

PROCESSO DE DETECÇÃO DE BORDAS DE CANNY

Canny edge detection process

GIOVANE MAIA DO VALE¹
ALUIR PORFÍRIO DAL POZ²

¹Mestrando do Programa de Pós-Graduação em Ciências Cartográficas

²Departamento de Cartografia - FCT/UNESP

Rua Roberto Simonsen, 305, 19060-900 Presidente Prudente, SP, Brasil
{gmvale, aluir}@prudente.unesp.br

RESUMO

O processo de detecção de bordas de Canny baseia-se em dois critérios básicos de desempenho, i.e., os critérios de detecção e localização. Estes critérios estão sujeitos ainda a um terceiro, conhecido como injeção de resposta múltipla, que força o processo a detectar uma única borda onde existe somente uma borda verdadeira. O principal objetivo do trabalho de Canny é o desenvolvimento de um detector ótimo para o tipo de bordas mais comum em imagens digitais, i.e., as bordas tipo degrau. Uma das principais constatações de Canny é que o operador ótimo encontrado é muito semelhante à função gerada pela primeira derivada da função Gaussiana. Canny também propôs um processo de afinamento de bordas conhecido como supressão não máxima e um outro processo conhecido como histerese, cuja função é a de eliminar a fragmentação das bordas causada pelo ruído da imagem. Este trabalho apresenta, além dos aspectos teóricos e computacionais acima mencionados, também alguns resultados experimentais obtidos com imagens sintéticas e reais.

ABSTRACT

The Canny edge detection process is based upon two basic performance criteria, i.e., the detection and localization ones. Both of them must be still under a third criterium, which is known as multiple response constraint and it enforces the edge detection process to detect single edges where there is only one true edge. The major goal of Canny work is the development of an optimal detector for the most common edge occurrence in digital images, i.e., the step edges. Canny most important finding is that the optimal operator found is very similar to the first gaussian function derivative. Canny also proposed an edge thinning process that is known as nonmaximum suppression and hysteresis process to eliminate edge

fragmentation due to the image noise. In addition to the theoretical and computational aspects above mentioned, this paper also presents some experimental results obtained with synthetic and real images.

1 INTRODUÇÃO

As propriedades dos objetos, tais como as características geométricas e físicas, são passadas à imagem pois ocasionam variações nos tons de cinza da imagem. Dessa forma, para se detectar e extrair informações dos objetos, muitas técnicas de processamento de imagens são utilizadas, dentre elas a detecção de bordas.

Dependendo do fim a que se destina, a detecção de bordas pode ser tida como um fim ou como um pré-processamento para passos subsequentes. De qualquer forma, para que sejam obtidos os resultados desejados, é necessário que a estratégia de detecção de bordas seja eficiente e confiável. A fim de que as variações dos tons de cinza sejam detectadas (bordas) é necessário diferenciar a imagem. Porém, quando a imagem é diferenciada, todas as variações dos níveis de cinza são detectadas e, por consequência, detecta-se também bordas espúrias, que é uma forma indesejável de variação.

Para que as bordas espúrias, provenientes de ruído ou textura da imagem, não sejam detectadas, deve-se suavizar a imagem antes da detecção. Contudo, existem efeitos inoportunos ligados à suavização, i. e., perda de informação e deslocamento de estruturas de feições relevantes na imagem. Além disso, existem diferenças entre as propriedades dos operadores diferenciais comumente utilizados, ocasionando bordas diferentes. Logo, é difícil formular um algoritmo de detecção de bordas que possua um bom desempenho em diferenciados contextos e capture os requisitos necessários aos estágios subsequentes de processamento (Ziou e Tabbone, 1997). Consequentemente, no tocante ao processamento de imagem digital, uma variedade de detetores de bordas tem sido desenvolvidos visando diferentes propósitos, com formulações matemáticas diferenciadas e com propriedades algorítmicas distintas.

Com base nos problemas acima mencionados, Canny (1986), desenvolveu um processo de detecção de bordas a partir de critérios de quantificação de desempenho de operadores de bordas conhecidos como os critérios de detecção e de localização. Estes critérios de desempenho ainda estão sujeitos ao critério de resposta múltipla, que corresponde ao fato de que deve haver, na saída do operador, uma única resposta para uma única borda. Para que os critérios sejam aproximadamente atendidos, Canny aproxima o operador ótimo, obtido a partir dos três critérios de desempenho, pela primeira derivada da função Gaussiana. Em complemento a este operador, foi proposto um processo conhecido como supressão não máxima (supressão de valores de pixels que não forem máximos locais na direção transversal à borda), que causaria um afinamento da borda, atendendo à injunção de resposta múltipla, e uma limiarização adaptativa (histerese) com “complementação de bordas”, para eliminar a fragmentação dos contornos das bordas.

Este trabalho tem por motivação a discussão de aspectos teóricos e computacionais do processo de detecção de bordas de Canny. Como poderá ser visto mais adiante, o método de Canny baseia-se em sólida fundamentação teórica, cuja complexidade está muito longe da trivialidade dos operadores convencionais de borda. Consequentemente, devido principalmente à limitação de espaço, boa parte da fundamentação matemática não pode ser apresentada. Para maiores detalhes, recomenda-se o trabalho original de Canny (1986). A seção 2 apresenta os critérios de filtro ótimo. O filtro ótimo para bordas do tipo degrau é apresentada na seção 3. A justificativa para a aproximação do filtro ótimo pela primeira derivada da função Gaussiana encontra-se na seção 4. Na seção 5 são apresentados os aspectos algorítmico e computacional. Na seção 6 são apresentados os experimentos e avaliações. As principais conclusões são apresentadas na seção 7.

2 CRITÉRIOS PARA UM FILTRO ÓTIMO

Conforme Canny (1986), qualquer filtro para a detecção de bordas deve atender a três critérios básicos. O primeiro deles é denominado Taxa de Erro ou Detecção, consistindo na maximização da razão sinal/ruído (SNR). Quanto maior for o SNR, maior é a probabilidade de se detectar as bordas verdadeiras da imagem. O segundo critério especifica que pontos de borda devem estar bem localizados, isto é, as distâncias entre os pontos extraídos pelo detetor e as respectivas posições verdadeiras devem ser minimizadas. Tem-se então o critério de Localização (L), definido como sendo o inverso da distância entre um ponto detectado e a respectiva posição verdadeira. Portanto, quanto maior for L, mais próximos das posições verdadeiras estarão os pontos detectados pelo filtro. Pelo exposto, o projeto de um filtro para a detecção de bordas arbitrárias envolve a maximização de ambos os critérios, o que é equivalente à maximização do produto entre ambos (SNR e L), ficando (Canny, 1986):

$$\left(\frac{\left| \int_{-w}^w G(-x)f(x)dx \right|}{n_0 \sqrt{\int_{-w}^w f^2(x)dx}} \right) \cdot \left(\frac{\left| \int_{-w}^w G'(-x)f(x)dx \right|}{n_0 \sqrt{\int_{-w}^w f^2(x)dx}} \right) \quad (1)$$

onde $f(x)$ é a resposta de impulso do filtro definido no intervalo $[-w; w]$, $G(x)$ é uma borda unidimensional e n_0 a quantificação do ruído da imagem. Assume-se que a borda está centrada em $x = 0$. Na equação 1, a primeira quantidade entre parêntesis corresponde ao SNR e a segunda à L.

A condição de filtro ótimo (eq. 1) deve ainda atender a um terceiro critério, denominado critério de resposta múltipla. A idéia básica é que deve haver um único ponto de borda onde existe uma única borda verdadeira. Seja (Canny, 1986):

$$x_{\max} = 2\pi \left(\frac{\int_{-\infty}^{+\infty} f^2(x) dx}{\int_{-\infty}^{+\infty} f'^2(x) dx} \right)^{1/2} \quad (2)$$

a expressão matemática para a distância (x_{\max}) entre máximos adjacentes na resposta do filtro $f(x)$ devido ao ruído. Assim, ao maximizar a condição dada pela equação 1, deve-se também garantir que x_{\max} seja maior possível, aumentando a possibilidade de separação de máximos verdadeiros dos falsos na saída do filtro $f(x)$.

3 DETETOR DE BORDAS DEGRAU (*STEP EDGES*)

Uma borda qualquer do tipo degrau é matematicamente definida como $G(x) = A \cdot u_{-1}(x)$, onde A é a amplitude da borda e $u_{-1}(x)$ é dada por:

$$u_{-1}(x) = \begin{cases} 0, & \text{para } x < 0 \\ 1, & \text{para } x \geq 0 \end{cases} \quad (3)$$

Substituindo $G(x)$ na condição dada pela equação 1, pode-se escrever a seguinte condição, que é independente da amplitude de borda A e do ruído n_0 :

$$\Sigma(f) \cdot \Lambda(f') = \left(\frac{\left| \int_{-w}^0 f(x) dx \right|}{\sqrt{\int_{-w}^{+w} f^2(x) dx}} \right) \cdot \left(\frac{|f'(0)|}{\sqrt{\int_{-w}^{+w} f'^2(x) dx}} \right) \quad (4)$$

onde $\Sigma(f)$ e $\Lambda(f')$ (as respectivas quantidades entre parêntesis) são duas medidas de desempenho, as quais dependem somente do filtro $f(x)$. Estas quantidades estão relacionadas, respectivamente, com a detecção e a localização. Demonstra-se que $\Sigma(f)$ e $\Lambda(f')$ variam inversamente ao longo do espaço-escala, significando que, quando se privilegia a detecção, perde-se em localização e vice-versa. A condição 4 não pode ser resolvida diretamente para se obter o filtro ótimo $f(x)$. Dada a complexidade do tratamento matemático envolvido, limita-se a apresentação da solução geral para a equação 4 no semi-intervalo de suporte $[-w; 0]$ (Canny, 1986):

$$f(x) = a_1 e^{\alpha x} \sin \omega x + a_2 e^{\alpha x} \cos \omega x + a_3 e^{-\alpha x} \sin \omega x + a_4 e^{-\alpha x} \cos \omega x + c \quad (5)$$

onde a_1 , a_2 , a_3 , a_4 , α , ω e c são as incógnitas a determinar.

A função 5 está sujeita às seguintes condições de contorno:

$$f(0) = 0; \quad f(-w) = 0; \quad f'(0) = s; \quad f'(-w) = 0 \quad (6)$$

onde s é uma incógnita correspondente à declividade da função $f(x)$ na origem. Visto que $f(x)$ é assimétrica, pode-se estender a equação 5 para todo o intervalo de suporte $[-w, w]$ usando o fato de que $f(-x) = -f(x)$. As quatro condições de contorno possibilitam encontrar as quantidades de a_1, a_2, a_3 e a_4 em função das incógnitas α, ω, c e s . Como c é uma constante de integração gerada na obtenção da equação 5, pode-se arbitrá-la ($c=1$), ficando os parâmetros incógnitos reduzidos a 3 (α, ω e $\beta=s/c$). Infelizmente isso não reduz a complexidade do problema, pois ainda é necessário determinar os valores destes parâmetros que maximizam a condição de filtro ótimo (eq. 4). Se não bastasse, falta impor o critério de resposta múltipla. Como uma solução analítica para este problema é inviável, um processo de otimização numérica é recomendado.

A forma do filtro $f(x)$ depende, então, da junção de respostas múltiplas, isto é, depende das distâncias entre as respostas adjacentes (x_{\max}). Em geral, o ideal é que as respostas adjacentes estejam o mais distantes possível, facilitando a separação do pico verdadeiro dos falsos. Segundo Canny (1986), quanto menor o espaçamento entre as respostas adjacentes, mais íngreme é a função $f(x)$ na origem. Assim, um filtro muito íngreme, em relação à origem (maior s , eq. 6), beneficia o critério de localização, mas não é favorável aos outros critérios. Por outro lado, um filtro menos íngreme, em relação à origem (menor s), é desfavorável ao critério de localização, mas os critérios de detecção e de respostas múltiplas são beneficiados.

Portanto, o critério de otimização numérica mencionado acima deve encontrar um conjunto de parâmetros que balanceie otimamente os três critérios. Canny (1986) apresenta a seguinte expressão matemática para o critério de resposta múltipla:

$$\frac{|f'(0)|}{\sigma_s} = r\Sigma \quad (7)$$

onde σ_s é o desvio-padrão do ruído e r é o fator de desempenho de resposta múltipla. O fator r varia no intervalo $[0, 1]$ e, quanto mais próximo estiver de 1, mais afastadas estarão as respostas múltiplas.

Os resultados obtidos por otimização numérica para vários filtros são apresentados na tabela 1. O maior valor de r obtido usando otimização numérica é 0,576. Este valor corresponde ao filtro n.º 6 da tabela 1 que, por apresentar um melhor balanceamento é denominado filtro ótimo. Entretanto, caso se esteja disposto a tolerar uma ligeira redução no desempenho r de resposta múltipla, pode-se obter uma melhora significativa nos outros dois critérios. Por exemplo, os filtros 4 e 5 têm um produto $\Lambda\Sigma$ significativamente melhor que o filtro 6 e somente uma pequena redução de r .

Tabela 1 - Parâmetros dos filtros e medidas de desempenho de vários filtros

n	x_{\max}	$\Sigma\Lambda$	r	α	ω	β
1	0,15	4,21	0,215	24,5955	0,12250	63,97566
2	0,3	2,87	0,313	12,4712	0,38284	31,26860
3	0,5	2,13	0,417	7,85869	2,62856	18,28800
4	0,8	1,57	0,515	5,06500	2,56770	11,06100
5	1,0	1,33	0,561	3,45580	0,07161	4,80684
6	1,2	1,12	0,576	2,05220	1,56939	2,91540
7	1,4	0,75	0,484	0,00297	3,50350	7,47700

Fonte: Canny, 1986.

4 APROXIMAÇÃO PARA O FILTRO ÓTIMO

O filtro ótimo (n.º 6, tabela 1) pode ser aproximado pela primeira derivada da função Gaussiana $G'(x)$.

A razão para que se utilize esta função, reside no fato de que ela apresenta uma forma analítica simples e, dada sua separabilidade, é eficiente para computar a extensão bidimensional do filtro. Para o momento, serão comparados o desempenho teórico da primeira derivada da função Gaussiana com o operador ótimo.

O filtro $f(x)$ fica então aproximado por:

$$G'(x)=-\frac{x}{\sigma^2}\exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right)$$

(8)

Os índices de desempenho para este operador são:

$$\Sigma(f).\Lambda(f')=0,92 \quad e \quad r=0,51$$

(9)

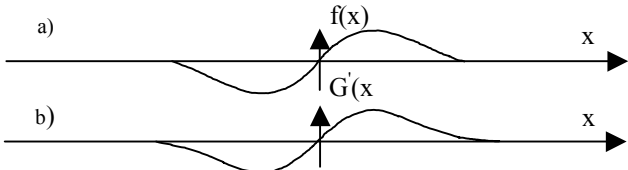


Figura 1 - Detetores ótimo e Gaussiano. (a)Detetor ótimo de bordas; e (b) Primeira derivada da função Gaussiana.

Os valores dos critérios ($\Sigma(f).\Lambda(f')$ e r) são bastante semelhantes, ocorrendo o mesmo com a resposta de impulso dos dois operadores (figura 1). Notar que as

respostas de impulso de ambos os filtros são bastante semelhantes, o que intuitivamente sugere um desempenho semelhante.

5 ASPECTOS ALGORÍTMICO E COMPUTACIONAL

No que diz respeito aos aspectos algorítmicos e computacionais, serão expostos abaixo alguns detalhes que se destinam à implementação do processo de detecção elaborado por Canny. Como se sabe, a convolução e a diferenciação são associáveis e a Gaussiana separável. Dessa forma, pode-se efetuar, a princípio, a suavização da imagem com o filtro de suavização Gaussiano, usando filtragem separável (Jain et al., 1995). O resultado será uma matriz de dados $S[i, j]$, dada por:

$$S[i, j] = G[i, j, \sigma] * I[i, j] \quad (10)$$

onde $*$ denota a convolução, $I[i, j]$ é a imagem de entrada, $G[i, j, \sigma]$ é o filtro Gaussiano, e σ é o desvio-padrão da Gaussiana, responsável pelo controle do grau de suavização.

Esta etapa, por ser bastante usual, não requer uma explicação mais aprofundada. Detalhes podem ser encontrados em Jain et al. (1995).

O gradiente da matriz suavizada $S[i, j]$ pode ser então computado por uma máscara 2x2 de aproximações de primeira diferença, para produzir duas matrizes de derivadas parciais $P[i, j]$, derivada em x , e $Q[i, j]$, derivada em y (Jain et al., 1995):

$$P[i, j] \cong (S[i, j+1] - S[i, j] + S[i+1, j+1] - S[i+1, j])/2 \quad (11)$$

$$Q[i, j] \cong (S[i, j] - S[i+1, j] + S[i, j+1] - S[i+1, j+1])/2 \quad (12)$$

A magnitude e orientação do gradiente são computadas por fórmulas de conversão de coordenadas retangulares para polar:

$$M[i, j] = \sqrt{P[i, j]^2 + Q[i, j]^2} \quad (13)$$

$$\theta[i, j] = \arctan(Q[i, j], P[i, j]) \quad (14)$$

onde a função arco-tangente toma duas componentes, em y e em x , e gera o ângulo da direção do gradiente.

Sabendo-se que pontos de borda são máximos no resultado da filtragem ($M[i, j]$), pode-se, então, selecionar estes pontos e obter uma melhor localização para a borda através da técnica de supressão não máxima. A supressão não máxima consiste na eliminação de pixels cujos valores não são máximos locais, em perfis limitados, na direção perpendicular à borda, ou seja, busca-se, na direção do gradiente da imagem, por valores de pixels que são máximos locais. Portanto, a

supressão não máxima é uma técnica eficiente para afinar os cumes largos da matriz $M[i, j]$.

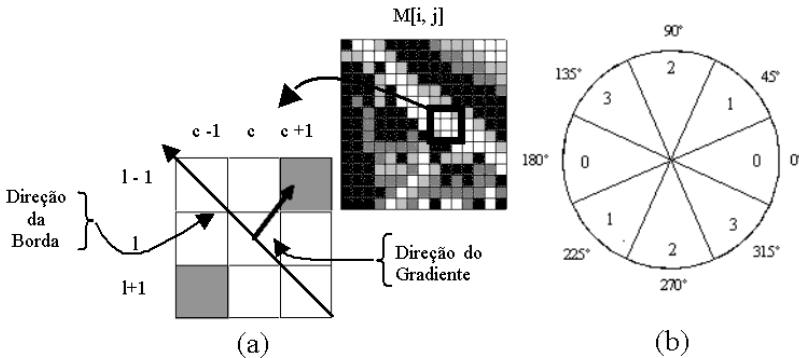


Figura 2 – Supressão não máxima. (a) Esquema de supressão não máxima para $\theta = 45^\circ$; e (b) Setores considerados para a supressão não máxima.

A figura 2(a) ilustra o caso onde o pixel central (c, l) é examinado. O valor de (c, l) é um máximo local e a direção do gradiente é de 45° . Neste caso, supondo que uma máscara 3×3 percorre $M[i, j]$ e compara a magnitude do gradiente do pixel central (c, l) com a magnitude de seu vizinho no sentido do gradiente $(c+1, l-1)$ e com a magnitude de seu vizinho no sentido contrário ao do gradiente $(c-1, l+1)$, verifica-se que os pixels em cinza terão seus valores igualados a zero.

O algoritmo começa por limitar o ângulo $\theta[i, j]$ do gradiente em um dos quatro setores da figura 2(b):

$$\zeta[i, j] = \text{Setor}(\theta[i, j]) \quad (15)$$

Esta forma de distribuição de setores é proposta em Jain et al. (1995) e tem como objetivo classificar ângulos intermediários do gradiente por setores, visto que, na prática, pixels vizinhos do pixel de referência estarão em um destes quatro setores. Estabelecidos os setores, uma máscara 3×3 é passada, de modo que seja feita a comparação do pixel central $M[i, j]$, ao longo da linha do gradiente, comparando-o com seu dois vizinhos, de acordo com o setor $\zeta[i, j]$ determinado. Este processo afina de modo geral os cumes até a espessura de um pixel. Assim, considerando esta etapa tem-se:

$$N[i, j] = \text{snm}(M[i, j], \zeta[i, j]) \quad (16)$$

onde $N[i, j]$ denota o processo de supressão não máxima. Os valores não nulos em $N[i, j]$ correspondem a picos em $M[i, j]$.

Apesar da filtragem Gaussiana suavizar a imagem inicialmente, $N[i, j]$ conterá muitos fragmentos de bordas falsas causadas por ruídos e detalhes de textura. O contraste dos fragmentos de bordas falsas é pequeno e pode-se pensar em eliminar detalhes espúrios por meio de uma limiarização aplicada em $N[i, j]$, ou seja, os valores $N[i, j]$ abaixo do limiar serão mudados para zero.

Mesmo com a aplicação da limiarização, as bordas falsas ainda ocorrerão. A permanência de bordas falsas, após a limiarização de $N[i, j]$, pode ter como motivo a escolha de um limiar τ baixo (falso positivo) e/ou pela ocorrência de porções de contorno real que podem ter sido perdidos (falso negativo) devido à suavização do contraste da borda por uma sombra ou devido à escolha de um limiar τ alto demais. A escolha do correto limiar é difícil e envolve tentativa e erro.

Um esquema de limiarização eficaz envolve o uso de histerese, que consiste na limiarização com dois limiares τ_1 e τ_2 , com $\tau_1 \cong 2\tau_2$ ou $\tau_1 \cong 3\tau_2$ (Parker, 1997).

Aplica-se a limiarização duas vezes, em $N[i, j]$, uma com τ_1 e outra com τ_2 , e se obtém, respectivamente, duas imagens limiarizadas $T_1[i, j]$ e $T_2[i, j]$. Dessa forma T_1 conterá poucas bordas falsas, porém poderá ter falhas de contorno (falsos negativos). O algoritmo de dupla limiarização liga bordas por curvas.

Quando o algoritmo encontra o fim de um contorno em T_1 ele busca em T_2 , através de uma vizinhança-de-8, as bordas que podem ser ligadas ao contorno em T_1 . O algoritmo continua a completar bordas de T_1 , a partir de pontos buscados em T_2 , até que as descontinuidades de bordas de T_1 tenham sido eliminadas ou que não hajam pontos em T_2 que possam ser aproveitados.

6 RESULTADOS EXPERIMENTAIS

Nesta subseção são apresentados alguns resultados e a avaliação do processo de detecção de bordas de Canny. Os resultados obtidos foram gerados através de um programa de computador em linguagem C.

O processo de detecção de bordas foi aplicado em uma imagem sintética (figura 3(a)) e em uma imagem real (figura 4(a)). De acordo com a teoria de Canny, os limiares de histerese foram mantidos fixos, sendo que os limiares maior e menor correspondem respectivamente a 30% e 80% da escala de valores de magnitude. Os desvios-padrão da Gaussiana utilizados para suavização da imagem foram os seguintes: $\sigma = 1$ nas figuras 3(b) e 4(b) e $\sigma = 3$, nas figuras 3(c) e 4(c). A imagem sintética foi simulada no *software* Paint Shop ProTM e nela foi adicionado 25% de ruído.

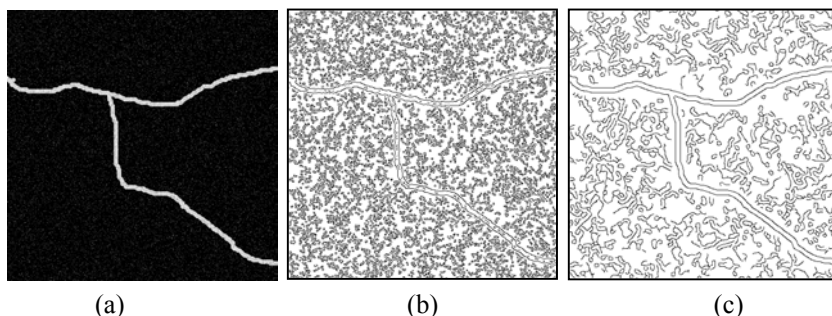


Figura 3 – Resultados com uma imagem sintética. (a) Imagem simulada; (b) Resultado obtido com $\sigma=1$; e (c) Resultado obtido com $\sigma=3$.

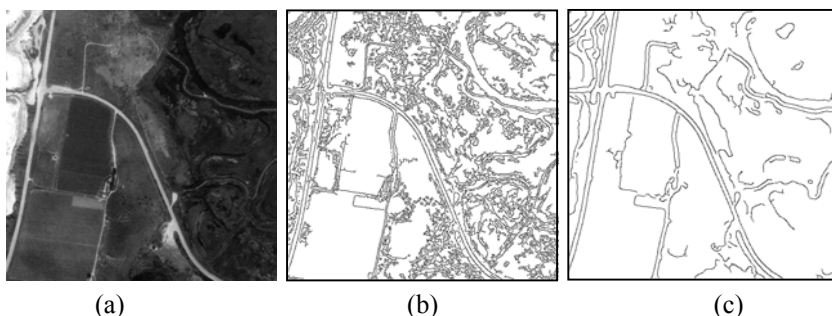


Figura 4 – Resultado com uma imagem real. (a) Imagem; (b) Resultado obtido com $\sigma=1$; e (c) Resultado obtido com $\sigma=3$.

Tanto na detecção com a imagem sintética como na detecção com a imagem real, pode-se ver nitidamente que quanto maior o desvio-padrão (σ), menor a quantidade de bordas espúrias. É necessário, no entanto, se tomar cuidado com o σ adotado na suavização pois, se for muito alto, haverá um borramento das bordas e, consequentemente, um decréscimo na localização das mesmas. Verifica-se em ambas as imagens, mesmo aquelas detectadas com alto σ , que praticamente não houve fragmentação das bordas, o que comprova a eficácia do "processo de completar bordas" com os resultados do histerese. O detetor também se mostrou eficiente na localização das bordas. Tal desempenho é devido à supressão não máxima, que reduz as bordas a um pixel de espessura (afinamento). Cabe ressaltar ainda que, apesar do baixo contraste apresentado na figura 4(a), muitas bordas são

detectadas, pois a supressão não máxima utiliza informações locais, adaptando-se aos níveis de escala de cinza encontrados durante o processo.

Como pôde ser visto acima, para que a quantidade de bordas espúrias seja reduzida, deve-se utilizar um alto valor para o desvio-padrão na etapa de suavização. No entanto, dependendo da aplicação a que se destina a detecção, isto não é aconselhável. Segundo Ziou e Tabbone (1997), a suavização efetuada com um alto valor para o desvio-padrão possui como efeito indesejável a perda de informação e o deslocamento das estruturas relevantes da imagem. Este segundo efeito pode ser verificado nas figuras 5 e 6, onde estão plotadas as bordas detectadas sobre as respectivas imagens originais. Na imagem sintética pode-se verificar nitidamente o deslocamento das bordas quando o desvio-padrão utilizado é maior que o necessário ($\sigma = 10$). Neste caso, o desvio-padrão a ser utilizado deveria ser inferior a 1, pois esta imagem foi produzida sem a introdução de ruído.

Exemplificando ainda a perda de informações e o deslocamento das bordas proeminentes, pode-se verificar a imagem 6. Nesta imagem, que possui um nível de detalhamento superior ao da imagem 5, pode-se verificar a perda de informação relevante. Para que se possa ter uma boa noção sobre a perda de informação, a comparação entre as bordas plotadas na imagem 6 e a figura 4(a) deve ser efetuada.

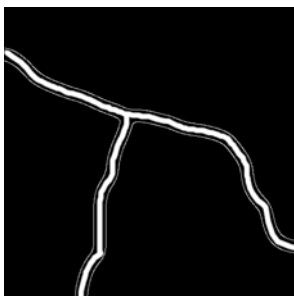


Figura 5 – Deslocamento das bordas da imagem para $\sigma = 10$



Figura 6 – Deslocamento das bordas da imagem para $\sigma = 8$

Através dos exemplos apresentados e analisados pôde-se constatar visualmente a expectativa teórica a respeito do processo de detecção de bordas de Canny. Em relação ao tempo computacional, o processamento das imagens utilizadas nos experimentos não tomou mais que três segundos num Pentium III 860 MHz e 256 MB de memória RAM.

7 CONCLUSÕES

Neste trabalho foram apresentados os fundamentos teóricos, algorítmicos e a avaliação pertinentes ao processo de detecção de bordas desenvolvido por Canny. Foram detalhados os passos integrantes do processo, bem como, as implicações

práticas destas etapas. Foram apresentados experimentos efetuados com imagens sintética e real, dessa forma, as expectativas teóricas puderam ser verificadas na prática.

O processo de detecção de bordas de Canny mostrou-se bastante flexível, independente da origem da imagem utilizada, permitindo a obtenção de informações de contorno com alta qualidade e riqueza de detalhes, mesmo quando a imagem possuía baixo contraste. Por estas razões, o uso do detetor de Canny fornece bons resultados, podendo auxiliar qualquer processo automático ou semi-automático de extração de feições em imagens digitais e, em particular, feições cartográficas.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem à CAPES, pelo suporte, sob a forma de bolsa de Demanda Social CAPES, concedida ao mestrando Giovane Maia do Vale a partir de 1 de maio de 2001. Este trabalho é também resultado de um projeto financiado pela FAPESP, na categoria de Auxílio à Pesquisa (Processo no. 2001/01168-5), coordenado pelo segundo autor.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- BUTKOV, E. **Física Matemática**. St. John's University, New York - Editora Guanabara S. A. - pp. 224 - 239, 1968.
- CANNY, J. **A Computational Approach to Edge Detection**. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, V. 8, n. 6, pp. 679-698, 1986.
- GOMES J., VELHO L. **Computação Gráfica: Imagem**. Série de Computação e Matemática. IMPA/SBM, Rio de Janeiro, 424p, 1994.
- JAIN, R.; Kasturi, R; Schunck, B. G. **Machine Vision**. MIT Press and McGraw-Hill, Inc New York – 1995
- LIM, Jae S. **Two-dimensional signal and image processing**. Department of Engineering and Computer Science Massachusetts Institute of Technology - Pentice Hall PTR - 1990.
- PARKER, J. R. **Algorithms for Image Processing and Computer Vision**. John Wiley & Sons, Inc., New York, 417p, 1997.
- ZIOU D., TABBONE S. **Edge Detection Techniques - An Overview**. International Journal of Pattern Recognition and Image Analysis, Vol. 8, No. 4, pp. 537-559, 1998. also Technical Report, No. 195, Dept. Math. et Informatique, Université de Sherbrooke, 41p, 1997.

(Recebido em 11/11/02. Aceito para publicação em 20/01/03.)