

ESTIMAÇÃO DO FLUXO ÓPTICO COM A ADIÇÃO DE INFORMAÇÃO DE COR

KELSON RÔMULO TEIXEIRA AIRES*, ADELARDO ADELINO DANTAS DE MEDEIROS*

**Departamento de Engenharia de Computação e Automação - DCA
Universidade Federal do Rio Grande do Norte - UFRN
Natal, RN, Brazil*

Emails: kelson@dca.ufrn.br, adelardo@dca.ufrn.br

Abstract— This work aims to illustrate the improvement in the optic flow estimation by using color information of scene. The optic flow cannot be completely determined only from brightness information of images, without introducing some assumptions on the nature of the movements in the scene. The colored image represents an additional natural source of information that facilitates the solution of this problem. This article, through experimental results, shows the improvement in the optic flow estimation by adding color information. The results suggest that applications of robotic navigation based on optic flow using color information can be accurately and safely executed.

Keywords— Computer Vision, Optical Flow, Colored Images.

Resumo— Este trabalho tem como objetivo ilustrar a melhoria na estimação do fluxo óptico a partir do uso da informação de cor presente na cena. O fluxo óptico não pode ser completamente determinado somente a partir da informação de brilho das imagens, sem introduzir suposições sobre a natureza dos movimentos presentes na cena. A imagem colorida representa uma fonte natural de informação adicional que pode facilitar a solução desse problema. O artigo, através de resultados experimentais, mostra a melhoria na estimação do fluxo óptico a partir da adição de informação de cor. Os resultados sugerem que aplicações de navegação robótica baseadas em fluxo óptico a partir de informação de cor podem ser executadas de forma precisa e segura.

Palavras-chave— Visão Computacional, Fluxo Óptico, Imagens Coloridas.

1 Introdução

Os robôs móveis devem possuir a capacidade de navegar em ambientes dinâmicos para executar uma dada tarefa enquanto evitam obstáculos. Um grande número de sensores são usados como forma de detectar tais obstáculos em ambientes naturais. Alguns desses sensores podem apresentar alto custo para aplicações em tarefas simples. A visão pode ser encarada como mais um dos diversos sensores a ser acoplado a um sistema robótico, permitindo-lhe perceber o mundo.

O sistema de visão biológica consegue executar, em tempo-real e utilizando o fluxo óptico, tarefas como detecção de movimento e de obstáculos. O fluxo óptico está relacionado com o padrão de movimento no olho que especifica a direção de locomoção. Ao longo dos anos, os pesquisadores em robótica tem aplicado o fluxo óptico em diversas tarefas: detecção e seguimento (*tracking*) de objetos (Shin et al., 2005), extração do plano dominante da imagem (Ohnishi e Imiya, 2006), detecção de movimento, navegação de robôs (Sarcinelli-Filho et al., 2001) e odometria visual (Machado e Pereira, 2006).

A informação de luminância é amplamente utilizada como entrada de baixo nível em aplicações de Visão Computacional, mesmo quando a informação de cor está disponível. A extensão da detecção de características para o domínio de cor previne perda de informação devido a isoluminância e permite-nos explorar informações fotométricas. Em contrapartida, uma maior quantidade de

dados deve ser processada.

Uma imagem colorida corresponde a uma imagem “multi-canal”, onde cada *pixel* possui mais de um valor associado que representam informação de cor e intensidade de brilho. A informação de cor obtida com o uso de uma imagem multi-canal pode ser utilizada no cálculo do fluxo óptico, dispensando o uso de restrições adicionais como no caso da utilização de imagens em escala de cinza (Golland e Bruckstein, 1997; Ohta e Nishizawa, 2006).

Este artigo procura ilustrar a melhoria na estimação do fluxo óptico a partir da informação de cor presente na cena. Em aplicações como navegação robótica baseada em fluxo óptico, tal melhoria é importante pois o robô necessita de informação precisa e confiável acerca do ambiente para poder navegar com segurança.

A Seção 2 trata do fluxo óptico e técnicas clássicas utilizando imagens em escala de cinza, além de demonstrar o uso de imagens coloridas na estimação do fluxo. A Seção 3 descreve as etapas do método proposto, e na Seção 4 são mostrados os resultados obtidos. Os resultados são discutidos, e sugestões de como melhorá-los, na Seção 5.

2 Fluxo Óptico

O fluxo óptico é definido como a distribuição de velocidades aparentes do movimento padrão de brilho através do plano da imagem, em um sistema de visão por computador, ou na retina do olho, em um sistema de visão biológico. Ele apa-

rece geralmente devido ao movimento relativo entre objetos e câmera, podendo também ser gerado por fontes de luz que iluminam a cena (Horn e Schunck, 1981; Lucas e Kanade, 1981).

Dentre os métodos existentes para estimação de fluxo óptico destacam-se as técnicas diferenciais. Tais técnicas são baseadas na mudança da informação de luminância na imagem, ou seja, na mudança da intensidade de brilho, $I(x, y)$, de cada *pixel* com coordenada (x, y) . A partir da consideração de que pequenos deslocamentos não interferem na intensidade de brilho de um ponto da imagem, pode ser definida a *Equação de Restrição do Fluxo Óptico* como sendo

$$I_x u + I_y v + I_t = 0, \quad (1)$$

onde $u = \frac{dx}{dt}$ e $v = \frac{dy}{dt}$ são as componentes do fluxo óptico, $\mathbf{v} = (u, v)$, nas direções x e y , para um deslocamento $\mathbf{d} = (dx, dy)$. I_x , I_y e I_t são as derivadas parciais do brilho da imagem com relação às coordenadas horizontal (x) e vertical (y), e ao tempo (t). As componentes do vetor de fluxo óptico para um determinado *pixel* são ilustradas na Figura 1.

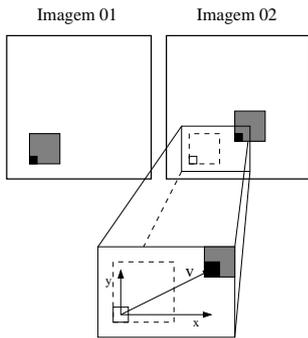


Figura 1: Vetor de Fluxo Óptico.

O fluxo óptico não pode ser estimado somente a partir da equação 1 (Problema da Abertura). Em vista disso, alguma restrição adicional precisa ser utilizada, de forma a encontrar uma solução para as componentes do fluxo, u e v .

2.1 Método de Lucas & Kanade

Lucas e Kanade (1981) utilizaram uma restrição local como forma de solucionar o problema da abertura. O método considera que pequenas regiões na imagem correspondem ao mesmo objeto e, portanto, possuem movimento semelhante. A região é dividida em janelas de tamanho $N \times N$, cada uma com $p = N^2$ *pixels*. A restrição local de movimento utilizada permite montar um sistema sobredeterminado com p equações e somente 2 va-

riáveis.

$$\begin{aligned} I_{x1}u + I_{y1}v + I_{t1} &= 0 \\ I_{x2}u + I_{y2}v + I_{t2} &= 0 \\ &\vdots \\ I_{xp}u + I_{yp}v + I_{tp} &= 0 \end{aligned} \quad (2)$$

O sistema de equações 2 pode ser resolvido, e o fluxo óptico $\mathbf{v} = (u, v)$ calculado, através do Método dos Mínimos Quadrados. O fluxo óptico estimado para uma determinada janela $N \times N$ corresponde ao vetor de fluxo de todos os elementos da referida janela, como mostra a Figura 2.

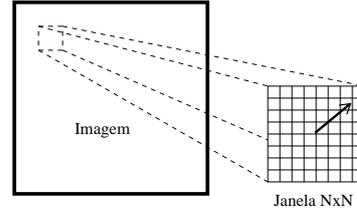


Figura 2: O vetor do fluxo óptico estimado correspondente a todos os *pixels* da janela.

2.2 Fluxo Óptico Colorido

O fluxo óptico não pode ser completamente determinado a partir de uma simples sequência de imagens preto e branco sem introduzir suposições sobre a natureza dos movimentos presentes na sequência de imagens. A imagem colorida representa uma fonte natural de informação adicional que pode facilitar a resolução desse problema. Ohta (1989) foi um dos primeiros a propor um método de detecção que não usa restrições adicionais baseadas em suposições sobre os possíveis movimentos presentes na cena. Seu método baseia-se em imagens multi-canais, tais como imagens coloridas, para obter múltiplas restrições a partir de um simples ponto em uma imagem.

Uma imagem multi-canal, tal como uma imagem colorida, consiste em mais de uma imagem associadas, significando disponibilidade em derivar mais de uma informação a partir de um ponto na imagem da cena (Ohta e Nishizawa, 2006). A equação de restrição do fluxo óptico (equação 1) pode ser aplicada para cada um dos n canais de uma imagem multi-canal. Para o caso de imagens que utilizam modelos de cores com três canais (RGB, HSV, HSI, YUV), o sistema resultaria em

$$\begin{aligned} I_{1x}u + I_{1y}v + I_{1t} &= 0 \\ I_{2x}u + I_{2y}v + I_{2t} &= 0 \\ I_{3x}u + I_{3y}v + I_{3t} &= 0 \end{aligned} \quad (3)$$

Outra idéia, proposta por Golland e Bruckstein (1997), é a conservação de cor. Desde que a componente geométrica não depende do modelo

de luz, as intensidades de cor podem ser representadas pelas equações 4,

$$\begin{aligned} R &= c(\varphi, \theta, \gamma)C_r \\ G &= c(\varphi, \theta, \gamma)C_g \\ B &= c(\varphi, \theta, \gamma)C_b \end{aligned} \quad (4)$$

onde $c(\varphi, \theta, \gamma)$ é a componente geométrica relacionada aos ângulos de incidência (φ), observação (θ) e fase (γ), e a componente espectral, C_i , é definida pela equação 5

$$C_i = \int_{\Omega} \rho(\lambda)I(\lambda)D_i(\lambda)d\lambda, \quad i \in \{r, g, b\}, \quad (5)$$

onde $\rho(\lambda)$ representa a função de reflectividade, $I(\lambda)$ a luz incidente e $D_i(\lambda)$ a função que representa a detecção pelo sensor de luz. A geometria do processo de reflexão pode mudar significativamente com o movimento do objeto (rotação, movimento em direção a câmera, etc.). Dessa forma, a função de intensidade de brilho não mais satisfará a consideração de conservação. As novas funções C_i 's dadas pela equação 5, entretanto, permanecem invariantes sob qualquer tipo de movimento pois não são influenciadas pela geometria do processo de reflexão. Embora seja impossível a extração da informação C_i a partir dos valores (R, G, B) providos por uma imagem colorida, a razão de uma combinação linear de dois componentes (R, G, B) corresponde à razão de dois componentes C_i 's. Vários modelos de representação de cor baseados em relações das funções R , G e B podem ser utilizados: *rgb normalizado*, *HSV*, *HSI* e *YUV*.

O sistema de equações 3 provê uma solução para o vetor de fluxo óptico (u, v) sem a utilização de restrições adicionais acerca do movimento da imagem. A desvantagem de tal método consiste na necessidade de existência de gradiente de cor na cena. Por outro lado, o método é mais robusto a efeitos de variação de iluminação. Uma análise feita por Barron e Klette (2002) comprovou a melhoria na estimação do fluxo óptico quando a informação de cor presente na imagem é utilizada.

3 Metodologia Utilizada

3.1 Cálculo do Fluxo Óptico

A ausência de gradiente de brilho em determinado ponto da imagem compromete a estimação do fluxo óptico a partir de imagens em nível de cinza. Para solucionar este problema é proposto um método de estimação do vetor de fluxo a partir da informação de cor presente. O método é baseado no algoritmo de Lucas e Kanade (1981).

Cada quadro da sequência de imagens é dividido em janelas de observação de tamanho $N \times N$. Caldeira (2002) também utilizou uma variação do método de Lucas e Kanade. Em seu método, somente alguns *pixels* da janela de observação são

escolhidos de forma aleatória, e utilizados na estimação do fluxo óptico. Aqui, somente alguns dos *pixels* da janela de observação são escolhidos, mas igualmente distribuídos no espaço da janela, como na Figura 3.

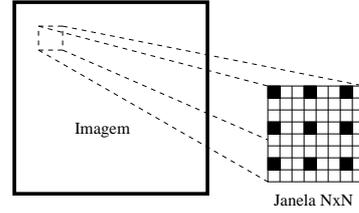


Figura 3: Os *pixels* de cor preta correspondem aos *pixels* utilizados no cálculo do fluxo óptico.

Para cada janela $N \times N$ é calculado um vetor $(\mathbf{v} = (u, v))$ de fluxo óptico que corresponde a todos os *pixels* da janela. Sendo assim, o sistema de equações 6 é montado para cada *pixel*.

$$\begin{aligned} I_{Ax1}u + I_{Ay1}v + I_{At1} &= 0 \\ &\vdots \\ I_{Axn}u + I_{Ayn}v + I_{Atn} &= 0 \\ I_{Bx1}u + I_{By1}v + I_{Bt1} &= 0 \\ &\vdots \\ I_{Bxn}u + I_{Byn}v + I_{Btn} &= 0 \\ I_{Cx1}u + I_{Cy1}v + I_{Ct1} &= 0 \\ &\vdots \\ I_{Cxn}u + I_{Cyn}v + I_{Ctn} &= 0 \end{aligned} \quad (6)$$

onde A , B e C representam os canais do sistema de cor utilizado. Por exemplo, I_{By1} representa a derivada parcial em relação a y , calculada para o *pixel* 1, do canal B .

As derivadas espaço-temporais do sistema de equações 6 foram estimadas pelo *método das diferenças finitas* (Horn e Schunck, 1981). Apesar de existirem outros métodos e a escolha dentre eles influenciar diretamente no cálculo do fluxo óptico, o método das diferenças finitas foi escolhido em razão de sua simplicidade e tempo de processamento no cálculo das derivadas.

O sistema de equações 6 possui $3n$ equações em duas variáveis e pode ser escrito na forma matricial como

$$\mathbf{A} \cdot \mathbf{v} + \mathbf{b} = \mathbf{0}, \quad (7)$$

onde \mathbf{v} é o vetor de fluxo óptico, \mathbf{A} é a matriz $3n \times 2$ de derivadas parciais espaciais, I_x e I_y , e \mathbf{b} o vetor $3n$ de derivadas temporais, I_t . O sistema 7 é resolvido pelo método da pseudo-inversa, fazendo

$$\mathbf{v} = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \cdot (\mathbf{A}^T \mathbf{b}). \quad (8)$$

A matriz $\mathbf{A}^T \mathbf{A}$ (equação 7) deve ser não-singular. O número de condição, n , da matriz

$\mathbf{A}^T \mathbf{A}$ é utilizado para medir a estabilidade numérica do sistema de equações 7. Caso n esteja acima de um certo limiar, o vetor \mathbf{v} é dito indefinido naquela localização da imagem (Barron e Klette, 2002). O número de condição n , de uma matriz B é dado pela equação 9.

$$n = \begin{cases} \|B\| \cdot \|B^{-1}\|, & \text{se } B \text{ é não-singular} \\ \infty, & \text{se } B \text{ é singular} \end{cases} \quad (9)$$

3.2 Filtro de Vetores de Fluxo Óptico

O passo seguinte consiste em filtrar o mapa de vetores de fluxo óptico estimado para a imagem. Um filtro baseado na distância euclidiana entre os vetores de fluxo é utilizado. Um vetor de fluxo de uma janela $N \times N$ somente é aceito como válido caso exista pelo menos uma janela vizinha (vizinhança-8), onde o quadrado da distância euclidiana entre seus vetores de fluxo não exceda 20% da magnitude do vetor da janela em questão. A Figura 4 ilustra o método empregado. Um método semelhante foi utilizado por Caldeira (2002).

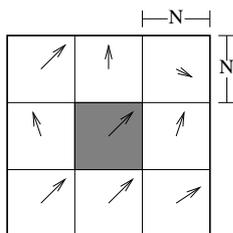


Figura 4: Porção do quadro da imagem com 09 janelas $N \times N$. O vetor de fluxo da janela central é aceito como válido por existir dentre seus vizinhos, pelo menos um com vetor de fluxo que satisfaz as condições do filtro.

3.3 Segmentação de Movimento

A partir do mapa de fluxo óptico filtrado, todos os *pixels* de cada janela de observação são assinalados com o vetor de fluxo óptico estimado para aquela janela. Em seguida, porções vizinhas da imagem com vetores de fluxo óptico semelhantes são marcados como pertencentes ao mesmo objeto.

Após os vetores de fluxo óptico terem sido agrupados conforme a etapa anterior, o centro de massa é calculado para cada objeto. O valor do centro de massa indica a posição do objeto dentro da imagem.

3.4 Experimento

Como forma de demonstrar a melhoria da estimação das medidas de fluxo óptico com o uso de informação de cor, uma sequência de imagens coloridas com um objeto em movimento é adquirida.

O fluxo óptico é calculado quadro a quadro, e o movimento do objeto definido pelo deslocamento do centro de massa ao longo da mudança de quadros que define a sequência.

Um segundo experimento foi realizado avaliando somente dois quadros da imagem. A velocidade do objeto foi determinada pela média dos vetores de fluxo óptico correspondente ao objeto, e em seguida comparada com o valor do vetor de fluxo real.

4 Testes e Resultados

Os testes foram realizados com uma sequência de imagens de um carro em movimento. A sequência de imagens, composta de 43 quadros, foi adquirida por uma Webcam Logitech Quickcam Pro 5000. A Figura 5 ilustra um dos quadros da sequência adquirida. Os testes mostraram que o modelo de cor YUV apresentou os melhores resultados quando utilizado como padrão nos dados de entrada.

Como etapa de pré-processamento, cada quadro da sequência foi suavizado com um filtro gaussiano de janela 3×3 e desvio padrão $\sigma = 2.5$. Esta etapa é importante pois elimina ruídos inseridos durante o processo de aquisição.



Figura 5: Exemplo de imagem utilizada nos testes.

Cada imagem foi dividida em janelas de fluxo óptico constante de tamanho $N \times N$. O teste foi realizado para $N = 10$ e $N = 20$. Para efeitos de cálculo, somente 1/9 dos *pixels* da janela foram utilizados na estimação do fluxo. Eles foram escolhidos igualmente espaçados, e não de forma aleatória como no método de Caldeira (2002).

A Figura 6 ilustra o resultado do mapa de fluxo óptico estimado para $N = 10$ e $N = 20$, utilizando os três canais do sistema de cores YUV, após a fase de filtragem descrita na Seção 3.2.

Após sua estimação, o mapa de fluxo óptico é segmentado e regiões de movimentos semelhantes são agrupadas. A Figura 7 ilustra o resultado da segmentação do mapa de fluxo mostrado na Figura 6.

A etapa seguinte do teste consistiu em determinar o caminho percorrido pelo carro em uma sequência de 43 quadros capturados. A Figura 8

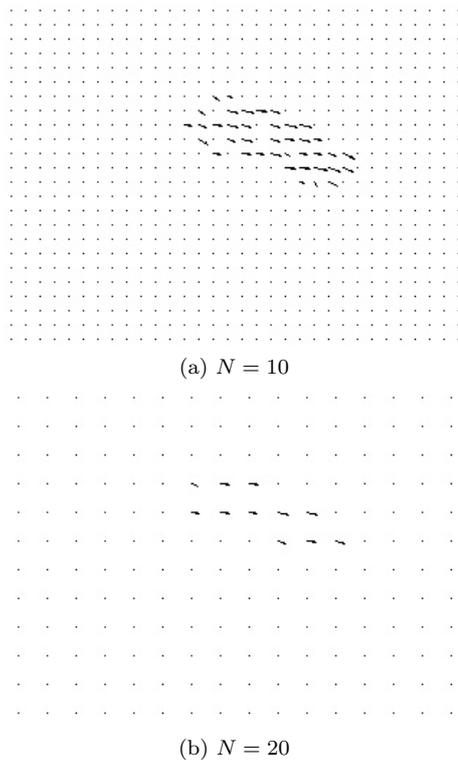


Figura 6: Resultados do mapa de fluxo óptico estimado a partir de dois quadros da sequência.

ilustra o caminho estimado a partir da segmentação de movimento do mapa de fluxo óptico calculado.

A melhoria na estimação do campo de fluxo óptico a partir de imagens coloridas pode também ser observada comparando os resultados da Figura 6 com os resultados dos métodos descritos nas seções 2.1 e 2.2, ilustrados na Figura 9.

Para o segundo experimento, o vetor de fluxo óptico real foi calculado através da identificação de pontos notáveis nas duas imagens que representam quadros consecutivos da cena. A determinação do deslocamento, em *pixels*, de uma porção do objeto em movimento entre dois quadros da imagem foi feita com o auxílio de uma ferramenta de análise de imagens. Em seguida, o deslocamento real foi comparado com o valor estimado utilizando o método proposto. A tabela 1 mostra os resultados para o segundo experimento.

	Real	Estimado	Erro (%)
v_x	6.00	5.70	5.0
v_y	2.00	1.92	4.0

Tabela 1: Valores (*pixel*/quadro) das componentes do vetor de fluxo óptico.

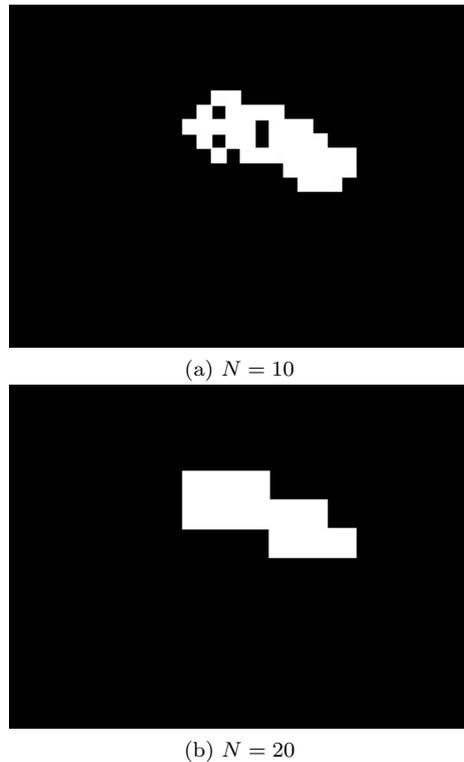


Figura 7: Segmentação dos mapas de fluxo óptico ilustrados na Figura 6.

5 Conclusões

De acordo com as medições feitas sobre a validade dos vetores de fluxo calculados, a utilização da informação de cor possibilitou um acréscimo de até 30% na quantidade de medidas estimadas consideradas como válidas, em relação aos métodos que utilizam informação em escala de cinza.

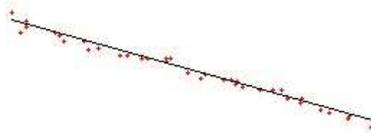
Conforme o modelo de cor utilizado, talvez não seja necessária a utilização de todos os canais de informação de uma imagem tri-cromática. Testes foram feitos com o método proposto utilizando somente dois dos canais do sistema de cor: YU, YV ou UV. Os resultados mostraram diferenças de no máximo 5% da quantidade de medidas consideradas válidas entre as três opções de escolha. Em comparação ao teste realizado com os três canais, a maior diferença encontrada em relação às três opções (YU, YV ou UV) foi de apenas 7% de medidas válidas a menos. Tais resultados mostram que um dos canais pode ser excluído quando houver necessidade de diminuição da carga de processamento.

O uso de aleatoriedade na escolha dos *pixels* dentro de uma janela $N \times N$, como no método de Caldeira (2002), pode comprometer a estimação do vetor. Os testes mostraram que uma igual distribuição espacial na escolha dos *pixels* dentro da janela favorece a estimativa.

O método de cálculo do gradiente, mencionado na Seção 3, influencia diretamente no resultado do vetor de fluxo calculado. Os resultados

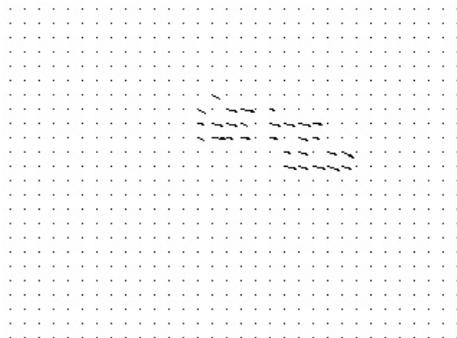


(a) $N = 10$

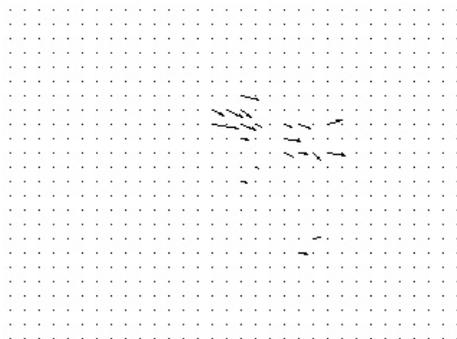


(b) $N = 20$

Figura 8: A reta descreve o movimento real do carro. Os pontos correspondem às medições feitas de 2 em 2 quadros.



(a) Lucas-Kanade



(b) Método Golland

Figura 9: (a) $N = 10$; (b) Passo de busca $s = 10$.

podem ser melhorados com uma investigação mais profunda sobre tais técnicas. Testes foram feitos com os filtros de Sobel e Simoncelli, mas por enquanto seus resultados não serão discutidos.

O artigo visa demonstrar o ganho qualitativo e quantitativo no cálculo dos vetores de fluxo óptico através da adição da informação de cor. Análises em relação a tempo de processamento e utilização de outros modelos de cor serão objetos de estudo em etapas futuras de desenvolvimento do trabalho.

Referências

- Barron, J. e Klette, R. (2002). Quantitative color optical flow, *Proceedings of 16th International Conference on Pattern Recognition*, Vol. 4, pp. 251–255.
- Caldeira, E. M. d. O. (2002). *Navegação Reativa de Robôs Móveis com Base no Fluxo Óptico*, PhD thesis, UFES, Vitória, ES.
- Golland, P. e Bruckstein, A. M. (1997). Motion from color, *Computer Vision and Image Understanding: CVIU* **68**(3): 346–362.
- Horn, B. e Schunck, B. (1981). Determining optical flow, *Artificial Intelligence* **16**(1-3): 185–203.
- Lucas, B. e Kanade, T. (1981). An iterative image registration technique with an application to stereo vision, *IJCAI81*, pp. 674–679.
- Machado, H. N. e Pereira, G. A. S. (2006). Medição das velocidades de um robô móvel utilizando seqüências de imagens de sua superfície de movimentação, *Anais do XVI Congresso Brasileiro de Automática*, Salvador, BA, Brazil, pp. 1025–1030.
- Ohnishi, N. e Imiya, A. (2006). Dominant plane detection from optical flow for robot navigation, *Pattern Recognition Letters* **27**(9): 1009–1021.
- Ohta, N. (1989). Optical flow detection by color images, *IEEE International Conference On Image Processing* pp. 801–805.
- Ohta, N. e Nishizawa, S. (2006). How much does color information help optical flow computation?, *IEICE Transactions on Information and Systems - Oxford Journal* **5**: 1759–1762.
- Sarcinelli-Filho, M., Schneebeli, H. A. e Caldeira, E. M. O. (2001). Cálculo do fluxo Óptico em tempo real e sua utilização na navegação de robôs móveis, *Anais do V Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente*, Canela, RS, Brazil.
- Shin, J., Kim, S., Kang, S., Lee, S.-W., Paik, J., Abidi, B. e Abidi, M. (2005). Optical flow-based real-time object tracking using non-prior training active feature model, *Real-Time Imaging* **11**(3): 204–218.