

SEGMENTAÇÃO DE IMAGENS UTILIZANDO ESTRUTURAS PIRAMIDAIIS DIFUSAS

Gilson BRAVIANO ¹
Annick MONTANVERT ²

RESUMO: Este trabalho apresenta uma maneira de introduzir arestas e vértices difusos em grafos para manipular imprecisões e incertezas em imagens. Este procedimento permite uma maior flexibilidade nas técnicas de segmentação baseadas em estruturas piramidais.

PALAVRAS-CHAVE:

Segmentação de Imagens, Processamento de Imagens, Conjuntos Difusos, Computação Gráfica.

1. INTRODUÇÃO

Dando à máquina a possibilidade de reconhecer formas, o homem certamente transpôs uma importante barreira rumo à automação de suas tarefas cotidianas. Percebe-se este automatismo em campos como o *reconhecimento da voz* (tradução em tempo real de línguas estrangeiras, por exemplo) e *da escrita* (leitura e reconhecimento de endereços para a triagem automática de cartas).

Pode-se citar também a *visão assistida por computador*, que contou com um grande avanço nos últimos anos. Dá-se a seguir, algumas de suas aplicações, compreendendo o tratamento, a análise e a interpretação de imagens numéricas: a numeração citológica de preparações microscópicas [Braviano & Montanvert 95], o controle do movimento de robôs, a planificação de trajetórias, a análise de imagens aéreas e do solo, o reconhecimento automático de impressões digitais, entre outras.

O processo de análise de imagens, que tem por objetivo fornecer uma descrição ou interpretação de uma cena, pode ser decomposto em várias etapas, como mostra a figura 1. Após

¹ Depto de Expressão Gráfica/CCE/UFSC. CP 476 88.010-970 - Fpolis / SC / Brasil (email: gilson@mbox1.ufsc.br)

² Lab. TIMC. IAB - Domaine de la Merci - 38.706 - La Tronche - França (email: Annick.Montanvert@imag.fr)

a aquisição de uma cena, esta pode passar por uma etapa de pré-tratamento. Em seguida vem a etapa mais complexa na análise de uma imagem: a segmentação. O objetivo da segmentação é extrair da imagem os objetos que constituem a cena; mais precisamente, o suporte da imagem deve ser particionado em regiões, de maneira que cada uma delas corresponda a uma entidade na cena analisada.

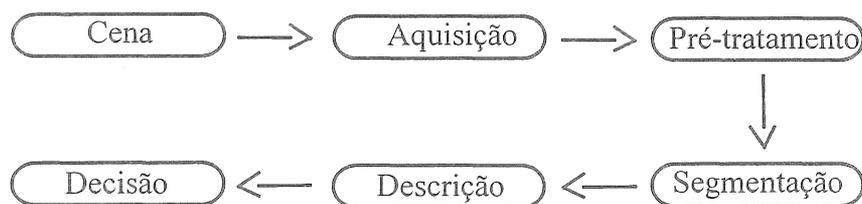


Fig. 1: Etapas do processamento de imagens

Neste trabalho iremos apresentar uma técnica de segmentação de imagens baseada no crescimento de regiões e na contração de grafos. Mecanismos da teoria dos conjuntos difusos são criados e introduzidos no algoritmo clássico visando obter resultados mais precisos graças à maior flexibilidade do novo processo de segmentação.

A seção 2 deste trabalho enfoca o uso de estruturas piramidais irregulares na segmentação de imagens. Na seção 3 propõe-se um modelo piramidal para a segmentação, baseado na lógica difusa. Resultados são mostrados e comparados com aqueles fornecidos pelo modelo clássico. As conclusões são apresentadas na seção 4.

2. ESTRUTURAS PIRAMIDAIRES IRREGULARES PARA A SEGMENTAÇÃO DE IMAGENS

Uma pirâmide é uma estrutura de dados capaz de representar uma imagem em diferentes níveis de resolução (figura 2(a)). Da base, que normalmente é a imagem inicial, a seu ápice, que é o último nível da pirâmide, a resolução da imagem decresce, permitindo a eliminação das informações redundantes e inúteis contidas na cena. Neste trabalho, aborda-se as aplicações do modelo piramidal na segmentação de imagens em níveis de cinza.

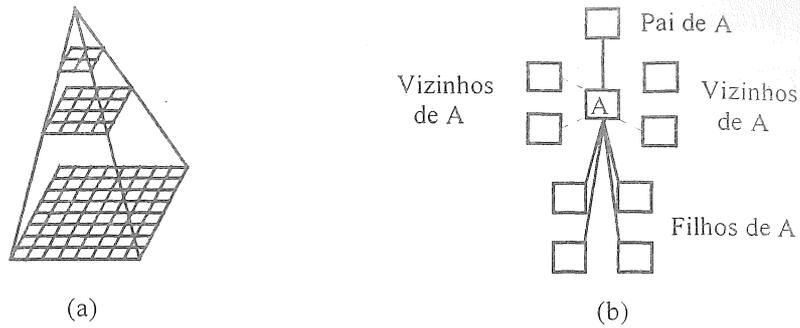


Fig. 2: Representação de uma estrutura piramidal e notação correspondente

A combinação do paralelismo, da recursividade e da multi-resolução faz da estrutura piramidal uma ferramenta de porte na representação e no tratamento de dados. O paralelismo fornece a possibilidade de melhorar consideravelmente o tempo de processamento; a multi-resolução reduz o número de operações necessárias ao tratamento da imagem; a recursividade tem sua importância na coerência e simplificação dos algoritmos. Análises comparando os diferentes aspectos dos modelos piramidais citados acima podem ser encontradas em [Bister 90], [Jolion 90] e [Meer 88].

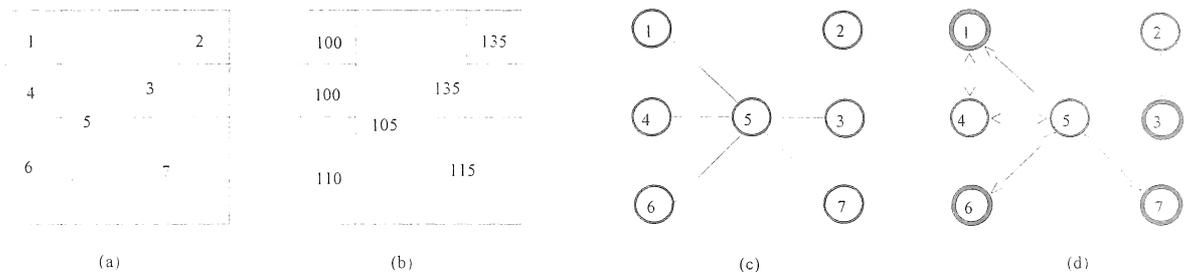


Fig. 3: (a) Configuração de regiões e (c) grafo de adjacência associado.
(b) Nível de cinza associado a cada região e (d) grafo de similaridade.

2.1. Notação e modelagem

A modelagem do nível zero (**base**) de uma pirâmide, usando grafos, é realizada da seguinte forma: a cada *pixel* da imagem, associa-se um vértice, e a aresta (x,y) é criada se e somente se os dois *pixels* representados pelos vértices x e y são vizinhos. Nos níveis superiores da pirâmide,

cada vértice representa um conjunto conexo de vértices da base, chamado **campo receptor**. Em cada nível da pirâmide as relações de vizinhança entre os campos receptores da base serão representadas por um grafo, chamado **grafo de adjacência**. A figura 3 mostra uma configuração de regiões em (a) cujo grafo de adjacência é dado em (c).

Um nível k da pirâmide é construído a partir do nível precedente $k-1$. Os vértices do nível $k-1$ são ditos **vivos**. Um sub-conjunto desses vértices será escolhido (segundo regras que serão apresentadas posteriormente), formando então o conjunto dos **sobreviventes** do nível $k-1$. Estes sobreviventes serão então os vértices vivos do nível k . No fim do processo, as ligações entre os h níveis da pirâmide são feitas de maneira que cada elemento de um nível k esteja ligado com os elementos do nível $k-1$ que ele representa, chamados seus **filhos**, e com um elemento do nível $k+1$, chamado de **pai**. Estas relações, exemplificadas na figura 2(b), definem uma estrutura arborescente na pirâmide.

2.2. Grafo de similaridade

A utilização de um limiar de similaridade s_g no grafo de adjacência, permite a eliminação das adjacências sem interesse, criando um **grafo de similaridade**. Desta maneira, mesmo que os dois campos receptores dos vértices x e y sejam vizinhos, a aresta (x,y) só estará presente no grafo de similaridade se $|\text{nível de cinza}(x) - \text{nível de cinza}(y)| < s_g$.

A escolha de s_g é um problema difícil pois se este valor for grande várias fusões entre regiões vizinhas tendo uma certa similaridade se produzem; o caso inverso induz a detecção de regiões sem interesse. Para evitar esses problemas, a extração de um grafo de similaridade orientado, a partir da análise mais detalhada da vizinhança de cada região é proposta em [Montanvert 91].

2.3. A escolha dos sobreviventes

A escolha dos vértices do nível k que estarão presentes no nível $k+1$ da pirâmide é de extrema importância. Estes vértices devem estar bem repartidos no grafo de adjacência, para uma boa representação da imagem. Tal processo é feito em paralelo, segundo os seguintes critérios:

- C1: Cada não sobrevivente deve ter ao menos um vizinho sobrevivente (para que ele possua no mínimo um pai em potencial);
- C2: Dois vizinhos (vértices adjacentes no grafo de similaridade) não podem sobreviver ao mesmo tempo (garantindo assim a convergência do processo).

Na teoria de grafos, um conjunto de vértices que satisfaz C1 e C2 ao mesmo tempo é chamado um *estável*. A transformação das condições C1 e C2 para o caso orientado, bem como a análise da existência e unicidade de soluções deste problema, é apresentada em detalhes em [Braviano 95].

2.4. Algoritmo de construção da pirâmide

A construção da pirâmide irregular de uma imagem é feita recursivamente e em paralelo através de um processo de contração de grafos. Em cada nível, as etapas seguintes devem ser realizadas:

- escolha dos sobreviventes do nível corrente;
- vértices não-sobreviventes escolhem seus pais;
- atualização dos grafos de adjacência e de similaridade;
- atualização dos atributos dos sobreviventes.

3. ESTRUTURAS PIRAMIDAIS DIFUSAS

Foi apresentado anteriormente que a escolha de um conjunto de sobreviventes no nível k da pirâmide acarreta na separação dos vértices em dois grupos: os que sobrevivem e os que morrem. Estes últimos, devem escolher entre seus vizinhos sobreviventes, aquele que lhes representará nos níveis superiores da pirâmide, ou seja, cada não-sobrevivente escolhe um pai. Esta escolha é de extrema importância pois dela surgirão as novas regiões, formadas das fusões dos campos receptores na base da pirâmide.

Para os vértices não-sobreviventes que possuem apenas um vizinho que sobrevive, esta escolha é trivial, mas aqueles que possuem mais de um pai potencial devem avaliar seus atributos para fusionar com aquele que lhes seja mais similar. Desta maneira, um vértice não-sobrevivente

é obrigado a escolher um único pai, mesmo se ele é identicamente similar a vários pais potenciais. Neste caso, uma escolha aleatória deve se produzir. Seria então interessante permitir que os vértices que não estão "aptos" a tomarem sua decisão pudessem retardar esta escolha. Esta flexibilidade em uma estrutura piramidal daria tempo aos outros vértices de se regrouparem, formando novas regiões. Estas últimas, podendo ser mais similares à região indecisa, gerariam a realização de boas fusões.

Nesta seção, apresenta-se um modelo que permite o retardamento na tomada de decisão dos vértices não-sobreviventes, de maneira que incoerências não se produzam. Permite-se assim, a propagação controlada de um fator de incerteza na pirâmide.

3.1. Conjuntos difusos

A noção básica de conjunto difuso vem da idéia de pertinência parcial de um elemento a várias classes disjuntas ao mesmo tempo.

Definição: Dado um conjunto de referência X , um sub-conjunto difuso A de X é definido por uma função de pertinência μ que associa a cada elemento x de X seu grau de pertinência $\mu_A(x)$ à A , entre 0 e 1:

$$\mu_A : X \rightarrow [0,1]$$

Um conjunto é dito clássico quando μ_A assume somente os valores 0 ou 1.

3.2. Ligações difusas

Propõe-se que cada vértice que não esteja preparado para escolher o pai (que lhe representará nos níveis superiores da pirâmide), possa selecionar vários pais até o momento da sua tomada de decisão definitiva. Cada vértice que entrará nesta categoria será chamado de vértice difuso.

Seja F um vértice não-sobrevivente e $V=\{V_1, V_2, \dots, V_n\}$ o conjunto de seus vizinhos. Consideremos $S=\{S_1, S_2, \dots, S_m\}$ o subconjunto de V que contém somente os vizinhos

sobreviventes de F , ou seja: seus pais potenciais. Suponhamos que as similaridades entre F e os elementos de S sejam dadas por: $s(F, S_1)=s(F, S_2)=0.9$, $s(F, S_3)=0.89$ e $s(F, S_i)<0.7 \quad \forall i \mid 4 \leq i \leq m$. Ora, o vértice F não podendo decidir por um pai, liga-se aos pais dos seus vizinhos, ou seja: o conjunto $P^k(F) = \{S_1, S_2, \dots, S_v\}$ dos pais do vértice difuso F torna-se $P^{k+1}(F) = \{P(V_1), P(V_2), \dots, P(V_n)\}$, onde $P(V_i)$ é o pai do vértice V_i .

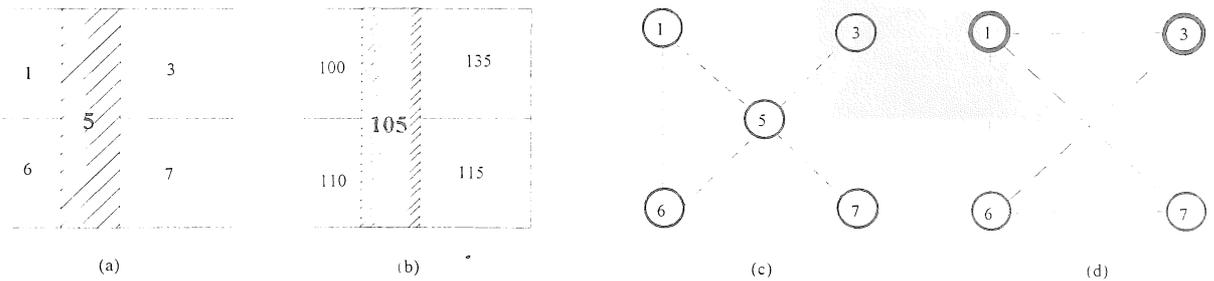


Fig. 4: O efeito de um elemento difuso na estrutura piramidal

No grafo da figura 3(d) os vértices em destaque são os sobreviventes. Os outros devem se ligar a eles. O vértice 2 se liga a 3 pois este é seu único vizinho sobrevivente. Esta ligação é de bom porte pois as regiões possuem o mesmo nível de cinza, como se pode observar na figura 3(b). O mesmo ocorre com o vértice 4, que se liga a 1. Já o vértice 5, podendo escolher entre os sobreviventes 1, 6 e 7, fica indeciso pois é identicamente similar a 1 e a 6. Ele se transforma então em um vértice difuso e mantém-se ligado a seus quatro vizinhos. Com isso, obteremos uma nova configuração, mostrada na figura 4(a). Os novos níveis de cinza das regiões são mostrados em (b). Os grafos (c) e (d) representam respectivamente as ligações e as relações de adjacência difusas geradas pelo vértice 5. Em [Braviano & Montanvert 96] apresenta-se uma maneira de gerenciar as ligações difusas.

3.3. Resultados e Comparações

Os algoritmos apresentados foram aplicados a dois tipos de imagem. A primeira (fig. 5(a)), obtida através da radiografia de redes vasculares, apresenta dificuldades na conservação da conectividade dos vasos devido ao fato do contraste com o fundo variar ao longo de seus trajetos. Os resultados mostram a maior adaptabilidade da técnica difusa à detecção das entidades

alongadas na imagem. Isso pode ser verificado nas figuras 5(b e c), sendo que a segunda delas foi obtida pela técnica não clássica.

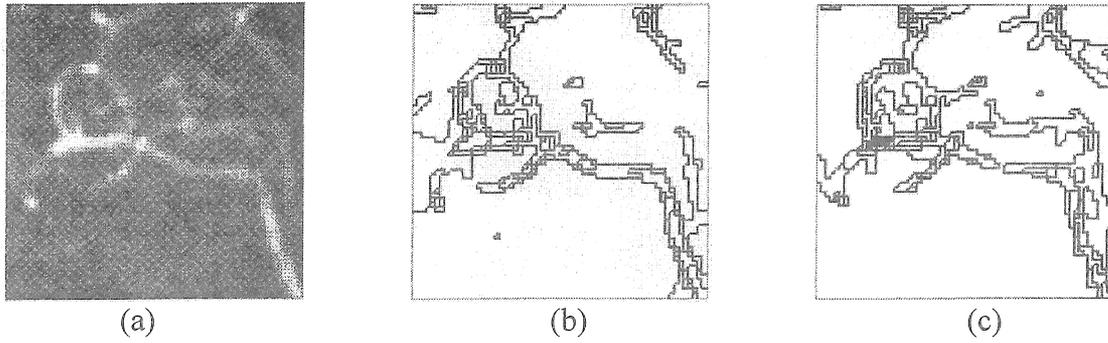


Fig. 5: Duas segmentações de uma imagem de redes vasculares

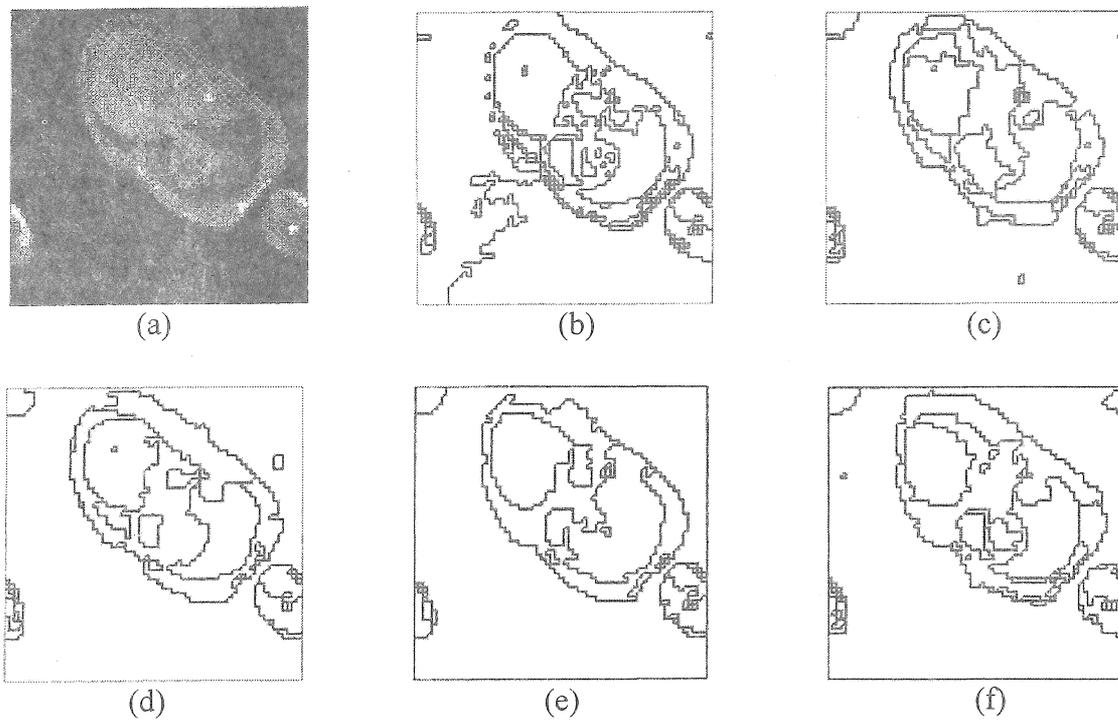


Fig. 6: Cinco segmentações de uma imagem de redes vasculares

A segunda imagem, mostrada na figura 6(a), representa um corte dorsal obtido por ressonância magnética. Esta é uma imagem ruidosa e contém regiões de tamanho pequeno, fatores que podem dificultar a segmentação. As figuras 6(b e c) são resultados fornecidos pela técnica clássica, enquanto aqueles das figuras 6(d, e e f) vêm da técnica difusa. Estes últimos são superiores pois não se deixam enganar pelo ruído, conseguindo separar a cena do fundo. Os valores de limiar utilizados para esses cinco resultados são respectivamente: 10, 12, 10, 11 e 12.

4. CONCLUSÃO

Neste trabalho apresentou-se uma estrutura piramidal irregular difusa visando prover uma segmentação de imagens mais adaptativa. O método se baseou no princípio de que um vértice não sobrevivente do grafo de adjacência pode se associar a mais de um pai ao mesmo tempo.

Esta técnica apresenta resultados superiores àqueles fornecidos pelo algoritmo tradicional quando as imagens tratadas são ruidosas ou possuem entidades alongadas. Em imagens bem contrastadas não foi observada melhora significativa.

O novo método abre caminho ao estudo de cooperações do tipo regiões-bordas e à generalização para o caso 3D.

BIBLIOGRAFIA

- BISTER, M., CORNELIS, J. & ROSENFELD, A. A critical view of pyramid segmentation algorithms. *Pattern Recognition Letters*. 11(9), pg 605-617, 1990.
- BRAVIANO, G. Logique floue en segmentation d'images: seuillage par entropie et structures pyramidales irrégulières. *Tese de Doutorado*, Grenoble, França, 1995.
- BRAVIANO, G. & MONTANVERT, A. A cooperation between fuzzy and no-fuzzy logic to cytological image segmentation. In: VIII SIBGRAPI. São Carlos, SP, 1995, p. 265-271.
- BRAVIANO, G. & MONTANVERT, A. Estruturas piramidais irregulares difusas em segmentação de imagens. In: IX SIBGRAPI. Caxambu, MG, 1996, p. 55-62.
- JOLION, J. M. Analyse d'images: le modèle pyramidal. *Traitement du Signal*. 7(1), p. 5-17, 1990.

MEER, P., JIANG, S. N., BAUGHER, S. & ROSENFELD, A. Robustness of image pyramids under structural perturbations. *Computer Graphics and Image Processing* 44, p. 307-311, 1988.

MONTANVERT, A., MEER, P. & ROSENFELD, A. Hierarchical image analysis using irregular tessellation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 13(4), p. 304-316, 1991.