sensoriamento a serem utilizados para a identificação do cordão de linha de solda é de suma importância para uma correta inspeção da mesma. Em (Carvalho, 2007), é proposto um sistema autônomo para realizar o correto posicionamento dos sensores ultra-sônicos de inspeção da linha de solda, onde a identificação da mesma é feita a partir das informações advindas de sensores de distância baseados no princípio da reflexão ótica. Como pode ser visto em (Carvalho, 2007), quando não existe o reforço normalmente presente nos cordões de solda, o sensoriamento proposto fica prejudicado, mas o perfil de solda ainda pode ser identificado se ao invés de informações de distância, for utilizado processamento de imagem.

Diante dessa necessidade do setor industrial, neste artigo é desenvolvido um sistema de sensoriamento baseado em visão computacional para identificar corretamente o cordão de solda independente da existência ou não das estruturas de reforço.

Na Seção 2 é apresentado um método clássico para a identificação de retas aplicado a imagens reais de linha de solda. A Seção 3 é dedicada ao método proposto neste trabalho, que leva em consideração as condições de contorno do nosso caso particular de identificação de uma linha na imagem. A análise dos resultados obtidos, conclusões e possíveis continuidades deste trabalho são apresentadas na Seção 4, seguida dos agradecimentos e das referências bibliográfica.

## 2 Método Clássico – Transformada de Hough

A Transformada de Hough é um método clássico para detecção de curvas, vastamente estudada por vários autores. Uma visão geral do tema pode ser vista em (Kälviäinen, 1995). Se interpretada como uma reta, a linha de solda pode ser equacionada de várias maneiras. A mais adequada é a equação paramétrica da reta:

$$\rho = x \cdot \cos \theta + y \cdot \sin \theta \quad (1)$$

que nos permite obter equações para retas em todas as direções, o que não é possível se usarmos a equação geral da reta:

$$y = ax + b \quad (2)$$

que para retas com direção paralela ao eixo  $y$  o coeficiente angular  $a$  tende a infinito, impossibilitando uma descrição matemática dessas retas, o que impede a sua detecção pela Transformada de Hough.

Escolhida a equação da reta que se deseja encontrar, é necessária uma imagem binária como entrada para a Transformada de Hough. Uma forma simples de obtê-la é através de um algoritmo que promova a binarização da imagem através de um limiar, como o utilizado em (Astrand, 2005). Para determinar de maneira ótima esse limiar, segundo o critério da entropia, será utilizado o método proposto por (Sahoo, 1988; Zhang, 1996), baseado na maximização entrópica unidimensional do histograma de níveis de cinza da imagem. A imagem da linha de solda em níveis de cinza, utilizada neste trabalho para fins de ilustração do método proposto, foi capturada utilizando uma câmera em resolução VGA e pode ser vista na Figura 1.

A característica unimodal do histograma dos níveis de cinza da imagem, apresentado na Figura 2.a, é comum para imagens de linha de solda, onde normalmente há concentração dos níveis de cinza em uma faixa estreita de valores, o que dificulta a segmentação, mesmo utilizando um método ótimo para a escolha de um limiar global (Sahoo, 1988).



Figura 1. Imagem exemplo de linha de solda a processar

Para a escolha do limiar, é aplicado ao histograma, presente na Figura 2.a, o método proposto por Kapur em (Kapur, 1985). Inicialmente é feita uma equalização de histograma como descrito em (Gonzalez, 2002), para aumentar o contraste e facilitar a segmentação, onde, se a intensidade dos níveis de cinza da imagem original for tratada como uma variável aleatória  $r$ , a probabilidade de ocorrência na imagem de uma dada intensidade  $r_k$  é dada por:

$$p_r(r_k) = \frac{n_k}{n} \quad (3)$$

onde  $n_k$  é o número de ocorrências da intensidade  $r_k$  e  $n$  é o número total de pixels da imagem. Assim, pode-se considerar uma versão discreta da Função de Distribuição Acumulada (FDA) como sendo:

$$FDA = F(r_k) = \sum_{j=0}^k p_r(r_j) \quad (4)$$

e tomando  $F(r_k)$  como a função que mapeia cada  $r_k$  da imagem em um novo  $r'_k$  descrito por:

$$r'_k = F(r_k) = \sum_{j=0}^k p_r(r_j) = \sum_{j=0}^k \frac{n_j}{n} \quad (5)$$

onde a nova imagem formada por  $r'_k$  representa a imagem original após a equalização do histograma. O histograma original, o equalizado e suas respectivas FDA's são apresentados na Figura 2.

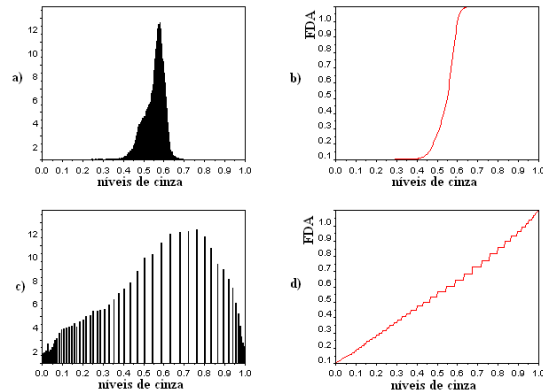


Figura 2. a) Histograma da imagem original; b) FDA da imagem original; c) Histograma equalizado; d) FDA da imagem após a equalização de histograma.

A imagem resultante da equalização de histograma, considerada por Kapur, necessária para uma melhor escolha do limiar através de histogramas unimodais, está ilustrada na Figura 3.

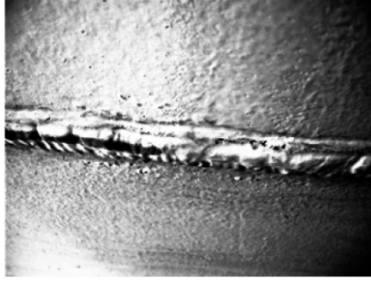


Figura 3. Imagem resultante após a equalização de histograma.

O próximo passo é binarizar a imagem. Seja  $p_i$  a probabilidade de ocorrência do nível de cinza  $i$ , o método da maximização entrópica é feito buscando exaustivamente pelo limiar  $T$  que maximize a equação:

$$\psi(T) = \text{MAX} \{H_p(T) + H_b(T)\} \quad (6)$$

sendo:

$$H_p(T) = - \sum_{i=1}^T \left( \frac{p_i}{P_0} \log \left( \frac{p_i}{P_0} \right) \right) \quad (7)$$

$$H_b(T) = - \sum_{i=T+1}^G \left( \frac{p_i}{P_1} \log \left( \frac{p_i}{P_1} \right) \right) \quad (8)$$

onde:

$$P_0 = \sum_{i=1}^T p_i, \quad P_1 = \sum_{i=T+1}^G p_i \quad (9)$$

e:

$$P_0 + P_1 = \sum_{i=1}^T p_i + \sum_{i=T+1}^G p_i = \sum_{i=1}^G p_i = 1 \quad (10)$$

onde  $G$  é o número de intensidades distintas de níveis de cinza que aparecem na imagem e  $H_p(T)$  e  $H_b(T)$  são as entropias parciais dos sub-histogramas gerados pelo limiar  $T$ .

O limiar  $T$  é testado para todos os valores possíveis e pra cada valor é obtido um correspondente na função discreta  $\psi(T)$ . A Figura 4.a mostra a curva  $\psi(T)$  onde se pode claramente observar o limiar  $T$  que maximiza a função e que divide o histograma equalizado em duas bandas, binarizando a imagem de forma ótima, considerando o aspecto entrópico e a utilização de um único limiar global. Para a imagem da Figura 1, foi encontrado um  $T = 0.266$ , que aplicado à imagem resulta na Figura 4.b.

É evidente que para esse tipo de imagem um limiar global não é a melhor saída, devido à unimodalidade do histograma e à sua alta sensibilidade a problemas de iluminação. Uma busca por múltiplos limiares utilizando técnicas mais avançadas de exploração de Histogramas 2D, como as demonstradas por (Abutaleb, 1989; Brink, 1996), que consideram não apenas a probabilidade independente de cada pixel, produziram resultados muito superiores, mas são

algoritmos pesados que dificultam a sua implementação em tempo real, característica fundamental tendo em vista a dada aplicação deste trabalho.

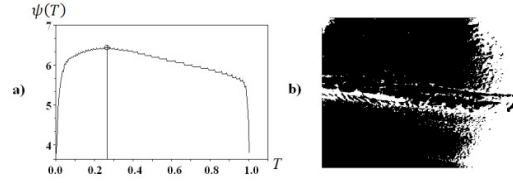


Figura 4. a) Função  $\psi(T)$  evidenciando o limiar que maximiza a entropia do histograma; b) Imagem binarizada com o limiar global  $T=0,266$ .

Finalmente é aplicada a Transformada de Hough Clássica (*SHT*) (Kälviäinen, 1995) para gerar o espaço paramétrico primordialmente descrito por (Duda, 1972), onde faz-se outra busca exaustiva, desta vez, para cada pixel branco da imagem, são calculados dois vetores de parâmetros  $\rho$  e  $\theta$ , onde este último vai de 0 a 180, e pra cada  $\theta$  é calculado um  $\rho$ . A depender da resolução adotada para  $\theta$ , estes cálculos demandam um grande custo computacional. Para diminuir o número de pixels processados pela *SHT*, é promovida a extração do contorno da imagem binarizada, como explicado em (Gonzales, 2002). O resultado é apresentado na Figura 5.a.

Na imagem resultante é aplicada a *SHT* que irá mapear as possíveis retas da imagem em um espaço paramétrico  $(\theta, \rho)$ , ilustrado na Figura 5.b, também conhecido como Espaço de Hough.

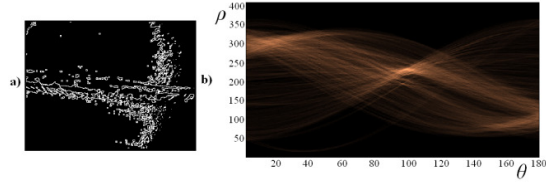


Figura 5. a) Imagem do contorno; b) Espaço de Hough

O espaço paramétrico na Figura 5.b nada mais é do que uma matriz 2D de acumuladores que indicam quantos votos cada par de parâmetros  $(\theta, \rho)$  obteve no processo. Os acumuladores estão ilustrados na Figura 6, na forma de um histograma 2D. Como o objetivo é encontrar uma única reta que melhor represente a imagem, os parâmetros que determinam esta reta são os que receberam mais votos. A reta encontrada aparece na figura 7, sobreposta à imagem original.

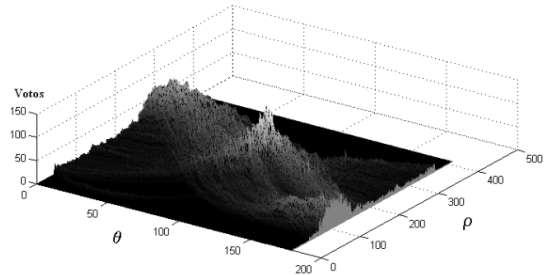


Figura 6. Acumuladores em forma de um histograma 2D.

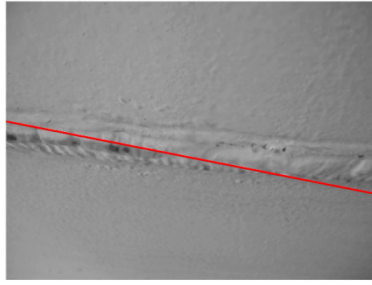


Figura 7. Imagem original sobreposta pela linha encontrada pelo processamento da Seção 2.

### 3 Método Proposto – Momento de Inércia

A Transformada de Hough, apesar de bastante eficiente para a detecção de retas em imagens, é bastante sensível a ruídos e a problemas de iluminação, o que deixa o sucesso ou fracasso do resultado final muito dependente da segmentação aplicada à imagem original.

O método apresentado nessa seção leva em consideração uma característica intrínseca a imagens de linha de solda, o seu alongamento. A segmentação proposta é direcionada para encontrar na imagem um objeto alongado que a represente, e nele será aplicado um método para encontrar a sua orientação, diferente da Transformada de Hough e menos custoso computacionalmente. Se a imagem for corretamente segmentada, o objeto encontrado será o cordão de solda e a orientação do seu alongamento, será a direção da linha de solda.

O método de segmentação proposto é baseado em informações de textura, obtidas a partir do segundo momento central (Gonzalez, 2002). Como na seção anterior, é utilizada a maximização entrópica de um histograma 1D, só que desta vez o histograma não é dos níveis de cinza da imagem e sim de um vetor nomeado neste trabalho de  $v\sigma$ , que representa uma amostragem de desvios padrões de sub-regiões, não sobrepostas, que ocupam toda a imagem original. Cada sub-região é definida por:

$$SubR_k = \begin{pmatrix} p_{i,j} & \cdots & p_{i,j+s} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{i+s,j} & \cdots & p_{i+s,j+s} \end{pmatrix} \quad (11)$$

onde a  $k$ -ésima sub-região tem como primeiro elemento o pixel  $p_{ij}$  da imagem e dimensão quadrada  $s$ . Considerando a  $SubR_k$  como uma matriz independente, de dimensão  $s$  e elementos denotados por  $SR_{i,j}$ , o  $k$ -ésimo elemento do vetor  $v\sigma$  é dado por:

$$v\sigma_k = \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^s (SR_{i,j} - \overline{SR}_k)^2 \quad (12)$$

onde  $\overline{SR}_k$  é a média dos valores de  $SubR_k$ .

A distribuição ( $v\sigma$  x comprimento de  $v\sigma$ ) obtida a partir da imagem da Figura 1, é apresentada na Figura 8, e seu histograma não equalizado na Figura 9.

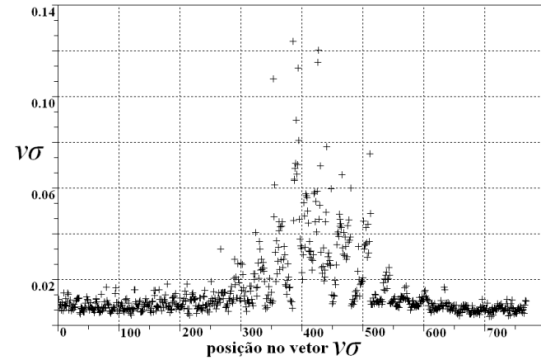


Figura 8. Distribuição de pontos de  $v\sigma$

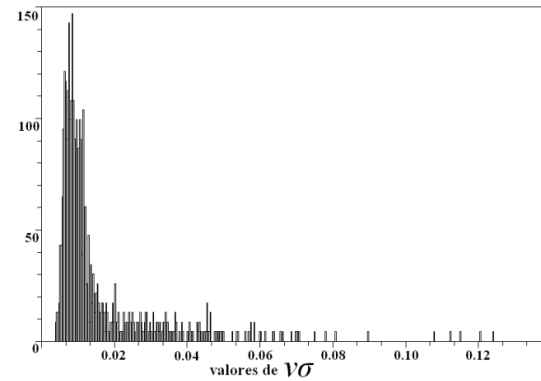


Figura 9. Histograma de  $v\sigma$

A probabilidade de ocorrência de um certo  $v\sigma_k$  é dada por:

$$p_{v\sigma}(v\sigma_k) = \frac{n_k}{n} \quad (13)$$

onde  $n_k$  é o número de ocorrências do elemento  $v\sigma_k$  em  $v\sigma$  e  $n$  é o número total de elementos de  $v\sigma$ .

A partir do histograma da Figura 9, e utilizando as fórmulas de maximização da entropia (6), (7) e (8), com a probabilidade  $p_{v\sigma}$  no lugar de  $p_r$ ,  $P_0$  e  $P_1$  passam a ser calculados por:

$$P_0 = \sum_{i=1}^T p_{v\sigma} \quad e \quad P_1 = \sum_{i=T+1}^G p_{v\sigma} \quad (14)$$

onde  $G$  é o número de colunas do histograma de  $v\sigma$ .

O limiar que maximiza a função discreta  $\psi(T)$  é calculado da mesma forma apresentada na seção anterior, por isso o detalhamento do procedimento será omitido. Na Figura 10 está ilustrado o gráfico da função  $\psi(T)$  e o limiar ótimo de separação do vetor  $v\sigma$ ,  $T \sim 0,021$ .

A aplicação deste limiar à imagem requer um processo similar ao realizado para calcular o vetor  $v\sigma$  em (11) e (12), só que desta vez, ao contrário do que ocorria na passagem anterior, a superposição de sub-regiões é necessária para que a imagem possa ser reconstruída como um todo e sem perda de informação.

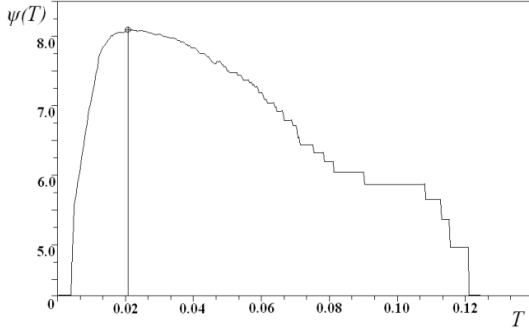


Figura 10. Função  $\psi(T)$  evidenciando o limiar que maximiza a entropia do histograma de  $v\sigma$ .

Para o  $k$ -ésimo pixel,  $p_{i,j}$ , da imagem, será aplicada a equação (12), considerando a sub-região  $SubR_k$  como sendo a região de interesse, de dimensão  $s$ , que tem o  $k$ -ésimo pixel como seu elemento central. Esta subregião pode ser descrita por:

$$SubR_k = \begin{pmatrix} p_{i-\frac{s}{2},j-\frac{s}{2}} & \cdots & p_{i-\frac{s}{2},j+\frac{s}{2}} \\ \vdots & p_{i,j} & \vdots \\ p_{i+\frac{s}{2},j-\frac{s}{2}} & \cdots & p_{i+\frac{s}{2},j+\frac{s}{2}} \end{pmatrix} \quad (15)$$

O valor  $v\sigma_{ij}$  calculado para um dado pixel  $p_{ij}$ , a partir de (15) e (12), é comparado ao limiar  $T$ , então um novo  $p'_{ij}$  é atribuído à imagem pela regra:

$$p'_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{se } v\sigma_{ij} > T \\ 0, & \text{se } v\sigma_{ij} < T \end{cases} \quad (16)$$

A imagem resultante dessa binarização está ilustrada na Figura 11.

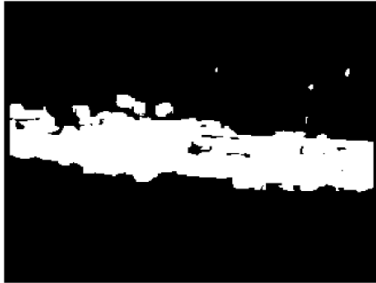


Figura 11. Imagem binarizada, resultante do processamento proposto na seção 3.

Na imagem da Figura 11 observa-se um objeto branco bastante alongado em uma direção, conforme o esperado. Este alongamento pode ser descrito utilizando os conceitos de momento de inércia para um objeto da imagem como em (Horn, 1986).

Considerando a partir de agora a imagem  $(n_x, m)$  como um plano cartesiano  $(x, y)$ , é possível calcular a área do objeto através do somatório:

$$A = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m p_{i,j} \quad (17)$$

e, juntamente com a fórmula do primeiro momento de inércia na direção  $x$ , dado por:

$$M_x = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m j(p_{i,j}) \quad (18)$$

e na direção  $y$ , dado por:

$$M_y = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m i(p_{i,j}) \quad (19)$$

é possível encontrar o centro de massa do objeto, denotado por  $(x_c, y_c)$ , através da relação:

$$x_c = \frac{M_x}{A} \quad e \quad y_c = \frac{M_y}{A} \quad (20)$$

Sendo o objeto alongado e com as informações acima, é possível encontrar a reta que passa por  $(x_c, y_c)$  e minimiza o segundo momento de inércia. Esta reta fornecerá informação da direção do eixo de maior alongamento e conseqüentemente a informação da direção da linha de solda.

A equação que deve ser minimizada é:

$$E = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m r^2(p_{i,j}) \quad (21)$$

onde  $r$  é a distância perpendicular do ponto  $(x, y)$  da imagem onde se encontra o pixel  $p_{i,j}$  à origem. Considerando a equação paramétrica da reta e substituindo em  $r$  e derivando a relação a  $\rho$ , vem que:

$$E = a \cdot \text{sen}^2 \theta - b \cdot \text{sen} \theta \cdot \text{cos} \theta + c \cdot \text{cos}^2 \theta \quad (22)$$

onde:

$$a = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m (j - x_c)^2 (p_{i,j}) \quad (23)$$

$$b = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m (j - x_c) \cdot (i - y_c) (p_{i,j}) \quad (24)$$

$$c = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m (i - y_c)^2 (p_{i,j}) \quad (25)$$

finalmente, derivando  $E$  em relação a  $\theta$  e igualando a equação a zero, vem que:

$$\theta = \frac{\sin^{-1} \left( \frac{b}{\sqrt{b^2 + (a - c)^2}} \right)}{2} \quad (21)$$

Com o valor de  $\theta$ , de  $x_c$  e de  $y_c$  é possível encontrar a reta que representa a imagem.

A reta encontrada através do método descrito na seção 3 está ilustrada na Figura 12, sobreposta à imagem original.

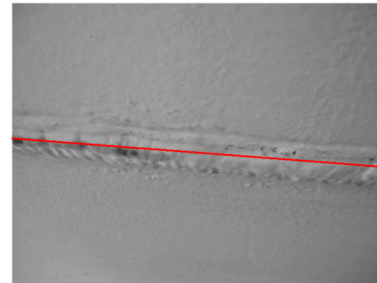


Figura 12. Imagem original sobreposta pela linha encontrada pelo processamento da Seção 3.

#### 4 Conclusão e Trabalhos Futuros

Neste artigo foi apresentado um novo método de processamento para a extração dos parâmetros que definem uma reta, a partir de uma imagem de entrada. Os resultados obtidos comprovam a eficácia do método, mesmo para imagens que possuem histograma com característica unimodal.

O método descrito é mais rápido que o método clássico apresentado, desde a segmentação proposta, tendo em vista que o vetor  $v\sigma$  é bem menor que o vetor  $r$  de níveis de cinza da imagem e que no método clássico ainda é necessária uma equalização de histograma. Já para o novo método, é suficiente uma amostragem não sobreposta de sub-regiões, o que agiliza a determinação do limiar. Em ambos os casos o limiar global é determinado através da maximização entrópica de um histograma 1D descrita por (Kapur, 1985).

A imagem binarizada, resultante da maximização do histograma de níveis de cinza da imagem, mostrou-se muito sensível a problemas de iluminação e a ruídos na imagem. Já a binarização a partir do vetor  $v\sigma$  apresentou resultados satisfatórios, suficientes para uma correta detecção da linha de solda.

Para a extração de parâmetros da reta, foi utilizado o cálculo da reta que minimiza a equação do segundo momento de inércia, ao invés da abordagem clássica pela Transformada de Hough. O método proposto é rápido se comparado a implementações da SHT, onde a imagem deve ser varrida  $\theta$  vezes, onde  $\theta$  é o número total de  $\theta$ s testados para cada pixel branco. Enquanto isso, para a determinação da reta pelo menor segundo momento de inércia, os pixels são computados apenas duas vezes, uma para determinar o centro de massa  $(x_c, y_c)$  e outra para calcular o parâmetro  $\theta$ , que juntos definem a linha de solda.

Ao aplicar a Transformada de Hough na Figura 11 (segmentação proposta neste artigo) o resultado é bem melhor que o obtido com a segmentação usual, no entanto, o número de pixels brancos a processar é muito grande o que torna o tempo de processamento proibitivo, além do surgimento de um erro na escolha do “acumulador vencedor” devido ao grande número de acumuladores com votação alta (gerado pela espessura da linha na imagem).

Com a comprovação da eficácia do método proposto, pretende-se implementar em trabalhos futuros este processamento embarcado, e testá-lo on-line, bem como utilizar sua saída como entrada para um sistema de controle que promoverá a correção da rota do robô de inspeção, visando garantir o correto posicionamento dos sensores ultra-sônicos de inspeção.

#### Agradecimentos

Os autores gostariam de agradecer ao CENPES/PETROBRAS pelo suporte e apoio financeiro durante o desenvolvimento desse trabalho. Um agradecimento especial a Gabriel e Christiane, gran-

des colaboradores neste trabalho e a Heraldo Molina, *In Memoriam*.

#### Referências Bibliográficas

- Deutsch, W. A. K.; Schulte, P.; Joswig, M.; Kattwinkel R. (2006). Automatic Inspection of Welded Pipes with Ultrasound, *Proceedings of the 9th ECNDT*, Berlim, Setembro.
- Tsuge, H. (1988). Automation of In-Service Inspection of Spherical Tanks. *Weld. Int.* Vol. 2, no. 7, pp. 649-652.
- Platte, M.; Deutsch, V.; Vogt, M.; Deutsch, W. A. K.; Schuster, V. (2002). Ultrasonic Testing – Compact and Understandable. Castell-publishing house, Wuppertal.
- Deutsch, W. A. K. (2000). Automated Ultrasonic Inspection – Examples from the Steel Mill. *Proceedings of the WCNDT World Conference for Nondestructive Testing*. Italy, Outubro.
- Carvalho, E. A. N.; Molina, L.; Freire, E. O.; Freire, R.; Luciano, B. (2007). Fillet Weld Identification for Automatic Inspection of Spherical Tanks. *Proceedings of the IMTC*, IEEE. 1-3 Maio 2007 pp. 1 – 6.
- Kälviäinen, H.; Hirvonen, P.; Xu, L.; Oja, E. (1995). Probabilistic and non-probabilistic Hough Transforms: Overview and Comparisons. *Image and Vision Computing* Vol. 13 N. 4, Maio 1995.
- Astrand, B.; Baerveldt, A. (2005). A vision based row-following system for agricultural field machinery. *Mechatronics* Vol. 15 pp. 251 – 269.
- Sahoo, P. K.; Soltani, S.; Wong, A. K. C. (1988). A Survey of Thresholding Techniques. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, Vol. 41 pp. 233-260.
- Zhang, Y. J. (1996). A Survey on Evaluation Methods for Image Segmentation. *Pattern Recognition*, Vol. 31 pp. 1335-1346.
- Kapur, J. N.; Sahoo, P. K.; Wong, K. C. (1985). A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of the histogram. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*. Vol. 29 pp. 273-285.
- Gonzalez, R. C.; Woods, R. E. (2002) Digital Image Processing. Second Edition. Editora Prantice Hall, ISBN 0-201-18075-8.
- Abutaleb, A. H. (1989). Automatic Thresholding of Gray-Level Pictures Using Two-Dimensional Entropy. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, Vol. 47, pp. 22-32.
- Brink, A. D. (1996). Using spatial information as an aid to maximum entropy image threshold selection. *Pattern Recognition Letters*, Vol. 17, pp. 29-36.
- Duda, R. O.; Hart, P. E. (1972). Use of the Hough Transformation to Detect Lines and Curves in Pictures. *Comm. ACM*, Vol. 15, pp. 11–15.
- Horn, B. K. P. (1986) *Robot Vision*, Editora McGraw-Hill, edição de 1986.