

## DESENVOLVIMENTO DE UM SEGMENTADOR INCREMENTAL MULTI-NÍVEL (SIM) PARA IMAGENS ÓPTICAS E DE RADAR

MANOEL DE ARAÚJO SOUSA JÚNIOR  
LUCIANO VIEIRA DUTRA  
CORINA DA COSTA FREITAS

INPE - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais  
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 image, because of its non-gaussian statistical properties. In this paper is discussed a proposal and the first results of a multi-level incremental segmenter for SAR imagey with several original enhancements: 1) It is designed to be flexible, that can be used adequately for optical and SAR imagery. 2) It is multi-level in the sense that it begin 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. This method permit get as quick as possible a version of a scene segmentation, task that normally would take a long time. Parameters testing phase, which is very commom in this type of algorithms, can be conduted also in a efficient way since one can get quick results. The first result of such algorithms is presented and compared with as segmentation produced by SPRING segmentator for three scenes for SIR-C imagery from the Manaus area.

**Keywords:** SAR image, segmentation, hierarchical, incremental, image processing.

### 1. Introdução

O uso de imagens de radar de abertura sintética (*Synthetic Aperture Radar - SAR*) vem crescendo nos últimos anos. O interesse por esse tipo de dado e as suas aplicações em atividades de monitoramento e análise tem tido um acréscimo considerável. Estas imagens são aplicadas em várias áreas, tais como: geologia, hidrologia, oceanografia.

Com o aumento da utilização de dados *SAR*, faz-se necessário o desenvolvimento de técnicas automáticas de processamento e análise, para tornar operacional o uso dessas imagens.

A segmentação de imagens *SAR* apresenta-se como um ponto crítico no processo de análise de imagens. Os algoritmos de segmentação têm como principal objetivo obter de forma automática uma decomposição da imagem, e o ponto crucial na implementação desses algoritmos está na forma de representação das características estatísticas da imagem.

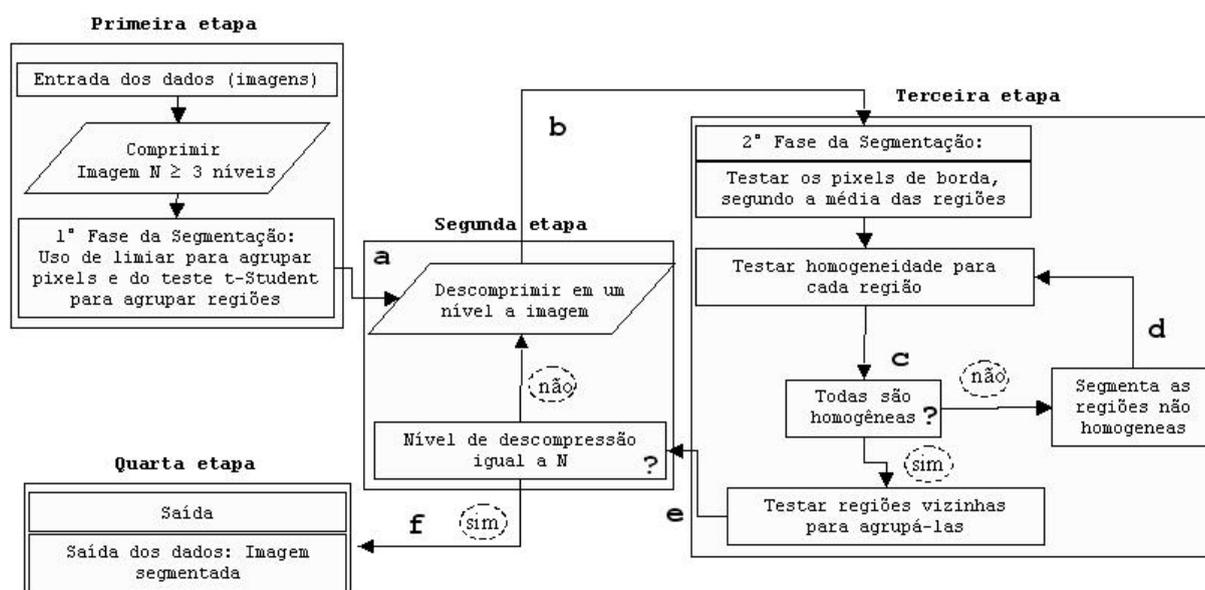
A distribuição Gaussiana é comumente usada em algoritmos de segmentação, sendo um dos fatores desse freqüente uso à facilidade na implementação da mesma. Entretanto, essa distribuição não é a mais adequada para representar os dados de imagens *SAR*.

Este trabalho tem como principal objetivo mostrar a metodologia do desenvolvimento de um segmentador para imagens, com as seguintes características:

- Que tenha flexibilidade para trabalhar com imagens *SAR* e imagens ópticas.
- Que seja multi-nível, com isso:
  - Possa fazer segmentação de grandes imagens, sem ter problemas de memória;
  - Faça segmentação incremental dirigida a regiões na imagem, de maneira que, regiões de interesse possam ser segmentadas em maior detalhe;
  - Gere resultados intermediários durante o processo de segmentação;
  - Produza uma estrutura onde estejam representadas as características de *backscatter*, textura e forma das regiões.

## 2. Metodologia Proposta

A seguir será descrita a metodologia para segmentação de imagens. Para um melhor entendimento e tornar mais fácil o acompanhamento do processo de segmentação aqui proposto, a presente metodologia foi dividida em quatro etapas. Cada etapa engloba um conjunto de rotinas e procedimentos usados para segmentar a imagem. O fluxograma de todo o processo pode ser visto na **Figura 1**.



**Figura 1** – Fluxograma de todo o processo de segmentação

### 2.1 Primeira etapa

Nesta primeira parte, tem início o processo de segmentação. O dado de entrada é uma imagem, que será representada em vários níveis por uma estrutura hierárquica de pirâmide, esse procedimento é definido aqui como compressão. Os seguintes passos são executados nesta etapa:

- Compressão: a imagem é comprimida seguindo o critério hierárquico de pirâmide, no qual a cada nível a imagem é representada por uma imagem de médias, que apresenta a metade do número de linhas e colunas da imagem anterior (*Jain et al, 1995*).
- Segmentação no Nível N: ocorre a segmentação da imagem representada no nível mais alto (N), ou máxima compressão. Outros segmentadores que fazem abordagem da segmentação hierárquica podem ser encontrados em (*Tilton, 2000a, 2000b*).

Com uma compressão igual ou maior que 3 níveis, é válida a suposição de gaussianidade para os dados de imagens SAR, e pode ser realizado um teste *t-Student* para agrupar as regiões, definindo uma probabilidade de aceitação para agrupar regiões e um limiar para agrupar *pixel* (*Oliver & Quegan, 1998*).

A segmentação é feita com o processo de crescimento de regiões (*Region Growing*), onde cada *pixel* semente é testado com os seus 4 vizinhos (vizinhança quatro) e o que apresentar menor diferença em módulo, é um provável *pixel* a ser agrupado para formar uma região. Para evitar que o processo seja tendencioso, os *pixels* sementes são escolhidos aleatoriamente. O processo continua enquanto estiver agrupando *pixel* a nova região, quanto não houver mais *pixel* que satisfaçam os critérios de agrupamento, o processo de crescimento de região pára e um novo *pixel* é escolhido como *pixel* semente.

A partir do segundo *pixel* semente, já é possível que ocorra agrupamento de regiões (*Region Merging*). Os critérios para comparar as semelhanças entre duas regiões e definir se essas regiões podem ser unidas são definidos pelo 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. As propriedades de uma nova região como média, variância e tamanho podem ser deduzidas das regiões que foram agrupadas. Cada nova região é caracterizada pela sua relação de vizinhança com as outras regiões. O algoritmo armazena uma lista com os *pixel* ligados, não sendo necessário guardar a forma de cada região, com isso o custo computacional de cada agrupamento é relativamente baixo.

Após o término da primeira fase tem-se como resultado uma imagem segmentada no nível mais alto da pirâmide (pior resolução da imagem), neste ponto do processamento podem ser escolhidas na imagem, quais regiões devem permanecer ativas para continuarem sendo segmentadas nos demais níveis da pirâmide. Essa é uma inovação que permite fazer uma segmentação incremental dirigida às regiões de maior interesse, podendo ser escolhidas subáreas na imagem, nas quais se deseja fazer uma segmentação mais detalhada.

*Beaulieu and Touzi (2002)* aplicam um algoritmo de segmentação para imagens SAR, e concluem que é necessário interromper a segmentação em algumas regiões, para priorizar o processo em outras regiões específicas, reduzindo o tempo de processamento e evitando que ocorra subsegmentação em algumas áreas, e supersegmentação em outras.

## 2.2 – Segunda Etapa

Nesta etapa, é feita a descompressão dos dados em (N-1) nível. Com isso, as regiões formadas na primeira segmentação passam a ser representadas por uma imagem com o dobro do seu tamanho, e a imagem passa para a terceira etapa.

As imagens resultantes da terceira etapa (ver mais à frente) voltam a passar por esta rotina, para testar se a imagem já está no nível mais baixo (resolução original). Se isso ocorrer, não é mais necessário fazer descompressão, sendo essa a imagem segmentada final. Caso contrário, é feita uma nova descompressão, descendo um nível na pirâmide e a imagem retorna para a terceira etapa.

Após cada descompressão a imagem segmentada é armazenada em disco, gerando assim resultados intermediários. Essa inovação no segmentador permite que o usuário possa trabalhar nas segmentações intermediárias, enquanto o processo de segmentação está sendo executado.

## 2.3 – Terceira Etapa

Essa rotina ao ser iniciada, recebe a imagem com N-1 níveis de compressão, como esta é uma imagem segmentada, o próximo passo é aplicar testes para buscar melhorar essa segmentação. Para isso são feitos teste de bordas, seguido de um teste de homogeneidade para região, e por fim se faz um teste de homogeneidade entre regiões.

O teste de bordas é feito para corrigir possíveis exclusões ou inclusões de pixels numa região. Esse teste é feito percorrendo a borda da região e comparando os pixels vizinhos com relação à média das regiões que estão sendo testadas.

O teste de homogeneidade para regiões pode ser feito de duas maneiras, a primeira é calculando o número equivalente de *looks (nel)*, pois ao descer um nível na imagem o *nel* tende a aumentar em aproximadamente quatro vezes, depois é feito um ordenamento crescente dos valores e é escolhido um percentual dos mesmos (por exemplo, os 30% dos

valores mais altos), as regiões que contém esses valores seriam segmentadas novamente. A principal vantagem de se fazer isso é a simplicidade e rapidez do método.

A segunda maneira de testar a homogeneidade para regiões é fazer um teste de hipótese para saber se o *nel* da região na imagem no nível abaixo (ex. N-2), tem aproximadamente quatro vezes o valor do *nel* da região na imagem no nível acima (ex. N-1), mas para isso é preciso conhecer a função densidade de probabilidade do estimador de *n*.

As regiões não homogêneas são segmentadas novamente usando o método de crescimento de regiões, as novas regiões são testadas, e o processo de segmentação pára quando não houver mais regiões heterogêneas.

Já o teste de homogeneidade entre regiões, é feito usando o teste *t-Student*, se as regiões forem homogêneas elas são agrupadas e se não são permanecem como estão. Depois que todas as regiões homogêneas forem agrupadas o processo retorna para a segunda etapa.

No momento estão sendo estudados outros testes para homogeneidade entre regiões, com o objetivo de adequar o segmentador às características das imagens *SAR*, características estas que vão ficando mais predominantes à medida que o processo de segmentação se aproxima da resolução original da imagem.

## 2.4 – Quarta Etapa

Nesta etapa se obtém a imagem segmentada final. O programa armazena em disco a imagem segmentada e com isso termina o processo de segmentação. A avaliação dos resultados do segmentador será feita usando a metodologia utilizada no trabalho de Lucca (1998), que usa critérios qualitativos e quantitativos, capazes de identificar o bom desempenho de um classificador. Será avaliado também o tempo de processamento para cada etapa do classificador.

O primeiro passo no processo de avaliar a qualidade de uma segmentação produzida por um algoritmo, é comparar as regiões resultantes de uma segmentação com regiões de uma imagem de referência, através da comparação de pares de elementos. Para medir a qualidade da segmentação serão usadas medidas de ajuste, de posição, intensidade, tamanho e da forma (Delves et al, 1992). Após quantificar a segmentação, é possível compará-la com uma outra segmentação produzida por outro algoritmo e desta forma comparar os algoritmos entre si a partir de seus resultados.

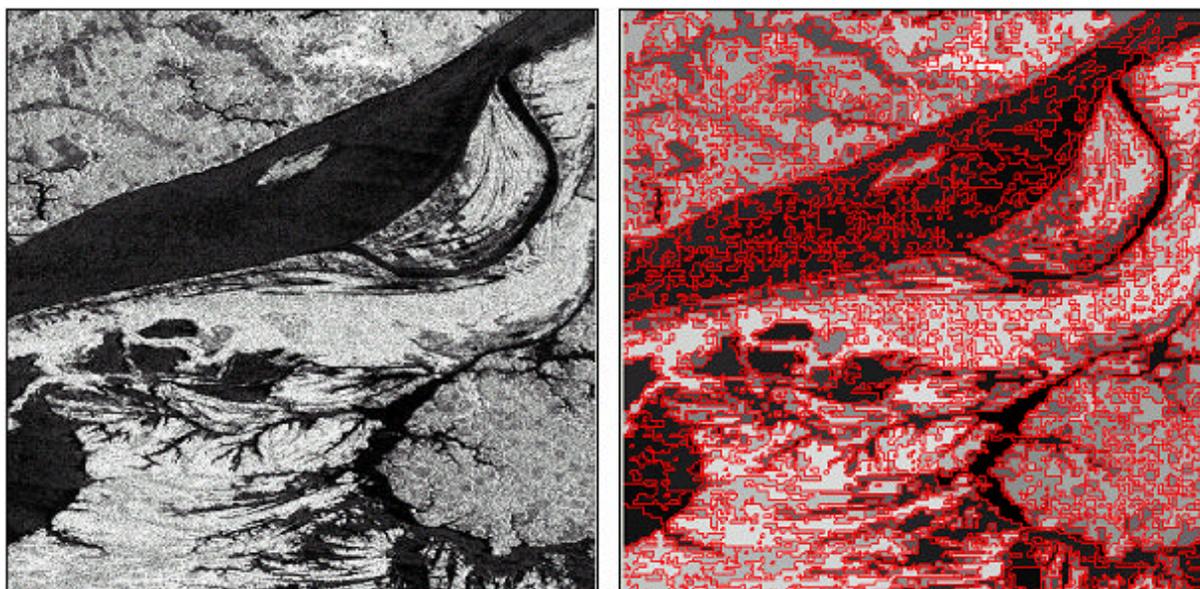
## 3. Resultados e Discursão

Os resultados gerados para este trabalho são referentes à segmentação produzida na primeira fase do segmentador, ou seja, a imagem foi segmentada no nível de maior compressão (N=3), neste nível cada *pixel* representam 16 *pixels* na imagem original. As outras fases do segmentador estão em desenvolvimento.

Para testar o poder do segmentador foi feita uma comparação entre os resultados gerados na primeira fase do segmentador e uma segmentação feita no software SPRING. Foram utilizadas imagens de Radar da missão SIR-C/X-SAR em formato digital identificadas pelo número 46.7 (*data take*) de 12 de abril de 1994, banda L (24,0 cm) nas polarizações HH, HV e VV, com ângulos de incidência de 30,9° no *near range* e 34,6° no *far range*, resolução nominal em *range* de 25,0 m, azimutal de 25,0 m, e espaçamento entre *pixels* de 12,5 m.

O primeiro passo consistiu na segmentação da imagem nas diferentes polarizações disponíveis, através do software SPRING (Sistema de Processamento de Informações Georeferenciadas) usando o algoritmo de crescimento de regiões, e limiares de área e similaridade iguais a 50 e 40 respectivamente. A segmentação foi feita sobre as três bandas para que todas informações presentes nas imagens fossem usadas pelo segmentador durante a extração das regiões.

Para segmentar no SIM foi gerada a primeira componente das três polarizações, pois no estágio atual de desenvolvimento o segmentador está trabalhando apenas com um canal. A segmentação foi feita no terceiro nível de compressão e foi utilizado o parâmetro de similaridade igual a 40, o mesmo usado no segmentador do software SPRING. A **Figura 2** mostra a imagem SIR-C/X-SAR polarização LHH (700 x 700 *pixels*) usada para a classificação e a imagem segmentada resultando da primeira fase do segmentador aqui apresentado.



**Figura 2** – Imagem SIR-C/X-SAR polarização HH e imagem segmentada no nível três do segmentador Hierárquico Multi-Nível Incremental.

Posteriormente as imagens segmentadas foram classificadas pelo software TEXTURE (Rennó *et al*, 1998), sendo usadas para as duas imagens segmentadas as mesmas amostra de treinamento e a mesma medida para classificação (média de primeira ordem). As 6 classes de interesse definidas na imagem foram: Floresta de terra firme primária (*ftfir1*), Floresta de terra firme secundária (*ftfir2*), Floresta inundada (*floin*), Áreas antropizadas e solo exposto (*antrop*), Tapagem ou capim (*tapag*) e Água (*água*).

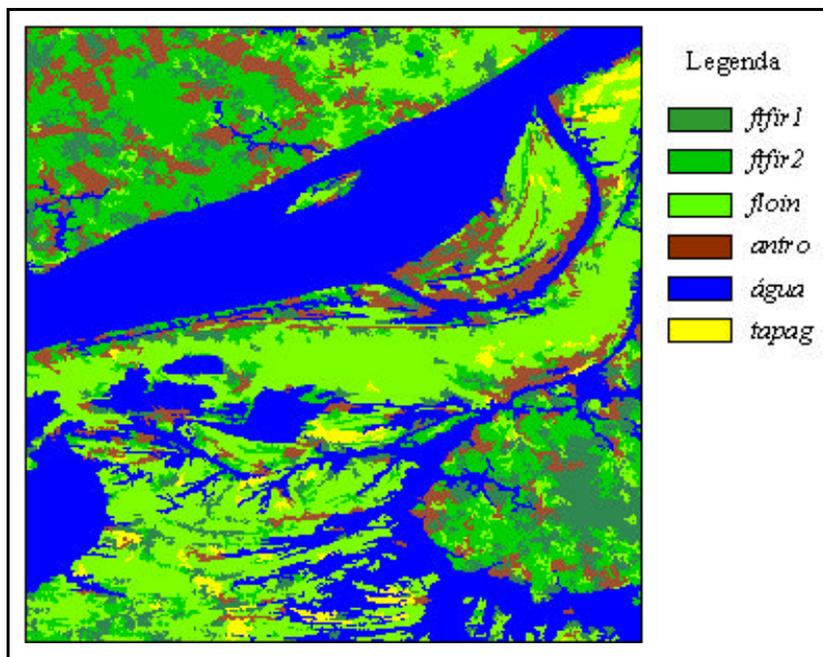
Para cada uma dessas classes foram extraídas amostras para treinamento e para teste, sendo as amostras tomadas em vários lugares da imagem; o total de *pixels* dos polígonos que compõem cada classe está mostrado na **TABELA 1**.

**TABELA 1** - Número de *pixels* que compõem cada amostra usada para a classificação.

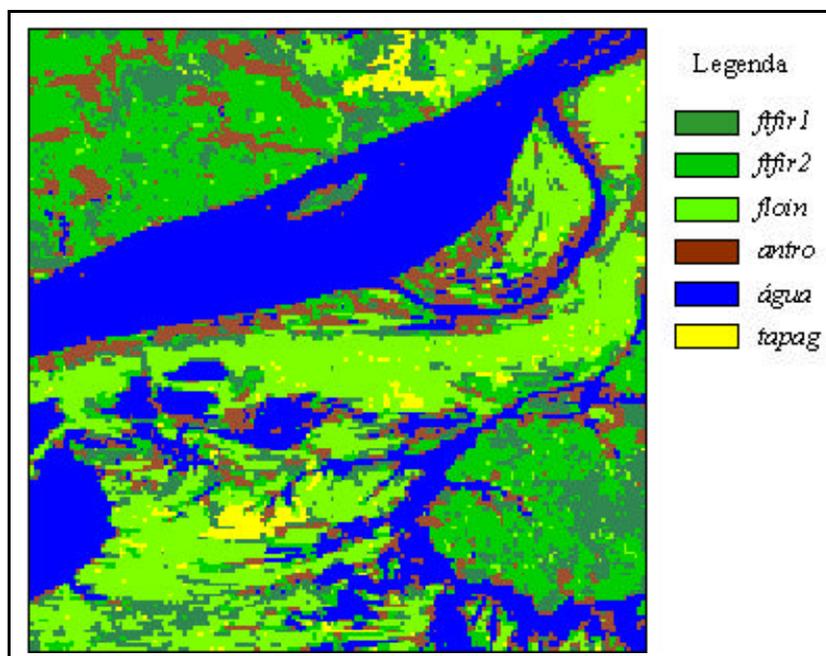
<i>Amostras</i>	<i>ftfir1</i>	<i>ftfir2</i>	<i>Floin</i>	<i>Antro</i>	<i>tapag</i>	<i>água</i>	<i>Total</i>
Treinamento	1424	1858	1592	1087	559	3112	10089
Teste	715	1543	1387	678	291	2388	7235
Total	2139	3401	2979	1765	850	5500	17324

As imagens classificadas podem ser vista nas **Figuras 3** e **4**, na **Figura 3** temos a classificação sobre a imagem segmentada pelo software SPRING, já a **Figura 4** apresenta a imagem classificada com base nas regiões da segmentação do segmentador SIM. Para gerar as classificações só foram alteradas as imagens segmentadas de entrada no classificador, todos os outros parâmetros foram mantidos constantes.

Os resultados apresentam uma boa concordância, isso indica que mesmo trabalhando somente com um parâmetro (similaridade), o segmentador aqui proposto gera um bom resultado quando comparado com um segmentador para imagens ópticas.



**Figura 3** – Imagem SIR-C/X-SAR classificada com regiões geradas pelo segmentador implementado no software SPRING.



**Figura 4** – Imagem SIR-C/X-SAR classificada com regiões geradas pelo Segmentador Hierárquico Multi-Nível Incremental para Imagem.

Um resultado interessante pode ser visto na **Figura 4** a mancha amarela na parte superior da imagem, que corresponde à classe *tapag* (tapagem ou capim), a qual não foi detectada pelo classificador do SPRING (**Figura 3**), isso pode indicar uma melhoria na definição das regiões obtida pelo segmentador SIM.

O fato de não está trabalhando com limiares de áreas, a segmentação do SIM (**Figura 4**) apresenta ainda sub-regiões. Quanto à definição de bordas, a segmentação do SPRING (**Figura 3**) apresenta uma maior suavidade nos contornos que definem as regiões, o mesmo não ocorre com a segmentação do SIM (**Figura 4**) que apresenta blocos, consequência da imagem usada para a segmentação, que tem uma baixa resolução devido à compressão onde cada *pixel* da imagem corresponde a 16 *pixels* na imagem na original.

#### 4. Conclusões

O presente trabalho mostrou que o resultado gerado na primeira fase do segmentador hierárquico é visualmente bom, e isso indica o grande potencial do mesmo, se esperado que após a implementação dos outros testes no segmentador, ele possa gerar resultados melhores.

Na segmentação das imagens SAR, é preciso definir qual modelagem dará bons resultados e para isto foi proposta uma nova metodologia para se ter uma segmentação melhorada. Isso pode ser possível pelo uso de técnicas híbridas de segmentação. Para que os algoritmos se tornem eficientes é preciso buscar teste estatísticos que dêem bons resultados para esse tipo de imagem.

Este trabalho apresenta inovações de grande relevância para segmentação de imagens. O uso da representação hierárquica por pirâmide permite a obtenção de segmentações intermediárias, uma inovação no processo de segmentação. E permite também um melhor uso na alocação da memória, quando se deseja trabalhar com grandes imagens.

A segmentação incremental é mais uma inovação neste trabalho. Esse tipo de segmentação tem como principal vantagem a possibilidade de escolha por parte do usuário de quais regiões devem continuar sendo segmentadas, e quais não. Essa inovação é tida como uma das mais importantes em todo o processo de segmentação, pois vários autores citam que essa abordagem pode trazer melhorias na segmentação de regiões que apresentam supersegmentação ou subsegmentação.

Uma outra vantagem do segmentador aqui proposto é sua flexibilidade para segmentar tanto imagens SAR como imagens ópticas, obtido pelos testes que estão sendo implementados.

O objetivo final da análise das imagens é obter uma boa classificação e para que isso ocorra, é preciso melhorar o processo de segmentação.

#### Referências

- Beaulieu, J. M.; Touzi, R. Hierarchical segmentation of Polarimetric SAR Images. In: *2002 International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS'02) and 24<sup>th</sup> Canadian Symposium on Remote Sensing*. Toronto, Canada, 24-28 June 2002. *Proceedings*.
- 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.
- Delves, L.M.; Wilkinson, R.; Oliver, C.J.; White, R.G. Comparing the performance of SAR segmentation algorithms. *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 13, No. 11, pp. 21221-21249, 1992. Curran, P.J. *Principles of remote sensing*. London: Logman Scientific, 1985. 260 p.
- Jain, R.; Kasturi, R.; Schunck, B.G. *Machine Vision*. New York, McGraw-Hill, Inc., 1995. 549p.
- Lucca, E.V.D. *Avaliação e comparação de algoritmos de segmentação de imagens de radar de abertura sintética*. Dissertação de Mestrado em Sensoriamento Remoto, Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, SP, Dezembro de 1998.
- Oliver, C.; Quegan, S. *Understanding synthetic aperture radar images*. London, Artech House Inc., 1998. 479p.
- Rennó, C.D.; Freitas, C.C.; Sant'Anna, S.J.S. A system for region image classification based on textural measures. [CD ROM]. In: *Segunda Jornada Latino-Americana de Sensoriamento Remoto por Radar: Técnicas de Processamento de imagens - Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 9*, Santos, 1998. **Anais**. São Paulo: Fábrica da Imagem, 1998.

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*.