

Segmentação de imagens *JERS* e *TM/Landsat* usando o segmentador incremental multi-níveis *SegSAR*

Manoel de Araújo Sousa Junior
Luciano Vieira Dutra
Corina da Costa Freitas

Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE
Caixa Postal 515 - 12201-970 - São José dos Campos - SP, Brasil
{manoel, dutra, corina}@dpi.inpe.br

Abstract. Standard segmentation algorithms normally do not produce adequate results for SAR images, because of its non-gaussian statistical properties. The aims of this work are to present a multi-level incremental segmenter for SAR images and to discuss the results of segmentations generated with different levels of compression for radar (*JERS*) and optical images (*TM/Landsat*). This segmenter have several original enhancements: 1) It is designed to be flexible; it can be used adequately for both optical and SAR imagery. 2) It is multi-level in the sense that it begins with a crude segmentation of the scene, based on a smaller resolution version of the target scene and in an incremental resolution version, it goes to a higher resolution, refining the segmentation. 3) The segmentation refinement can be constrained to higher interest section of the scene. The results show a good performance of the segmenter for both images.

Palavras-chave: SAR image, hierarchical segmentation, incremental segmentation, imagem SAR, segmentação hierárquica, segmentação incremental.

1. Introdução

O *SegSAR* é um segmentador híbrido que usa técnicas de crescimento de regiões (*region growing*), teste de bordas (*edge detect*), teste de homogeneidade para regiões (*split*) e teste de homogeneidade entre regiões (*merging*). É um segmentador hierárquico e multi-nível que utiliza o método de compressão de imagem por pirâmide gaussiana. Os trabalhos de Tilton (2000a, 2000b) e Beaulieu, et al.(2002) descrevem o processo de segmentação utilizando o modelo hierárquico.

O uso de imagens de radar de abertura sintética (*Synthetic Aperture Radar - SAR*) está se tornando mais freqüente seja para monitoramento de áreas que, por restrições atmosféricas, não possam ser imageadas por sensores ópticos, ou como informação complementar a outros sensores.

Diferentemente das imagens ópticas, as imagens de radar não têm uma distribuição gaussiana. Assim, o processamento digital para esse tipo de dado requer uma abordagem diferente das que existem na maioria dos *softwares* de processamento de imagens.

Um ponto crítico no processamento de imagens *SAR* é a segmentação dos alvos presentes nessas imagens. Os algoritmos de segmentação têm como principal objetivo obter de forma automática uma decomposição da imagem, e o ponto crucial no desenvolvimento desses algoritmos está na forma de representação da estatística da imagem.

O ruído multiplicativo *speckle* presente nas imagens *SAR* é o principal complicador do processo de segmentação e classificação dessas imagens. A influência deste ruído é muito grande, sendo esse a causa da baixa eficiência dos segmentadores desenvolvidos para imagens que contem ruído aditivo.

Existem segmentadores desenvolvidos especificamente para imagens *SAR*, como o *MUM* (Cook *et al*, 1994), *RWSEG* (Caves *et al*, 1998), *InfoSAR* (Oliver, 2003), que apresentam um desempenho superior aos segmentadores tradicionais. Nestes segmentadores é comum o uso do modelo *cartoon* para representar os dados da imagem, que faz uso da suposição que a imagem é formada por regiões uniformes, representadas por uma distribuição gama e que a transição entre uma região e outra é dada de forma abrupta (Caves *et al.*, 1998; Oliver & Quegan, 1998).

Segundo Oliver & Quegan (1998) para uma imagem SAR em amplitude, com distribuição gama e número equivalente de *looks* (nel) igual ou maior a 8, os valores da imagem já tendem para uma distribuição normal, sendo assim válida a suposição de gaussianidade para estes dados.

O objetivo deste trabalho é avaliar de forma qualitativa os resultados do segmentador *SegSAR*, usando diferentes níveis de compressão sobre uma imagem *JERS* e uma *TM/Landsat* da mesma região, mantendo fixos os demais parâmetros de entrada do segmentador, tais como similaridade e área mínima.

2. Metodologia

Neste trabalho foram utilizadas duas imagens de 1996 correspondentes a uma região do Tapajós, ao sul do estado do Pará, entre as coordenadas geográficas 3° 20' 06" - 3° 24' 36" latitude sul e 54° 55' 29" - 54° 50' 38" longitude oeste (**Figura 1**). A imagem *JERS* (720 colunas e 667 linhas) tem uma resolução de 12,5 m e número equivalente de *looks* estimado em 3,5; já a imagem *TM/Landsat* (300 colunas e 278 linhas) tem uma resolução de 30 m e foram utilizadas as bandas 3, 4 e 5.

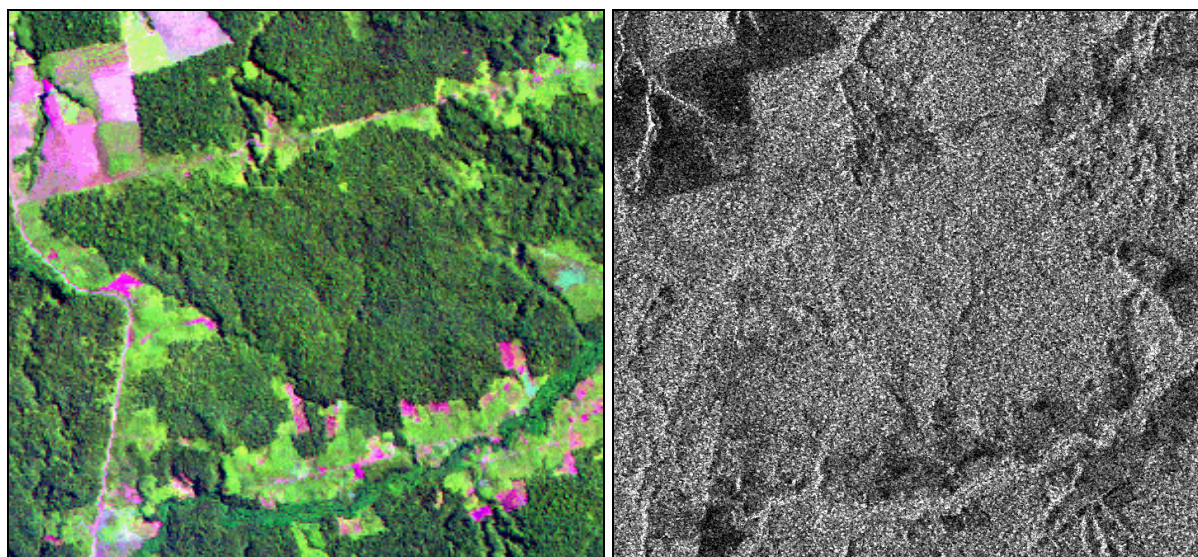


Figura 1 - Imagem *TM/Landsat* na composição RGB-543 e a imagem *JERS*.

A metodologia utilizada para o desenvolvimento deste trabalho está dividida em quatro etapas, como pode ser visto na **Figura 2**. Cada etapa engloba um conjunto de rotinas e procedimentos usados para segmentar imagens; maiores detalhes sobre a metodologia aqui adotada pode ser encontrado em Sousa Junior *et al.* (2003).

A imagem é comprimida em N níveis e armazenada em uma estrutura hierárquica de pirâmide, onde na base da pirâmide fica a imagem com menor resolução (maior compressão) e no topo a imagem com a resolução original. O número de níveis de compressão é um parâmetro de entrada do segmentador.

Em cada nível é gerada uma imagem de médias, onde cada *pixel* desta imagem é formado pela média de quatro *pixels* da imagem que está um nível acima. Mais informações sobre compressão por pirâmide pode ser encontrado em Jain, *et al.* (1995) e em Rosenfeld (1984).

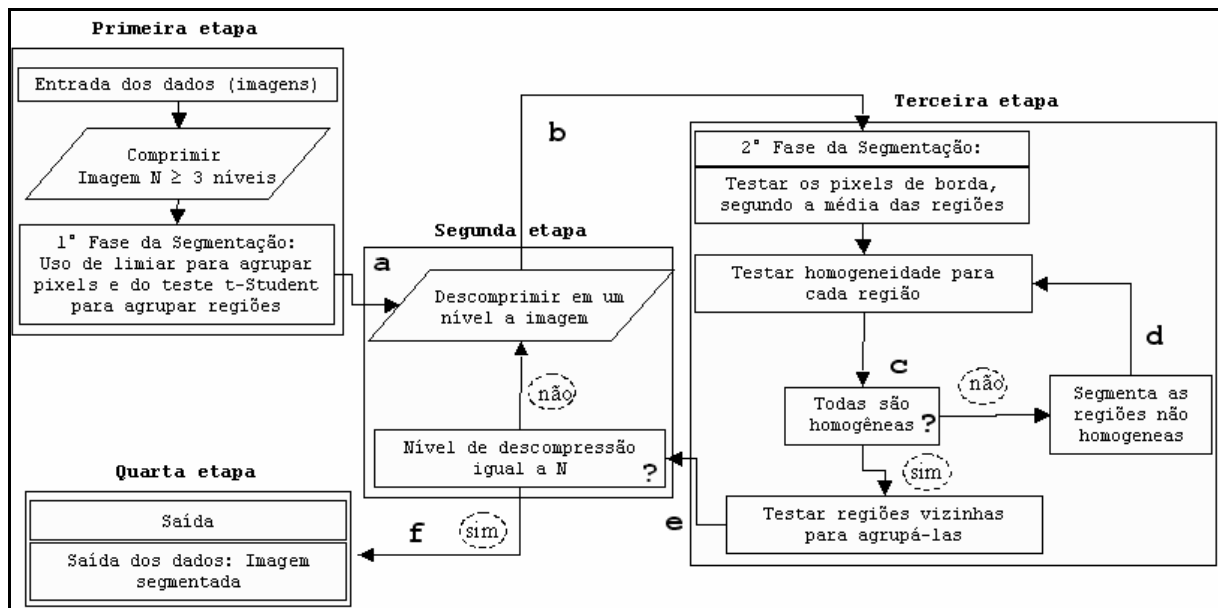


Figura 2 – Fluxograma do processo de segmentação.

Ao diminuir a resolução da imagem, o ruído *speckle* é fortemente atenuado facilitando o processo de crescimento de regiões, pois a grande variância existente entre os *pixels* é diminuída a cada nível de compressão, podendo chegar a ter um comportamento próximo ao gaussiano.

No nível de maior compressão é feito o crescimento de regiões (*region growing*), onde se utiliza a vizinhança 4 para o *pixel* semente; esse *pixel* é testado com seus vizinhos e aquele que apresentar menor diferença em módulo, será agrupado para formar a região se e somente se este tiver como menor diferença o *pixel* semente. Para evitar que o processo seja tendencioso, os *pixels* sementes são escolhidos aleatoriamente.

O processo continua enquanto estiver agrupando *pixel* à nova região; quando não houver mais *pixels* que satisfaçam os critérios de agrupamento, o processo de crescimento de regiões pára e um novo *pixel* semente é escolhido.

A partir do segundo *pixel* semente é possível que ocorra agrupamento de regiões (*region merging*). Os critérios para comparar as semelhanças entre duas regiões e definir se estas podem ser agrupadas, são definidos por um teste *t-Student* para o qual é escolhido um valor de probabilidade de aceitação (Cook *et al*, 1994).

O processo de segmentação só faz uso de informações locais o que o torna capaz de preservar detalhes de pequenos alvos na imagem, pois os mesmos não sofrem influência de parâmetros globais. Por outro lado, o uso do método de compressão tem como principal desvantagem a eliminação de pequenas áreas quando se comprime muito a imagem (Rosenfeld, 1984).

Numa segunda etapa é feita a descompressão dos dados em (N-1) níveis. Com isso, as regiões formadas na primeira segmentação passam a ser representadas com o dobro do seu tamanho e a imagem passa por um teste de bordas, seguido de um teste de homogeneidade para as regiões e finalmente, se faz um teste de homogeneidade entre regiões. O teste de bordas é feito para corrigir possíveis exclusões ou inclusões de *pixels* numa região.

O teste de homogeneidade para as regiões é feito com base no coeficiente de variação (CV) de cada região; através de uma simulação de Monte Carlo foi gerada uma tabela com valores de CV-críticos para uma distribuição gama com valores de aceitação iguais a: 80, 85, 90, 95, 99, 99,5 e 99,9%. Cada região da imagem que tiver o CV maior que o CV-crítico será uma região não homogênea e, portanto, deve ser segmentada novamente. As novas regiões são testadas, e o processo de segmentação pára quando não houver mais regiões heterogêneas.

A cada nível é feito o teste de bordas, o teste de homogeneidade para regiões e o teste de homogeneidade entre regiões. No último nível é feito um teste de área mínima, onde a região que tenha sua área menor que um tamanho determinado, será agrupado a uma região vizinha que tenha a média mais próxima da mesma.

3. Resultados e Discussões

Os critérios utilizados para a segmentação das imagens foram: similaridade igual a 10, área mínima igual a 10, e os níveis de compressão variaram de 4 a 7 de acordo com o tamanho da imagem (**Tabela 1**). A avaliação dos resultados gerados foi qualitativa, comparando as segmentações feitas sobre cada imagem.

Tabela 1 – Valores usados no processo de segmentação para as imagens *TM/Landsat* e *JERS*

Imagem	Níveis	Tamanho (col x lin)	Similaridade	Área mínima	Número de segmentos
TM/Landsat	4	37 x 34	10	10	592
	5	18 x 17	10	10	266
	6	9 x 8	10	10	109
JERS	5	45 x 41	10	10	1697
	6	22 x 20	10	10	724
	7	11 x 10	10	10	323

As imagens *TM/Landsat* foram segmentadas sempre com um nível a menos que a imagem *JERS*, para que no início do processo de segmentação ambas estivesse com o mesmo tamanho da imagem.

Os resultados obtidos para a *TM/Landsat* com 4 níveis de compressão e para *JERS* com 5 níveis pode ser visto na **Figura 3**. A segmentação para a imagem *TM* apresenta um bom resultado pois, aparentemente todas as feições presentes na imagem foram detectadas. A imagem *JERS* com 5 níveis de compressão resultou em uma sobre-segmentação, gerando um número muito grande de regiões, o que pode ser consequência direta da presença do ruído *speckle* e do baixo valor de similaridade utilizado.

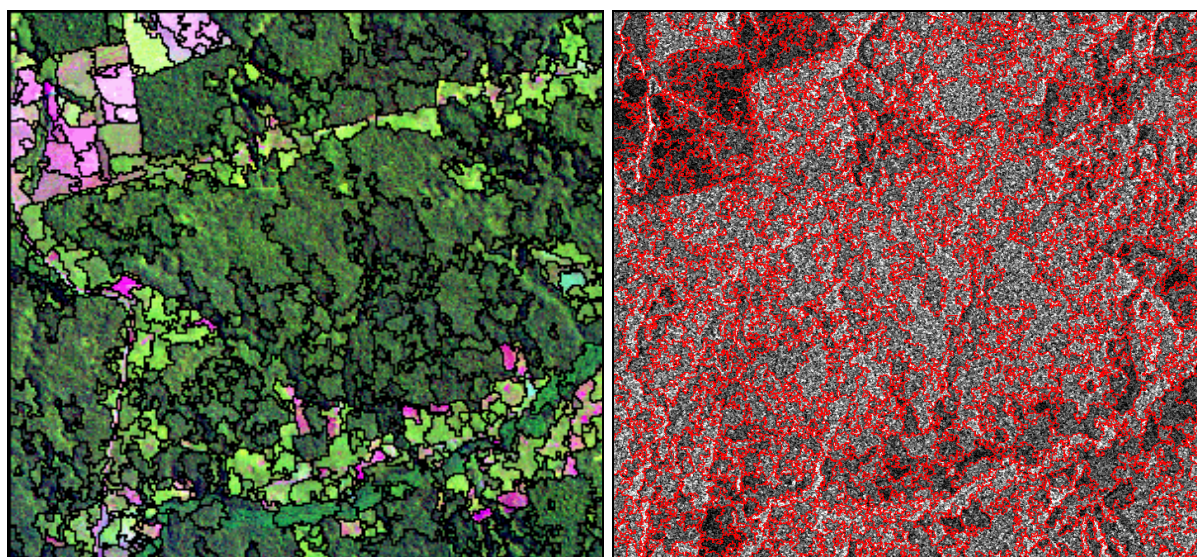


Figura 3 - Imagem *TM/Landsat* segmentada com 4 níveis e imagem *JERS* segmentada com 5 níveis de compressão.

Para a segmentação da imagem *Landsat* com 5 níveis de compressão, se obteve uma boa delimitação das grandes classes, como extensas unidades de floresta e áreas de pastagem sendo que regiões de menor tamanho não são discriminadas, formando segmentos com diferentes feições. Já a segmentação da imagem *JERS* com 6 níveis gerou um resultado satisfatório, onde as diferentes feições aparecem bem discriminadas (**Figura 4**).

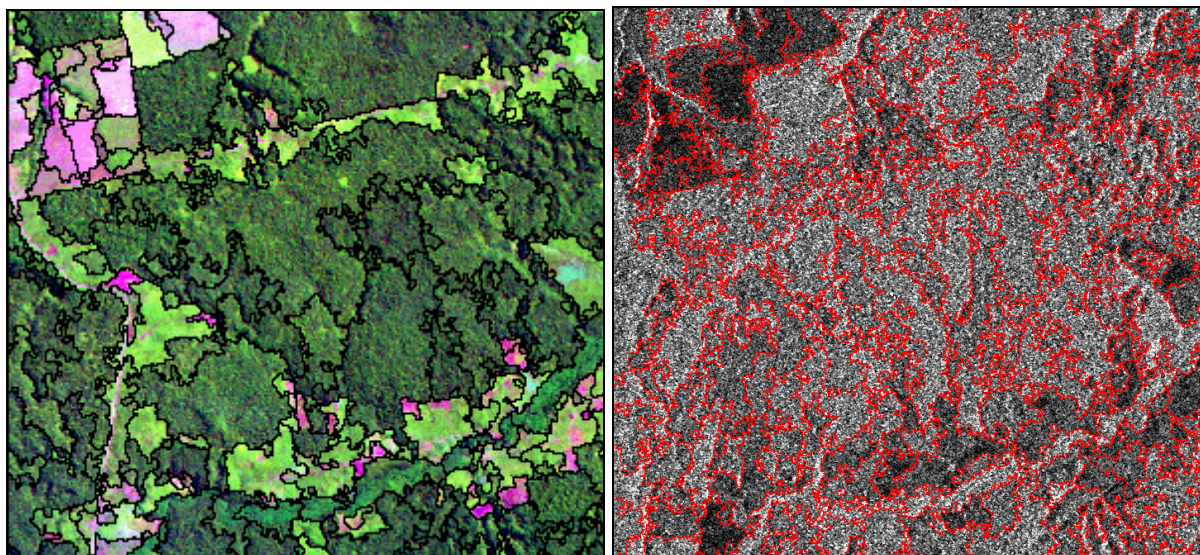


Figura 4 - Imagem *TM/Landsat* segmentada com 5 níveis de compressão e a imagem *JERS* segmentada com 6 níveis.

As segmentações feitas com 6 e 7 níveis para a *TM/Landsat* e a *JERS* respectivamente, ocasionaram a perda das pequenas feições, que como comentado anteriormente, é uma das desvantagens da utilização do método de pirâmides de compressão. Os resultados gerados com valores de compressão muito altos servem para detectar classes gerais, como por exemplo, floresta e não floresta (**Figura 5**).

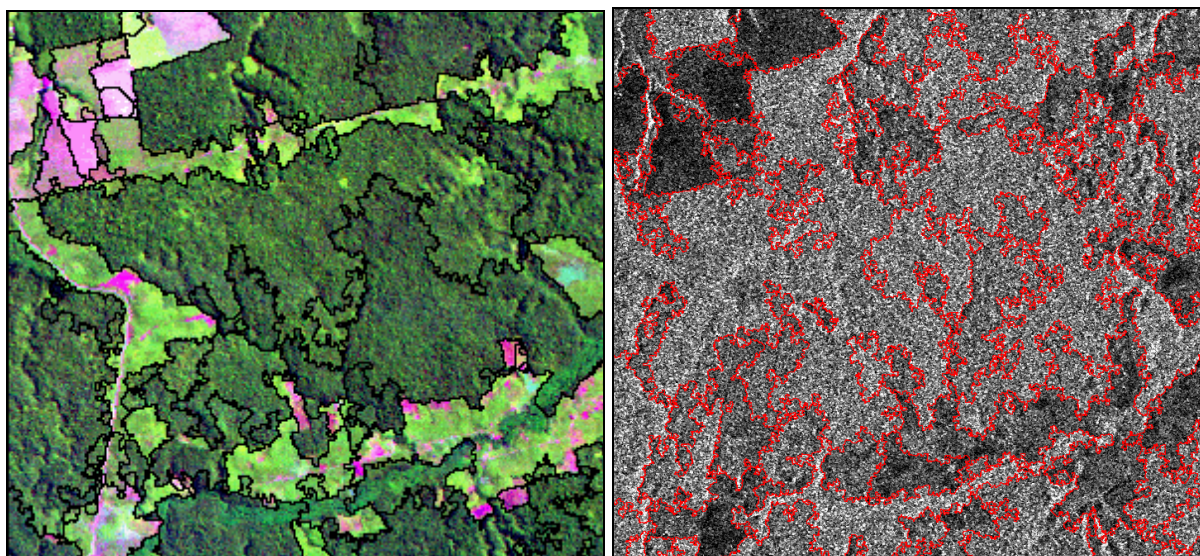


Figura 5 - Imagem *TM/Landsat* segmentada com 6 níveis e imagem *JERS* segmentada com 7 níveis de compressão.

Os melhores resultados foram obtidos com níveis de compressão 4 para imagem *TM/Landsat* e 6 para imagem *JERS* (**Figura 6**). Como pode ser visto, existe uma grande

similaridade nos resultados da segmentação de ambas as imagens com estes parâmetros. Na imagem de radar foram delimitadas regiões em muitos casos coincidentes com o resultado da imagem óptica, sendo considerado como um resultado ótimo, pois se tem apenas uma polarização da imagem *JERS* contra três bandas da imagem *Landsat*.

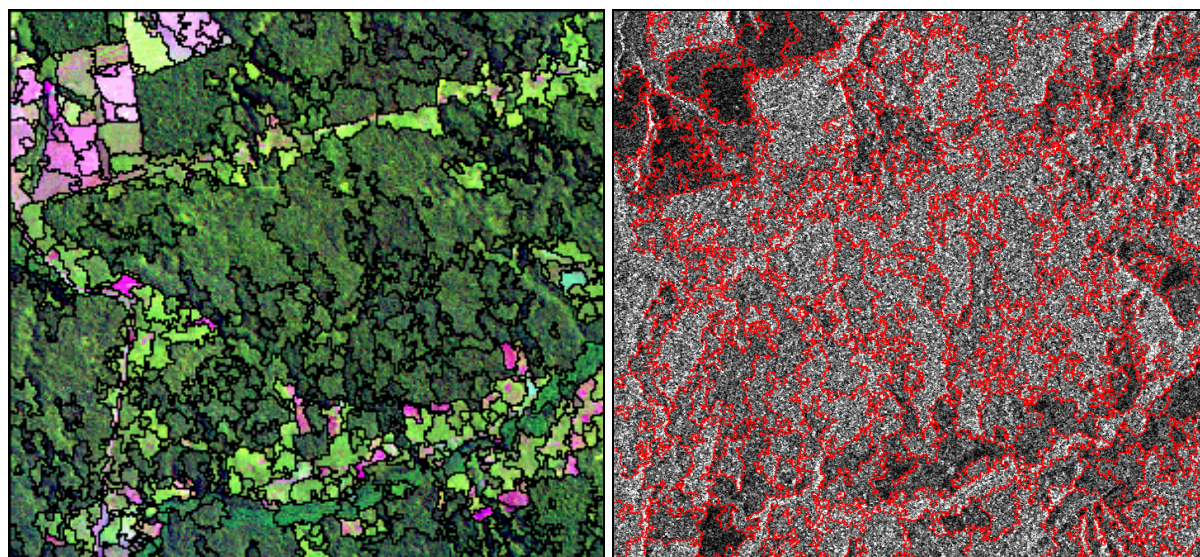


Figura 6 – Imagem *TM/Landsat* segmentada com 4 níveis de compressão e imagem *JERS* segmentada com 6 níveis.

4. Conclusões

Através de uma análise qualitativa pode-se observar que os resultados gerados pelo segmentador *SegSAR* mostraram-se satisfatórios tanto para as imagens ópticas como para as imagens de radar, o que indica o grande potencial desse algoritmo de segmentação.

Uma vantagem do segmentador *SegSAR* é sua flexibilidade para segmentar tanto imagens de radar como imagens ópticas, seja com uma ou mais bandas.

O segmentador permite obter as segmentações intermediárias resultantes de cada nível de compressão, com isso se tem informação do comportamento de cada classe ao longo de todo o processo de segmentação. Caso se decida que uma classe já está bem representada em um nível intermediário do processo, os segmentos que a representam podem ser excluídos dos níveis seguintes, direcionando assim a segmentação para regiões específicas deixando o processo mais rápido. Essa abordagem é uma inovação no processo de segmentação.

Um exemplo claro dessa aplicação é quando se está segmentando uma região de floresta, a qual é bem delimitada já nos primeiros níveis do processamento, se esta classe não fizer mais parte das regiões a serem segmentadas nos demais níveis, o processo de segmentação passa a ser mais rápido.

Os próximos passos consistirão na realização de uma análise quantitativa dos resultados do segmentador através de medidas de ajuste de posição, tamanho e forma dos segmentos e avaliar a influência dos demais parâmetros no resultado da segmentação.

Referências

Beaulieu, J. M.; Touzi, R. Hierarchical segmentation of Polarimetric SAR Images. In: *2002 International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS'02) and 24th Canadian Symposium on Remote Sensing*. Toronto, Canada, 24-28 June 2002. *Proceedings*.

Caves, R.; Quegan, S.; White, R. Quantitative comparison of the performance of SAR segmentation Algorithms. *Transaction on Image Processing- IEEE*, v. 7, n. 11, p. 1534-1546, 1998.

Cook, R.; McConnell, I.; Stewart, D.; Oliver, C. MUM (Merge Using Moments) segmentation for SAR images. In: *Proc. Europto SAR Data Processing for Remote Sensing*, Vol. *SPIE*, Rome, Italy. 1994. pp. 92-103.

Jain, R.; Kasturi, R.; Schunck, B.G. **Machine Vision**. New York, McGraw-Hill, Inc., 1995. 549p.

Oliver, C. J. **InfoSAR - InfoPack User Guide. Version 1.0**. Liverpool, United Kingdom: InfoSAR Ltda, 2003. 173p.

Oliver, C.; Quegan, S. **Understanding synthetic aperture radar images**. London, Artech House Inc., 1998. 479p.

Rosenfeld, A. **Multiresolution Image Processing and Analysis**, Berlin, Springer-Verlag., 1984

Sousa Júnior, M. A.; Dutra, L. V.; Freitas, C. C. Desenvolvimento de um segmentador incremental multi - nível (SIM) para imagens ópticas e de radar. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 11, 5-10 abr. 2003, Belo Horizonte. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2003. p. 2293 - 2300. Publicado como: INPE--PRE/. <tid.inpe.br/sbsr/2002/11.17.18.37>

Tilton, J. C. Hierarchical image segmentation: as applied to remotely sensed multispectral or hyperspectral imagery. June 7, 2000a. Disponível em: < <http://backserv.gsfc.nasa.gov/code935/tilton/index.html> >

Tilton, J. C.; Lawrence, W. T. Interactive analysis of hierarchical image segmentation. In: *2000 International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS'00)*. Honolulu, HI, 24-28 July 2000b. *Proceedings*.