

MC920: Introdução ao Processamento de Imagem Digital

Tarefa 6

Martin Ichilevici de Oliveira
RA 118077

Rafael Almeida Erthal Hermano
RA 121286

Instituto de Computação, Universidade Estadual de Campinas

24 de março de 2014

1 Máscaras de Convolução e Detecção de contorno

Detecção de contorno utiliza a primeira e segunda derivadas da imagem. A derivada de uma imagem é definida como diferenças que devem ser nulas em regiões de níveis de cinza constante, não podem ser nulas em regiões de crescimento ou decrescimento do nível de cinza.

Uma das formas mais simples de se definir a primeira derivada em imagens digitais é dada pela fórmula:

$$\frac{\partial f}{\partial x} = f(x+1) - f(x) \quad (1)$$

E a segunda derivada pode ser definida como:

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} = f(x+1) + f(x-1) - 2 \cdot f(x) \quad (2)$$

Portanto, em regiões em que a derivada é elevada, temos regiões de contorno.

2 Gradiente e Laplaciano discretos

2.1 Gradiente

O gradiente de uma imagem é uma mudança direcional na intensidade de nível de cinza de uma imagem e pode ser definido como:

$$\nabla f = \frac{\partial f}{\partial x} \hat{x} + \frac{\partial f}{\partial y} \hat{y} \quad (3)$$

2.2 Laplaciano discretos

O laplaciano de uma imagem é o operador de derivação isotrópico mais simples de uma imagem e é definido como sendo:

$$\nabla^2 f = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \quad (4)$$

Em sua forma discreta, através da equação da segunda derivada 2 podemos definir o Laplaciano como:

$$\nabla^2 f = [f(x+1, y) + f(x-1, y) + f(x, y+1) + f(x, y-1)] - 4 \cdot f(x, y) \quad (5)$$

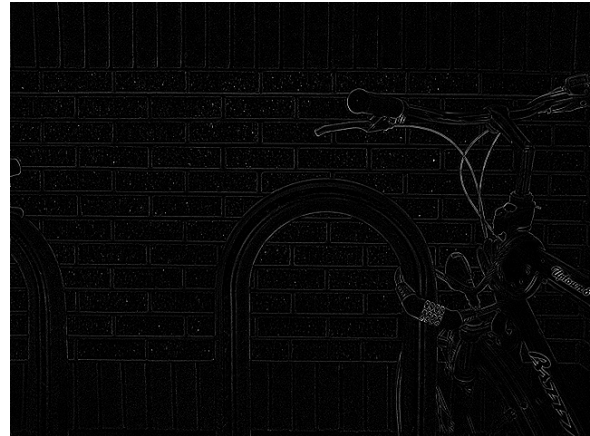
Portanto a máscara de convolução do laplaciano é dada por:

$$\nabla^2 f = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (6)$$

Um exemplo de aplicação do filtro pode ser observado em:



(a) Figura original[3]



(b) Após aplicação de filtro laplaciano

3 Convolução e operadores direcionais

Uma forma de calcular o gradiente, ainda que de forma, já que uma imagem digital é discreta, é através de *kernels* de convolução.

3.1 Máscaras direcionais

3.1.1 Sobel

O Operador de Sobel é um operador de diferenciação discreto que calcula uma aproximação do gradiente da intensidade em cada ponto. O operador define dois *kernels*, um responsável pelo cálculo no eixo horizontal e outro pelo eixo vertical. Definimos-los:

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad G_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

Para cada *pixel* da imagem, calcula-se a derivada nos dois sentidos, convolucionando a imagem com os *kernels* definidos em (7). O gradiente na imagem pode ser então aproximado combinando o resultado da operação anterior, conforme mostra (8).

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad \text{ou} \quad G = \frac{|G_x| + |G_y|}{2} \quad (8)$$

Um exemplo de aplicação do filtro pode ser observado na Figura 2.

3.1.2 Prewitt

O filtro de Prewitt é semelhante ao de Sobel, no sentido de também ser formado por duas máscaras de convolução que podem ser utilizadas para detectar bordas. As máscaras são definidas por (9).

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad G_y = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad (9)$$

Aplicando-se esta máscara, obtemos bons resultados, como ilustrado na Figura 3.

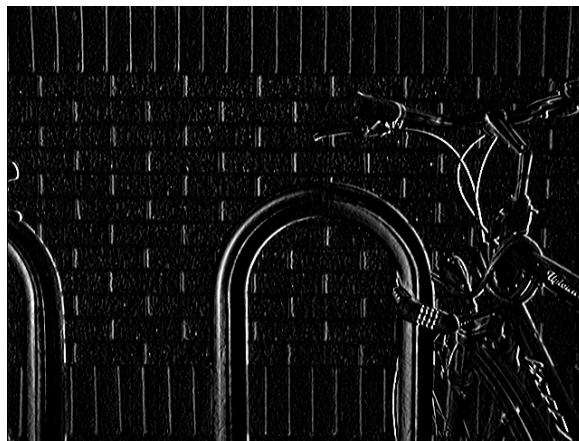
3.1.3 Roberts

Outro filtro bastante utilizado na detecção de bordas é a máscara de Roberts, que pode ser expressa por (10). Ela tem a vantagem de ser muito rápida de calcular, já que utiliza apenas quatro *pixels*. Contudo, por utilizar um *kernel* tão pequeno, é mais suscetível a ruídos do que a máscara de Sobel. Um exemplo de aplicação do filtro pode ser observado na Figura 4.

$$G_x = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} \quad G_y = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix} \quad (10)$$



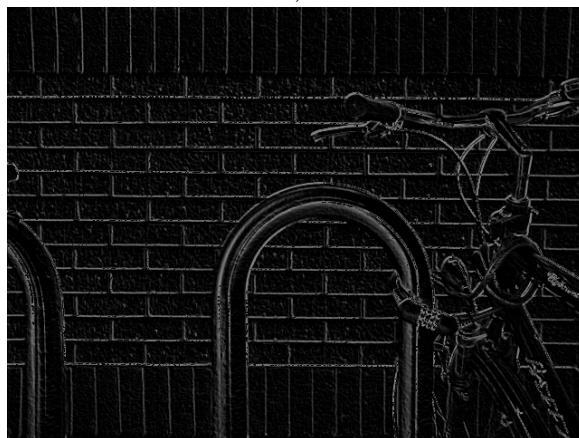
(a) Figura original[3]



(b) Após aplicação de filtro de Sobel (com *kernel* de tamanho 3) no eixo x



(c) Após aplicação de filtro de Sobel (com *kernel* de tamanho 3) no eixo y



(d) Após aplicação de filtro de Sobel (com *kernel* de tamanho 3), nos dois eixos

Figura 2: Imagem original e com filtro de Sobel

Referências

- [1] GONZALEZ, Rafael C.; WOODS, Richard E.. **Digital Image Processing**. 3. ed. Upper Saddle River, NJ, EUA: Prentice-hall, 2006.
- [2] http://docs.opencv.org/doc/tutorials/imgproc/imgtrans/sobel_derivatives/sobel_derivatives.html
- [3] <http://en.wikipedia.org/wiki/File:Bikesgray.jpg>



(a) Figura original[3]



(b) Após aplicação de filtro de Prewitt (com *kernel* de tamanho 5) no eixo x



(c) Após aplicação de filtro de Prewitt (com *kernel* de tamanho 5) no eixo y



(d) Após aplicação de filtro de Prewitt (com *kernel* de tamanho 5), nos dois eixos

Figura 3: Imagem original e com filtro de Prewitt



(a) Figura original[3]



(b) Após aplicação de filtro de Roberts no eixo x



(c) Após aplicação de filtro de Roberts no eixo y



(d) Após aplicação de filtro de Roberts, nos dois eixos

Figura 4: Imagem original e com filtro de Roberts