

ESTIMAÇÃO DE POSIÇÃO E ORIENTAÇÃO PARA ROBÔS MÓVEIS

JOSÉ G. N. DE CARVALHO FILHO¹, LUCAS MOLINA^{1,3}, KAMEL BENSEBAA², ELYSON A. N. CARVALHO^{1,4} E EDUARDO O. FREIRE¹

¹ *Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Sergipe – DEL/UFS, São Cristóvão-SE, Brasil*
E-mails: j.gilmar@click21.com.br; lmolina@ufs.br; ecarvalho@ufs.br; efreire@ufs.br

² *Departamento de Ciência da Computação, Universidade Federal de Sergipe –DCOMP/UFS, São Cristóvão-SE, Brasil*
E-mails: kamel-bensebaa@ufs.br

³ *Programa de Engenharia Elétrica da Universidade Federal do Rio de Janeiro – PEE/COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro-RJ, Brasil*

⁴ *Departamento de Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Campina Grande – DEE/UFCG, Brasil*

Abstract— This paper is focused on the development of a system for estimating position and orientation based on computer vision techniques using matching images. The system is based on the comparison of images acquired at different times to determine the angular and linear displacement between them which in turn, are used to estimate the robot's trajectory. The image comparison is performed using a matching points technique based on the distance between points of interest. In this sense, the distance between interesting points are clustered into sets of distances and the distances distribution are used to perform image matching. The developed system was evaluated by recording images from a low resolution video camera fixed at a mobile platform.

Keywords— Position and orientation estimation, Computational vision, Dead-reckoning.

Resumo— Este artigo é focado no desenvolvimento de um sistema de estimação de posição e orientação baseado em técnicas de visão computacional usando correspondência de imagens. O sistema se baseia na comparação de imagens adquiridas em diferentes instantes para determinar os deslocamentos angular e linear entre elas e, assim, estimar a trajetória do robô. A comparação das imagens é realizada usando uma técnica de casamento de pontos baseada nas distâncias entre os pontos de interesse. Neste sentido, as distâncias entre os pontos de interesse são agrupadas em conjuntos de distâncias e as distribuições de distâncias destes conjuntos são usadas para realizar a correspondência das imagens. O sistema desenvolvido foi avaliado a partir de imagens de obtidas por uma câmera de baixa resolução fixada em uma plataforma móvel.

Palavras-chave— Estimação de posição e orientação, Visão computacional, Odometria.

1 Introdução

Atualmente, existe uma demanda generalizada e crescente pelo aumento da eficiência e pela redução de custos no setor industrial, por diversas razões que vão desde preocupações ambientais até a necessidade de ser mais competitivo no mercado globalizado. Isso tem alavancado de forma significativa as pesquisas na área de automação, que pode ser considerada como uma área estratégica para o crescimento de indústrias e países. A área de robótica está atrelada à automação sob diversos aspectos, mas também tem seus próprios nichos de crescimento, de forma que cresce por influência da área de automação industrial e também devido ao setor de serviços. Nesse caso, podem ser destacadas aplicações como: o auxílio a pessoas com necessidades especiais, a substituição do homem na exploração de ambientes insalubres ou perigosos e até mesmo o entretenimento.

Nestes casos, os robôs móveis têm um lugar de destaque, pois não ficam restritos a um único local de operação e, por conta disto, têm uma aplicabilidade e versatilidade muito maior que os robôs manipuladores, mais frequentes nas fábricas.

Por conta desta maior versatilidade, muitas destas aplicações, frequentemente, demandam um alto grau de precisão e exatidão dos robôs durante a execução das tarefas atribuídas. Estas características são obtidas, geralmente, através do uso de controles realimentados. Devido ao fato que a posição do robô e, talvez outras variáveis de estado devem ser conhecidas durante a execução da tarefa, estimadores podem ser aplicados como forma de aumentar a confiabilidade dos valores de tais variáveis, medidos direta ou indiretamente pelo sistema de sensoriamento do robô.

Muitos métodos de localização de robôs móveis fazem uso de sensores inerciais, tais como acelerômetros e giroscópios ou ainda sensores como GPS e bússolas eletrônicas, porém grande parte dos métodos usados para medição da posição de robôs móveis ainda é baseada em odometria, nos quais as velocidades, linear e angular, do robô são integradas ao longo do tempo para determinar a sua posição. Uma das formas mais comuns de se empregar odometria é utilizando *encoders* ópticos (Carvalho-Filho et al., 2008).

Os principais problemas dos métodos baseados em odometria consistem no fato de que, para se obter a precisão necessária para aplicações em robótica, são necessários *encoders* de alta resolução, os quais podem aumentar

significativamente os custos de implementação e que, em odometria, o erro é acumulativo.

Uma alternativa ao uso dos *encoders* ópticos é a utilização de métodos baseados em visão computacional, que podem fornecer uma boa precisão mesmo com câmeras de baixa resolução.

Estes métodos frequentemente utilizam técnicas de fluxo óptico, localização de marcos naturais ou artificiais, visão global e correspondências de imagens para localizar o robô no ambiente (Heinen, 2002). Porém, mesmo podendo fornecer uma boa precisão, estes métodos possuem algumas limitações, tais como o tamanho do ambiente ou a necessidade de marcos naturais ou artificiais, que podem restringir sua aplicabilidade a certos ambientes ou tarefas.

Neste artigo é apresentado um sistema de estimação de posição e orientação para robôs móveis baseado em técnicas de visão computacional usando correspondência de imagens. Este sistema baseia-se na comparação de imagens adquiridas em diferentes instantes para determinar os deslocamentos angular e linear entre elas e, assim, estimar a trajetória do robô.

É importante ressaltar que o foco deste artigo é a apresentação de um novo método de correspondência de imagens baseado na utilização das distâncias entre os pontos de interesse obtidos, para medição de deslocamento de robôs móveis. Para tanto foi utilizado um método conveniente para a escolha dos pontos de interesse, necessários para analisar a funcionalidade da técnica de correspondência de imagens desenvolvida e comprovar a aplicabilidade do sistema.

2 Métodos Utilizados para Estimação de Posição e Orientação

Existem diversos métodos para estimação de posição e orientação de robôs móveis encontrados na literatura, todavia, neste artigo serão discutidos apenas alguns dos métodos mais utilizados em localização de robôs móveis.

2.1 Métodos Baseados em Encoders Ópticos

Em geral, os métodos que utilizam *encoders* ópticos para estimar a posição e orientação de robôs móveis obtêm os deslocamentos angular e linear através da integração das velocidades angular e linear no tempo.

O que diferencia estes métodos é, principalmente, a forma como as velocidades são medidas. Tais velocidades são calculadas a partir da medição da velocidade em cada roda, usando um disco com furos, geralmente acoplado diretamente ao eixo do motor, e um par emissor/receptor de infravermelho.

Apesar de amplamente usados em robôs móveis devido a sua simplicidade, os métodos baseados em *encoders* ópticos não realizam uma medição adequada da velocidade quando na presença de erros não-sistemáticos, sobretudo em ambientes não-estruturados, como, por exemplo, quando há deslizamento das rodas. Esse erro de medição é acumulativo na determinação da trajetória do robô devido à natureza integrativa do método.

2.2 Métodos Inerciais

Na robótica, os sensores inerciais são muito utilizados em técnicas de localização de robôs móveis. Nos métodos inerciais, as informações sobre a posição, velocidade, altitude e direção dos robôs em relação a um referencial são obtidas a partir de sensores como giroscópios, acelerômetros e inclinômetros.

O grande problema dos métodos inerciais é que, em geral, estes possuem um grande erro acumulado, ainda maior que os métodos baseados em *encoders* ópticos, pois, uma vez que os sensores inerciais medem a aceleração, é necessário integrar duas vezes a medida para estimar o deslocamento.

2.3 Métodos Baseados em Medições Absolutas

Alguns métodos de localização de robôs móveis utilizam medições absolutas para localizar o robô no ambiente, em geral, obtidas a partir de sensores como bússolas eletrônicas ou receptores GPS.

A bússola eletrônica é um aparelho que calcula a diferença angular entre a orientação do dispositivo e o norte magnético. Assim, através da utilização de bússolas eletrônicas, é possível obter a orientação do robô em relação ao norte magnético.

Embora a utilização de bússolas eletrônicas em robôs seja uma opção viável, poucos têm sido os casos, na prática, a recorrer a sistemas de localização baseados nesse tipo de dispositivo. Isto se deve, em grande parte, ao fato de a bússola fornecer apenas informação azimutal e possuir uma susceptibilidade considerável a interferências externas, tais como proximidade a materiais ferromagnéticos e fugas magnéticas dos motores elétricos (Santos, 2002).

O GPS (*Global Positioning System*) é uma rede de satélites artificiais em órbita da Terra utilizados para fornecer as coordenadas de algum ponto do planeta através de um aparelho receptor dos sinais de rádio emitidos por estes satélites.

A utilização de sistemas de GPS é uma das formas mais fáceis de obter a localização de robôs móveis, pois através destes sistemas é possível obter a posição absoluta de um robô. Atualmente, estes sistemas têm um erro em torno de 10 metros (podendo chegar a até alguns centímetros), porém o alto custo de implementação restringe significativamente seu uso (Santos, 2002).

2.4 Métodos baseados em Visão Computacional

Os métodos que utilizam visão computacional para estimar a posição podem ser divididos segundo o critério do posicionamento da câmera em *on-board*, quando esta é posicionada a bordo do robô, ou *off-board*, quando a câmera é posicionada fora do robô (Carvalho et al., 2006).

Os métodos que utilizam a câmera posicionada em algum ponto do ambiente (*off-board*) podem estimar a posição do robô de forma direta, ou seja, estes métodos não precisam medir um outro atributo do robô, a exemplo da velocidade, e estimar a posição a partir dele (Carvalho et al., 2006).

Esses métodos têm a sua utilização restrita a ambientes pequenos e sem objetos que possam encobrir a visualização do robô, devido ao campo de visão limitado da câmera, como é o caso do futebol de robôs, onde os agentes se movem em uma superfície pequena e plana e a visualização da bola e dos robôs não é obstruída (Andrade et al., 2006).

Em muitos dos métodos que utilizam câmeras a bordo do robô (*on-board*) são utilizadas técnicas baseadas em fluxo óptico para estimar a posição de robôs móveis (Campbell, et al., 2005).

Os métodos que utilizam câmeras *on-board* são usados em várias aplicações, sobretudo naquelas em ambientes externos, podendo fornecer uma boa estimação da posição nestas aplicações, onde o uso de uma câmera *off-board* é inviável (Campbell, et al., 2005). Todavia, como os métodos baseados em fluxo óptico não medem diretamente o deslocamento, os erros inerentes às medições da velocidade e do tempo, necessários para estimar o deslocamento, são propagados.

Assim, como o deslocamento estimado está em função da velocidade e do tempo, a incerteza inerente a este deslocamento estimado é dada pela equação 1.

$$D(v, t) \div \varepsilon_D = \left| \frac{\partial D}{\partial v} \right| \varepsilon_v + \left| \frac{\partial D}{\partial t} \right| \varepsilon_t \quad (1)$$

Onde $D(v, t)$ é o deslocamento estimado e ε_D , ε_v e ε_t são as incertezas do deslocamento, da velocidade e do tempo, respectivamente.

3 Sistema Proposto

Neste trabalho é apresentado um sistema de estimação de posição e orientação baseado em visão computacional objetivando aplicações em robótica. O funcionamento deste sistema baseia-se na comparação de imagens, obtidas em instantes diferentes, para determinar os deslocamentos angular e linear entre elas e, assim, estimar a trajetória do robô.

Deste modo, as imagens que vão sendo obtidas por uma câmera voltada para a superfície sobre a qual o robô se locomove são comparadas aos pares e, a partir dos valores de deslocamentos obtidos em cada comparação, a trajetória é estimada.

Os pares de imagens comparadas são formados por uma imagem atual (I_a), obtida no instante em que o par de imagens começará a ser processado pelo algoritmo e uma imagem de referência (I_r), que é a “imagem atual” da comparação anterior.

3.1 Preparação dos Dados

A partir de uma câmera de baixa resolução fixada em uma plataforma móvel, foram obtidas imagens da superfície sobre a qual a plataforma se deslocava. Na figura 1 são mostradas uma imagem desta superfície e o esquema da plataforma móvel.

As imagens obtidas foram então recortadas de modo a selecionar apenas um segmento quadrado do centro das imagens. Em seguida, os segmentos selecionados foram convertidos em imagens em níveis de cinza.

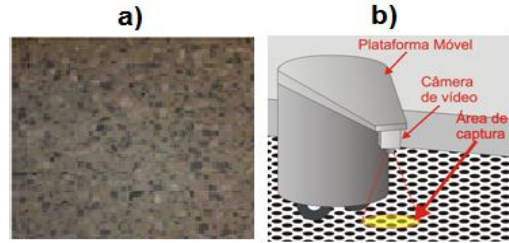


Figura 1: a) Superfície utilizada durante os experimentos b) Esquema da plataforma móvel.

Uma observação importante sobre a escolha do tamanho do segmento recortado é que sua dimensão deve ser suficientemente grande para que, considerando a velocidade e aceleração máxima do robô em que a câmera for fixada, seja possível garantir que haja uma região de interseção entre este segmento recortado e o anterior que possibilite fazer a correspondência entre eles.

3.2 Algoritmo Proposto

Neste artigo é proposta uma técnica de correspondência de pontos baseada nas distâncias entre pontos de interesse das imagens. Esta técnica agrupa as distâncias entre os pontos de interesse em “conjuntos de distâncias” e compara os conjuntos de duas imagens a partir dos coeficientes de correlação das distribuições de distâncias dos “conjuntos de distâncias”.

O objetivo principal deste trabalho é avaliar a técnica proposta. Por conta disso, os pontos de interesse das imagens foram obtidos de forma simples, utilizando uma segmentação da imagem em regiões, a qual é muito apropriada para a superfície em que foram realizados os experimentos.

O algoritmo usado para estimar a posição e orientação é dividido em três partes:

- *Obtenção dos pontos de interesse;*
- *Correspondência de imagens;*
- *Estimação dos deslocamentos linear e angular.*

Nas seções subsequentes são descritas cada uma das etapas mencionadas acima.

3.3 Obtenção dos Pontos de Interesse

Inicialmente, o histograma da imagem é equalizado como descrito em (Gonzalez e Woods, 2002) para aumentar o contraste e facilitar a segmentação, em seguida é aplicado o limiar de segmentação ao histograma equalizado.

Para a escolha do limiar é aplicado ao histograma da imagem o método ótimo de limiarização proposto em (Kapur et al., 1985), o qual maximiza o somatório das entropias das classes agrupadas.

Uma vez que as imagens foram segmentadas, aplica-se um separador de regiões a elas. Neste trabalho foi utilizado o “*general procedure outlined*” apresentado em (Haralick e Shapiro, 1992).

Nesta etapa, além do separador de regiões, é aplicada uma filtragem às imagens para eliminar as menores regiões, de forma que as regiões com “massa” (número de pixels) menor que um determinado limiar são descartadas.

Durante os experimentos foi observado que um bom valor para o limiar pode ser obtido através da eq. 2:

$$\text{Limiar} = \frac{1}{3} \overline{M_r} \quad (2)$$

Onde $\overline{M_r}$ é a massa média das regiões.

Depois que as imagens foram separadas em regiões, são obtidas as coordenadas do centro de massa de cada uma delas, as quais correspondem às coordenadas dos pontos de interesse das imagens.

3.4 Correspondência de Imagens

Após serem obtidos os pontos de interesse das imagens, são calculadas as distâncias entre todos os pontos de cada imagem. Estas distâncias são agrupadas em “conjuntos de distâncias”, os quais correspondem às distâncias entre um ponto da imagem e todos os outros, de forma que a cada ponto da imagem é associado um conjunto de distâncias.

Na fig. 2.a é mostrado um exemplo de um conjunto de pontos de uma imagem.

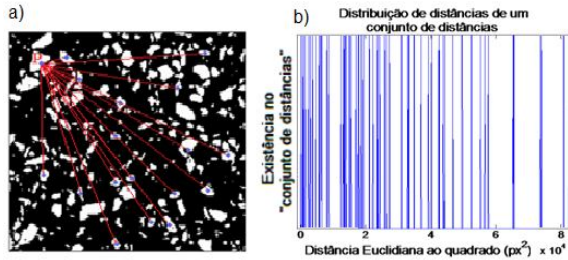


Figura 2: a) Conjunto de distâncias do ponto P b) Distribuição de distâncias de um conjunto de distâncias

Além disso, na fig. 2.a também são representadas em vermelho as distâncias que formam o conjunto de distâncias do ponto P que está indicado. Vale lembrar que, para cada ponto da imagem é gerado um conjunto de distâncias similar a este. Em seguida, cada ponto da imagem atual (I_a) é comparado com os pontos da imagem de referência (I_r), tomando como parâmetro seus conjuntos de distâncias.

Para comparar os conjuntos de distâncias são obtidas as distribuições de distâncias de cada conjunto, as quais são similares a códigos de barras. Estes “códigos de barras” são gerados atribuindo uma barra vertical nos pontos da abscissa que estão contidos no conjunto de distâncias. Na fig. 2.b é mostrada a distribuição de distâncias de um desses conjuntos.

Então, calcula-se o coeficiente de correlação entre as curvas das distribuições dos conjuntos de distâncias que estão sendo comparados, fornecendo, assim, um índice que mede a similaridade entre estes dois “códigos de barras”, ou seja, entre esses dois conjuntos de distâncias.

Deste modo, é gerada uma matriz de coeficientes de correlação, na qual cada linha está associada a um ponto de I_a e cada coluna a um ponto de I_r . Assim, cada elemento da matriz é o coeficiente de correlação entre as curvas de

distribuição de distâncias associadas aos pontos de I_a e de I_r correspondentes a linha e a coluna, respectivamente, em que o elemento está.

Quando um coeficiente é o maior da linha e da coluna em que está, os pontos de I_a e I_r associados à linha e à coluna em que o coeficiente está, respectivamente, são correspondentes.

Quando o maior coeficiente de uma linha da matriz de coeficientes não é o maior de sua respectiva coluna, o ponto de I_a associado a esta linha é descartado.

Ao final, os pontos de I_r cujos correspondentes não foram encontrados também são descartados.

3.5 Obtenção dos Deslocamentos Linear e Angular

Depois que é feita a correspondência entre as imagens, são gerados vetores a partir dos pontos de interesse que não foram eliminados.

Esses vetores são gerados de tal forma que para cada vetor gerado a partir dos pontos de I_a existe um equivalente em I_r . Na fig. 3.a são mostrados alguns exemplos destes vetores.

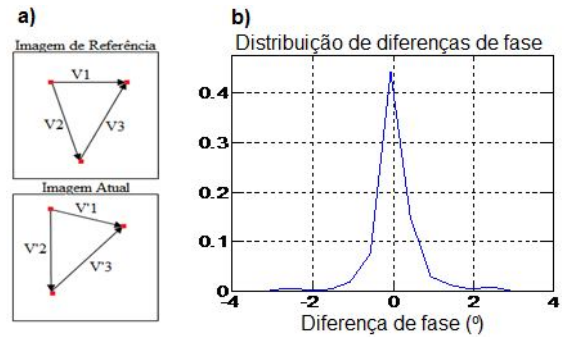


Figura 3: a) Vetores correspondentes b) Distribuição de diferenças de fase

Como pode ser observado na fig. 3.a, o deslocamento angular entre as imagens é igual à diferença de fase entre os vetores correspondentes. Então, é obtido um conjunto de diferenças de fase entre os pares de vetores correspondentes e, a partir deste conjunto, obtêm-se o deslocamento angular entre as imagens.

Na figura 3.b é mostrado um exemplo de uma distribuição de diferenças de fase.

Apesar da distribuição de diferenças de fase mostrada na figura 4.b não possuir um comportamento gaussiano, com o intuito de simplificar os cálculos, a distribuição será aproximada por uma gaussiana e o valor do deslocamento angular foi considerado como sendo a média da distribuição.

Desta forma, para obter o valor do deslocamento angular, a primeira estimativa da média da “gaussiana” é calculada como sendo a mediana da distribuição, então, é obtido o desvio padrão da distribuição a partir da eq. 3.

$$A = \sqrt{2\pi\sigma^2} \quad (3)$$

Onde A é a área da curva da distribuição de diferenças de fase, a qual é obtida numericamente e σ é o desvio padrão.

Uma vez que foram obtidos os valores da primeira estimativa da média (μ) e de σ , a média é recalculada como

sendo a média da distribuição de diferenças de fase dentro do intervalo $(\mu - 2\sigma, \mu + 2\sigma)$.

Depois que o deslocamento angular é estimado, os pontos de *Ia* são rotacionados de modo que as duas imagens, *Ia* e *Ir*, não apresentem mais deslocamento angular.

Em seguida, calcula-se a diferença entre as coordenadas *x* e *y* dos pontos correspondentes. Então, são obtidas outras duas distribuições semelhantes à distribuição de diferenças de fase, sendo uma de deslocamento horizontal e outra de deslocamento vertical.

Em seguida, aplica-se a essas distribuições a mesma técnica empregada para estimar o deslocamento angular e, assim, são obtidos os deslocamentos horizontal e vertical entre as imagens.

Um fato ao qual se deve estar atento é que, a cada nova comparação, é adotado um novo sistema de eixos de coordenadas, como é mostrado na fig. 4.

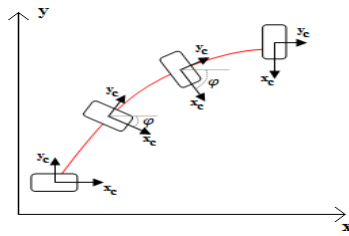


Figura 4: Trajetória hipotética de um robô

Por conta desta mudança constante no eixo de coordenadas, o deslocamento linear total não será a soma direta dos deslocamentos parciais (deslocamentos estimados em cada comparação).

Nas equações 4, 5 e 6 são apresentadas as fórmulas utilizadas para calcular os deslocamentos totais, tanto angular quanto linear. Estas fórmulas atualizam o valor dos deslocamentos a cada nova comparação feita entre *Ia* e *Ir*.

$$\theta_k = \theta_{k-1} + \Delta\theta \quad (4)$$

$$x_k = x_{k-1} + d \cdot \cos\left(\theta_{k-1} + \tan^{-1} \frac{\Delta y}{\Delta x}\right) \quad (5)$$

$$y_k = y_{k-1} + d \cdot \sin\left(\theta_{k-1} + \tan^{-1} \frac{\Delta y}{\Delta x}\right) \quad (6)$$

Onde $d = \sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2}$, θ é o deslocamento angular do robô, x é o deslocamento linear horizontal, y é o deslocamento linear vertical, k é o instante de amostragem e $\Delta\theta$, Δx e Δy são os deslocamentos angular, horizontal e vertical parciais, respectivamente.

Uma observação importante é que, algumas vezes, a comparação entre duas imagens pode não ser bem sucedida, em geral por causa de ruídos na imagem causados por vibrações da câmera. Nesses casos, as curvas de distribuição de diferenças de fase e de deslocamentos horizontal e vertical deixam de ser unimodais. Nesse trabalho, esses casos foram detectados a partir do fato de que, como a distribuição é aproximada por uma gaussiana, quase toda a área da curva se concentra no intervalo $(\mu - 2\sigma, \mu + 2\sigma)$ e os deslocamentos linear e angular foram estimados a partir dos valores anteriores.

Na literatura existem diversas técnicas que podem ser utilizadas para estimar o valor dos deslocamentos angular e linear nesses casos, tais como os filtros de Kalman. Porém, como esses casos não são tão frequentes, os valores de

deslocamentos não variam de forma abrupta e a inclusão de filtros de Kalman aumentaria significativamente a complexidade do sistema, optou-se por atribuir a média dos últimos valores para estimar os deslocamentos quando a correspondência das imagens não é bem sucedida.

4 Resultados

Para avaliar o funcionamento do sistema foram realizados vários experimentos, dos quais, devido ao tamanho limitado do artigo, apenas alguns são descritos a seguir.

Durante os experimentos foram utilizados os parâmetros mostrados na tabela 1 e o número de pontos de interesse e de pontos correspondentes obtidos foram em torno de 70 e 50, respectivamente.

Tabela 1: Parâmetros do sistema

PARÂMETROS	VALORES
Dimensões da imagem obtida	480x320 px
Dimensões da imagem processada	300x300 px
Limiar de segmentação	62
Taxa de aquisição de imagens da câmera	30 quadros/s
Taxa de aquisição de imagens do sistema	3 quadros/s
Relação entre pixel e centímetros	17,7 px/cm

Nos dois primeiros experimentos o sistema foi testado utilizando apenas duas imagens obtidas em instantes diferentes. Isso foi feito para permitir que os deslocamentos angular e linear também pudessem ser calculados manualmente, de modo a fornecer outra medição, bastante confiável, para avaliar os resultados obtidos pela técnica de correspondência de imagens desenvolvida.

O primeiro experimento realizado consistiu em estimar os deslocamentos angular e linear a partir de dois quadros adquiridos de forma consecutiva sem deslocamento da plataforma, a fim de analisar a resposta do sistema para o caso de o robô estar parado. Na tabela 2 são mostrados os valores de deslocamentos obtidos neste experimento.

Tabela 2: Resultado do Experimento 1

	D. Angular	D. Vertical	D. Horizontal
Analítico	0°	0 px	0 px
Sistema	0°	0 px	0 px

No segundo experimento foram estimados os deslocamentos linear e angular entre dois quadros obtidos em diferentes instantes e posições. Os resultados obtidos neste experimento encontram-se na tabela 3.

Tabela 3: Resultado do Experimento 2

	D. Angular	D. Vertical	D. Horizontal
Analítico	11,2°	1,15 cm	-1,84 cm
Sistema	10,9°	1,13 cm	-1,86 cm

No terceiro experimento, as imagens capturadas pela câmera a bordo da plataforma, a qual sofreu um deslocamento angular e linear, foram processadas pelo sistema para que este pudesse estimar as trajetórias executadas.

Na fig. 5 são apresentadas as trajetória estimadas pelo sistema (em azul) e a posição final esperada (em vermelho).

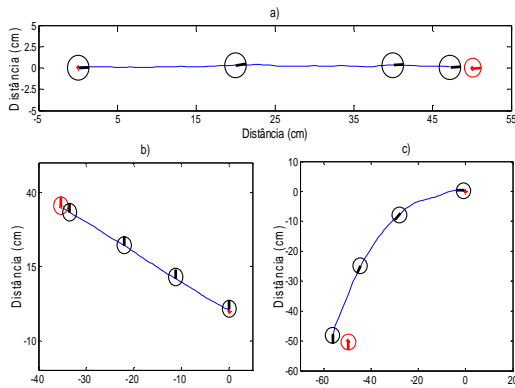


Figura 5: Trajetórias estimada pelo sistema (azul) e posições finais esperadas (vermelho).

Na fig. 5, foram utilizados círculos com um traço escuro na direção radial para indicar a orientação da plataforma em alguns pontos da trajetória. Na tabela 4 são apresentados os resultados do terceiro experimento.

Tabela 4: Resultado do Experimento 3

	Erro Angular (°)	Erro Linear (cm)
Trajatória a	+1,12	2,5
Trajatória b	-0,93	2,3
Trajatória c	+2,06	5,1

Na tabela 4, o erro angular é dado pela diferença entre o deslocamento angular esperado e o estimado. De forma análoga, o erro linear é dado pela diferença entre o deslocamento linear esperado e o estimado.

5 Conclusões

Neste artigo foi desenvolvido um sistema de estimação de posição e orientação baseado em uma técnica de correspondência de imagens, também apresentada neste trabalho.

O sistema proposto foi submetido a vários testes, nos quais o movimento de uma plataforma móvel simulou movimentos típicos de robôs móveis. Os resultados obtidos foram promissores, comprovando a aplicabilidade da técnica desenvolvida.

Duas vantagens importantes do sistema proposto é que ele se aplica a robôs sem restrições holonômicas, como pode ser observado na figura 5.b e sua medição não é afetada pelo deslizamento das rodas.

A técnica proposta neste trabalho mostrou-se promissora ao encontrar a relação entre as imagens consecutivas adquiridas pela câmera a bordo do robô móvel, fornecendo assim uma forma de realizar a medição de posição e orientação deste. Entretanto, a técnica desenvolvida depende da obtenção dos pontos de interesse com o menor índice de erro possível.

Como o foco deste artigo é a apresentação de um novo método de correspondência de imagens baseado na utilização das distâncias entre os pontos de interesse obtidos, para realizar a medição do deslocamento de um robô móvel, optou-se por utilizar técnicas simples para obtenção dos pontos de interesse, para diminuir a complexidade do

sistema, o que restringiu o uso do mesmo a alguns tipos de superfície.

Principalmente pela falta de um *hardware* adequado, ou seja, de um robô com câmera e sensores inerciais embarcados e *encoders* nas rodas, não foi possível realizar os experimentos necessários para comparar o sistema desenvolvido com outros baseados nas técnicas mais utilizadas em localização de robôs móveis.

Como trabalho futuro propõe-se uma avaliação mais rigorosa do método, com o intuito de obter respostas a respeito de aspectos como o número mínimo de pontos necessário para se aplicar o método desenvolvido, a comparação do sistema proposto com os métodos mais utilizados em localização de robôs móveis, a caracterização do método e análise dos problemas causados por má iluminação e pela vibração da câmera, e o desenvolvimento de técnicas para obtenção de pontos de interesse em imagens que não apresentem, necessariamente, regiões bem definidas, aumentando a aplicabilidade do método aqui desenvolvido para ambientes externos, por exemplo.

Referências Bibliográficas

- Andrade, B. T.; Matos, L. N. ; Freire, E. O. Um Sistema de Visão Computacional para Robôs Móveis. XXVI Congresso da SBC, Campo Grande, MS, 2006.
- Campbell, J.; Sukthankar, R.; Nourbakhsh, I.; Pahwa, A. "A Robust Visual Odometry and Precipice Detection System Using Consumer-grade Monocular Vision". IEEE International Conference on Robotics and Automation, Barcelona, Spanha, Abril, 2005.
- Carvalho-Filho, J. G. N.; Carvalho, E. A. N.; Molina, L.; Freire, E. O.; Luciano, Benedito, L. A.. "High Resolution Analogical Measurement of the Angular Velocity of a Motor Using a Low Resolution Optical Encoder". Workshop Robocontrol'08. Bauru, dezembro de 2008.
- Carvalho, E. A. N.; Sá, Alan, Alves, E.; Freire, E. O.; Matos, L. N.; Luciano, B. Estimação de Parâmetros para Navegação de um Robô Móvel a partir de Dados Obtidos por um Sistema de Visão Computacional". XVI Congresso Brasileiro de Automação, 2006.
- Gonzalez, R. C.; Woods, R. E. "Digital Image Processing". Second Edition. Editora Prantice Hall, ISBN 0-201-18075-8, 2002
- Haralick, Robert M., and Linda G. Shapiro, Computer and Robot Vision, Volume I, Addison-Wesley, 1992, pp. 28-48.
- Heinen, F. J. "Sistema de Controle Híbrido para Robôs Móveis Autônomos". Dissertação de Mestrado, Universidade do Vale do Rio dos Sinos, 2002.
- Kapur, J. N.; Sahoo, P. K.; Wong, K. C. "A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of the histogram. Computer Vision, Graphics, and Image Processing". Vol. 29, 1985, pp. 273-285.
- Santos, Frederico M.; Silva, Valter F.; Almeida, Luís. "Auto-localização em pequenos robôs móveis e autônomos: O caso do robô Bulldozer IV", revista Electrónica e Telecomunicações 3(6), Abril 2002.