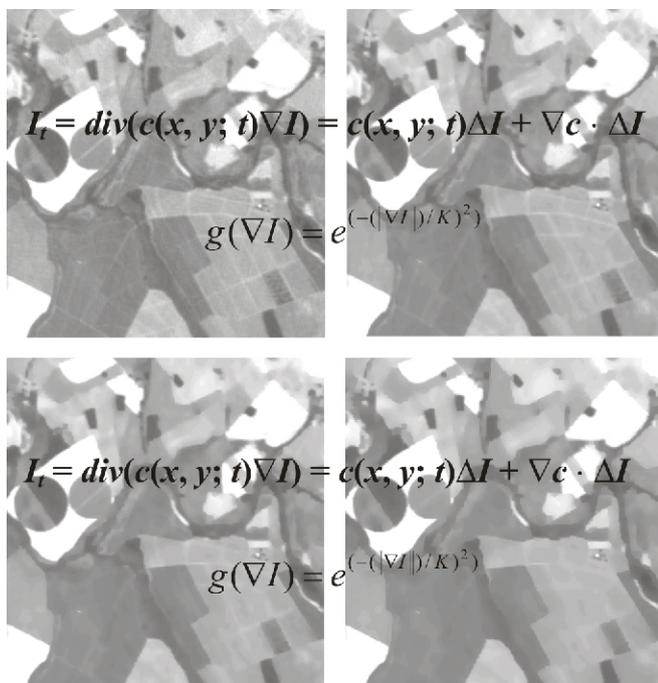


Modelo de Difusão Anisotrópica para Detecção de Bordas

José Iguelmar Miranda¹
João Camargo Neto²



O objetivo deste comunicado é divulgar a implementação Java™ do filtro de difusão anisotrópica (Perona & Malik, 1990) para atenuação de ruídos e detecção de bordas em imagens digitais. A implementação atende a necessidades de projetos desenvolvidos na Embrapa Informática Agropecuária na área de processamento de imagens aplicado a agropecuária. Esse filtro, juntamente com outros, está sendo utilizado no projeto de contagem não-supervisionada de pés de laranja e caju.

A detecção de bordas é um dos processos mais comuns na análise de imagens digitais, contando com uma grande variedade de algoritmos. A razão é que as bordas definem o contorno dos objetos encontrados na imagem, sendo as regiões de transição numa imagem digital e geralmente definem fronteiras entre um objeto e o fundo, e entre contornos de objetos que se sobrepõem ou se tocam. Isso significa que se as bordas dos objetos contidos na imagem podem ser detectadas precisamente, eles podem ser localizados e suas propriedades básicas, como área, perímetro e forma, medidas. Portanto, o processo de detecção de bordas se qualifica como uma ferramenta essencial para a análise de imagens.

O ruído é um problema comum nas imagens digitais, devido a causas diversas, como tipo de câmera e lentes usadas, movimento do sensor, temperatura do alvo, efeitos atmosféricos etc. Assim, é improvável que dois pixels que

correspondam ao mesmo nível de cinza na cena terão o mesmo nível na imagem digital. Os ruídos são do tipo aleatório e sistemático. Os do tipo aleatórios só são caracterizados por uma distribuição estatística e os sistemáticos são mais fáceis de detectar e eliminar. O resultado de ruídos na imagem é produzir uma variação aleatória nos valores dos níveis de cinza entre os pixels, de maneira que a borda ideal não é encontrada nas imagens disponíveis.

O ruído aleatório sempre existe, o sistemático não. O problema é que ele não pode ser identificado e medido precisamente, desde que não se pode diferenciar a sua contribuição nos valores de níveis de cinza dos pixels da imagem. Felizmente, algumas vezes, o ruído aleatório pode ser caracterizado pelo seu efeito na imagem, expressado como uma distribuição de probabilidade tendo média e desvio padrão específico (Parker, 1997). Assim, antes de se trabalhar com uma imagem, faz-se necessário um processo de filtragem desse tipo de ruído, normalmente através do processo de detecção de bordas.

Geralmente, os operadores de borda podem ser classificados em três grupos: a) aqueles com base em derivadas parciais, aproximadas por *diferenças* para o caso discreto das imagens digitais, cuja função é identificar lugares onde existem grandes mudanças de intensidade; b) aqueles que modelam a borda com um filtro de pequenas dimensões

¹ Ph.D. em Geoprocessamento, Pesquisador da Embrapa Informática Agropecuária, Caixa Postal 6041, Barão Geraldo - 13083-970 - Campinas, SP. (e-mail: miranda@cnptia.embrapa.br)

² Ph.D. em Processamento de Imagens, Pesquisador da Embrapa Informática Agropecuária, Caixa Postal 6041, Barão Geraldo - 13083-970 - Campinas, SP. (e-mail: camargo@cnptia.embrapa.br)

mostrando propriedades abstratas de uma borda ideal; e c) operadores que usam modelos matemáticos para as bordas, com base em equações diferenciais parciais (EDP), ou modelos de difusão, que procuram, dependendo do método adotado, por máximos ou mínimos da função. Esse último é o tipo de filtro da presente abordagem.

Processos de difusão anisotrópica, ou não linear, têm sido usados recentemente para melhorar a tarefa de detecção de bordas e eliminar ruídos de imagens em várias áreas de aplicação, como imagens médicas (Chung & Sapiro, 2000; Demirkaya, 2002); na agricultura (Karantzas & Argialas, 2004) e em imagens clínicas de radioterapia (Gibou et al., 2005), entre outros.

Modelo de Difusão Anisotrópica

A importância da descrição de uma imagem em múltiplas escalas foi reconhecida nos primórdios da visão por computador. O formalismo desse problema é a idéia da filtragem, ou transformação, do espaço-escala. A teoria espaço-escala é uma base teórica para a representação de imagens, ou sinais, em múltiplas escalas, desenvolvido pelas comunidades de processamento de imagens e processamento de sinais. É uma teoria formal para manusear estruturas de imagens em diferentes escalas, de maneira que atributos em escalas maiores podem ser sucessivamente suprimidos e um parâmetro de escala t pode ser associado com cada nível da representação espaço-escala. A idéia essencial para essa abordagem tem como base envolver a imagem original, $I_0(x, y)$, numa família de imagens derivadas, $I(x, y; t)$, obtidas pela convolução a imagem original com um filtro Gaussiano $G(x, y; t)$, com variância ("tempo") t (Perona & Malik, 1990):

$$G(x, y; t) = \frac{1}{2\pi t} e^{-(x^2+y^2)/2t} \quad (1)$$

Tal que:

$$I(x, y; t) = I_0(x, y) * G(x, y; t) \quad (2)$$

O "tempo" t é um parâmetro de escala: incrementos em t geram representações mais simples da imagem ou com resoluções menores. O encapsulamento da imagem original nessa família de um parâmetro, ou imagens simplificadas, é chamado *espaço-escala*. A família de parâmetro único – resolução em t – de imagens derivadas pode ser vista como a solução da equação de condução, ou difusão, do calor (uma equação diferencial parcial de segunda ordem, parabólica e linear):

$$I_t = \Delta I = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \quad (3)$$

com a condição inicial $I(x, y, 0) = I_0(x, y)$, a imagem original. Variantes têm sido expressas mostrando que essa é a forma canônica para se gerar um espaço-escala linear, com base

nos requisitos essenciais que novas estruturas não devem ser criadas a partir de uma escala maior para uma escala menor.

A motivação para a geração de uma representação do espaço-escala de certos dados se origina do ponto básico que objetos do mundo real são compostos de diferentes estruturas em diferentes escalas. Isso implica que objetos do mundo real, em contraste a entidades idealizadas matematicamente, tais como pontos e linhas, podem aparecer de diferentes maneiras dependendo da escala de observação. Por exemplo, o conceito de uma "árvore" é apropriado na escala de metros, enquanto o conceito de folhas e moléculas é mais apropriado em escalas bem maiores. Para um sistema de visão por computador analisando uma cena desconhecida, não existe maneira de se saber a priori que escalas são apropriadas para descrever os dados. Daí, a única abordagem razoável é considerar a descrição em todas as escalas simultaneamente.

Da representação espaço-escala, uma grande variedade de operações de processamento de imagens e visão por computador podem ser expressadas, tais como detecção de atributos, classificação, segmentação, estimativa de movimento e cálculo de formas, com base (possivelmente não linear) em combinações de derivadas do Gaussiano em múltiplas escalas.

Koenderink (1984) motiva a formulação da equação de difusão apresentando dois critérios: 1) *causalidade*: qualquer atributo no nível de menor resolução possui uma "causa" (não necessariamente única) no nível de maior resolução, embora a recíproca não necessariamente seja verdadeira. Isso significa que nenhum detalhe espúrio deveria ser gerado quando a resolução é diminuída; 2) *homogeneidade e isotropia*: a suavização da imagem é requerida ser invariante no espaço.

O critério da causalidade não exige que a escolha do filtro seja Gaussiano para a suavização, embora seja o mais usado e o mais simples. Perona & Malik (1990) fazem uma crítica a esse modelo padrão espaço-escala e apresentam um conjunto adicional de critérios para a obtenção de descrições em múltiplas escalas "semanticamente significativas," condição obtida pela variação do coeficiente de difusão. Na nova proposta, o critério de causalidade é mantido.

No paradigma do padrão espaço-escala a verdadeira localização de uma fronteira em uma escala de baixa resolução não está diretamente disponível na imagem com o mesmo padrão de escala. A localização das bordas ou fronteiras nas escalas de mais baixa resolução são deslocadas da sua posição original. A razão para essa distorção espacial está no fato de que a suavização Gaussiana não "respeita" as bordas naturais dos objetos da imagem, tornando-as mais difusas.

Com base nessa motivação, Perona & Malik (1990) anunciam os critérios que devem ser satisfeitos para gerar descrições em múltiplas escalas "semanticamente significativas" para imagens: 1) *causalidade*: uma representação espaço-escala deveria ter a propriedade que nenhum detalhe espúrio deveria ser gerado passando da maior para a menor escala; 2) *localização imediata*: a cada resolução, os limites da região deveriam ser bem definidos e

coincidir com as bordas semanticamente significativas naquela resolução; e 3) *suavização passo-a-passo*: em todas as escalas, a suavização intra-região deveria ocorrer preferencialmente sobre suavização inter-região.

A solução apresentada pelo autores para a modificação do paradigma espaço-escala linear ocorreu na equação de difusão, onde o coeficiente de difusão c é assumido ser uma constante independente da localização no espaço. Eles mostram que uma escolha apropriada de $c(x, y; t)$ permitira satisfazer os critérios dois e três listados anteriormente.

Além disto, isto pode ser feito sem sacrificar o critério de causalidade. Perona & Malik (1990) propuseram a seguinte equação de difusão anisotrópica:

$$I_t = \text{div}(c(x, y; t)\nabla I) = c(x, y; t)\Delta I + \nabla c \cdot \Delta I \quad (4)$$

onde div é o operador divergente, ∇ e Δ representam os operadores gradiente e Laplaciano, respectivamente, com respeito à variável espacial. A equação (4) se reduz à equação isotrópica de difusão do calor $I_t = c \Delta I$ se $c(x, y; t)$ for uma constante.

Suponha que no tempo (escala) t , fosse conhecida as localizações das bordas das regiões apropriadas para aquela escala. O objetivo é suavizar *dentro* de uma região em vez de suavizar *percorrendo* a região das bordas. Isso foi feito ajustando o coeficiente de condução para um no interior de cada região e zero nas bordas. A suavização aconteceria separadamente em cada região com nenhuma interação entre as regiões. As bordas permaneceriam bem definidas.

O sucesso do processo de difusão em satisfazer os três objetivos do espaço-escala citados dependerá de quão acertada for a estimativa de acerto da posição das bordas. Uma melhor estimativa da posição das bordas que dá excelentes resultados é o gradiente da função de brilho. Os autores mostram que a difusão na qual o coeficiente de condução é escolhido localmente como uma função de magnitude do gradiente da função de brilho:

$$c(x, y, t) = g(\|\nabla I(x, y; t)\|) \quad (5)$$

preservará e delineará o brilho das bordas se a função $g(\cdot)$ for escolhida apropriadamente. A escolha de $g(\cdot)$, segundo os autores, ficou restrita a uma subclasse de funções monotonicamente decrescente.

Estudo de Caso

A equação (4) pode ser discretizada em um reticulado quadrado, ou vizinhança-4, com valores de brilho (pixels) associados aos vértices e os coeficientes de condução aos arcos. Uma discretização dos 4-vizinhos do operador Laplaciano pode ser usado:

$$I_{i,j}^{t+1} = I_{i,j}^t + \lambda [c_N \cdot \delta_N I + c_S \cdot \delta_S I + c_E \cdot \delta_E I + c_W \cdot \delta_W I]_{i,j}^t \quad (6)$$

onde $0 \leq \lambda \leq 1/4$ para o esquema numérico permanecer estável; N, S, E, W são os mnemônicos para Norte, Sul, Leste e Oeste; os sobrescritos e super-escritos nos colchetes são aplicados a todos os termos que eles circunscrevem, e o símbolo δ indica as diferenças dos vizinhos mais próximos, dadas por:

$$\begin{aligned} \delta_N I_{i,j} &\equiv I_{i,j+1} - I_{i,j} \\ \delta_S I_{i,j} &\equiv I_{i,j-1} - I_{i,j} \\ \delta_E I_{i,j} &\equiv I_{i+1,j} - I_{i,j} \\ \delta_W I_{i,j} &\equiv I_{i-1,j} - I_{i,j} \end{aligned} \quad (7)$$

O valor do gradiente pode ser calculado em diferentes estruturas de vizinhança, conseguindo diferentes resultados entre precisão e localidade. A escolha mais simples consiste em aproximar a norma do gradiente a cada localização de arco com o valor absoluto de sua projeção ao longo da direção do arco:

$$\begin{aligned} c_{N_{i,j}}^t &= g(|\nabla_N I_{i,j}^t|) \\ c_{S_{i,j}}^t &= g(|\nabla_S I_{i,j}^t|) \\ c_{E_{i,j}}^t &= g(|\nabla_E I_{i,j}^t|) \\ c_{W_{i,j}}^t &= g(|\nabla_W I_{i,j}^t|) \end{aligned} \quad (8)$$

Esse esquema não é a discretização exata de (4), mas da equação de difusão similar na qual o tensor de condução é diagonal com valores de entrada $g(|I_x|)$ e $g(|I_y|)$ em vez de $g(|I_x|)$ e $g(|I_y|)$. Esse esquema de discretização preserva a propriedade das equações contínuas (4) de que a quantidade total de brilho na imagem é preservada.

O esquema numérico usado para obter as figuras nesse artigo é fornecido pelas equações (6), (7) e (8), usando a imagem original como condição inicial e condições de contorno adiabáticas, i.e., fazendo o coeficiente de condução igual a zero nas bordas da imagem. Um valor constante para o coeficiente de condução c (i.e., $g(\cdot) = 1$) leva a uma suavização Gaussiana. Funções diferentes foram usadas para $g(\cdot)$ produzindo resultados similares perceptivelmente. As imagens nesse artigo foram obtidas usando definindo $g(\cdot)$ como:

$$g(\nabla I) = e^{-(\|\nabla I\|/K)^2} \quad (9)$$

O espaço-escala gerado por essa função privilegia bordas de alto contraste em detrimento das de baixo contraste.

A Fig. 1 mostra a imagem original (canto superior esquerdo) e as imagens resultantes da aplicação do algoritmo de difusão anisotrópica após 5 (canto superior direito), 10 (canto inferior esquerdo) e 20 (canto inferior direito) iterações. Percebe-se que à medida que o número de iterações aumenta, os detalhes intra-regiões são "perdidos," ao mesmo tempo em que as bordas são mantidas.



Fig. 1. Difusão anisotrópica: imagem original e após 5, 10 e 20 iterações.

Por exemplo, os detalhes dos corredores nas plantações de cana-de-açúcar e diferenças de valores espectrais dentro dos pivôs, matas galerias e solo exposto são progressivamente diminuídos, desaparecendo eventualmente.

Conclusões

- A utilização do filtro de difusão complexa se mostrou eficiente para uma primeira abordagem ao problema de eliminação de ruídos.
- O processo provou ser eficiente na preservação de bordas e eliminação de ruídos intra-regiões.
- O processo preservou, em cada escala, as formas e posições dos objetos da imagem original, não suavizando as fronteiras ou bordas dos objetos.
- O algoritmo se comportou bem para aplicações de segmentação de imagens em múltiplas escalas.
- A implementação Java da versão do filtro se encontra operacional e disponível. Para obtenção do fonte, visitar o endereço eletrônico:
< <http://repositorio.agrolivre.gov.br/projects/pid/> > .

Referências Bibliográficas

CHUNG, D. H.; SAPIRO, G. Segmenting skin lesions with partial differential equations based image processing algorithms. **IEEE Transactions on Medical Imaging**, v. 19, n. 7, p. 763-767, July 2000.

Disponível em:

< <http://ieeexplore.ieee.org/iel5/42/18948/00875204.pdf> > . Acesso em: 10 nov. 2006.

DEMIRKAYA, O. Anisotropic diffusion filtering of PET attenuation data to improve emission images. **Physics in Medicine and Biology**, v. 47, n. 20, p. N271-N278, 2002.

GIBOU, F.; LEVY, D.; CARDENAS, C.; LIU, P.; BOYER, A. Partial differential equations-based segmentation for radiotherapy treatment planning. **Mathematical Biosciences and Engineering**, v. 2, n. 2, p. 209-226, Apr. 2005. Disponível em:
< <http://math.stanford.edu/~dlevy/papers/rad.pdf> > . Acesso em: 10 nov. 2006.

KARANTZALOS, K. G.; ARGIALAS, D. P. Towards automatic olive tree extraction from satellite imagery. In: **ISPRS CONGRESS**, 20., 2004, Istanbul. Geoinformatics bridging continents: proceedings. Istanbul: International Society for Photogrammetry and Remote Sensing, 2004. (IAPRS. Proceedings, v. 35, part B3). Commission 3. Disponível em:
< <http://www.isprs.org/istanbul2004/commission3/papers/444.pdf> > . Acesso em: 10 nov. 2006

KOENDERINK, J. J. The structure of images. **Biological Cybernetics**, v. 50, n. 5, p. 363-370, Aug. 1984.

PARKER, J. R. **Algorithms for image processing and computer vision**. New York: John Wiley, 1997. 417 p.

PERONA, P.; MALIK, J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, v. 12, n. 7, p. 629-639, July 1990. Disponível em:
< <http://ieeexplore.ieee.org/iel1/34/2032/00056205.pdf?arnumber=56205> > . Acesso em: 10 nov. 2006.

Comunicado Técnico, 72

Embrapa Informática Agropecuária
Área de Comunicação e Negócios (ACN)
Endereço: Caixa Postal 6041 - Barão Geraldo
13083-970 - Campinas, SP
Fone: (19) 3789-5743
Fax: (19) 3289-9594
e-mail: sac@cnptia.embrapa.com.br

Ministério da Agricultura,
Pecuária e Abastecimento



1ª edição on-line - 2006

© Todos os direitos reservados.

Comitê de Publicações

Presidente: Kleber Xavier Sampaio de Souza.
Membros Efetivos: Adriana Farah Gonzalez (secretária),
Ivanilde Dispatto, José Iguelmar Miranda, Marcia Izabel Fugisawa Souza, Sívio Roberto Medeiros Evangelista,
Stanley Robson de Medeiros Oliveira.

Suplentes: Laurimar Gonçalves Vandrúsculo, Maria Goretti Gurgel Praxedes.

Expediente

Supervisor editorial: Ivanilde Dispatto
Normalização bibliográfica: Marcia Izabel Fugisawa Souza
Editoração eletrônica: Área de Comunicação e Negócios