

# TÉCNICAS PARA ESTIMAÇÃO DE POSIÇÃO E ORIENTAÇÃO DE UMA PLATAFORMA MÓVEL

Walter Fetter Lages\*  
Elder Moreira Hemerly\*\*

Divisão de Engenharia Eletrônica - IEE  
Instituto Tecnológico de Aeronáutica - ITA  
12228-900 - São José dos Campos - SP  
Fone: (0123) 41-2211 - Fax: (0123) 41-7069  
E-mail: w.fetter@ieee.org

**SUMÁRIO:** Neste artigo são apresentadas algumas técnicas utilizadas para estimação de posição e orientação de veículos autônomos. Em particular, discute-se a implementação destas técnicas em uma plataforma móvel que está sendo desenvolvida no Departamento de Controle e Conversão de Energia do Instituto Tecnológico de Aeronáutica (ITA-IEEE). As técnicas apresentadas são simuladas e seus desempenhos comparados por intermédio de um índice adequadamente definido.

## 1. INTRODUÇÃO

Embora os robôs industriais estejam em uso há aproximadamente 20 anos, a área de robôs de serviço apenas agora está emergindo como um futuro campo de aplicação [1].

Um requisito básico para a classe de robôs de serviço é a capacidade de locomoção. Em geral, é necessário que esta locomoção seja feita de forma autônoma. A capacidade de locomoção autônoma torna-se atrativa basicamente devido a dois fatores: 1) necessidade de interação com um ambiente pouco estruturado; 2) necessidade de operação sem supervisão.

A falta de estrutura do ambiente decorre do tipo de tarefa que um robô de serviço deve executar. Um robô industrial interage basicamente com outras máquinas, sendo portanto possível construir-se um ambiente relativamente estruturado. Por outro lado, um robô de serviço vai interagir com pessoas, que não costumam manter um ambiente estruturado à sua volta.

A necessidade de operação sem supervisão pode também surgir pela falta de um supervisor treinado nas proximidades do robô e/ou por dificuldades de comunicação, como nos casos de exploração espacial onde o atraso de comunicação é significativo ou nos casos de operação submersa onde a água dificulta a utilização e ondas eletromagnéticas para comunicação.

Um subproblema importante na implementação de robôs ou veículos autônomos é a estimação da sua posição e orientação. Estes dados são necessários para que o sistema de controle de trajetória possa computar os erros de posicionamento e orientação e gerar os sinais de controle adequados para a redução destes erros.

## 2. DESCRIÇÃO DA PLATAFORMA MÓVEL

Um esboço da plataforma móvel sendo desenvolvida no ITA-IEEE [2] pode ser visto na Fig. 1.

A plataforma é movimentada através de um sistema de duas rodas dianteiras operando em modo diferencial. Cada roda possui um *encoder* que permite a medição da sua velocidade. Na traseira da plataforma é

montada uma terceira roda para apoio, que gira livremente. Uma câmera de vídeo é montada na frente da plataforma.

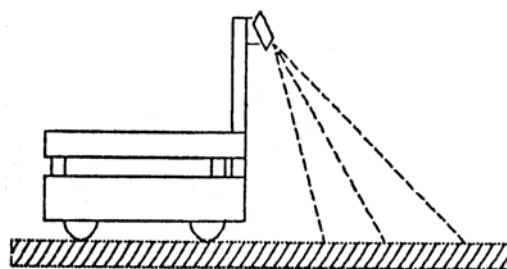


Fig. 1 - Esboço da plataforma móvel

O sistema implementado para controle da plataforma móvel utiliza como *host* um microcomputador 80386SX25. Aos *slots* deste microcomputador estão conectadas uma placa de digitalização de imagem Data Translation DT2851 com resolução de 512x480x256, uma placa aceleradora SuperCard SC-1/AT da CSPI, com processador 80860 a 33 MHz e uma placa de interface com a plataforma desenvolvida no ITA-IEEE. A câmera de vídeo é Sony, modelo HVM-302. A interface desenvolvida no ITA-IEEE constitui-se de 4 PWMs operando a 30 KHz para acionamento dos motores da plataforma, 8 contadores para realimentação de velocidade dos motores e um conversor A/D de 8 canais para realimentação de posição. O *software* para acionamento desta interface foi desenvolvido em C++ e Assembly.

## 3. ESTIMAÇÃO POR DEAD-RECKONING

Uma das técnicas mais simples para estimação de posição (e orientação) consiste em contar-se a quantidade de pulsos obtidos a partir dos *encoders* de cada roda em um certo intervalo de tempo. Assumindo-se que não há escorregamento e conhecendo-se o raio das rodas ( $\rho$ ) e o número de pulsos por volta dos *encoders* ( $\Pi$ ), pode-se calcular o deslocamento linear das rodas no intervalo de tempo:

\*doutorando, bolsista da CAPES

\*\*orientador

$$\Delta D_r = \frac{NP_r}{\Pi} \times 2\pi\rho \quad \Delta D_l = \frac{NP_l}{\Pi} \times 2\pi\rho \quad (1)$$

onde:

$\Delta D_r, \Delta D_l$  = deslocamento linear das rodas direita e esquerda no intervalo;

$NP_r, NP_l$  = número de pulsos obtidos no intervalo nos *encoders* das rodas direita e esquerda.

O deslocamento linear e o momento angular do veículo considerando-se como referência o ponto no centro axial das rodas podem ser calculados por

$$\Delta D_t = \frac{(\Delta D_r)_t + (\Delta D_l)_t}{2} \quad (2)$$

$$\Delta \Theta_t = \frac{(\Delta D_r)_t - (\Delta D_l)_t}{d} \quad (3)$$

onde  $d$  é a distancia axial entre as rodas.

A posição e orientação do veículo no instante  $t+1$  conhecendo-se a posição e orientação do veículo em  $t$  é então dada por [3]

$$X_{t+1} = X_t + \Delta X_t \quad Y_{t+1} = Y_t + \Delta Y_t \quad (4)$$

$$\Theta_{t+1} = \Theta_t + \Delta \Theta_t \quad (5)$$

onde:

$$\Delta X_t = \Delta \sigma_t \cos\left(\Theta_t + \frac{\Delta \Theta_t}{2}\right) \quad (6)$$

$$\Delta Y_t = \Delta \sigma_t \sin\left(\Theta_t + \frac{\Delta \Theta_t}{2}\right) \quad (7)$$

e  $\sigma_t$  satisfaz:

$$\frac{\Delta \sigma_t}{\Delta D_t} = \frac{\sin\left(\Theta_t + \frac{\Delta \Theta_t}{2}\right)}{\frac{\Delta \Theta_t}{2}} \quad (8)$$

As equações (4)-(8) descrevem o movimento do veículo com exatidão apenas se o movimento no intervalo de tempo considerado for um círculo ou uma reta. Existem também erros de modelamento, pois o escorregamento das rodas não é zero, os raios e as distâncias entre rodas não são conhecidos com absoluta exatidão, o solo não é perfeitamente plano, etc. Estes erros são acumulativos, portanto, esta estratégia de estimação de posição é adequada apenas para trajetos pequenos, quando o erro acumulado pode ser desprezado.

A Fig. 2 apresenta os gráficos de uma simulação da estimação de uma trajetória via *dead-reckoning*. Para percursos pequenos o erro de estimação é bastante pequeno. No entanto, este erro aumenta bastante quando o percurso do veículo aumenta. Ao final da simulação o erro de estimação é de aproximadamente 1m.

#### 4. ESTIMAÇÃO VIA VISÃO COMPUTACIONAL

A estimação de posição via visão computacional consiste basicamente em adquirir uma imagem que contenha pontos conhecidos (com posição e orientação conhecidas) do ambiente. Estes pontos

podem ser identificados na imagem através da transformada de Hough [4] ou através da comparação da imagem obtida com mapas do ambiente [6] e a posição do veículo em relação a este ponto conhecido computada. Como a posição e orientação do ponto conhecido em relação ao referencial global são conhecidas, é possível obter a posição e orientação do veículo no referencial global [5]. A Fig. 3 mostra um exemplo de identificação de uma fita no chão do ambiente através da transformada de Hough. Em (a) é mostrada a imagem original, em (b) tem-se o gradiente da imagem e em (c) a linha identificada foi superposta ao gradiente da imagem original. Vide [7] para maiores detalhes.

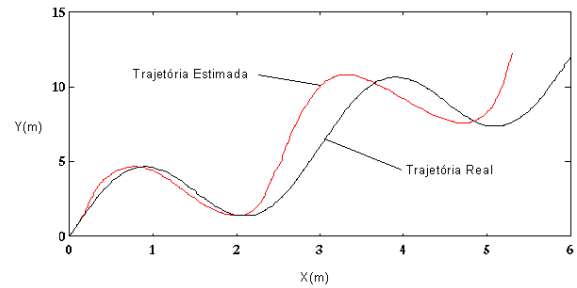


Fig.2 - Simulação de Estimação via *Dead-Reckoning*.

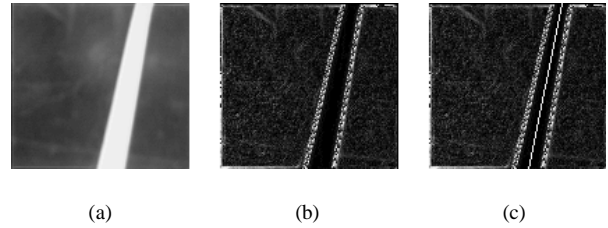


Fig. 3 - Processamento de Imagem via Transformada de Hough.

A Fig. 4 apresenta os gráficos de uma simulação da estimação de uma trajetória via processamento de imagens. O erro de estimação não é cumulativo como no caso anterior, mas mesmo para pequenos percursos pode-se ter um erro significativo na estimativa. Além disso, o tempo necessário para estimação via processamento de imagens é maior, forçando o sistema de controle a utilizar uma estimativa não muito atualizada da posição do veículo.

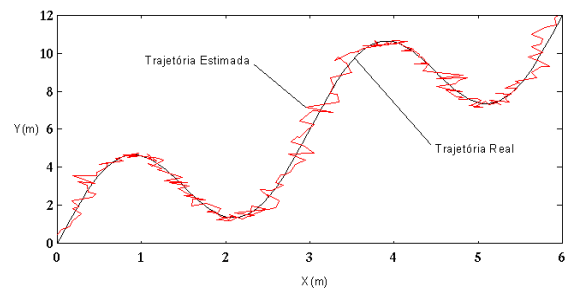


Fig. 4 - Simulação de Estimação via Processamento de Imagens.

#### 5. FUSÃO DE DADOS

Pelos gráficos das simulações acima percebe-se que a estimação via *dead-reckoning* tem um bom desempenho apenas quando o percurso é pequeno e a

estimação via processamento de imagens apresenta vantagens para percursos longos, mas não apresenta um bom desempenho para percursos pequenos.

Como os dois sistemas para estimação de posição são independentes e possuem características diferentes parece razoável supor-se que a fusão dos dados obtidos pelos dois sistemas produzirá uma estimativa de melhor qualidade. Isto pode ser feito utilizando-se o filtro de Kalman estendido [3].

O sistema de *dead-reckoning* é descrito pelas expressões (2)-(8). Definindo-se o vetor  $\mathbf{u}_t = [u_1 \ u_2]^T = [(\Delta D_r)_t \ (\Delta D_l)_t]^T$ ,  $\Delta D_t$  e  $\Delta \Theta_t$  podem ser escritos como função de  $\mathbf{u}_t$

$$\Delta D_t = \Delta D_t(\mathbf{u}_t + \omega_t) \quad \Delta \Theta_t = \Delta \Theta_t(\mathbf{u}_t + \omega_t) \quad (9)$$

onde  $\omega_t$ , denominado ruído de sistema, representa os erros intrínsecos do *dead-reckoning*.

As expressões (4)-(8) podem ser escritas na forma vetorial definindo-se o vetor  $\mathbf{x}_t = [X_t \ Y_t \ \Theta_t]^T$

$$\mathbf{x}_{t+1} = f(\mathbf{x}_t, \mathbf{u}_t + \omega_t) \quad (10)$$

onde  $f(\cdot)$  é uma função não linear multivariável.

A saída do sistema de processamento de imagens é  $\mathbf{y}_t = [X_{\text{obs}_t} \ Y_{\text{obs}_t} \ \Theta_{\text{obs}_t}]^T$  considerado como uma observação do processo (10) que contém um erro de observação  $\mathbf{v}_t = [\text{erro}_X \ \text{erro}_Y \ \text{erro}_\Theta]^T$  denominado ruído de observação. Portanto,

$$\mathbf{y}_t = \mathbf{x}_t + \mathbf{v}_t \quad (11)$$

Fazendo-se as suposições usuais sobre os ruídos de estado e de observação, o filtro de Kalman estendido pode ser utilizado para combinar as estimativas de posição obtidas pelos sistemas de *dead-reckoning* e processamento de imagens.

A Fig. 5 apresenta os gráficos da fusão das estimativas obtidas utilizando apenas *dead-reckoning* (Fig. 2) e as estimativas obtidas utilizando apenas processamento de imagens (Fig. 4). Pode ser observado que a combinação dos dados melhorou bastante a qualidade da estimativa da posição do veículo.

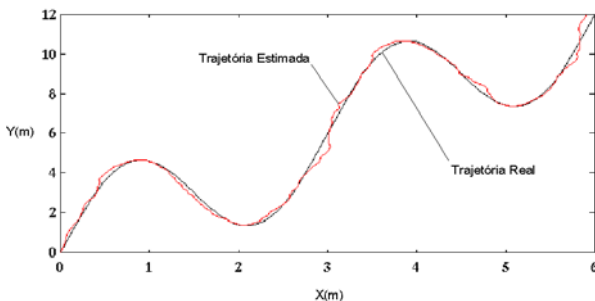


Fig. 5 - Simulação da Estimação com Fusão de Dados de *Dead-Reckoning* e Processamento de Imagens

Para comparar a qualidade das estimativas obtidas de uma forma mais objetiva, foi utilizado o seguinte índice de desempenho:

$$J = \sum \left( (\hat{X} - X)^2 + (\hat{Y} - Y)^2 \right) \quad (12)$$

onde:

$\hat{X}, \hat{Y}$  descrevem a trajetória estimada e  
 $X, Y$  descrevem a trajetória real.

Na realidade este índice de desempenho é somatório do quadrado da distância entre o ponto da trajetória real e o ponto da trajetória estimada.

A Tab. I mostra os índices de desempenho calculados para as simulações das Fig. 2, 4 e 5. Como esperado, a utilização do filtro de Kalman para combinar as estimativas obtidas pelos outros dois métodos melhorou drasticamente a qualidade da estimativa.

Tab. I - Índices de Desempenho

	<i>Dead-Reckoning</i>	Processamento de Imagens	Filtro de Kalman
J	32,4176	4,0384	0,4556

## 6. CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

Neste artigo foram apresentadas algumas técnicas para estimação de posição e orientação de veículos autônomos. Estas técnicas foram comparadas com base em um índice de desempenho objetivo e foi verificado que a fusão de dados obtidos por sensores diferentes melhora substancialmente a qualidade final da estimativa.

Pretende-se em breve implementar as técnicas apresentadas em tempo real e explorar a possibilidade de desenvolver-se uma estratégia de controle de trajetória que permita uma simplificação do problema de estimação de posição do veículo.

## 7. REFERÊNCIAS

- [1] Schraft, R. D. - **Mechatronics and Robotics for Service Applications**, *IEEE Robotis & Automation Magazine*, Vol. 1, No. 4, December, 1994.
- [2] Hemerly, E. M. & Rodrigues, C. C. - **Guiagem de Veículos Autônomos Utilizando Sensor de Visão**, *10º Congresso Brasileiro de Automática*, Rio de Janeiro, 1994.
- [3] Murata, Satoshi & Hirose, Takeshi - **On Board Locating System Using Real-Time Image Processing for a Self-Navigating Vehicle** - *IEEE Trans. on Industrial Electronics*, Vol. 40, No. 1, February 1993.
- [4] Ballard, D. H. - **Generalizing the Hough Transform to Detect Arbitrary Shapes** - *Pattern Recognition*, vol. 13, pp. 111-122, 1981.
- [5] K. S. Fu, R. C. Gonzalez, C. S. G. Lee - **Robotics: Control, Sensing, Vision and Intelligence** - McGraw-Hill, 1987.
- [6] Talluri, R. & Aggrawal, J. K. - **Position Estimation for an Autonomous Mobile Robot in an Outdoor Environment** - *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, Vol. 8, No. 5, October, 1992.
- [7] Lages, W. F. & Waldmann, J. - **Controle de uma Plataforma Móvel Utilizando Exclusivamente Realimentação Visual** - *Anais do VII Simpósio Brasileiro de Computação Gráfica e Processamento de Imagens*, Curitiba, 8 a 11 de novembro de 1994.