Processamento Digital de Imagens

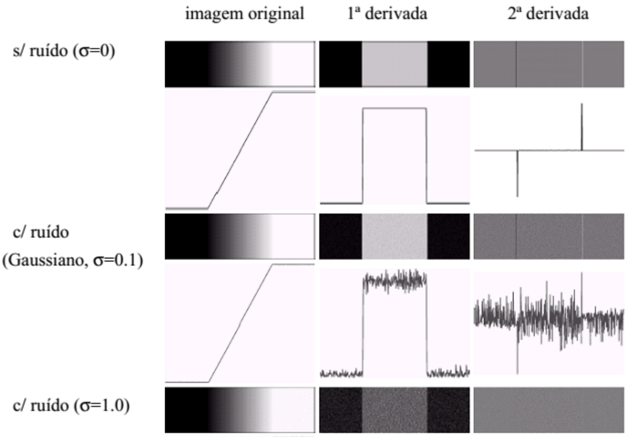
Profa. Flávia Magalhães

PUC Minas

Unidade V-b:Segmentação

Detecção de Borda com Suavização

Detecção de Bordas



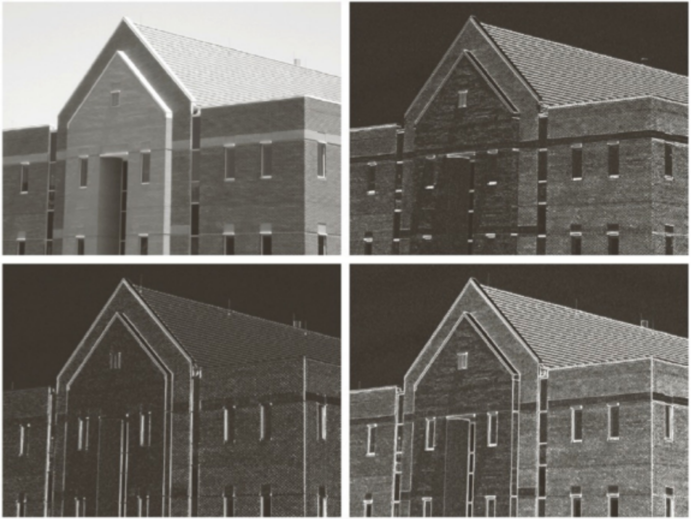
- Lembrando: pela análise da figura da borda em degrau 1D corrompida por ruído branco gaussiano aditivo, chega-se à conslusão de que uma boa aproximação para o detetor ótimo de bordas de degray é a primeira derivada de uma gaussiana.

Detecção de Bordas

- Três passos fundamentais devem ser considerados:
  - Suavização da imagem para redução de ruído
  - Detecção dos pontos de borda
  - Localização da borda

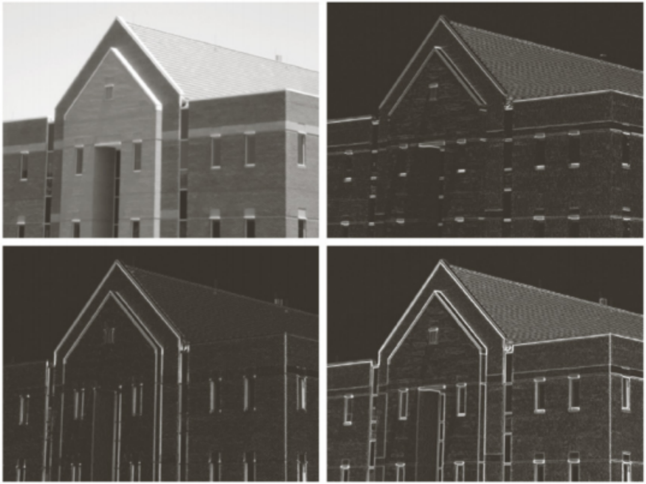
Operadores de Gradiente - Sobel

- Detecção de Bordas usando Sobel, sem suavização *a priori*



Operadores de Gradiente - Sobel

- Detecção de Bordas usando Sobel, utilizando suavização antes da detecção.



Operador de Gradiente - *Laplaciano*

- A máscara h_1, mostrada a seguir, pode ser usada na implementação da equação do operador *Laplaciano*, tal que as duas matrizes que compõem a máscara correspondem às derivadas segundas ao longo de todas as linhas e colunas.

$$h_1 = \begin{array}{|c|c|c|}\hline 0 & 0 & 0 \\ \hline -1 & 2 & -1 \\ \hline 0 & 0 & 0 \\ \hline \end{array} + \begin{array}{|c|c|c|}\hline 0 & -1 & 0 \\ \hline 0 & 2 & 0 \\ \hline 0 & -1 & 0 \\ \hline \end{array} = \begin{array}{|c|c|c|}\hline 0 & -1 & 0 \\ \hline -1 & 4 & -1 \\ \hline 0 & -1 & 0 \\ \hline \end{array}$$

Operador de Gradiente - *Laplaciano*

- Em certas situações, é desejável dar maior peso aos pontos vizinhos mais próximos do pixel central.
- Uma aproximação do Laplaciano com tal característica é dada pela máscara h_2, mostrada a seguir.

$h_2 =$

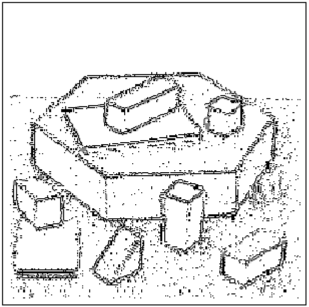
-1	-4	-1
-4	20	-4
-1	-4	-1

- Embora o operador Laplaciano responda a transições de intensidade, ele raramente é utilizado na prática para detecção de bordas.
- Por ser uma derivada de segunda ordem, o Laplaciano é tipicamente **sensível a ruído** de maneira inaceitável.

Segmentação

- Uma aplicação do operador Laplaciano é ilustrada na figura a seguir.

(a) imagem original



(b) mapa de bordas

Laplaciano do Gaussiano

- Como mencionado anteriormente, o uso de derivada de segunda ordem da intensidade da imagem para detectar pontos da borda é **muito sensível a ruído**.
- Portanto, é desejável filtrar o ruído antes da detecção de bordas.
- Para fazer isso, o Laplaciano do Gaussiano, proposto por *Marr* (1980), combina a **filtragem Gaussiana** com o **operador Laplaciano** para localizar bordas.

Laplaciano do Gaussiano

- Após a suavização da imagem por meio de um filtro Gaussiano, as bordas são identificadas pela presença de um cruzamento em zero na derivada segunda, com um pico acentuado correspondente à derivada primeira.
- A resposta do operador Laplaciano do Gaussiano é obtida pela operação de convolução

$$\nabla^2(g(x,y) * f(x,y))$$

em que $g(x,y)$ é a função gaussiana e $f(x,y)$ é a imagem original, ou seja, $g(x,y) * f(x,y)$ é a imagem suavizada por uma função Gaussiana.

- A ordem na realização da diferenciação (laplaciano) e da convolução pode ser alterada, em razão da linearidade das operações envolvidas, resultando:

$$(\nabla^2(g(x,y)) * f(x,y)$$

$$g(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right)$$

Por simplicidade, pode-se usar $r^2 = x^2 + y^2$, em que r mede a distância das coordenadas à origem, já que a função gaussiana é simétrica:

$$g(r) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{r^2}{2\sigma^2}\right)$$

Laplaciano do Gaussiano

- Repetindo...

$$(\nabla^2(g(x,y)) * f(x,y)$$

$$g(r) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{r^2}{2\sigma^2}\right)$$

- A derivada primeira, $g'(r)$ é o gradiente de $g(r)$:

$$g'(r) = -\frac{r}{2\pi\sigma^4} \exp\left(-\frac{r^2}{2\sigma^2}\right)$$

- A derivada segunda, $g''(r)$, é o laplaciano de $g(r)$:

$$g''(r) = \nabla^2 g(r) = -\frac{1}{2\pi\sigma^4}\left(1 - \frac{r^2}{\sigma^2}\right) \exp\left(-\frac{r^2}{2\sigma^2}\right)$$

- Substituindo r^2 por $x^2 + y^2$:

$$g''(r) = -\nabla^2 g(r) = -\frac{1}{2\pi\sigma^4}\left(1 - \frac{x^2+y^2}{\sigma^2}\right) \exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right)$$

Laplaciano do Gaussiano

- A expressão abaixo, Lalaciano do Gaussiano, é conhecida como *Operador Chapéu Mexicano*. O parâmetro σ controle o grau de suavização do filtro gaussiano.

$$g''(r) = -\nabla^2 g(r) = -\frac{1}{2\pi\sigma^4}\left(1 - \frac{x^2+y^2}{\sigma^2}\right)\exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right)$$

Laplaciano do Gaussiano

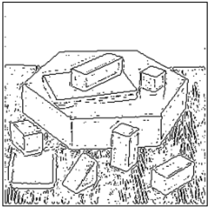
- Um exemplo de máscara com 5 x 5 *pixels* para aproximar o Laplaciano do Gaussiano é mostrada a seguir.

$$h = \begin{array}{|c|c|c|c|c|}\hline 0 & 0 & -1 & 0 & 0 \\ \hline 0 & -1 & -2 & -1 & 0 \\ \hline -1 & -2 & 16 & -2 & -1 \\ \hline 0 & -1 & -2 & -1 & 0 \\ \hline 0 & 0 & -1 & 0 & 0 \\ \hline \end{array}$$

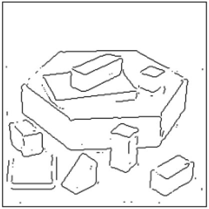
Laplaciano do Gaussiano

- Ilustração da aplicação do operador Laplaciano do Gaussiano para diferentes graus de suavização.

(a) imagem original



(b) $\sigma = 1.0$



(c) $\sigma = 2.0$

(d) $\sigma = 3.0$

- **Canny** (1986) propôs um método para detecção de bordas que procura otimizar a localização de pontos da borda, na presença de ruído.
- A abordagem de Canny baseia-se em três objetivos básico:

O detector de Bordas Canny

1. **Baixa taxa de erros**: todas as bordas deverão ser encontradas e não deve haver respostas falsas. Ou seja, as bordas detectadas devem ser o mais próximas possível das bordas verdadeiras.
2. **Os pontos de borda devem estar bem localizados**: a distância entre um ponto marcado como uma borda pelo detector e o centro da borda verdadeira deve ser mínima.
3. **O detector deve retornar apenas um ponto para cada ponto de borda verdadeiro**. Ou seja, o número de máximos locais em torno da borda verdadeira deve ser mínimo. Isso significa que o detector não deve identificar múltiplos *pixels* de borda, quando um único ponto de borda existe.

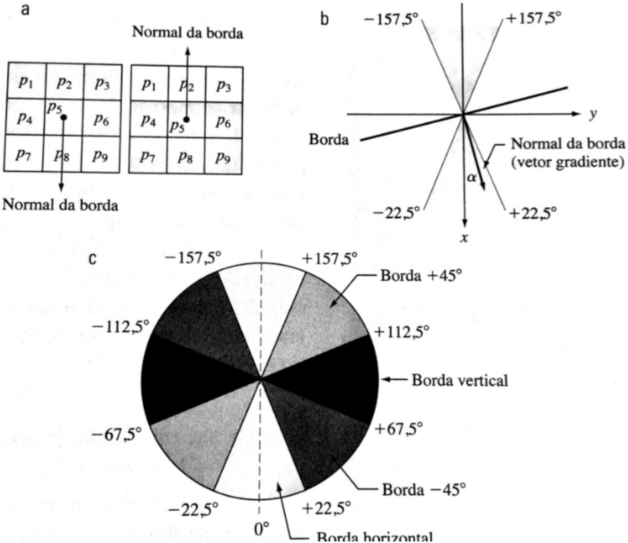
O detector de Bordas Canny

- Inicialmente, a imagem é <u>suavizada</u> por meio de um **filtro Gaussiano** fazendo-se a convolução com uma máscara gaussiana de tamano $n \times n$.
- Em seguida, a magnitude $M(x, y) = \sqrt{g_x^2 + g_y^2}$ e a direção do gradiente $\theta(x, y) = \tan^{-1}[g_y/g_x]$ são calculadas utilizando aproximações baseadas em diferenças finitas para as derivadas parciais, utilizando Roberts, Prewitt ou Sobel.
- $M(x, y)$ geralmente contém cristas largas em torno dos máximos locais, já que foi gerado utilizando o gradiente (derivada primeira).

O detector de Bordas Canny

- Após o cálculo do gradiente, a borda é afinada tomando-se apenas os pontos cuja magnitude seja localmente máxima na direção do gradiente (ou seja, perpendicular à borda). Essa operação é chamada de supressão de não-máximos e pode ser feita da seguinte forma:
  - Especificar um número discreto de orientações da reta normal à borda (perpendicular à tangente da borda) para representar o ângulo do vetor gradiente. Por exemplo, em uma região 3×3 podem ser definidas 4 orientações para uma reta normal que passa pelo ponto (pixel) central da região: horizontal, vertical, -45^o e $+45^o$. A figura no slide seguinte, item a, mostra as 2 orientações possíveis de uma reta normal vertical (ou seja, borda horizontal).

O detector de Bordas Canny



O detector de Bordas Canny

- Continuando...
  - Já que serão quantizadas em apenas 4 valores todas as possíveis direções da reta normal à borda, é necessário definir uma série de direções que serão consideradas iguais. A direção da reta normal à borda (ângulo α do vetor gradiente) será determinada diretamente de $\alpha(x, y)$. Conforme mostra a figura anterior, itens b e c, se a normal estiver localizada entre $-22,5^o$ a $+22,5^o$, ou de $-157,5^o$ a $-157,5^o$, chamamos a borda de horizontal. O item c da figura mostra os intervalos do ângulo correspondentes às 4 direções consideradas.
  - Sejam d_1, d_2, d_3 e d_4 as 4 direções possíveis. Então, o seguinte esquema de supressão de não máximos de uma região 3×3, centrada em todos os pontos (x, y), pode ser usado:
  - Encontre a direção d_k que está mais perto de $\theta(x, y)$. Observe que a direção d_k, que é a direção da reta normal à borda, é perpendicular à direção da borda. Reduzir pontos ao longo da direção d_k significa, portanto, afinar a borda.

O detector de Bordas Canny

- Continuando...
  - Encontre os dois pixels vizinhos a (x,y) na direção d_k. Por exemplo, com relação ao item (a) da figura, deixando (x, y) em p_5 e assumindo uma borda horizontal passando por p_5, os pixels em que estaríamos interessados na etapa 2, que estão sobre a direção d_k, são p_2 e p_8.
  - Se o valor de $M(x, y)$, que é a magnitude do gradiente, for inferior a pelo menos um dos seus 2 vizinhos ao longo de d_k, faça $g_N(x, y) = 0$ (supressão), onde $g_N(x, y)$ é a imagem com supressão de não máximos;
  - Caso contrário, faça $g_N(x, y) = M(x, y)$.
- Terminada a supressão de não máximos, a borda pode ainda conter certos fragmentos espúrios causados pela presença de ruído ou textura fina.

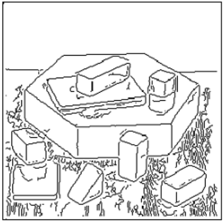
O detector de Bordas Canny

- Para resolver esse problema, $g_N(x, y)$ deve ser limiarizada para reduzir os falsos pontos de borda. O operador de Canny utiliza a limiarização por histerese e a análise de conectividade. Isso evita que as bordas fiquem fragmentadas em múltiplos segmentos.
  - São usados 2 limiares diferentes, T_1 e T_2, com $T_2 = 2T_1$ ou $T_2 = 3T_1$. Essa relação pode ser ajustada conforme a relação sinal-ruído.
  - Pontos da borda que possuem gradiente maior que T_2 são mantidos como pontos da borda.
  - Qualquer outro ponto conectado a esses pontos da borda é considerado como pertencente à borda se a magnitude de seu gradiente estiver acima de T_1.

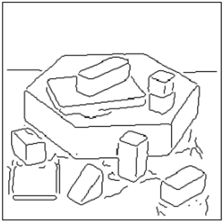
O detector de Bordas Canny

- Ilustração da aplicação do operador de *Canny* em uma imagem.

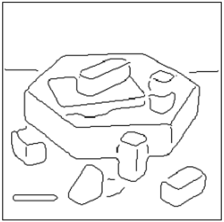
(a) imagem original



(b) $\sigma = 0.5$



(c) $\sigma = 1.0$

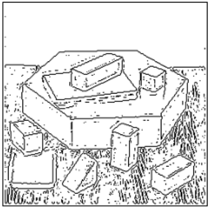


(d) $\sigma = 2.0$

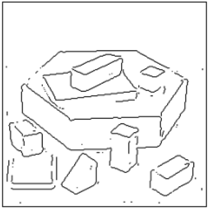
Compare o Canny ao Laplaciano do Gaussiano:

- Ilustração da aplicação do operador Laplaciano do Gaussiano para diferentes graus de suavização.

(a) imagem original



(b) $\sigma = 1.0$



(c) $\sigma = 2.0$

(d) $\sigma = 3.0$