

LOCALIZAÇÃO DE UM ROBÔ MÓVEL USANDO ESTIMATIVA DO ERRO DE ODOMETRIA E TRANSFORMADA DE HOUGH

CLAUBER GOMES BEZERRA*, PABLO JAVIER ALSINA*, ADELARDO ADELINO DANTAS DE MEDEIROS*

*Departamento de Engenharia de Computação e Automação
Universidade Federal do Rio Grande do Norte
Natal, RN, Brasil

Emails: clauber@dca.ufrn.br, pablo@dca.ufrn.br, adelardo@dca.ufrn.br

Abstract— In this paper, we propose a localization system for wheeled mobile robots in indoor environments. The system is based on the periodic correction of the localization obtained by the odometry through the detection of natural landmarks. The system uses an evolutionary model to estimate the maximum odometry error. Starting from this estimation, is defined a small image area, obtained from a vision system, in order to accelerate the landmark detection by Hough transform.

Keywords— Mobile Robots, Localization, Odometry Uncertainty, Hough Transform.

Resumo— Neste artigo, propomos um sistema de localização para robôs móveis com rodas em ambientes interiores, baseado na correção periódica da localização obtida pela odometria através da detecção de marcos naturais. O sistema utiliza um modelo evolutivo para estimar o erro máximo de odometria cometido. A partir dessa estimativa, define-se uma pequena região em uma imagem capturada pelo sistema de visão, a fim de acelerar a detecção dos marcos através da transformada de Hough.

Palavras-chave— Robôs Móveis, Localização, Incerteza de Odometria, Transformada de Hough.

1 Introdução

Um dos métodos mais utilizados para determinar a localização de um robô móvel com rodas é a odometria (Borenstein et al., 1996). Por se tratar de um método baseado na integração de deslocamentos incrementais, a odometria pode gerar erros que se propagam cumulativamente com a distância percorrida. Com isso, o uso dessa técnica, na determinação da localização de robôs móveis, pode se tornar proibitivo quando o robô percorre grandes distâncias. Outra forma de se obter a localização de um robô móvel é através do reconhecimento de marcos visuais, utilizando um sistema de visão computacional. Apesar de não gerar erros cumulativos, esse método pode necessitar de um tempo de processamento bem maior do que o uso de odometria.

Neste artigo, será abordado o problema da localização de robôs móveis. Dentre os vários trabalhos existentes na literatura envolvendo esse tema (Se et al., 2001; Clerentin et al., 2002), a maioria deles utiliza um método de localização relativa, geralmente odometria, em conjunto com um método de localização absoluta, que corrige periodicamente a posição relativa do robô. Nesse aspecto, poucos são os trabalhos que se preocupam em analisar como se propaga o erro de odometria a medida que o robô se desloca no ambiente (Mächler, 1998; Kelly, 2001). É importante entender como esses erros se propagam, na medida em que a informação da estimativa do erro acumulado pode ser utilizada para acelerar o método de localização absoluta utilizado.

O sistema de localização proposto neste trabalho, ilustrado na figura 1, utiliza odometria e de-

tecção de marcos naturais. O sistema é utilizado em um ambiente semi-estruturado, onde algumas de suas características são previamente conhecidas. A partir da odometria, obtém-se uma localização aproximada do robô em determinado instante e periodicamente, a partir de imagens capturadas por uma câmera digital posicionada no robô, são detectados marcos no ambiente para se obter uma localização absoluta do mesmo, corrigindo o erro de odometria.

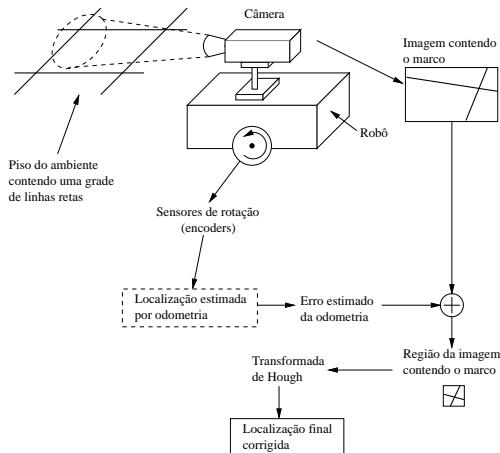


Figura 1: Estrutura do sistema proposto.

Os marcos são constituídos por linhas retas no piso do ambiente no qual o robô irá navegar, detectadas através da transformada de Hough para retas. A maior contribuição deste trabalho, consiste no desenvolvimento de uma técnica para redução do tempo de processamento da imagem contendo o marco. Esta redução é obtida com base na determinação de uma região de interesse na imagem,

a qual é obtida através do mapeamento do erro de odometria estimado em uma sub-área da mesma, onde existe grande probabilidade de se encontrar o marco procurado.

2 Odometria

No desenvolvimento deste trabalho, utilizamos uma plataforma robótica com acionamento diferencial, cuja localização é dada pela posição do seu ponto central (x, y) e pelo ângulo θ de orientação da mesma em relação a um referencial fixo no espaço de trabalho.

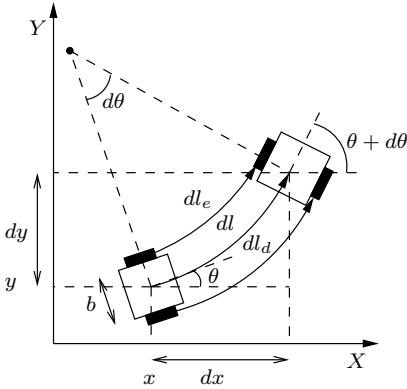


Figura 2: Modelo da plataforma robótica utilizada.

A partir das informações medidas por *encoders* e conhecendo alguns parâmetros cinemáticos do robô, é possível deduzir as equações que irão determinar a sua posição e orientação em um dado instante incrementalmente (Borenstein et al., 1996). Aproximando o movimento executado pelo robô por um arco de circunferência, como mostrado na figura 2, teremos que a sua localização será dada pelas equações discretizadas:

$$\begin{aligned} x(t + \Delta t) &= x(t) + \Delta l \cos \theta(t) \\ y(t + \Delta t) &= y(t) + \Delta l \sin \theta(t) \\ \theta(t + \Delta t) &= \theta(t) + \Delta \theta(t) \end{aligned} \quad (1)$$

onde Δl e $\Delta \theta$ são os deslocamentos linear e angular, respectivamente, do robô durante o intervalo de amostragem Δt .

Considerando N_d e N_e o número de pulsos lidos nos *encoders* direito e esquerdo, N_{res} o número de pulsos lidos em uma revolução das rodas, r_d e r_e os raios das rodas direita e esquerda do robô respectivamente e b o comprimento do eixo do robô, as equações 1 podem ser escritas como:

$$\begin{aligned} x(t + \Delta t) &= x(t) + (N_d r_d + N_e r_e) \frac{\pi}{N_{res}} \cos \theta(t) \\ y(t + \Delta t) &= y(t) + (N_d r_d + N_e r_e) \frac{\pi}{N_{res}} \sin \theta(t) \\ \theta(t + \Delta t) &= \theta(t) + \frac{2\pi}{b N_{res}} (N_d r_d - N_e r_e) \end{aligned} \quad (2)$$

Como a odometria determina a localização do robô com base no acúmulo das informações obtidas nos instantes anteriores, um erro em determinado instante também compromete as medições dos instantes seguintes. Dessa forma, a medida que o robô se desloca no seu ambiente o erro de odometria pode se tornar cada vez maior, ou seja, torna-se necessária a correção desses erros de tempos em tempos, de acordo com o deslocamento efetuado pelo robô.

Os erros de odometria são classificados como erros não-sistemáticos e erros sistemáticos (Borenstein et al., 1996). Os erros sistemáticos são causados principalmente por incertezas nos parâmetros r_e , r_d e b do robô, ou seja, são de certa forma previsíveis e podem ser minimizados por processos de calibração apropriados (Borenstein et al., 1996). Ao contrário dos erros não-sistemáticos, causados por situações que surgem inesperadamente, como o escorregamento das rodas do robô ou imperfeições no solo. Apesar dessa aleatoriedade dos erros não-sistemáticos é possível deduzir um modelo evolutivo para estimar o erro máximo cometido pelo método, de tal forma a englobar essas duas categorias, como será visto na próxima seção.

3 Estimativa dos Erros de Odometria

Nesta seção será descrito um método para expressar a incerteza da localização obtida pelo sistema de odometria. Esse método, que será apresentado aqui de forma resumida, foi descrito inicialmente por Chenavier e Crowley (Chenavier and Crowley, 1992), servindo de base para uma série de outros trabalhos (Irie et al., 2003). Inicialmente definimos os vetores de configuração \mathbf{q} e de entrada do sistema \mathbf{u} como sendo:

$$\begin{aligned} \mathbf{q}(t) &= [x(t) \ y(t) \ \theta(t)]^T \\ \mathbf{u}(t) &= [\Delta l(t) \ \Delta \theta(t)]^T \end{aligned}$$

As equações 1 podem ser escritas de forma matricial como:

$$\mathbf{q}(t + \Delta t) = \mathbf{q}(t) + \begin{bmatrix} \Delta l \cos \theta(t) \\ \Delta l \sin \theta(t) \\ \Delta \theta(t) \end{bmatrix} \quad (3)$$

Dessa forma, a configuração atual do robô pode ser escrita em função da sua configuração anterior e do seu vetor de deslocamento, ou seja,

$$\mathbf{q}(t + \Delta t) = f(\mathbf{q}(t), \mathbf{u}(t)) + \Delta \mathbf{n}(t)$$

O valor $\Delta \mathbf{n}$ é um vetor de ruído devido a deformações, deslizamento das rodas, vibrações e outros erros desconhecidos. O ruído $\Delta \mathbf{n}$ é considerado Gaussiano, com média zero e covariância

dada por uma matriz \mathbf{Q} . Esse ruído gera erros nas medições dos deslocamentos das rodas e erros no cálculo da localização do robô, ou seja, os valores reais de \mathbf{q} e \mathbf{u} serão dados por:

$$\begin{aligned}\mathbf{q}(t) &= \hat{\mathbf{q}}(t) + \Delta\mathbf{q} \\ \mathbf{u}(t) &= \hat{\mathbf{u}}(t) + \Delta\mathbf{u}\end{aligned}$$

onde $\hat{\mathbf{q}}$ é o valor calculado de \mathbf{q} , $\Delta\mathbf{q}$ é o erro cometido no cálculo de $\hat{\mathbf{q}}$, $\hat{\mathbf{u}}$ é o valor medido de \mathbf{u} e $\Delta\mathbf{u}$ é o erro na medição de $\hat{\mathbf{u}}$.

Podemos linearizar a equação 3, através de sua expansão em uma série de Taylor de primeira ordem, em torno de $\hat{\mathbf{q}}$ e $\hat{\mathbf{u}}$, da seguinte forma:

$$\begin{aligned}\mathbf{q}(t + \Delta t) &= f(\mathbf{q}(t), \mathbf{u}(t)) + \Delta\mathbf{n}(t) \\ &\approx f(\hat{\mathbf{q}}(t), \hat{\mathbf{u}}(t)) + \mathbf{J}_{f,\mathbf{q}}(t)\Delta\mathbf{q} \\ &\quad + \mathbf{J}_{f,\mathbf{u}}(t)\Delta\mathbf{u} + \Delta\mathbf{n}(t)\end{aligned}\quad (4)$$

onde $\mathbf{J}_{f,\mathbf{q}}$ e $\mathbf{J}_{f,\mathbf{u}}$ são os jacobianos de f com relação a \mathbf{q} e \mathbf{u} respectivamente.

Utilizando a aproximação 4 podemos obter a expressão para o cálculo de $\Delta\mathbf{q}$, da seguinte forma:

$$\begin{aligned}\mathbf{q}(t + \Delta t) &\approx f(\hat{\mathbf{q}}(t), \hat{\mathbf{u}}(t)) + \mathbf{J}_{f,\mathbf{q}}(t)\Delta\mathbf{q} \\ &\quad + \mathbf{J}_{f,\mathbf{u}}(t)\Delta\mathbf{u} + \Delta\mathbf{n}(t) \\ &= \hat{\mathbf{q}}(t + \Delta t) + \Delta\mathbf{q}(t + \Delta t) \\ \Delta\mathbf{q}(t + \Delta t) &= \mathbf{J}_{f,\mathbf{q}}(t)\Delta\mathbf{q}(t) + \mathbf{J}_{f,\mathbf{u}}(t)\Delta\mathbf{u}(t) \\ &\quad + \Delta\mathbf{n}(t)\end{aligned}\quad (5)$$

A matriz $\Sigma_{\mathbf{q}}$ descreve a incerteza associada ao cálculo de $\hat{\mathbf{q}}$. Utilizando a equação 5 e sabendo que $\Delta\mathbf{q}$, $\Delta\mathbf{u}$ e $\Delta\mathbf{n}$ são descorrelacionados, podemos obter a expressão de $\Sigma_{\mathbf{q}}$:

$$\begin{aligned}\Sigma_{\mathbf{q}}(t + \Delta t) &= E(\Delta\mathbf{q}(t + \Delta t), \Delta\mathbf{q}(t + \Delta t)^T) \\ \Sigma_{\mathbf{q}}(t + \Delta t) &= \mathbf{J}_{f,\mathbf{q}}(t)\Sigma_{\mathbf{q}}(t)\mathbf{J}_{f,\mathbf{q}}(t)^T \\ &\quad + \mathbf{J}_{f,\mathbf{u}}(t)\Sigma_{\mathbf{u}}(t)\mathbf{J}_{f,\mathbf{u}}(t)^T \\ &\quad + \mathbf{Q}(t)\end{aligned}\quad (6)$$

onde $\Sigma_{\mathbf{u}}$ é a matriz de covariância do erro na medição de \mathbf{u} (Irie et al., 2003) e \mathbf{Q} é uma matriz diagonal que modela a variância dos erros de odometria e é obtida experimentalmente (Chenavier and Crowley, 1992).

A figura 3 ilustra a incerteza do erro de localização do robô após um determinado deslocamento, partindo do estado $\mathbf{q} = (x, y, \theta)$ até o estado $\hat{\mathbf{q}} = (\hat{x}, \hat{y}, \hat{\theta})$. Neste estado final existe uma área ao seu redor, calculada usando a distância de *Mahalanobis*, com uma determinada probabilidade de conter a posição real do robô. Essa distribuição de probabilidade elíptica é centrada na posição estimada (\hat{x}, \hat{y}) e possui seus semi-eixos com comprimentos δ_x e δ_y . Da mesma forma, podemos também estimar o erro máximo cometido

no cálculo da orientação do robô (δ_θ), resultando em um cone de erro de orientação cuja bissetriz é a orientação estimada ($\hat{\theta}$).

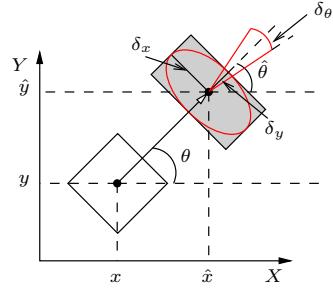


Figura 3: Região de incerteza ao redor da localização estimada pela odometria.

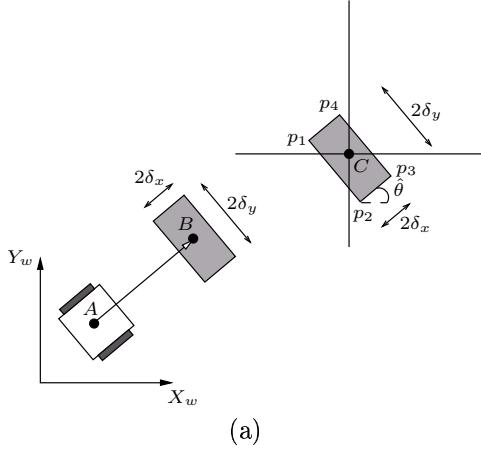
Para simplificar a determinação dos limites da região elíptica, para um posterior mapeamento na imagem, aproximaremos a mesma por uma região retangular, delimitada pelo retângulo circunscrito a região elíptica.

4 Sistema de Visão

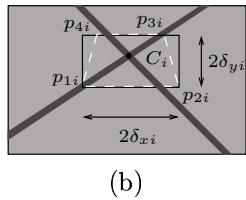
O sistema de visão proposto utiliza uma única câmera digital, posicionada sobre o robô à uma altura h do plano do chão e rotacionada de um ângulo α com relação a esse mesmo plano. Inicialmente é adquirida uma imagem em tons de cinza do ambiente contendo um marco. As características visuais do ambiente que são exploradas pelo sistema consistem em linhas retas presentes no seu piso. Os marcos são constituídos pela interseção entre duas dessas retas, uma vertical ($k_x, Y, 0$) e outra horizontal ($X, k_y, 0$), o que é feito com um ângulo de 90° . Cada uma das retas verticais possui um valor distinto de k_x , que caracteriza a mesma. Da mesma forma, cada reta horizontal possui um valor distinto de k_y que a caracteriza.

Para acelerar o processamento da imagem, utilizamos um método para reduzir a quantidade de dados processados, ilustrado na figura 4. Após se deslocar no ambiente de um ponto A para um ponto B , o robô possui uma certa região de incerteza ao redor da sua localização atual, figura 4(a). Utilizando essa localização estimada e o mapa do ambiente previamente conhecido, estima-se que exista um marco centrado no ponto C , o qual também possui uma região de incerteza ao seu redor. O comprimento dos lados dessa região, que possui uma inclinação $\hat{\theta}$ com relação ao eixo X do espaço de trabalho, são definidos como sendo $2\delta_x$ e $2\delta_y$.

A projeção dessa região de incerteza gera na imagem uma região trapezoidal (linha tracejada), conforme é mostrado na figura 4(b). A região de interesse da imagem (linha cheia) é obtida calculando-se o retângulo circunscrito à região trapezoidal, cujas arestas são $2\delta_{xi}$ e $2\delta_{yi}$.



(a)



(b)

Figura 4: Mapeamento do erro de odometria na imagem.

Após a determinação da região de interesse, a mesma é segmentada resultando em uma região binarizada. Em seguida, a essa região binarizada é aplicada a transformada de Hough para retas, com o objetivo de detectar os marcos. A transformada de Hough é um método que vem sendo muito utilizado em aplicações que envolvem a navegação de robôs móveis em ambientes interiores (Grisetti et al., 2002). Essa transformada realiza um mapeamento entre o espaço cartesiano da imagem e o espaço de parâmetros em que a curva foi definida. A representação paramétrica para a reta, utilizada pela transformada é (Duda and Hart, 1972):

$$\rho = x \cos \phi + y \sin \phi \quad (7)$$

Para acelerar ainda mais o cálculo da transformada, foi utilizado a estimativa do erro máximo de orientação cometido δ_θ , calculado no processo de estimação do erro de odometria. Dessa forma, o espaço de parâmetros é analisado em apenas dois subintervalos de ϕ , conforme mostra a figura 5. Os valores $\hat{\phi}_v$ e $\hat{\phi}_h$, são as estimativas dos ângulos das duas retas procuradas na imagem.

Para a validação dessa técnica foi realizado um experimento no qual o robô executou um certo deslocamento no ambiente, seguido do cálculo da região de interesse na imagem. A tabela 1 mostra os resultados obtidos com o processamento da imagem completa ($352x288\ pixels$) e apenas da região de interesse. Como pode ser observado, a redução na quantidade de *pixels* processados foi de pelo menos de 72% (obtida no teste 9), da mesma forma que também foi obtida uma redução de pelo menos 80% no tempo (t) de processamento da imagem (obtida no teste 2).

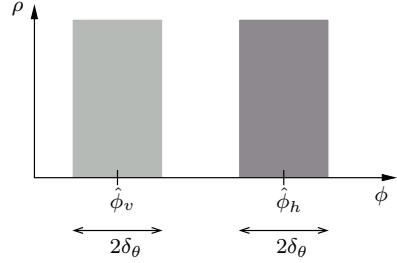


Figura 5: Intervalos de cálculo das retas no espaço de parâmetros.

Tabela 1: Resultados obtidos com o mapeamento do erro de odometria na imagem.

Teste	imagem t (ms)	região de interesse <i>pixels</i>	t (ms)
1	529.23	181×139	100.01
2	510.44	155×146	102.59
3	538.64	143×171	106.70
4	470.51	157×133	87.09
5	488.26	144×142	82.86
6	469.74	172×136	81.70
7	524.81	141×170	93.96
8	443.37	154×144	82.67
9	525.25	183 \times 152	101.47
10	458.02	165×133	84.02

Após a aplicação da transformada de Hough são detectadas duas retas, uma vertical e outra horizontal, como ilustrado na figura 6, nos fornecendo os parâmetros dessas duas retas ϕ_v , ρ_v , ϕ_h e ρ_h . Esses parâmetros são utilizados para solucionar o sistema de equações:

$$\begin{cases} \rho_v &= \lambda(k_y s_\alpha - y s_\alpha - h s_\theta c_\alpha) \\ \tan \phi_v &= \frac{(k_y c_\alpha - y c_\alpha + h s_\theta s_\alpha)}{h c_\theta} \\ \rho_h &= \lambda(-k_x s_\alpha + x s_\alpha + h c_\theta c_\alpha) \\ \tan \phi_h &= \frac{(-k_x c_\alpha + x c_\alpha - h c_\theta s_\alpha)}{h s_\theta} \end{cases} \quad (8)$$

onde s_θ é o $\sin \theta$; s_α é o $\sin \alpha$; c_θ é o $\cos \theta$ e c_α é o $\cos \alpha$. O sistema 8 é solucionado em função das variáveis de localização do robô (x , y e θ) e da distância focal da câmera (λ), conhecendo-se os valores de k_x , k_y , α e h , de forma a obtermos a localização absoluta do robô.

5 Resultados Experimentais

O ciclo de funcionamento do sistema de localização implementado, pode ser descrito através da seguinte seqüência de etapas: Determinação da localização relativa do robô utilizando odometria; Estimação do erro máximo de odometria calculado; Aquisição de uma imagem do piso do ambiente; Mapeamento do erro máximo de odometria em uma região da imagem com maior probabilidade de conter o marco procurado; Segmentação e

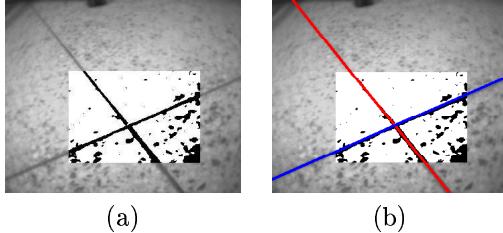


Figura 6: Detecção dos marcos através da transformada de Hough: (a) imagem binarizada e (b) marco detectado através da transformada de Hough.

Aplicação da transformada de Hough a essa região da imagem segmentada, a fim de detectar o marco procurado; Determinação da localização absoluta do robô com base na localização do marco identificado no ambiente; Correção da localização relativa a partir da localização absoluta.

Foi realizada uma série de dez testes, utilizando apenas o sistema de odometria sem o processo de correção, onde em cada um deles o robô percorreu uma seqüência de três caminhos retilíneos, intercalados por duas mudanças de orientação de cerca de 90° no sentido anti-horário, gerando um caminho em forma de “U”. Foram calculados os erros obtidos na localização final de cada teste, para x , y e θ denotados por ϵ_x , ϵ_y e ϵ_θ , obtendo os valores mostrados na tabela 2.

Tabela 2: Erros de odometria obtidos para um caminho em forma de “U”.

Teste	$\epsilon_x(m)$	$\epsilon_y(m)$	$\epsilon_\theta(rad)$
1	0.030	0.100	-0.1421
2	0.033	0.110	-0.1410
3	0.030	0.110	-0.1375
4	0.031	0.109	-0.1322
5	0.034	0.113	-0.1602
6	0.030	0.112	-0.1318
7	0.034	0.110	-0.1564
8	0.030	0.105	-0.1583
9	0.036	0.113	-0.1408
10	0.032	0.098	-0.1430
Média	0.032	0.108	-0.1443
Desvio padrão	0.0024	0.053	0.0104

Neste experimento, para o erro em x , o valor máximo obtido foi de $0.036m$, apresentando um valor médio de $0.032m$ e desvio padrão de $0.0024m$. Já o erro em y apresentou um valor máximo de $0.113m$, média de $0.108m$ e desvio padrão de $0.053m$. Da mesma forma podemos citar o erro em θ , cujo módulo do seu valor máximo foi de 0.1602 radianos. Além disso, a média desse erro foi de -0.1443 radianos e desvio padrão de 0.0104 radianos. Com isso, torna-se evidente a inviabilidade de se utilizar isoladamente a odometria, que fornece uma localização imprecisa, e a necessidade

de um método de localização absoluta para corrigir esse erro acumulado.

Em seguida, foi realizada outra série de experimentos, onde o robô foi colocado em posições fixas e conhecidas sem se movimentar. Dessa forma, foram calculados os erros de localização obtidos para o método de localização absoluta (ϵ_x , ϵ_y e ϵ_θ), resultando nos valores mostrados na tabela 3. Para o erro em x o valor máximo obtido foi de $0.011m$, com média $0.0082m$ e desvio padrão de $0.0021m$. Com relação ao erro em y foi obtido um valor máximo de $0.010m$, média de $0.0073m$ e desvio padrão de $0.0025m$. Finalmente quanto ao erro de orientação foi obtido um valor máximo de 0.0171 radianos, média de 0.0150 radianos e desvio padrão de 0.0011 radianos. Notadamente, se compararmos esses erros ao valores obtidos no experimento do caminho em forma de “U” utilizando somente a odometria (tabela 2), verificamos uma considerável redução nestes valores, mostrando a eficácia do cálculo da localização absoluta do robô, usando o sistema de visão proposto.

Tabela 3: Resultados obtidos utilizando o método absoluto.

Teste	$\epsilon_x(m)$	$\epsilon_y(m)$	$\epsilon_\theta(rad)$
1	0.010	0.009	0.0150
2	0.008	0.008	0.0162
3	0.011	0.009	0.0146
4	0.008	0.010	0.0158
5	0.007	0.002	0.0152
6	0.009	0.006	0.0146
7	0.010	0.009	0.0138
8	0.009	0.008	0.0134
9	0.006	0.004	0.0144
10	0.004	0.008	0.0171
Média	0.0082	0.0073	0.0150
Desvio padrão	0.0021	0.0025	0.0011

Finalmente o sistema de localização foi testado utilizando todas as suas etapas em conjunto. Inicialmente foi calculado experimentalmente o deslocamento máximo que o robô pode executar sem a utilização da correção absoluta, obtendo-se $\Delta S_{max} = 1.2m$ (Bezerra, 2002). O robô foi novamente submetido a uma trajetória em forma de “U”, onde durante a sua execução o sistema de visão local realizou a detecção de três marcos, reduzindo o erro de odometria nestes instantes, conforme mostra a figura 7. Durante o percurso, a correção absoluta foi sempre realizada quando o robô percorria um deslocamento $\Delta S = 0.5m$. Essa correção foi feita apenas atualizando a localização obtida por odometria pela localização absoluta obtida pelo sistema de visão local, no instante em que a imagem é capturada. Dessa forma, admitiu-se que a localização absoluta obtida correspondia a localização correta do robô, tornando

nula a incerteza da localização no instante da correção.

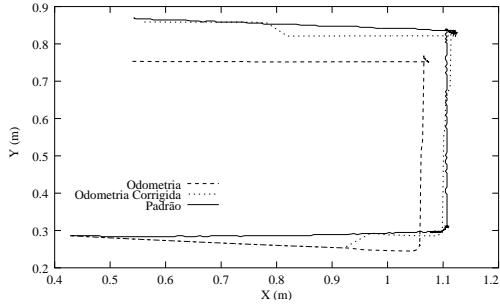


Figura 7: Comparação entre a localização calculada pela odometria sem correção (linha tracejada), com correção absoluta (linha pontilhada) e a localização real do robô.

Como pode ser visto pela análise do gráfico, a utilização do método de correção proporcionou uma maior confiabilidade na localização obtida pela odometria, durante o trajeto.

6 Conclusões Gerais

Este trabalho apresentou uma proposta para a determinação da localização de um robô móvel com rodas em ambientes interiores. Tal proposta utiliza um método baseado em odometria e outro baseado na detecção de marcos naturais no ambiente. Quanto ao método de localização absoluta utilizado, a transformada de Hough foi a técnica utilizada para a detecção dos marcos. Este trabalho oferece uma contribuição relevante no que diz respeito ao tempo de processamento dessa transformada, associando a mesma a uma técnica que possibilita a sua aplicação em tempo real.

A redução do tempo de processamento da transformada foi obtida, através da redução da quantidade de dados de entrada utilizados pela mesma. Para isso, foi utilizada a informação da localização do robô estimada pela odometria, bem como o erro máximo cometido por esse método, estimado através de um modelo de evolução de erro. Os resultados obtidos utilizando essa técnica foram bastante satisfatórios, através dos quais obtemos uma redução de pelo menos 72% na quantidade de dados analisados e de pelo menos 80% no tempo necessário para a detecção das retas.

Tendo em vista os resultados obtidos, mostrou-se que é possível desenvolver um sistema de localização eficiente para a sua utilização em tempo real, aplicando o mesmo à robôs móveis autônomos com rodas em ambientes internos semi-estruturados.

Agradecimentos

Este trabalho contou com o apoio financeiro da CAPES e do CNPQ.

Referências

- Bezerra, C. G. (2002). *Localização de um robô móvel usando odometria e marcos naturais*, Master's thesis, Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Departamento de Engenharia de Computação e Automação.
- Borenstein, J., Everett, H. R. and Feng, L. (1996). “where am i?” sensors and methods for mobile robot positioning, University of Michigan.
- Chenavier, F. and Crowley, J. L. (1992). Position estimation for a mobile robot using vision and odometry, *International Conference on Robotics and Automation*.
- Clerentin, A., Delahoche, L., Brassart, E. and Cauchois, C. (2002). Mobile robot localization based on multi target tracking, *International Conference on Robotics and Automation*, pp. 13–18.
- Duda, R. and Hart, P. (1972). Use of the hough transformation to detect lines and curves in pictures, *Communications of the ACM* **15**(1): 11–15.
- Grisetti, G., Iocchi, L. and Nardi, D. (2002). Global hough localization for mobile robots in polygonal environments, *International Conference on Robotics and Automation*.
- Irie, M., Nagatani, K. and Gofuku, A. (2003). Path evaluation for a mobile robot based on a risk of colision, *International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation*, pp. 485–490.
- Kelly, A. (2001). Linearized systematic error propagation in vehicle odometry, *International Conference on Intelligent Robotics and Systems*.
- Mächler, P. (1998). *Robot Positioning by Supervised and Unsupervised Odometry Correction*, PhD thesis, École Polytechnique Fédérale de Lausanne, Département D’Informatique.
- Se, S., Lowe, D. and Little, J. (2001). Local and global localization for mobile robots using visual landmarks, *International Conference on Intelligent Robotics and Systems*.