

UM MÉTODO PARA SEGMENTAÇÃO MORFOLÓGICA DE IMAGENS INFRAVERMELHAS UTILIZANDO WAVELETS

SERGIO R. NEVES¹, GELSON V. MENDONÇA², EDUARDO A. B. DA SILVA²

¹*Instituto de Pesquisas da Marinha, Grupo de Guerra Eletrônica, Rua Ipiru, 2- CEP: 21930-090 - Rio de Janeiro- RJ- Brasil*

²*Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE, Programa de Engenharia Elétrica, Caixa Postal 68504 – CEP: 21945-970 – Rio de Janeiro – RJ – Brasil*

E-mails: sneves@ipqm.mar.mil.br, gelson@lps.ufri.br, eduardo@lps.ufri.br

Resumo— Num sistema de classificação de alvos, é essencial que se possa retirar características precisas destes, com a intenção de potencializar os acertos do sistema. Uma imagem infravermelha é um mapeamento em duas dimensões da radiação térmica de uma cena, e apresenta como característica importante para extração, as bordas dos elementos. Este trabalho descreve um método para a segmentação de imagens infravermelhas utilizando a transformada “watershed” a partir de um marcador que combina a transformada wavelet módulo máximo com técnicas morfológicas, com resultados precisos e com baixo número de detecções falsas.

Abstract— On a target classification system it is essential that precise characteristics can be extracted, with the intention of improve the matches. An infrared image is a thermal radiation two-dimensional mapping. Its edges are an important characteristics for segmentation purposes. This work describes an infrared image segmentation method that employes a “watershed” transform using a marker that combines a “wavelet transform modulus maxima” with morphological techniques, with precise results and with low false detection rate.

Keywords— Segmentation; watersheds; morphology; wavelets; infrared.

1 Introdução

Na análise de objetos contidos numa imagem, é essencial que se possa separar os objetos de interesse do “resto”. Essa distinção realizada via computador, entretanto, pode conduzir a processos complexos, por várias razões: *a)* a definição de objeto de interesse nem sempre é clara, *b)* diversas técnicas de segmentação são bastante sensíveis a ruído, *c)* os mecanismos de segmentação são normalmente específicos e limitados (Gu, 1998).

Se se pensar no “mecanismo de segmentação” humano, pode ser observado que ele funciona de forma específica: de acordo com cada motivação, o cérebro coordena a segmentação de um determinado elemento na situação e cena do dia a dia. Por exemplo, quando assistimos a um jogo de futebol, nossa atenção está, principalmente, voltada para o jogador que está com a bola; quando lemos quadrinhos, “separamos” da página o quadrinho na seqüência que se está lendo. Em outras palavras, o cérebro precisa de algum conhecimento a priori para realizar a tarefa de segmentação.

Para realizar a segmentação via computador, também é necessário estabelecer uma motivação ou regra a priori, para o que se deseja separar de uma cena. Por exemplo, em uma seqüência de imagens, pode se escolher segmentar um objeto em movimento, e o fato desse objeto estar em movimento é o conhecimento a priori necessário à segmentação. Em

uma cena, a cor, formato ou tamanho também são informações representativas para a segmentação.

A segmentação de uma imagem infravermelha, tem o mesmo objetivo relacionado a qualquer outro tipo de detecção realizada por um sensor que origine um mapeamento em duas dimensões: extrair elementos que serão os fundamentos para detectar ou mesmo reconhecer alvos, materiais ou padrões.

Uma imagem infravermelha é produzida através da radiação térmica de uma cena, compondo um mapa em duas dimensões da irradiação observada representando as variações de temperatura, emissividade e reflexividade da cena. A radiação térmica é produzida por todas as superfícies acima de 0°K, e pode ser produzida sem qualquer fonte de luz visível. Essa característica de mapeamento térmico da cena justifica uma grande variabilidade para um mesmo cenário, dependendo de variações climáticas e temporais tais como, hora do dia, umidade relativa e temperatura. Essas variações climáticas introduzem uma série de ruídos, que podem ser considerados como alvos falsos, e que se juntam a outros introduzidos artificialmente, especialmente por cameras infravermelhas militares, como vídeo sintético. Por vídeo sintético compreende-se uma série de informações que são introduzidas a respeito da cena por meio de caracteres.

O conhecimento a priori para a segmentação de imagens infravermelhas, especialmente nas tarefas de vigilância e identificação de alvos, é o seguinte: o objeto de interesse está sempre a uma temperatura acima ou abaixo da temperatura ambiente. As regiões

de interesse estão, então, caracterizadas por transientes como picos e bordas.

O método que é apresentado aqui para segmentação de imagens infravermelhas, utiliza como modelo o paradigma de Beucher-Meyer (Meyer, 1990) que, basicamente, consiste em duas etapas: a primeira que seleciona marcadores para os objetos de interesse (considerada como etapa “inteligente”) e um passo que realiza a transformada “watershed” (divisor das águas) para a extração destes. Na etapa de seleção dos marcadores é proposta a utilização da transformada wavelet módulo máximo (Mallat,1992a; Mallat,1992b), combinada com operadores morfológicos, o que funciona como uma pré-segmentação. Esse marcador oferece à transformada “watershed” uma região aproximada da localização do contorno do objeto de interesse, que esta transformada vai extrair com precisão.

Esse artigo está organizado da seguinte maneira: na seção 2 é introduzida a segmentação morfológica, bem como alguns de seus conceitos mais importantes; na seção 3 tem-se conceitos úteis para a realização do marcador para o método proposto; na seção 4 é descrito o método proposto; na seção 5 são mostrados os resultados e na seção 6 as conclusões e algumas observações sobre esse método.

2 Segmentação Morfológica

2.1 Introdução

A segmentação quando tratada do ponto de vista da morfologia matemática, envolve essencialmente duas abordagens, dependendo de seu objetivo: a detecção de bordas ou de regiões. Em ambos os casos a ferramenta morfológica chave para sua realização é a transformada “watershed” (Facon,1996; Soille,1999).

2.2 Transformada “watershed”

O conjunto de todos os pontos $\{x, f(x)\}$ pertencentes a uma imagem pode ser considerado como uma superfície topográfica S . Quanto mais claro é o tom de cinza f no ponto x , maior é a altitude do ponto correspondente. Partindo disso, o conceito de “watersheds” é relativamente simples: a imagem vista topograficamente possuirá “vales” e “picos” de diversas alturas. Se for considerado que esses “vales” são inundados um a um com diques em suas linhas divisórias, para impedir que a inundação de um vale invada outro, essas linhas divisórias resultantes dessas múltiplas inundações são as “watersheds” (Beucher,1990). Existem vários algoritmos desenvolvidos para sua realização, mas muitas vezes estes conduzem à sobre-segmentação, que consiste na divisão da imagem de maneira exagerada, devido ao fato de mínimos locais não significativos originarem bacias de segmentação. A forma de evitar, ou diminuir esse efeito é a escolha de marcadores que modifiquem o

gradiente da região onde se encontra o objeto de interesse. A simplificação da imagem a partir de algum processo de filtragem ou redução de mínimos locais e, conseqüentemente, bacias de segmentação, também podem conduzir a uma diminuição do efeito de sobre-segmentação.

2.3 O Paradigma de Beucher-Meyer

O paradigma de Beucher-Meyer (Meyer, 1990) é resultado da tentativa de se estabelecer uma metodologia para a segmentação morfológica. Essa metodologia consiste em dois passos: um passo “inteligente” cujos propósitos são a determinação do conjunto de marcadores que irão apontar os objetos a serem extraídos, bem como a quantização do critério de segmentação, e um passo que se pode chamar de “mecânico” que executa a transformada “watershed” a partir de marcadores, sobre a imagem simplificada.

3 Marcador

3.1 Introdução

O conjunto de marcadores para a segmentação via transformada “watershed” pode ser considerado como uma pré-segmentação realizada de acordo com critérios estabelecidos a priori.

A partir da observação que as imagens infravermelhas possuem elementos importantes para a sua segmentação localizados nas suas bordas, o método que será proposto para a realização do marcador, será o de detecção em multiescalas utilizando a transformada wavelet módulo máximo (Mallat,1992a; Mallat,1992b) combinada com técnicas de filtragem morfológicas. Neste tópico é apresentada uma breve introdução a essas técnicas.

3.2 Transformada Wavelet Módulo Máximo

A transformada wavelet módulo máximo utilizada para a detecção de bordas pode ser considerada como pertencente à classe dos detectores baseados no gradiente.

A partir da escolha de uma função de “suavização” $\theta(x,y)$ que possui a resposta ao impulso de um filtro passa-baixas as funções wavelet podem ser definidas como as derivadas parciais de $\theta(x,y)$ ao longo de x e y :

$$\psi^1(x,y) = \frac{\partial \theta(x,y)}{\partial x} \quad \text{e} \quad \psi^2(x,y) = \frac{\partial \theta(x,y)}{\partial y}$$

Para qualquer função $f(x,y) \in L^2(R^2)$ a transformada wavelet binária terá dois componentes fornecidos pelas convoluções:

$$W_{2,j}^1 f(x,y) = f * \psi_{2,j}^1(x,y) \quad \text{e}$$

$$W_{2,j}^2 f(x,y) = f * \psi_{2,j}^2(x,y)$$

É possível realizar essa decomposição wavelet de modo multiescalar: para cada escala ou nível teremos que realizar a filtragem passa-baixas $\theta(x,y)$ e utilizar essa imagem “suavizada” para extrair os componentes W^1f e W^2f do nível seguinte. Para tanto é necessário, também, dilatar θ, ψ^1 e ψ^2 de um fator de escala 2^j para obter os operadores de cada nível:

$$\begin{aligned}\theta_{2^j}(x, y) &= \frac{1}{4^j} \theta\left(\frac{x}{2^j}, \frac{y}{2^j}\right) \\ \psi_{2^j}^1(x, y) &= \frac{1}{4^j} \psi^1\left(\frac{x}{2^j}, \frac{y}{2^j}\right) \quad \text{e} \\ \psi_{2^j}^2(x, y) &= \frac{1}{4^j} \psi^2\left(\frac{x}{2^j}, \frac{y}{2^j}\right)\end{aligned}$$

Como as wavelets foram definidas como derivadas parciais da função de suavização $\theta(x,y)$ podemos dizer que para cada nível da transformada wavelet binária:

$$\begin{pmatrix} w_{2^j}^1 f(x, y) \\ w_{2^j}^2 f(x, y) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2^j \frac{\partial}{\partial x} (f * \theta_{2^j})(x, y) \\ 2^j \frac{\partial}{\partial y} (f * \theta_{2^j})(x, y) \end{pmatrix} = 2^j \nabla (f * \theta_{2^j})(x, y)$$

É possível, então construir uma imagem de módulo e uma imagem de fase para cada nível da transformada:

$$\begin{aligned}M_{2^j} f(x, y) &= \sqrt{|w_{2^j}^1 f(x, y)|^2 + |w_{2^j}^2 f(x, y)|^2} \\ A_{2^j} f(x, y) &= \arctan \left| \frac{w_{2^j}^2 f(x, y)}{w_{2^j}^1 f(x, y)} \right|\end{aligned}$$

O módulo máximo pode ser extraído através dos pixels que, na imagem de módulo, são maiores que seus vizinhos. Esses pixels compõem as linhas de borda da imagem.

3.3 Filtragem Morfológica

Para o resultado da transformada wavelet módulo máximo poder ser usado como um conjunto de marcadores para a transformada “watershed”, algumas operações morfológicas devem ser realizadas no mesmo.

A filtragem morfológica utilizando operadores conexos (Heijmans, 1994), permite a retirada de elementos da cena sem a introdução de distorção nos objetos restantes ou introdução de novas bordas. O filtro conexo de interesse, utilizado nesse ponto do método, é a abertura por reconstrução. É ele quem vai retirar linhas de bordas pequenas, abaixo de um tamanho limítrofe, que tenham sido selecionadas através do processo da transformada wavelet módulo máximo.

Outro operador morfológico utilizado é a esqueletização, que se propõe a diminuir a espessura das linhas de borda obtidas através da transformada wavelet módulo máximo. Ele é aplicado depois da reti-

rada das linhas pequenas de borda através da abertura por reconstrução.

Por fim, são realizadas uma erosão e uma dilatação utilizando um elemento estruturante em forma de disco. Este irá criar uma região em torno da pré-segmentação originada pela transformada wavelet módulo máximo que será o conjunto de marcadores para a transformada watershed.

4 Método Proposto

A intenção do método é a extração de alvos em imagens infravermelhas. Este se destacam por estarem com temperatura mais elevadas ou mais baixas do que o ambiente, destacando-se assim por regiões de transição bruscas tais como bordas. Portanto, o conhecimento a priori necessário para situar nosso objeto de interesse é este: ele está localizado nas regiões de borda.

O método proposto é baseado no paradigma de Beucher-Meyer. O marcador é realizado a partir de uma pré-segmentação utilizando a transformada wavelet módulo máximo combinada com técnicas morfológicas.

Essa pré-segmentação se inicia com a realização da transformada wavelet binária. É escolhido o nível dois para obter a imagem de módulo da qual serão retirados os módulos máximos. A escolha desse nível dois, é devida ao fato deste já ter eliminado alguns detalhes existentes no nível um, através da “suavização” realizada pela função passa-baixas $\theta(x,y)$. No entanto, essa “suavização” mantém as bordas importantes pertencentes aos objetos de interesse. A imagem de módulo produzida então, passa por uma análise em que são considerados como módulo máximo os pixels que são maiores que seus vizinhos, nas duas dimensões, e que são maiores que um determinado limiar determinado empiricamente.

A partir desse conjunto de linhas de borda obtidos através da transformada wavelet módulo máximo, é necessário escolher, dentre essas, quais são as de real importância para a segmentação. Normalmente, as linhas de borda menores indicam alvos falsos ou ruídos. Uma abertura por reconstrução é realizada, com o objetivo de se eliminar pixels conectados que produzam linhas de borda que possuam menos que trinta pixels encadeados.

Como o processo de extração dos módulos máximos foi realizado nas duas dimensões existe a possibilidade de uma linha possuir uma espessura maior que um pixel. Além disso, pequenos ramos ligados as linhas principais costumam aparecer. Uma esqueletização é realizada nesse ponto, visando o afinamento da espessura das linhas de borda escolhida, e a retirada de pequenos ramos dessas linhas principais. O resultado dessa pré-segmentação pode ser visto na fig. 1.

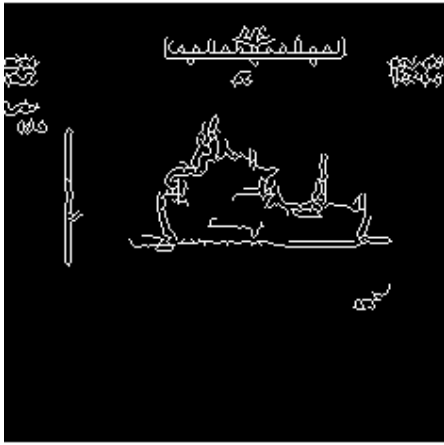


Figura 1. Pré-segmentação da imagem ir-nav1

Essa imagem que pode ser considerada como pré-segmentação, é então dilatada e erodida de um elemento estruturante em forma de disco para gerar o marcador a ser utilizado pela transformada “watershed”. Por fim, a transformada “watershed” é aplicada diretamente na imagem, realizada a partir dos marcadores.

5 Resultados

São apresentados aqui alguns resultados obtidos. Nas fig. 2, 3, 4 e 5, são apresentadas as versões originais de algumas das imagens utilizadas. Essas imagens foram obtidas através de uma camera AN/AAS-44V “Forward-Looking Infrared” (FLIR), montada no nariz de um helicóptero SH-60B (imagens ir_nav1 e ir_nav_2) e uma camera FLIR Prism DS fixa em um laboratório (imagens ir_grupo e ir_chips), além destas, um conjunto com 35 imagens foi testado para este método, com soluções similares às aqui apresentadas. Nas fig. 6, 7, 8 e 9 estão as “watersheds” obtidas pelo método proposto. Nas fig. 10, 11, 12 e 13 as “watersheds” obtidas estão sobrepostas às imagens originais.



Figura 2: Imagem ir_grupo

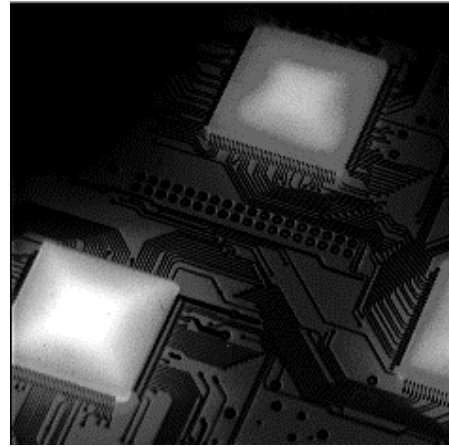


Figura 3: Imagem ir_chips



Figura 4: Imagem ir_nav1



Figura 5: Imagem ir_nav2

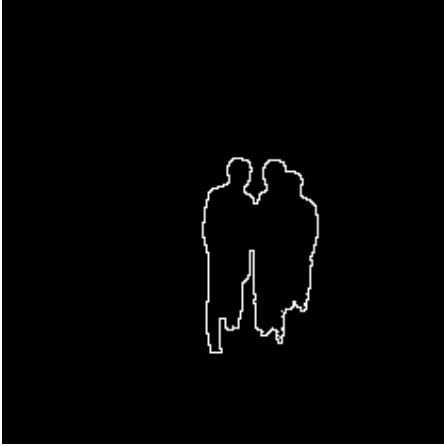


Figura 6: "watershed" para a imagem ir_grupo

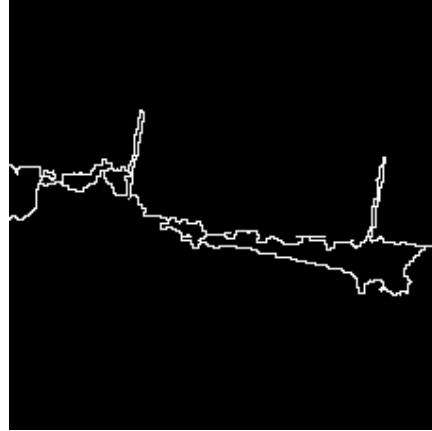


Figura 9: "watershed" para a imagem ir_nav2

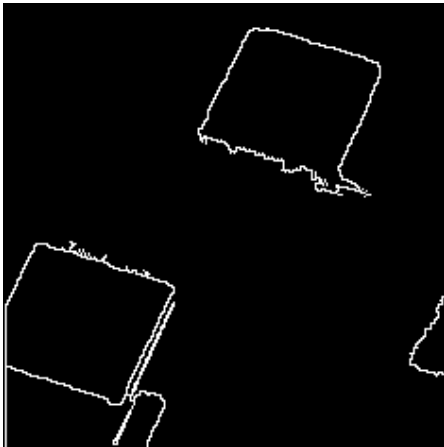


Figura 7: "watershed" para a imagem ir_chips

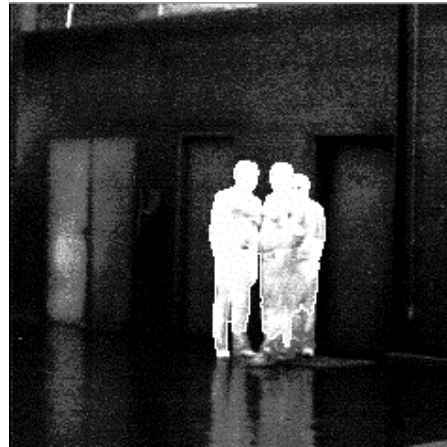


Figura 10: "watershed" sobreposta à imagem ir_group

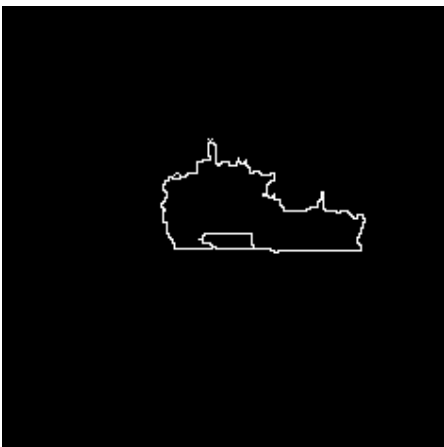


Figura 8: "watershed" para a imagem ir_nav1

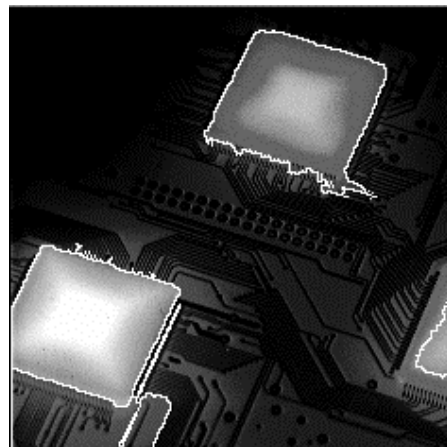


Figura 11: "watershed" sobreposta à imagem ir_chips



Figura 12: “watershed” sobreposta à imagem ir_nav1

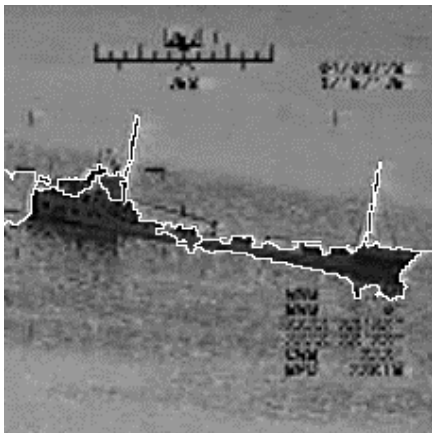


Figura 13: “watershed” sobreposta à imagem ir_nav2

O resultado final apresenta grande precisão e pode ser verificado que problemas tais como a detecção de alvos falsos devido ao vídeo sintético são inteiramente contornados. Também pode ser verificado que o alvo é determinado não importando se sua temperatura é maior (caso das imagens ir_group e ir_chips) ou menor (caso das imagens ir_nav1 e ir_nav2) do que o ambiente, tornando-se assim o método robusto no que diz respeito a condições climáticas diversificadas. A precisão do contorno extraído também é um aspecto que vale a pena ressaltar, por ser um fator de aumento de acertos para classificação, no que diz respeito ao tratamento de objetos de um mesmo conjunto.

6 Conclusão

Foi apresentada uma técnica de segmentação de imagens infravermelhas que, aproveitando-se de características intrínsecas desse tipo de imagem, utiliza a transformada “watershed”, a partir de um marcador realizado utilizando-se a combinação da transforma-

da wavelet módulo máximo com técnicas morfológicas.

A partir dos resultados, pode ser observado que a segmentação obtida possui uma precisão bastante apurada, evitando alvos falsos ocasionados por ruídos ou vídeo sintético. O método também é robusto no trato de objetos que estejam em temperatura mais elevada ou mais baixa que o ambiente.

Para aplicação num sistema de classificação de alvos esses resultados são bastante satisfatórios. A importância da extração o mais precisa possível de um alvo em uma seqüência infravermelha se justifica pelo provável aumento de acerto em um sistema de classificação desses alvos.

Referências Bibliográficas

- Gu, C., Lee M. (1998). Semiautomatic Segmentation and Tracking of Semantic Video Objects. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, Vol. 8, No.5, Setembro 1998: 572-584.
- Beucher, S. (1990). Segmentation Tools in Mathematical Morphology. *SPIE Vol. 1350 Image Algebra and Morphological Image Processing*, 1990:70-84.
- Mallat, S., Hwang W. L. (1992a). Singularity Detection and Processing with Wavelets. *IEEE Transactions on Information Theory*, Vol.38, No.2, Março 1992: 617-642.
- Mallat, S., Zhong, S. (1992b). Characterization of Signals from Multiscale Edges. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.14, No.7, Julho 1992: 710-732.
- Facon, J. (1996). *Morfologia Matemática: Teoria e Exemplos*. Editora Champagnat, Brasil.
- Soille, P. (1999). *Morphological Image Analysis – Principle and Applications*. Editora Springer, Alemanha.
- Meyer, F., Beucher, S. (1990). Morphological Segmentation. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 1(1), Setembro 1990:21-46.
- Heijmans, H. J. A. M. (1994). *Morphological Image Operators*. Academic Press, EUA.