# Visão Computacional Aula 18

Movimento em Imagens (Cont.) Fluxo Ótico Horn-Schunck

### Fluxo óptico

- Pode ser compreendido como um campo de velocidade que descreve o movimento aparente dos padrões de intensidade em uma imagem
  - Dada uma sequência de imagens variando no tempo, é possível obter, para cada pixel, um vetor de velocidade
- Aplicações
  - Correspondência de pontos, navegação exploratória, acompanhamento e segmentação de objetos, avaliação de tempo para colisão

### Fluxo óptico

- Os métodos para estimativa do fluxo óptico podem ser divididos em 3 grupos
  - Técnicas diferenciais
  - Técnicas de correlação
  - Técnicas de frequência e energia

## Equação de restrição

• Técnicas diferenciais assumem por hipótese que a intensidade entre uma imagem e outra em um intervalo pequeno é aproximadamente constante, ou seja

$$I(x, y, t) = I(x + dx, y + dy, t + dt)$$

### Equação de restrição

$$I(x + dx, y + dy, t + dt) = I(x, y, t) + \frac{\partial I}{\partial x} \partial x + \frac{\partial I}{\partial y} \partial y + \frac{\partial I}{\partial t} \partial t + O^{2}$$

$$I(x, y, t) = I(x, y, t) + \frac{\partial I}{\partial x} \partial x + \frac{\partial I}{\partial y} \partial y + \frac{\partial I}{\partial t} \partial t$$

$$0 = \frac{\partial I}{\partial x} \partial x + \frac{\partial I}{\partial y} \partial y + \frac{\partial I}{\partial t} \partial t$$

$$\frac{\partial I}{\partial x} \frac{\partial x}{\partial t} + \frac{\partial I}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial t} + \frac{\partial I}{\partial t} = 0$$

$$\bar{v} = \left(\frac{\partial x}{\partial t}, \frac{\partial y}{\partial t}\right), \nabla I = \left(\frac{\partial I}{\partial x}, \frac{\partial I}{\partial y}\right)$$

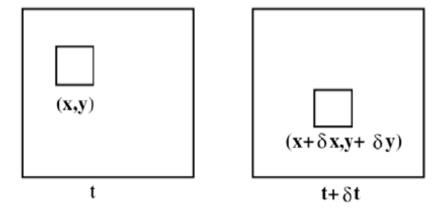
$$\nabla I. \bar{v} + I_{t} = 0$$

### Equação de restrição

- Somente a equação anterior não é suficiente para determinar as componentes de velocidade
- A solução é utilizar alguma técnica de estimativa, como o método de Lucas-Kanade ou Horn-Shunck
- O método de Lucas-Kanade apresenta robustez contra ruídos, porém a malha gerada não é densa

• A velocidade é computada a partir das derivadas espaço-temporais na imagem

$$I(\vec{x};t) \approx I(\vec{x} + \delta \vec{x}, t + \delta t)$$



- Restrições
  - Restrição de iluminação
    - · A iluminação é constante nas duas imagens
  - Restrição de suavização
    - Pontos vizinhos apresentam velocidades semelhantes

- Restrição de iluminação constante
  - Iluminação em (x,y) é descrita por E(x,y,t)

$$\frac{dE}{dt} = 0$$

$$\frac{\partial E}{\partial x} \frac{dx}{dt} + \frac{\partial E}{\partial y} \frac{dy}{dt} + \frac{\partial E}{\partial t} = 0$$

$$u = \frac{dx}{dt} \quad e \quad v = \frac{dy}{dt}$$

$$E_x u + E_y v + E_t = 0$$

- Restrição de suavização
  - Se cada ponto se movesse de forma independente, seria quase impossível recuperar o campo de movimento
  - Pontos vizinhos têm velocidades semelhantes e a velocidade varia suavemente na maior parte do campo

- Uma maneira de expressar esta restrição é
  - minimizar o quadrado da magnitude do gradiente da velocidade do fluxo nas duas direções

$$\left(\frac{\partial u}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial u}{\partial y}\right)^2 = e \left(\frac{\partial v}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial v}{\partial y}\right)^2$$

- Estimativa das derivadas parciais
  - A estimação é feita pela média das quatro primeiras regiões adjacentes da imagem

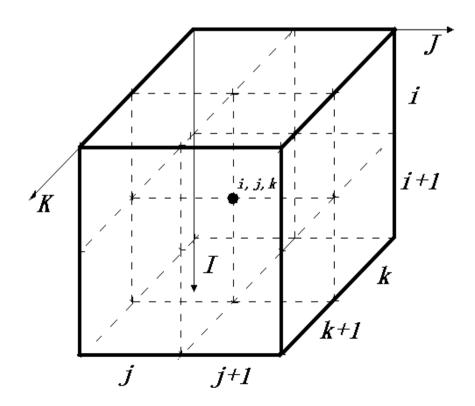
$$E_x = (img_1[i+1][j] + img_2[i+1][j] + img_1[i+1][j+1] + img_2[i+1][j+1] - img_1[i][j] - img_2[i][j] - img_1[i][j+1] - img_2[i][j+1]) /4.0$$

$$E_{y} = (img_{1}[i][j+1] + img_{2}[i][j+1] + img_{1}[i+1][j+1] + img_{2}[i+1][j+1] - img_{1}[i][j] - img_{2}[i][j] - img_{1}[i+1][j] - img_{2}[i+1][j]) /4.0$$

$$E_{t} = (img_{2}[i][j] + img_{2}[i][j+1] + img_{2}[i+1][j] + img_{2}[i+1][j+1] - img_{1}[i][j] - img_{1}[i][j+1] - img_{1}[i+1][j] - img_{1}[i+1][j+1])$$

$$/4.0$$

- Estimativa das derivadas parciais
  - A estimação é feita pela média das quatro primeiras regiões adjacentes da imagem



 O problema passa a ser então um problema de minimização, ou seja, achar o valor e<sub>b</sub> que minimize a expressão

$$\varepsilon_b = E_x u + E_v v + E_t$$

com a restrição

$$\varepsilon_c^2 = \left(\frac{\partial u}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial u}{\partial y}\right)^2 + \left(\frac{\partial v}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial v}{\partial y}\right)^2$$

 Uma solução direta é computacionalmente cara, portanto é necessária uma abordagem interativa

#### Solução interativa

- Método de Gauss-Seidel
  - Com base nas derivadas estimadas e na média dos valores obtidos anteriormente, é possível obter novos valores de u e v a partir das equações abaixo

$$u^{n+1} = \overline{u}^{n} - E_{x} \left( \frac{E_{x}u + E_{y}v + E_{t}}{\alpha^{2} + E_{x}^{2} + E_{y}^{2}} \right)$$

$$v^{n+1} = \overline{v}^{n} - E_{y} \left( \frac{E_{x}u + E_{y}v + E_{t}}{\alpha^{2} + E_{x}^{2} + E_{y}^{2}} \right)$$

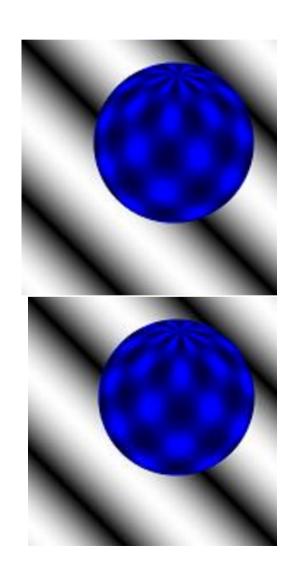
#### Sendo:

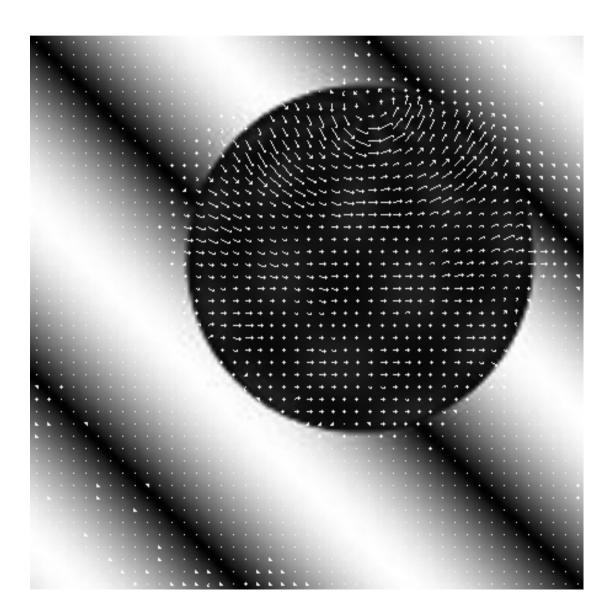
 $\overline{u}^n$ : média dos 4 vizinhos de u na iteração n

 $\overline{v}^n$ : média dos 4 vizinhos de v na iteração n

α: fator de peso proporcional ao erro de quantização

# Resultados (Simples rotação)

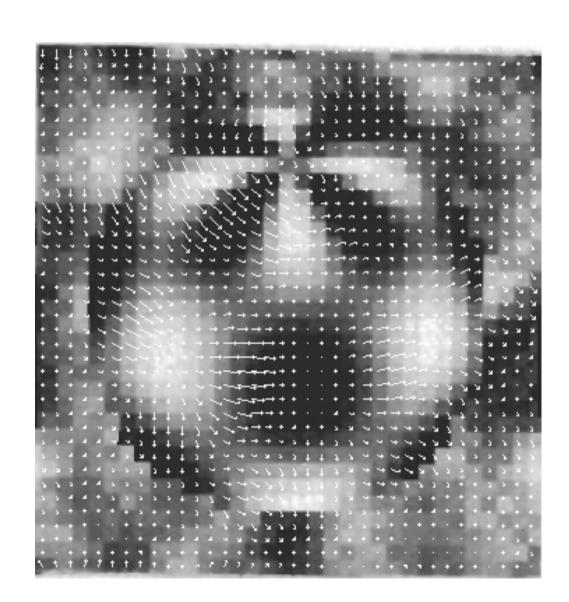




# Resultados (Horn-Schunck)





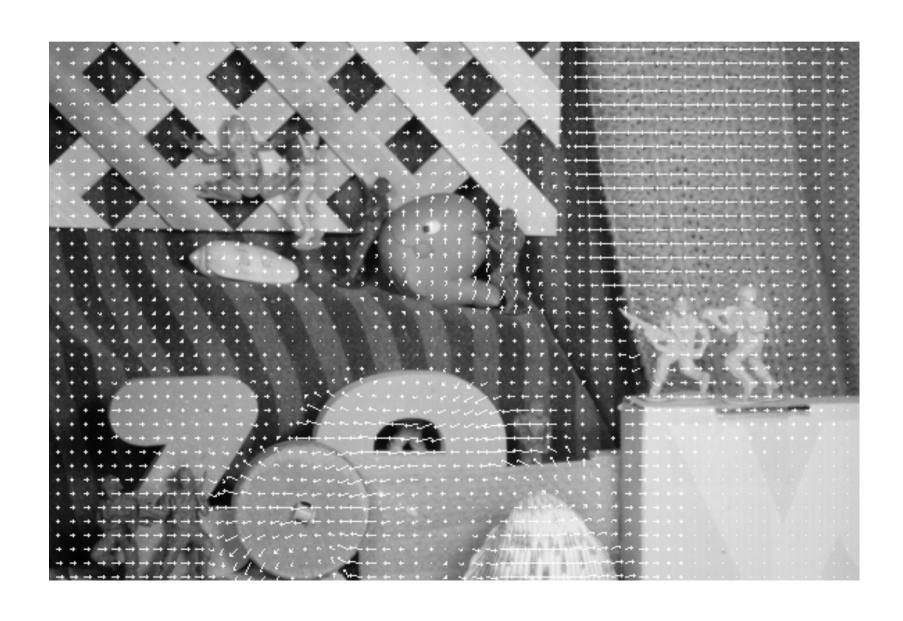


### Resultados (vision.middlebury.edu)

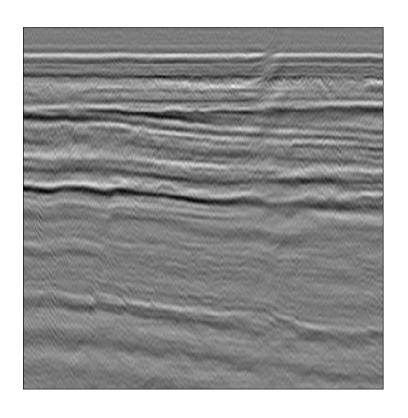


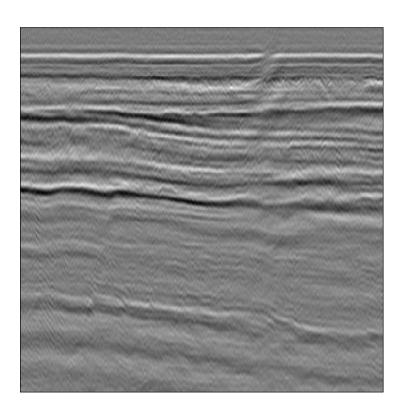


# Resultados (vision.middlebury.edu)

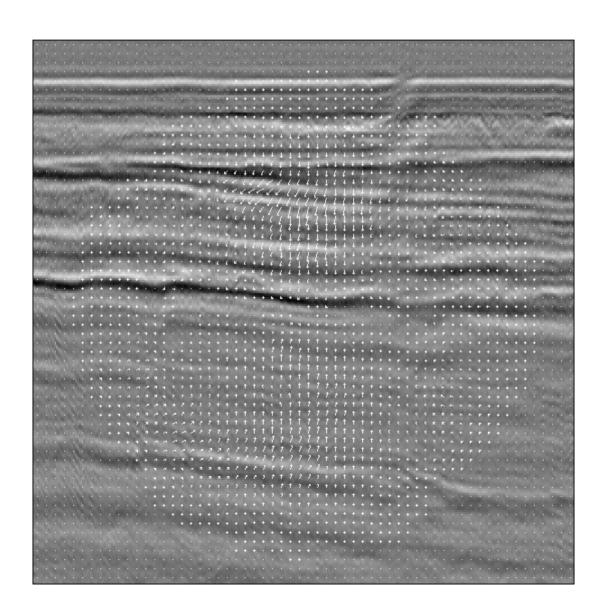


# Resultados (Hale)





# Resultados (Hale)



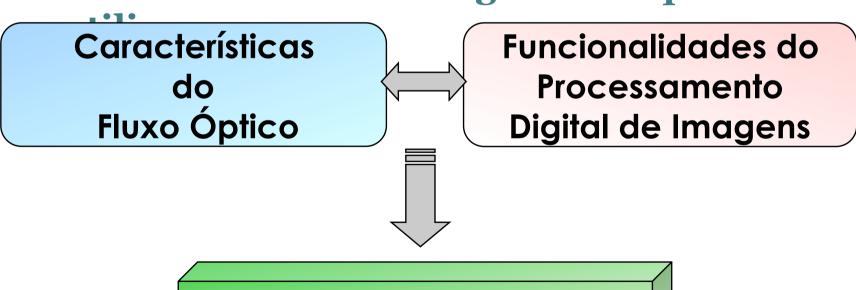
## Próximos passos

- Testar outros métodos de estimação
  - Técnicas variacionais
  - Combinação de Lucas-Kanade com Horn-Schunck
- Implementar a extensão do método de Horn-Schunk para dados tridimensionais (dados sísmicos)

# Aplicações...

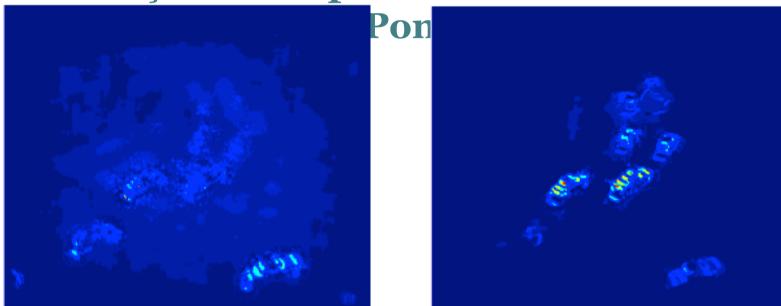


- Segmentação de Movimento em Imagens ↔
   Detecção de Movimento;
- Desenvolvimento de Algoritmos que



Segmentação de Movimento

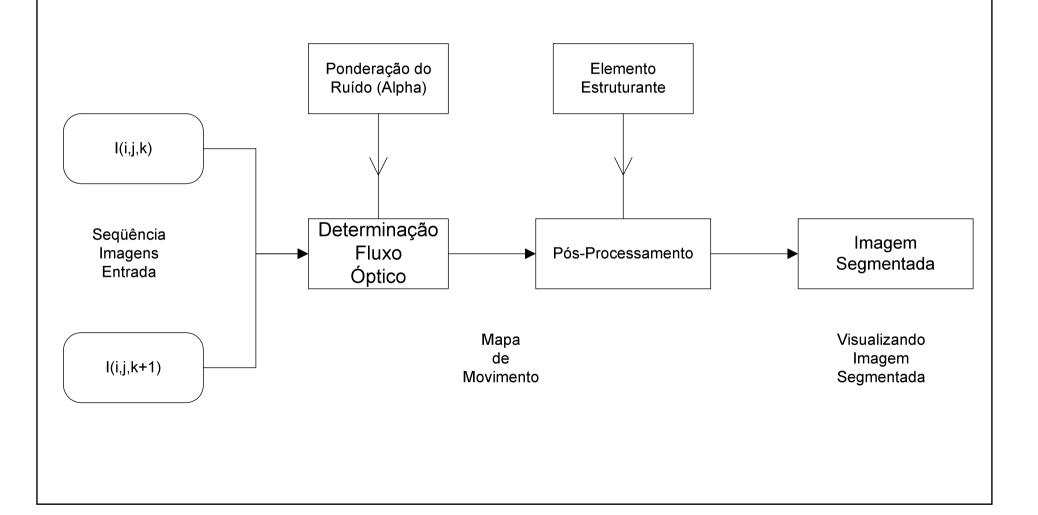
- Segmentação de Movimento utilizando Fluxo óptico diferencial
  - Aplicando as mesmas hipóteses para a confecção do fluxo óptico diferencial de Horn & Schunck;
  - Obtenção do Mapa de Movimento controlado



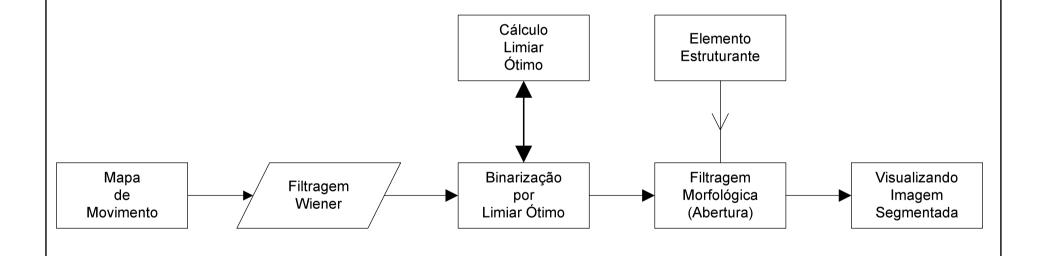
#### Segmentação de Movimento utilizando Fluxo óptico diferencial

- Algoritmo de Segmentação do Movimento
  - ► Maioria levam em consideração conhecimento *a* priori de acordo com tipo de movimento;
  - Fluxo Óptico para desacoplar a informação espacial e temporal através do Mapa de Movimento;

#### - Algoritmo de Segmentação do Movimento



### Bloco de Pós-processamento



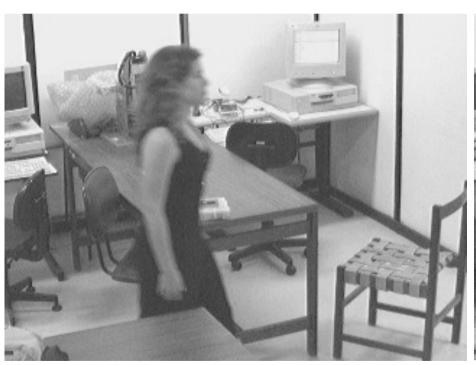
#### Bloco de Pós-processamento

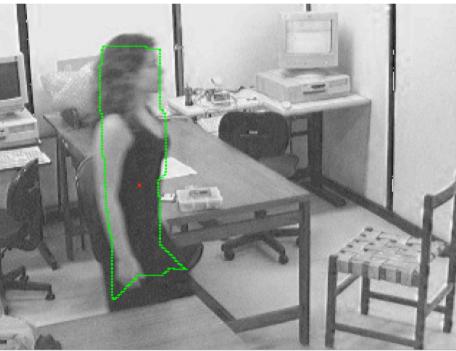
- Mapa de Movimento
  - Obtido Através do Fluxo Óptico diferencial;
  - Ponderação do Ruído ajustado de acordo com a situação;
- Filtragem de Wiener
  - Filtro Adaptativo passa-baixas;
  - Utiliza informações estocásticas dos pixels vizinhos;
- Binarização por Limiarização Ótima
  - Obtido através do Histograma do Mapa de Movimento;
  - Recalculado para cada Mapa obtido;

#### Bloco de Pós-processamento

- Filtragem Morfológica (Abertura)
  - **▶**Contorno do Objeto;
  - Elemento Estruturante ajustado com o tamanho do objeto a segmentar;
- Imagem Segmentada
  - Determinação das Regiões Limítrofes do objeto segmentado;

### - Resultados do Algoritmo



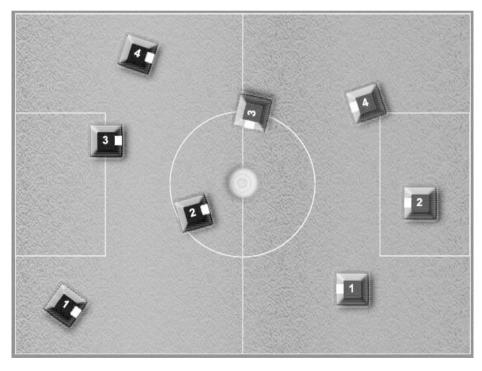


#### Resultados do Algoritmo





#### - Resultados do Algoritmo





#### **Resultados Obtidos**

Seqüência	α	Dimensão Elemento Estruturante	Erro Estimado
Câmera Vigilância	1	18	~10,5%
Tráfego	75	7	~8,3%
Futebol de Robôs	10	12	~5,1%

### Próxima aula...

• Rastreamento em Imagens