Segmentação de Imagens

BCC4003 - Processamento de Imagens

Prof^a. Dr^a. Aretha Barbosa Alencar arethaalencar@utfpr.edu.br

Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR) Departamento Acadêmico de Computação (DACOM)

Campo Mourão - PR

Sumário

- Introdução
- Métodos Baseados em Descontinuidades
 - Detecção de Bordas
 - Ligação de Bordas
- 3 Limiarização

Sumário

- Introdução
- Métodos Baseados em Descontinuidades
 - Detecção de Bordas
 - Ligação de Bordas
- 3 Limiarização

- A segmentação subdivide uma imagem em regiões ou objetos que a compõem:
 - Nível de detalhe usado depende do problema;
 - Segmentação deve parar quando objetos de interesse ao problema são detectados.
- A separação dos pixels relativos a cada objeto, ou região, é uma etapa fundamental para o sucesso do processo de análise da imagem.
- Embora o ser humano possa facilmente identificar regiões com as mesmas características ou objetos presentes em uma imagem, para se realizar a mesma tarefa com um computador deve-se implementar algoritmos que analisem as características de cada pixel ou da distribuição da população de pixels.

- A maioria dos algoritmos de segmentação são baseados em duas propriedades básicas de valores de intensidade:
 - Intensidade Particionar a imagem baseando-se em mudanças bruscas de intensidade (detecção de bordas).
 - Similaridade Particionar a imagem em regiões que são similares de acordo com um critério pré-definido (limiarização e métodos baseados em regiões)

- Segmentação é um processo que particiona uma região espacial (imagem) R em n subregiões, R_1, R_2, \ldots, R_n , tal que:
 - (a) $\bigcup_{i=1}^n R_i = R$
 - cada pixel deve estar em uma região
 - **(b)** R_i é um conjunto conectado, i = 1, 2, ..., n
 - pixels de uma região devem estar conectados
 - (c) $R_i \cap R_i = \emptyset$, para todo $i \in j, i \neq j$
 - regiões devem estar separadas
 - (d) $Q(R_i) = TRUE$ para i = 1, 2, ..., n
 - propriedades que os pixels de uma região devem cumprir (exemplo, mesma intensidade)
 - [e] $Q(R_i \cup R_j) = FALSE$ para quaisquer regiões adjacentes R_i e R_j
 - regiões adjacentes devem ser diferentes segundo a propriedade Q

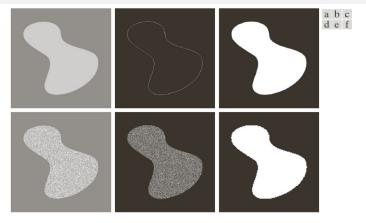


Figura 1: (a) Imagem contendo um região de intensidade constante, e fundo mais escuro também de intensidade constante. (b) Resultado mostrando a borda da região interna, obtida pelo cálculo de descontinuidades de intensidade. (c) Segmentação da imagem em duas regiões. (d) Imagem contendo uma região com textura. (e) Resultado da detecção de bordas. (f) Resultado da segmentação baseada em propriedades de regiões (desvio padrão de sub-imagens 4×4).

- O processo de agrupamento dos pixels pertencentes a um mesmo objeto ou região é chamado de segmentação.
- As técnicas de segmentação de imagens podem ser classificadas nas seguintes categorias:
 - detecção descontinuidades;
 - técnicas de limiar:
 - métodos baseados em região;
 - métodos híbridos.

Sumário

- 1 Introdução
- Métodos Baseados em Descontinuidades
 - Detecção de Bordas
 - Ligação de Bordas
- 3 Limiarização

- Métodos baseados em detecção de descontinuidades levam em consideração o fato de que entre duas regiões deve existir uma fronteira.
- Procura-se identificar descontinuidades significativas na imagem que possam representar as bordas da região.
- A operação clássica: gradiente
 - evidencia transições de intensidade em imagens pelo uso da primeira derivada.
 - permite a binarização da imagem e a identificação dos contornos
- Problema na aplicação do gradiente: obtenção de regiões com bordas grossas.

- Derivadas de uma função digital são definidas por diferenças.
- Qualquer aproximação usada para a primeira derivada deve ser:
 - zero em áreas de intensidade constante;
 - diferente de zero no início e fim de um degrau ou rampa de intensidade;
 - diferente de zero ao longo de uma rampa.
- A equação da primeira derivada em imagens digitais, que são funções discretas, torna-se:

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

- Qualquer aproximação usada para a segunda derivada deve ser:
 - zero em áreas de intensidade constante;
 - diferente de zero no início e fim de um degrau ou rampa de intensidade:
 - zero em uma rampa com inclinação constante.
- A equação da segunda derivada em imagens digitais, que são funções discretas, torna-se:

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

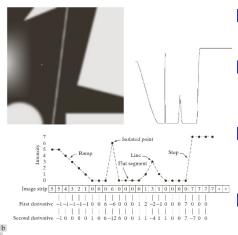


Figura 2

- Derivadas de primeira-ordem geralmente produzem bordas grossas.
- 2 Derivadas de segunda-ordem possuem uma resposta mais forte a detalhes finos (linhas finas, pontos isolados e ruído).
- Derivadas de segunda-ordem produzem uma aresta dupla em transições de intensidade no formato de rampas e degraus.
- 4 O sinal da derivada de segunda-ordem podem ser usadas para determinar se a transição foi de uma região escura para uma região clara ou o inverso.

A melhor estratégia para o cálculo de derivadas é a utilização de filtros espaciais. Para um filtro 3 x 3:

$$R = w_1 z_1 + w_2 z_2 + \dots + w_9 z_9 = \sum_{k=1}^{9} w_k z_k$$
 (3)

onde z_k é a intensidade do pixel na localização espacial correspondente ao local do k-ésimo coeficiente na máscara.

w_1	w_2	w_3	
w_4	w_5	w_6	
w_7	w_8	w_9	

Figura 3: Máscara genérica espacial 3×3 [$w_1, w_2, w_3; w_4, w_5, w_6; w_7, w_8, w_9$].

Sumário

- 1 Introdução
- Métodos Baseados em Descontinuidades
 - Detecção de Bordas
 - Ligação de Bordas
- 3 Limiarização

Detecção de Bordas

- Método mais usado para segmentar imagens com base em variações abruptas (locais) de intensidade.
- Modelos de Borda:
 - Degrau
 - Rampa
 - Telhado



Figura 4: Modelos de Borda: (a) Degrau; (b) Rampa; e (c) Telhado.

Detecção de Bordas - Modelos de Borda

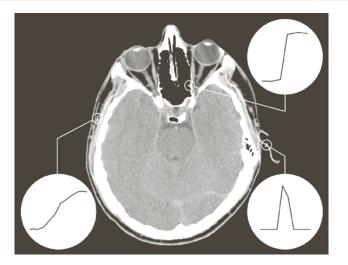


Figura 5: Uma imagem de um crânio mostrando ocorrências reais dos três tipos diferentes de borda em *zoom*.

Detecção de Bordas

Resposta da primeira e segunda derivadas para uma borda seguindo o modelo de uma rampa:

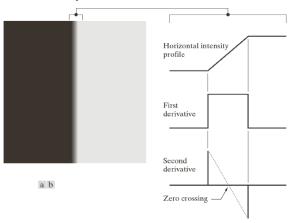


Figura 6: Todas as condições nos slides 11 e 12 para as respostas das derivadas foram atendidas.

Detecção de Bordas

- A magnitude da primeira derivada pode ser usada pra detectar a presença de uma borda na imagem.
- O sinal da segunda derivada pode ser usada para determinar se um pixel da borda está no lado escuro ou claro da borda.
- A segunda derivada também:
 - Produz dois valores para toda borda na imagem (indesejável);
 - Seu ponto de zero crossing pode ser usado para localizar o centro de arestas grossas.

Detecção de Bordas – Exemplo

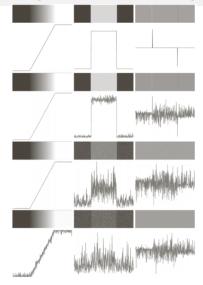


Figura 7

- Os segmentos de imagem na primeira coluna mostram quatro bordas no formato de rampa, que transitam de uma região escura na esquerda para uma região clara na direita.
- O segmento de imagem no canto superior esquerdo n\u00e3o apresenta ru\u00eddo.
- Os outros três segmentos de imagem na primeira coluna foram corrompidos com ruído aditivo Gaussiano com média zero e desvio padrão igual a 0.1, 1.0 e 10.10, respectivamente.

Detecção de Bordas - Exemplo

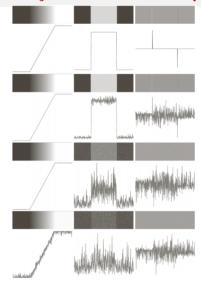


Figura 7

- A segunda coluna representa a primeira derivada dos segmentos de imagem na primeira coluna. Já a terceira coluna representa a segunda derivada.
- O ruído não gera grandes mudanças visuais nos segmentos de imagem, mas afeta consideravelmente as derivadas
- Como é possível notar ambas derivadas são muito sensíveis a presença de ruído.
- Sendo a segunda derivada ainda mais sensível a presença de ruído do que a primeira derivada.

Detecção de Bordas - Exemplo

Concluí-se que é necessário:

- 1 Suavizar a imagem para reduzir o ruído.
- Detectar pontos de borda, ou seja, candidatos potenciais.
- 3 Localizar a borda Selecionar dos candidatos potenciais a pontos de borda somente o conjunto de pontos que verdadeiramente compõem uma borda.

Detecção de Bordas – Primeira Derivada (Gradiente)

O gradiente é a ferramenta ideal para encontrar a intensidade e a direção da borda:

$$\nabla f \equiv \operatorname{grad}(f) \equiv \begin{bmatrix} g_x \\ g_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix} \tag{4}$$

que aponta na direção da maior taxa de mudança de f na posição (x,y).

■ A **magnitude** (tamanho) do vetor ∇f , denotado como M(x, y):

$$M(x,y) = \text{mag}(\nabla f) = \sqrt{g_x^2 + g_y^2}$$
 (5)

cujo valor, no ponto (x,y), indica a taxa de mudança na direção do vetor gradiente.

Detecção de Bordas – Operadores do Gradiente

As equações g_x podem ser implementadas usando as seguintes máscaras, chamadas de **operadores de Sobel**:

,		•				
-1	-2	-1	-1	0	1	
0	0	0	-2	0	2	
1	2	1	-1	0	1	

Figura 8: Operadores Sobel [-1, -2, -1; 0, 0, 0; 1, 2, 1] e [-1, 0, 1, -2, 0, 2; -1, 0, 1]. Todas os coeficientes da máscara tem somatório igual a zero, como esperado.

■ Essas máscaras que calculam g_x e g_y são usadas para estimar a força e direção da borda.

Detecção de Bordas - Operadores do Gradiente

Em algumas implementações é mais barato computacionalmente obter a magnitude do gradiente como:

$$M(x, y) = |g_x| + |g_y|$$

Detecção de Bordas - Operadores do Gradiente



Figura 9: (a) Imagem original, com valores escalados entre [0,1]; (b) $|g_x|$, operador de Sobel na direção de x; (c) $|g_y|$, operador de Sobel na direção de y; e (d) Imagem gradiente, $|g_x| + |g_y|$.

Detecção de Bordas – Operadores do Gradiente

Mesma sequência da imagem anterior, mas a imagem original sofreu uma **suavização** antes com um filtro de média 5×5 .



Figura 10: (a) Imagem original suavizada; (b) $|g_x|$, operador de Sobel na direção de x; (c) $|g_y|$, operador de Sobel na direção de y; e (d) Imagem gradiente, $|g_x| + |g_y|$.

Detecção de Bordas - Operadores do Gradiente

Combinando o gradiente com limiarização – Todos os valores maiores ou iguais a 33% do valor máximo na imagem do gradiente são mostrados em branco, e os demais valores são mostrados em preto.



Figura 11: (a) Versão com limiarização na imagem do gradiente da Figura 9d (sem suavização prévia); e (b) Versão com limiarização na imagem do gradiente da Figura 10d (com suavização prévia).

Detecção de Bordas – Operadores do Gradiente

Combinando o gradiente com limiarização – Todos os valores maiores ou iguais a 33% do valor máximo na imagem do gradiente são mostrados em branco, e os demais valores são mostrados em preto.



Figura 11: (a) Versão com limiarização na imagem do gradiente da Figura 9d (sem suavização prévia); e (b) Versão com limiarização na imagem do gradiente da Figura 10d (com suavização prévia).

- Existem um número menor de arestas e as arestas nessas imagens são muitos mais nítidas. Porém, algumas arestas estão quebradas (não conectadas).
- Prática comum usar tanto a suavização como a limiarização, quando o interesse é manter somente as arestas principais e manter a conectividade das arestas o máximo possível.

Sumário

- 1 Introdução
- Métodos Baseados em Descontinuidades
 - Detecção de Bordas
 - Ligação de Bordas
- 3 Limiarização

Ligação de Bordas

- Como visto anteriormente, detecção de bordas devia produzir conjuntos de pixels que se encontram somente nas bordas.
- Na prática, esses pixels raramente caracterizam bordas completamente devido a:
 - ruído;
 - quebras nas bordas devido à má iluminação;
 - descontinuidades espúrias nos valores de intensidade.
- Dessa forma, tipicamente a detecção de bordas é seguida por uma operação de ligação de bordas.

- Considere um ponto (x_i, y_i) no plano-xy e a equação genérica de uma linha dada por $y_i = ax_i + b$.
- Muitas linhas infinitas passam por (x_i, y_i) e todas obedecem a equação acima para vários valores de a e b.

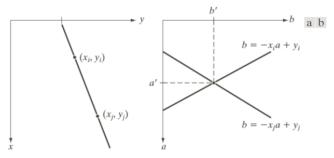


Figura 12: (a) Plano-xy; e (b) Espaço de parâmetro.

- Reescrevendo essa equação como $b = -x_i a + y_i$ e considerando o plano-ab (espaço de parâmetro), temos a equação de uma *única* linha para o ponto (x_i, y_i) .
 - Essa linha no espaço de parâmetro representa todo o conjunto de linhas que passam por (x_i, y_i) para vários valores de a e b no plano-xy.

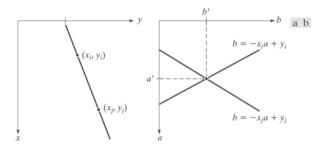


Figura 12: (a) Plano-xy; e (b) Espaço de parâmetro.

- Considere um segundo ponto (x_j, y_j) que também tem uma linha no espaço de parâmetro associado com ele $(b = -x_ja + y_j)$.
- As linhas no espaço de parâmetro ditadas por (x_i, y_i) e (x_j, y_j) se interseccionam em algum ponto (a', b').
 - **a** a' e b' nos dão a equação da linha no plano-xy que intersecciona tanto (x_i, y_i) como (x_j, y_j) .

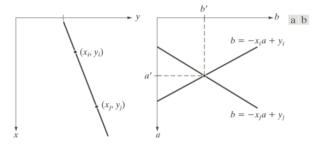


Figura 12: (a) Plano-xy; e (b) Espaço de parâmetro.

- O problema desse cálculo de interseção no plano-ab é que a (inclinação da reta) tente ao infinito a medida que a linha torna-se vertical.
- Uma solução é usar a representação normal de uma linha:

$$x\cos\theta + y\sin\theta = \rho \tag{6}$$

A Figura 13a ilustra a interpretação geométrica dos parâmetros ρ e θ .

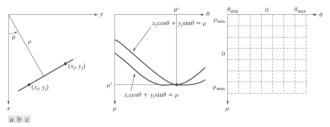


Figura 13: (a) Parametrização $(\rho, theta)$ de uma linha no plano-xy; (b) Curva sinusoidal no plano plano- $\rho\theta$, onde o ponto de intersecção (ρ', θ') corresponde a linha passado pelos pontos (x_i, y_i) e (x_i, y_i) no plano-xy; e (c) Divisão do plano- $\rho\theta$ em células acumuladoras.

- Por exemplo, a curva sinusoidal $x_i \cos \theta + y_i \sin \theta = \rho$ na Figura 13b representa uma família de linhas que passa pelo ponto (x_i, y_i) no plano-xy.
- O ponto de intersecção (ρ', θ') na Figura 13b corresponde a linha passando pelos pontos (x_i, y_i) e (x_j, y_j) no plano-xy.

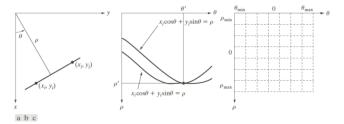


Figura 13: (a) Parametrização $(\rho, theta)$ de uma linha no plano-xy; (b) Curvas sinusoidais no plano plano- $\rho\theta$, onde o ponto de intersecção (ρ', θ') corresponde a linha passado pelos pontos (x_i, y_i) e (x_j, y_j) no plano-xy; e (c) Divisão do plano- $\rho\theta$ em células acumuladoras.

Ligação de Bordas – Transformada de Hough

- A atratividade computacional da Transformada de Hough surge quando subdividimos o plano- $\rho\theta$ nas chamadas **células acumuladoras**, como ilustrado na Figura 13c.
 - Sendo (ρ_{min}, ρ_{max}) e $(\theta_{min}, \theta_{max})$ os intervalos esperados dos valores de parâmetros, $-90^{\circ} \le \theta \le 90^{\circ}$ e $-\sqrt{2}D \le \rho \le \sqrt{2}D$, onde D é o tamanho da diagonal da imagem.

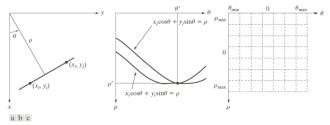


Figura 13: (a) Parametrização $(\rho, theta)$ de uma linha no plano-xy; (b) Curvas sinusoidais no plano plano- $\rho\theta$, onde o ponto de intersecção (ρ', θ') corresponde a linha passado pelos pontos (x_i, y_i) e (x_j, y_j) no plano-xy; e (c) Divisão do plano- $\rho\theta$ em células acumuladoras.

Ligação de Bordas – Transformada de Hough

- A célula nas coordenadas (i,j), com valor acumulado A(i,j), corresponde ao quadrado associado com espaço de coordenadas (p_i,θ_j) e conta quantas curvas passaram por aquela posição.
- Onde o valor P em A(i,j) significa que P pontos no plano-xy estão na linha dada por $x \cos \theta_j + y \sin \theta_j = \rho_i$.
 - Ou seja, estamos interessados nas células acumuladoras com maior valor!

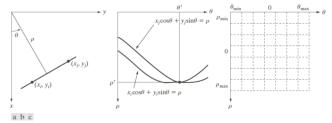


Figura 13: (a) Parametrização $(\rho, theta)$ de uma linha no plano-xy; (b) Curvas sinusoidais no plano plano- $\rho\theta$, onde o ponto de intersecção (ρ', θ') corresponde a linha passado pelos pontos (x_i, y_i) e (x_j, y_j) no plano-xy; e (c) Divisão do plano- $\rho\theta$ em células acumuladoras.

Ligação de Bordas – Transformada de Hough

- Voltando para o problema de ligação de bordas, uma abordagem para ligação de bordas baseada na Transformada de Hough é dada por:
 - Obtenha uma imagem binária usando a imagem do gradiente limiarizada.
 - **2** Especifique as subdivisões no plano- $\rho\theta$.
 - Examine as células acumuladoras com maior contagem para altas concentrações de pixels.
 - 4 Examine o relacionamento (principalmente para continuidade) entre pixels dados por uma certa célula com alta contagem.

Ligação de Bordas – Exemplo

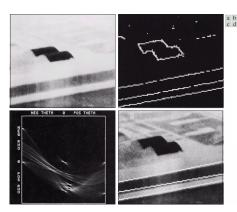


Figura 14

- a Imagem aérea infravermelha contendo dois hangares e uma pista.
- Imagem do gradiente limiarizada usando operadores de Sobel.
- Transformada de Hough da imagem do gradiente em (b).
- d Imagem mostra (em branco) o conjunto de *pixels* ligados de acordo com os seguintes critérios: (1) pertenciam a uma das três células de acumulador com a maior contagem; e (2) nenhuma lacuna era maior do de cinco *pixels*. Note o desaparecimento das lacunas nas bordas da pista.

Sumário

- 1 Introdução
- Métodos Baseados em Descontinuidades
 - Detecção de Bordas
 - Ligação de Bordas
- 3 Limiarização

Limiarização

- Nas seções anteriores, regiões era encontradas primeiro achando segmentos de bordas e depois fazendo a ligação desses segmentos em bordas.
- Já técnicas de **limiarização** particionam a imagem diretamente em regiões baseando-se em valores intensidades.

Limiarização - As bases da limiarização de intensidade

Suponha objetos claros em um fundo escuro. Uma maneira de separá-los globalmente, seria gerar uma imagem segmentada, baseada na análise do histograma da imagem original, onde:

$$g(x,y) = \begin{cases} 1 & \text{se } f(x,y) > T \\ 0 & \text{se } f(x,y) \le T \end{cases}$$
 (7)

onde

- $\blacksquare f(x,y)$ é a imagem de entrada;
- \blacksquare g(x,y) é a imagem segmentada;
- lacksquare e T é uma constante no intervalo [0,L-1] aplicado a imagem inteira.

Limiarização - As bases da limiarização de intensidade

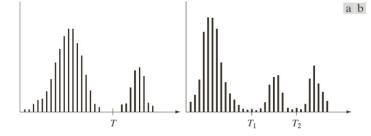


Figura 15: Histogramas de intensidade que podem ser particionados por: (a) um único limiar T; e (b) dois limiares T_1 e T_2 .

Limiarização

Limiarização de imagens com ruído – Aplique uma suavização primeiro.

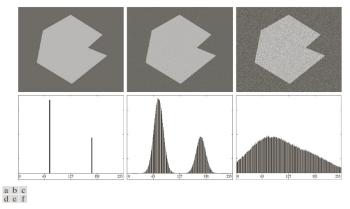


Figura 16: (a) Imagem de 8-bits sem ruído; (b) Imagem com ruído aditivo Gaussiano de média 0 e desvio padrão 10; (c) Imagem com ruído aditivo Gaussiano de média 0 e desvio padrão 50; (d)-(f) Histogramas correspondentes.

Limiarização Global

- Quando a distribuição de intensidades dentre os objetos e o fundo de uma imagem são suficiente distintos, é possível usar um único limar (global) aplicável a imagem inteira.
- Um algoritmo capaz de estimar automaticamente o valor do limar global para uma imagem é requerido.

Limiarização Global

- O seguinte algoritmo iterativo busca estimar automaticamente o limiar global:
 - 1 Selecione uma estimativa inicial para o limiar global *T*, por exemplo, use a intensidade média da imagem.
 - Segmente a imagem usando T, ou seja, produza dois grupos de pixels: G₁ consistindo de todos os pixels com valores maiores que T; e G₂ composto pelos demais pixels com valores menores ou iguais a T.
 - Compute a intensidade média dos pixels para os grupos G_1 e G_2 , isto é, m_1 e m_2 , respectivamente.
 - 4 Compute um novo valor de limiar dado por $T = \frac{1}{2}(m_1 + m_2)$.
 - Repita os passos 2 até 4 até que a diferença entre os valores de T em duas interações sucessivas seja menor que um parâmetro pré-definido ΔT

Limiarização Global

Esse algoritmo baseado em médias funciona bem quando existe um claro 'vale' entre os picos no histograma.

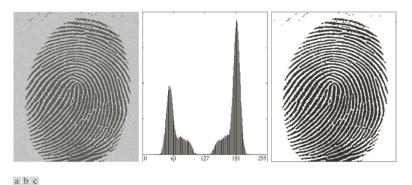


Figura 17: (a) Digital com ruído; (b) Histograma; e (c) Imagem segmentada.

Referências

- Gonzales, R. C. et al. Digital Image Processing. Prentice Hall, Terceira Edição, 2008, ISBN 9780131687288.
 - Capítulo 10 Image Segmentation

Dúvidas

