

SEGMENTAÇÃO DE IMAGENS UTILIZANDO ABORDAGEM ESPECTRAL PÓR TRANSFORMADAS WAVELET E DE FOURIER

Minetto, Rodrigo; Silva, Ricardo D.; Schwartz, William R. e Pedrini, Hélio

Departamento de Informática, Universidade Federal do Paraná, Curitiba-PR, {rm01,rds01,william,helio}@inf.ufpr.br

RESUMO: A segmentação é uma etapa fundamental em um sistema de análise ou interpretação de imagens, cujo objetivo principal é obter uma descrição que contém informação suficiente para distinguir entre diferentes objetos de interesse, de forma confiável e requerendo o mínimo de intervenção humana. Com o aumento no volume de dados e na resolução das imagens, bem como a necessidade de definição de um conjunto de características capaz de descrever com precisão as regiões presentes na imagem, a segmentação apresenta-se com uma atividade bastante complexa. Este trabalho descreve um método de segmentação de imagens utilizando técnicas de análise de texturas baseadas em transformadas *wavelet* e de Fourier para particionar o conjunto de dados em regiões homogêneas. O método é constituído de duas etapas. Inicialmente, a imagem é subdividida em blocos e, para cada bloco, aplica-se a transformada *wavelet* visando extrair medidas de energia utilizadas na atribuição do bloco a cada uma das classes. Uma etapa de refinamento, baseada no espectro de potência de Fourier, é aplicada a cada pixel dos blocos localizados em regiões de fronteira. O método, testado em várias amostras reais de terrenos, apresenta baixo custo computacional e alta adaptabilidade às regiões presentes nas imagens.

ABSTRACT: Segmentation is a crucial stage in an image analysis or interpretation system, whose main purpose is to obtain a description that contains information enough to distinguish among different objects of interest, with reliability and requiring minimum of human intervention. Due to the increase in data volume and in image resolution, associated with the need of a feature set definition capable of describing precisely the regions present in the image, the segmentation becomes a very complex task. This work describes a method of image segmentation using texture analysis techniques based on wavelet and Fourier transforms to partition the data set in homogeneous regions. The method is composed of two stages. Initially, the image is subdivided into blocks and a wavelet transform is applied to each block for extracting energy measures to assign it to each one of the classes. A refinement stage, based on Fourier power spectrum, is applied to each pixel of the blocks located in frontiers between regions. The developed method, tested in several real terrain samples, presents low computational cost and high adaptability to image regions.

PALAVRAS-CHAVE: Segmentação de imagens, transformada *wavelet*, espectro de Fourier

1 INTRODUÇÃO

Devido ao crescente avanço nas técnicas de aquisição de imagens a partir de satélites e *laser scanners*, possibilitando um aumento significativo na resolução das imagens e no volume dos dados gerados, a análise ou interpretação de imagens torna-se bastante complexa. A aplicação de um processo intermediário de *segmentação* é crucial, o qual efetua a partição do conjunto de dados para produzir estruturas de mais alto nível, correspondentes a objetos ou partes de objetos que auxiliarão a interpretação das imagens.

A identificação correta da forma, topologia e localização dos objetos na imagem é um requisito fundamental para que o processo de segmentação possa forne-

cer informações confiáveis ao sistema de análise de imagens. Entretanto, etapa de segmentação apresenta-se ainda como um grande desafio, pois processar uma imagem de modo a segmentar um número de objetos, possivelmente em posições distintas e com diferentes tamanhos e formas, é uma tarefa que apresenta alta complexidade.

Outra tarefa de extrema importância é a definição de um conjunto de características capazes de descrever, de maneira precisa, as regiões presentes nas imagens. Nesse aspecto, métodos de análise de texturas têm apresentado resultados significativos, dentre eles, os métodos baseados na *transformada wavelet* (Acharyya et al., 2003, Fukuda e Hirokawa, 1999), a qual provê simultaneamente informações sobre os domínios espacial e de frequência.

Considerando a necessidade da criação de novas metodologias que sejam eficientes e acuradas, este trabalho propõe um novo método de segmentação aplicado a imagens digitais de terrenos. Como nem sempre informações prévias sobre as imagens encontram-se disponíveis, o método é modelado de modo a extrair as informações necessárias diretamente da imagem a ser segmentada, reduzindo, de maneira significativa, a necessidade de intervenção humana durante seu processamento. Esta é uma característica bastante desejável em virtude do grande volume de dados manipulados.

O restante do trabalho é dividido como segue. A seção 2 apresenta os principais conceitos sobre a análise de texturas e os métodos de extração de características utilizados na metodologia desenvolvida, descrita em detalhes na seção 3. Os resultados obtidos a partir da aplicação do método de segmentação sobre um conjunto de imagens de terrenos são descritos na seção 4. Finalmente, na seção 5 são apresentadas as conclusões deste trabalho.

2 ANÁLISE DE TEXTURAS

Para que o processo de segmentação seja efetuado de maneira satisfatória é necessário que as propriedades de cada região da imagem sejam descritas de maneira efetiva. Entretanto, uma das tarefas mais complexas presentes na análise de imagens está em definir um conjunto de características capazes de efetuar essa descrição.

Dado que a textura encontra-se entre as características utilizadas pelos seres humanos para interpretar informações visuais sobre a distribuição espacial e a variação de luminosidade, além de descrever o arranjo estrutural das superfícies e relações entre regiões vizinhas, a utilização de informações texturais se apresenta como uma abordagem adequada a descrição de regiões da imagem.

Embora o sistema visual humano apresente facilidade no reconhecimento e descrição de texturas, é extremamente difícil formalizar sua definição ou desenvolver um conjunto de descritores que possam ser utilizados para análise de imagens em diferentes domínios de aplicações. Tal dificuldade é refletida pela grande quantidade de definições e métodos de análise de texturas encontrados na literatura (Randen e Husoy, 1999, Tuceryan e Jain, 1998).

Normalmente, para a descrição de regiões texturizadas utiliza-se métodos de extração de características, os quais visam obter uma representação simplificada, porém significativa para cada região. Tais métodos são divididos entre as abordagens *espectral*, *estatística* e *estrutural* (Palm, 2004). Neste trabalho são descritos apenas os métodos baseados na abordagem espectral.

2.1 Abordagem Espectral

Os métodos de análise de texturas baseados na abordagem espectral extraem descritores a partir da representação obtida após a execução de transformações na imagem de entrada. Dentre os métodos contidos nesta abordagem estão os baseados no espectro de Fourier e na transformada *wavelet*, utilizados neste trabalho e descritos em mais detalhes a seguir.

O espectro resultante da transformada bidimensional de Fourier apresenta grande concentração de energia no centro do plano de frequências para imagens que possuem componentes de baixa frequência, enquanto que essa energia fica mais espalhada em imagens que apresentam alta frequência (Gonzalez e Woods, 2000). A equação 1 mostra a transformada de Fourier para a imagem f , composta de $n \times n$ pixels, onde $i = \sqrt{-1}$, $u, v = 0, \dots, n - 1$.

$$\mathcal{F}(u, v) = \frac{1}{n^2} \sum_{k=0}^{n-1} \sum_{l=0}^{n-1} f(k, l) \exp(-2\pi i(ku + lv)/n) \quad (1)$$

Aplicando esses conceitos em texturas, tem-se que o espectro de Fourier para texturas ásperas apresenta concentração de energia no centro do plano, devido à homogeneidade presente nesse tipo de texturas. No entanto, para texturas finas, a energia do espectro encontra-se espalhada pelo plano de frequências. Na equação 2, spF representa o espectro de potência de Fourier, utilizado como característica de textura, onde Re e Co denotam, respectivamente, as partes real e complexa de $\mathcal{F}(u, v)$.

$$spF = \sum_{u=0}^{n-1} \sum_{v=0}^{n-1} Re\{\mathcal{F}(u, v)\}^2 + Co\{\mathcal{F}(u, v)\}^2 \quad (2)$$

Entretanto, quando se utiliza o espectro de Fourier, a informação espacial é perdida, restando apenas informações sobre as frequências contidas na textura, o que pode acarretar perda na capacidade de descrever as regiões texturizadas.

Dessa maneira, a transformada *wavelet*, que objetiva alterar a representação dos dados de modo a permitir que tanto informações sobre frequência quanto informações espaciais estejam presentes (Mallat, 1989), passa a ser amplamente utilizada na análise de texturas (Aujol et al., 2003, Charalampidis e Kasparis, 2002, Peng et al., 2004, de Wouwer et al., 1999).

Essa transformada decompõe um sinal por meio de uma série de funções elementares, criadas a partir de escalamentos e translações de uma função de base, denominada *wavelet* mãe, mostrada na equação 3, onde j guia o escalamento e k a translação.

$$\psi_{j,k}(x) = \frac{1}{\sqrt{j}} \psi\left(\frac{x-k}{j}\right) \quad (3)$$

Este trabalho utiliza a família de funções *wavelets* baseadas na transformada de Haar, apresentadas na equação 4. Para efetuar a decomposição da imagem, aplica-se essas funções para as linhas da imagem e, em seguida, para as colunas, resultando em um nível de decomposição, conforme ilustrado na figura 1.

$$\psi_{j,k} = \psi(2^k x - j) \quad j = 0, \dots, 2^k - 1 \quad (4)$$

onde

$$\psi(x) = \begin{cases} 1 & \text{se } 0 \leq x < \frac{1}{2} \\ -1 & \text{se } \frac{1}{2} \leq x < 1 \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases}$$

Ao final do processo de decomposição, a imagem encontra-se dividida em sub-bandas que apresentam escala e frequência distintas. Como já salientado, neste trabalho utiliza-se apenas um nível de decomposição, portanto, são obtidas quatro sub-bandas, conforme mostra a figura 1, onde LL e HH denotam, respectivamente, as frequências baixas e altas, enquanto LH e HL descrevem as frequências intermediárias presentes na imagem de entrada.

LL	HL
LH	HH

Figura 1. Decomposição resultante da aplicação da transformada *wavelet*.

Para cada uma das sub-bandas resultantes é possível extrair uma característica que descreve sua energia. Tal característica é mostrada na equação 5, onde sb denota uma das bandas LL, LH, HL, HH, mostradas na figura 1, e $a(x, y)$ representa o coeficiente da transformada na coordenada (x, y) , obtido a partir de uma das sub-bandas, as quais são compostas de m pixels cada.

$$F_{sb} = \sqrt{\frac{1}{m} \sum a(x, y)^2} \quad (5)$$

3 METODOLOGIA EMPREGADA

O método de segmentação desenvolvido é composto de duas etapas, segmentação inicial e final. A segmentação inicial é aplicada sobre blocos contidos na imagem visando localizar aqueles presentes nas fronteiras entre as classes. Na segmentação final, que visa eliminar o efeito de blocagem, efetua-se uma segmentação ponto-a-ponto sobre os pixels contidos nas regiões de fronteira, determinados durante a primeira etapa.

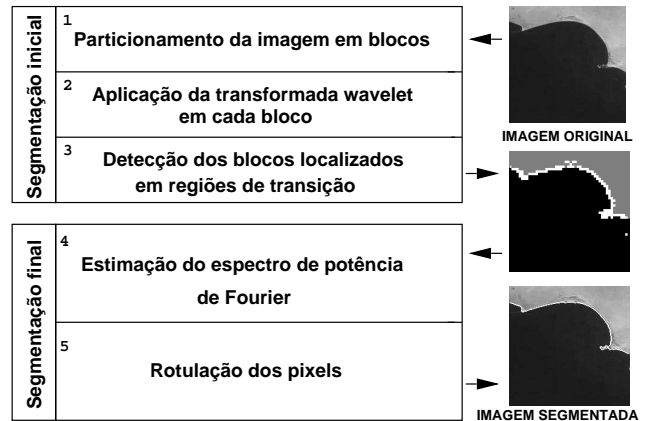


Figura 2. Passos do processo de segmentação.

3.1 Segmentação Inicial

A segmentação inicial consiste em particionar a imagem de entrada em blocos, aplicar a transformada *wavelet* e localizar as fronteiras entre as classes. Para cada um dos q blocos que compõem a imagem, utiliza-se a equação 5 para extrair as características que representam a energia das sub-bandas LL, LH, HL e HH (passos 1 e 2 do diagrama na figura 2).

Como não se utiliza dados obtidos previamente, cada classe presente na imagem deve ser caracterizada por meio de informações extraídas durante o processo de segmentação. Dessa maneira, com intuito de efetuar tal caracterização, aplica-se um processo iterativo para determinar os parâmetros que representam cada uma das classes presentes na imagem. Nesse processo, os blocos que apresentam características semelhantes são agrupados.

Inicialmente, o primeiro bloco, b_0 , é considerado como representante da classe 1 e acrescentado no conjunto c_1 . Para os demais blocos, calcula-se a distância Euclidiana entre suas características e dos representantes das classes. Se a distância entre o i -ésimo bloco e a j -ésima classe for menor que um limiar L , b_i passa a compor o conjunto c_j , caso contrário, cria-se a classe $j + 1$ e considera-se os parâmetros de b_i como seu representante.

Os parâmetros que representam cada classe são atualizados quando um novo elemento é inserido nos conjuntos c , conforme a equação 6, onde f_{sb}^j denota a energia para a sub-banda sb , representando a j -ésima classe, e t denota o número de elementos contidos no conjunto c_j .

$$f_{sb}^j = \frac{1}{t} \sum_{k \in c_j} F_{sb}^k \quad (6)$$

Para amenizar o efeito de blocagem apresentado nas fronteiras entre as classes, como mostrado na figura 3(b), os blocos localizados nessas regiões são detectados e retirados dos conjuntos c (passo 3 do diagrama na figura 2).

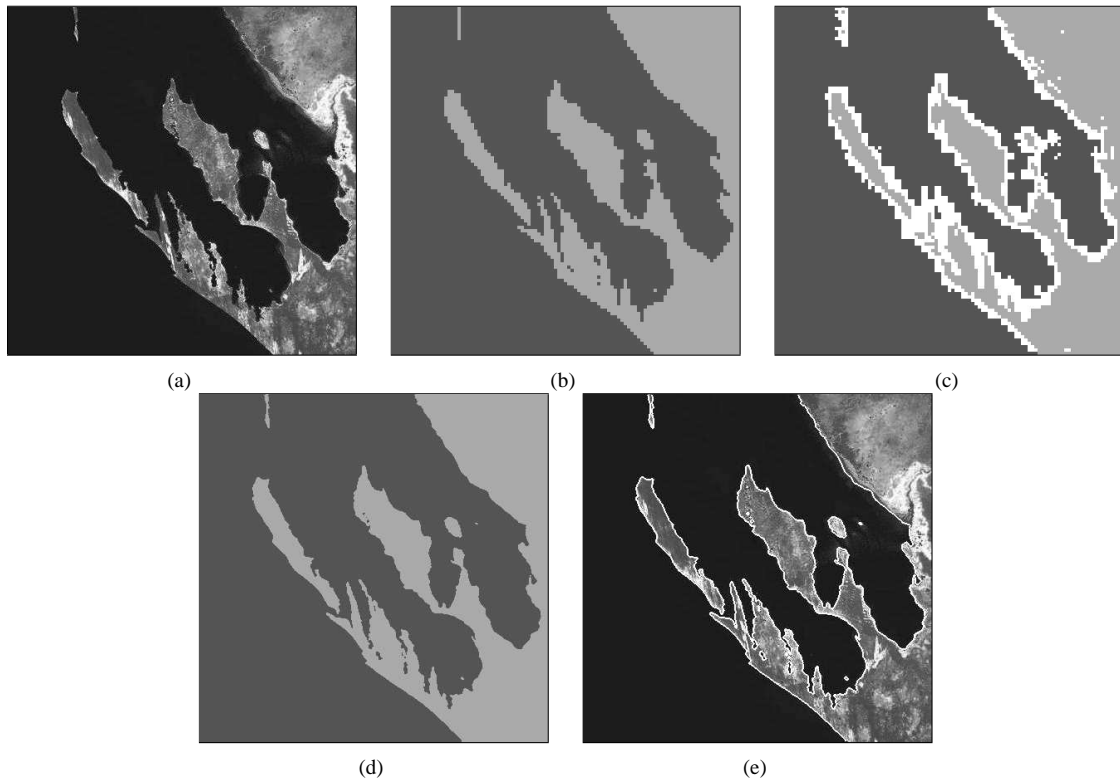


Figura 3. Imagem de *Shark Bay, Western Australia*, composta de 420×420 pixels, $L = 270$ e $w = 0.01$. (a) imagem original; (b) segmentação inicial; (c) detecção de regiões de fronteira; (d) classes identificadas; (e) imagem segmentada.

Os blocos que não forem excluídos são considerados como segmentados, desta maneira, apenas uma parte da imagem deve ser reconsiderada na etapa final da segmentação.

Essa localização se dá por meio da medida de heterogeneidade w_i , definida no trabalho de Liu et al., (2003), apresentada na equação 7, onde F_{LL} , F_{LH} , F_{HL} e F_{HH} denotam as características extraídas do i -ésimo bloco. Se w_i for maior que um limiar determinado experimentalmente, o i -ésimo bloco é excluído do conjunto de classes e os pixels que o compõem devem ser considerados durante a etapa de segmentação final.

$$w_i = \frac{F_{LH} + F_{HL} + F_{HH}}{F_{LL} + F_{LH} + F_{HL} + F_{HH}} \quad (7)$$

3.2 Segmentação Final

A segmentação final é uma etapa de refinamento ponto-a-ponto que utiliza o espectro de potência de Fourier, definido na equação 2, para determinar a qual classe deve pertencer cada pixel contido nos blocos excluídos dos conjuntos c .

Inicialmente, os parâmetros que representam cada classe devem ser estimados (passo 4 do diagrama na figura 2), para isso, utiliza-se o valor médio do espectro de potência de Fourier calculado para todos os blocos conti-

dos em cada classe definida durante segmentação inicial.

Após a estimação dos parâmetros, os pixels localizados nos blocos excluídos dos conjuntos c , ou seja, aqueles situados em regiões de fronteira, são rotulados como pertencentes a uma das classes (passo 5 do diagrama na figura 2). Amostra-se uma janela centrada em cada um desses pixels e determina-se o espectro de potência de Fourier.

Finalmente, atribui-se o pixel em questão à classe cuja distância Euclidiana entre os espectros de potência de Fourier da classe e dessa janela seja mínima.

4 RESULTADOS EXPERIMENTAIS

Esta seção descreve os resultados obtidos pela aplicação do método de segmentação em imagens reais de terrenos. As amostras escolhidas apresentam detalhes finos e várias reentrâncias, tornando complexo o processo de segmentação. O tamanho do bloco utilizado na segmentação é mínimo de forma a preservar os detalhes. Para todas as imagens, utilizou-se blocos de tamanho 4×4 pixels.

Os experimentos foram executados em microcomputador AMD ATHLON 2200 XP+ com 256 Mbytes de memória RAM utilizando linguagem de programação C em ambiente Linux.

As figuras 3 a 7 mostram os resultados obtidos

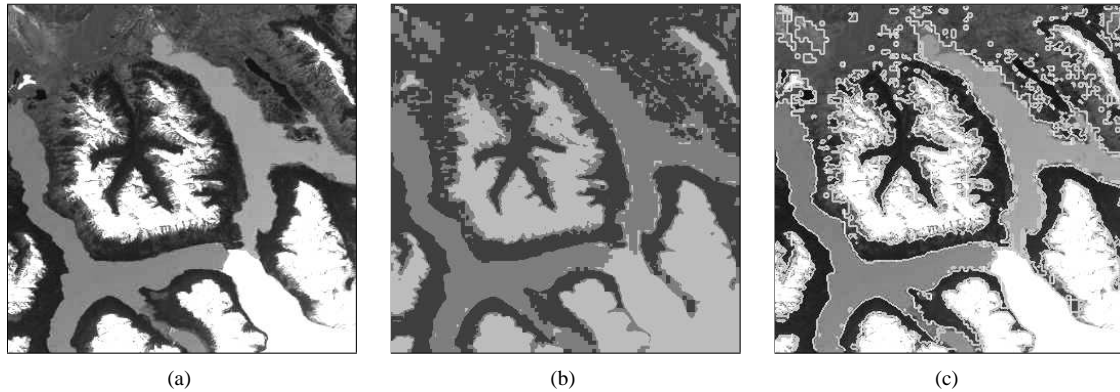


Figura 4. Imagem de *Moreno Glacier, Argentina*, composta de 340×340 pixels, $L = 180$ e $w = 0.01$. (a) imagem original; (b) classes identificadas; (c) imagem segmentada.

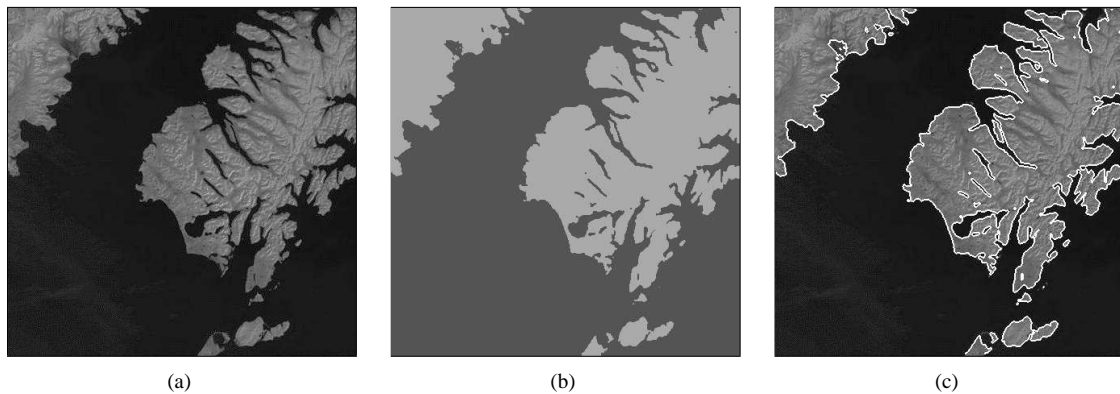


Figura 5. Imagem composta de 432×432 pixels, $L = 172$ e $w = 0.02$. (a) imagem original; (b) classes identificadas; (c) imagem segmentada.

com a aplicação do método de segmentação. No caso da figura 3, são apresentadas as imagens resultantes da segmentação inicial e final. Esta última, realizada apenas sobre os blocos localizados em regiões de fronteira, requer baixo custo adicional já que esses blocos representam uma pequena porção da imagem, conforme pode ser observado pela tabela 1. A tabela apresenta também os tempos de execução requeridos para a segmentação inicial e final de cada imagem.

Imagens	Pixels Segmentados na Etapa Final (%)	Tempo de CPU (s)	
		1ª Etapa	2ª Etapa
Figura 3	12.68	0.03	0.67
Figura 4	33.32	0.02	0.92
Figura 5	19.75	0.03	0.97
Figura 6	12.46	0.02	0.38
Figura 7	4.26	0.01	0.08

Tabela 1. Resultados obtidos com a metodologia.

A partir dos experimentos realizados, observa-se que o método é bastante eficaz para identificar as diferentes classes presentes nas imagens.

5 CONCLUSÕES

Este artigo apresentou um método de segmentação de imagens baseado em transformadas *wavelet* e de Fourier, permitindo o particionamento das imagens em regiões homogêneas. Os resultados obtidos demonstram que o método é eficiente para caracterizar as classes distintas presentes nas imagens.

Como trabalhos futuros, pretende-se estender o método para imagens coloridas e realizar decomposições *wavelets* com níveis adicionais para permitir melhor extração de características.

AGRADECIMENTOS

Este trabalho foi realizado com o apoio do CNPq. As imagens utilizadas são cortesia do *the Image Analysis Laboratory, NASA Johnson Space Center*.

REFERÊNCIAS

Acharyya, M., De, R. K. e Kundu, M. K. Segmentation of Remotely Sensed Images Using Wavelet Features and Their Evaluation in Soft Computing Framework.

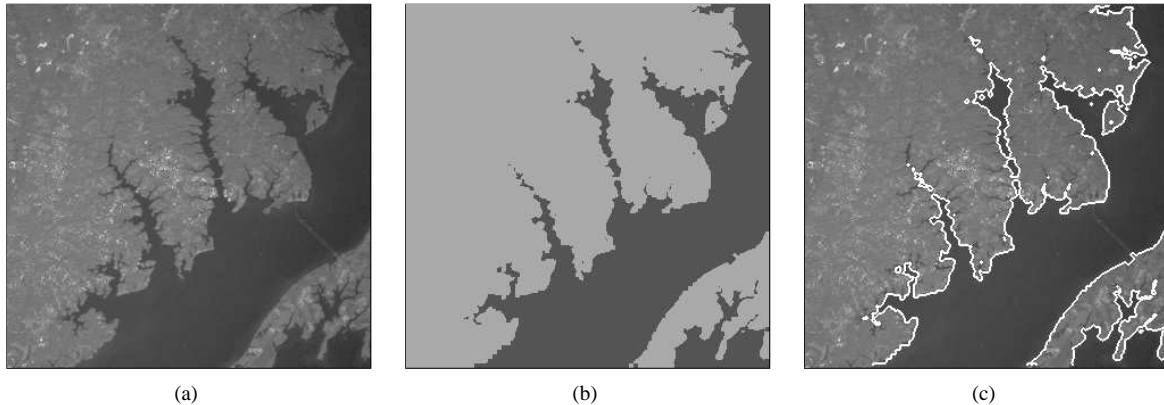


Figura 6. Imagem de *Chesapeake Bay, Annapolis, MA, Estados Unidos*, composta de 320×320 pixels, $L = 117$ e $w = 0.007$. (a) imagem original; (b) classes identificadas; (c) imagem segmentada.



Figura 7. Imagem de *Krytar Coast, Aden, Yemen*, composta de 200×200 pixels, $L = 190$ e $w = 0.005$. (a) imagem original; (b) classes identificadas; (c) imagem segmentada.

IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 41(12):2900–2905, 2003.

Aujol, J.-F., Aubert, G. e Blanc-Feraud, L. Wavelet-based Level Set Evolution for Classification of Textured Images. **IEEE Transactions on Image Processing**, 12(12):1634–1641, 2003.

Charalampidis, D. e Kasparis, T. Wavelet-based Rotational Invariant Roughness Features for Texture Classification and Segmentation. **IEEE Transactions on Image Processing**, 11(8):825–837, 2002.

de Wouwer, G. V., Scheunders, P. e D. Van Dyck, D. Statistical Texture Characterization from Discrete Wavelet Representations. **IEEE Transactions on Image Processing**, 8(4):592–598, 1999.

Fukuda, S. e Hirotsawa, H. A Wavelet-based Texture Feature Set Applied to Classification of Multifrequency Polarimetric SAR Images. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, 37(5):2282–2286, 1999.

Gonzalez, R. C. e Woods, R. E. **Processamento de Imagens Digitais**. Edgard Blücher, São Paulo, 2000.

Liu, Y., Wu, S. e Zhou, X. Texture Segmentation Based on Features in Wavelet Domain for Image Retrieval.

In: **Visual Communications and Image Processing**, pp. 2026–2034, 2003.

Mallat, S. G. A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: the Wavelet Representation. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, 11(7):674–693, 1989.

Palm, C. Color Texture Classification by Integrative Co-occurrence Matrices. **Pattern Recognition**, 37(5):965–976, 2004.

Peng, L., Zhao, Z. M. e Ma, J. L. Texture Image Segmentation Based on Wavelet-domain Hidden Markov Models. In: **IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium**, vol. 6, pp. 3829–3832, 2004.

Randen, T. e Husoy, J. H. Filtering for Texture Classification: A Comparative Study. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, 21(4):291–310, 1999.

Tuceryan, M. e Jain, A. K. Texture Analysis. In: C. H. Chen, L. F. Pau, e P. Wang (eds.), **The Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision**, pp. 207–248. World Scientific Publishing Co., 1998.