

## MÉTODO SEMIAUTOMÁTICO PARA EXTRAÇÃO E REGULARIZAÇÃO DE TALHÕES DE CANA-DE-AÇÚCAR UTILIZANDO IMAGENS LANDSAT-5, CLASSIFICADOR PARALELEPÍPEDO E ALGORITMO DE DOUGLAS-PEUKER

*SEMI-AUTOMATIC METHOD FOR SUGARCANE CROPS EXTRACTION AND REGULARIZATION USING LANDSAT-5 IMAGES, PARALLELEPIPED CLASSIFIER AND DOUGLAS-PEUKER ALGORITHM*

Paulo Henrique Hack Jesus<sup>1</sup>, Edinéia Santos Galvanin<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Universidade do Estado de Mato Grosso, Brasil  
E-mail: pauloh\_hack@hotmail.com

<sup>2</sup>Professora Adjunta do Departamento de Matemática, área de Geociências da Universidade do Estado de Mato Grosso, Brasil  
E-mail: galvanin@gmail.com

### RESUMO

Este artigo propõe um método semiautomático para extração e regularização de talhões de cana-de-açúcar por meio de imagens Landsat-5. O método baseia-se na utilização de uma função de realce usada para aumentar o contraste entre os objetos na imagem, da estrutura *quadtree* usada para subdividir a imagem em regiões homogêneas, do classificador paralelepípedo usado na sequência para extrair os *pixels* que pertencem ao padrão desejado, da detecção de bordas a partir de imagens binárias contendo as regiões segmentadas, da poligonização e da regularização de contornos via algoritmo de Douglas-Peucker. Os experimentos realizados com a área teste mostraram que o método proposto é promissor para aplicações envolvendo extração de talhões de cultura de cana-de-açúcar, visto que possibilitou a extração destes contornos com aproximadamente 94,95% de *pixels* corretamente classificados, 1,64% de falsos positivos e 3,4% de falsos negativos.

**Palavras-chave:** cana-de-açúcar, sensoriamento remoto, extração de contornos.

### ABSTRACT

This paper proposes a semi-automatic method for the extraction and regularization of sugarcane crops from Landsat-5 image. The method uses an enhancement function for increase contrast between objects in the image, the quadtree structure used for subdividing the image into homogeneous regions, parallelepiped classifier used for extract pixels that belongs to the desired pattern, edge detection from binary image with segmented regions, polygonization and regularization of contours by Douglas-Peucker algorithm. Experiments carried out with test area show that the proposed method is appropriate for applications involving semi-automatic sugarcane areas extraction, as it provided contour information with approximately 94.95% of pixel correctly classified, 1.64% of false positive and 3.4% of false negatives.

**Keywords:** sugarcane, remote sensing, contours regularization.

### 1 – INTRODUÇÃO

Técnicas de processamento de imagens estão sendo cada vez mais estudadas na busca por automatizar diversas atividades em variadas áreas, como por exemplo, análise do uso da terra, controle de desmatamento, monitoramento e estimativa de produção agrícola e análises e previsão de fenômenos meteorológicos, tornando ainda mais evidente a sua importância.

Neste contexto, técnicas de monitoramento e identificação de áreas de culturas com o uso de técnicas de geoprocessamento e sensoriamento remoto para o monitoramento e a estimativa de safras agrícolas vêm sendo pesquisadas, objetivando automatizar estas atividades que, até então, são realizadas de forma semiautomática ou manual (Fontana *et al.*, 2000) e cujos resultados, segundo Esquerdo (2007), nem sempre são precisos, o que é explicado pelo caráter subjetivo dos métodos tradicionais, que consistem na aplicação de questionários respondidos pelos próprios produtores ou pelas entidades relacionadas à atividade agrícola da região

(IBGE, 2002).

Sistemas capazes de alcançar tal objetivo são bastante úteis para instituições públicas e privadas envolvidas com o setor agrícola, influenciando a determinação de preços, manutenção de estoques, desenvolvimento de políticas agrícolas (Esquerdo, 2007) e possuem potencial para mudar a forma que os produtores gerenciam suas terras (Pinter Jr. *et al.*, 2003).

Dentre as pesquisas realizadas nesta linha podemos citar a de Macário *et al.* (2007), que desenvolveram um sistema web para monitoramento e previsão de safras agrícolas usando imagens do sensor MODIS onde se é possível fazer o cadastro de propriedades, áreas de cultivos e algumas consultas como, por exemplo, a variação dos valores NDVI em uma região selecionada pelo usuário ao longo do tempo, possibilitando relacionar o comportamento da cultura com fenômenos meteorológicos e a sua produtividade.

Esquerdo (2007) fez uso de perfis multitemporais de imagens NDVI no acompanhamento da safra de soja no oeste do estado do Paraná ao longo de três anos-safra,

resultando em um sistema automático para processos como conversão do formato bruto da imagem e até o georreferenciamento da imagem.

Yuan, Wiele e Khorram (2009) fizeram um estudo de caso utilizando três tipos de redes neurais aplicadas na classificação do uso/cobertura da terra, incluindo culturas agrícolas, usando imagens do sensor *Thematic Mapper* (TM) do satélite Landsat, cujos resultados foram satisfatórios e a rede de perceptrons de múltiplas camadas obteve o melhor desempenho dentre as três. Perumal e Bhaskaran (2010) testaram o classificador paralelepípedo, a técnica da distância mínima, o classificador por máxima verossimilhança, o mapeador de ângulo espectral, uma rede neural artificial e a distância Mahalanobis para classificar diferentes regiões como talhões de culturas agrícolas, em imagens do satélite multiespectral IRS-p6, sendo que o último método obteve a maior acurácia (99,7%).

Galvão *et al.* (2005) usaram imagens do sensor Hyperion/EO-1, convertidas para imagens de reflectância da superfície para discriminar cinco variedades de cana-de-açúcar usando, além das reflectâncias das bandas, vários índices espectrais e análise discriminante múltipla, alcançando 87,5% de acurácia na discriminação das variedades. Rudorff *et al.* (2010) analisaram a expansão das culturas de cana-de-açúcar e as mudanças do uso da terra no estado de São Paulo utilizando imagens Landsat, concluindo que imagens de sensoriamento remoto conseguem extrair informações importantes das culturas de cana-de-açúcar e fornecer resultados quantitativos relevantes.

Nesse contexto é de fundamental importância testar métodos para a extração de áreas de culturas agrícolas. Frente a esse cenário o objetivo deste trabalho foi extrair e regularizar talhões de cana-de-açúcar, devido à sua importância para a região Centro-Sul do Brasil (Rudorff *et al.*, 2010) e para o próprio país como o maior produtor de

cana-de-açúcar do mundo (Brasil, [200-]), e, particularmente para a região do município de Barra do Bugres, Mato Grosso, onde se encontra instalada a empresa Barralcool, que produz biocombustível e açúcar. A regularização e extração destes talhões foram feitas por meio da análise de imagens do sensor TM (Thematic Mapper) do satélite Landsat-5. São mostrados os resultados dos estudos com a aplicação de uma função de realce para gerar um contraste maior na imagem, do *quadtree* para tornar as regiões dos talhões mais homogêneas entre si, a segmentação via classificador paralelepípedo, detecção de bordas a partir de imagens binárias das regiões segmentadas, poligonização e regularização de contornos por meio do algoritmo de Douglas-Peucker.

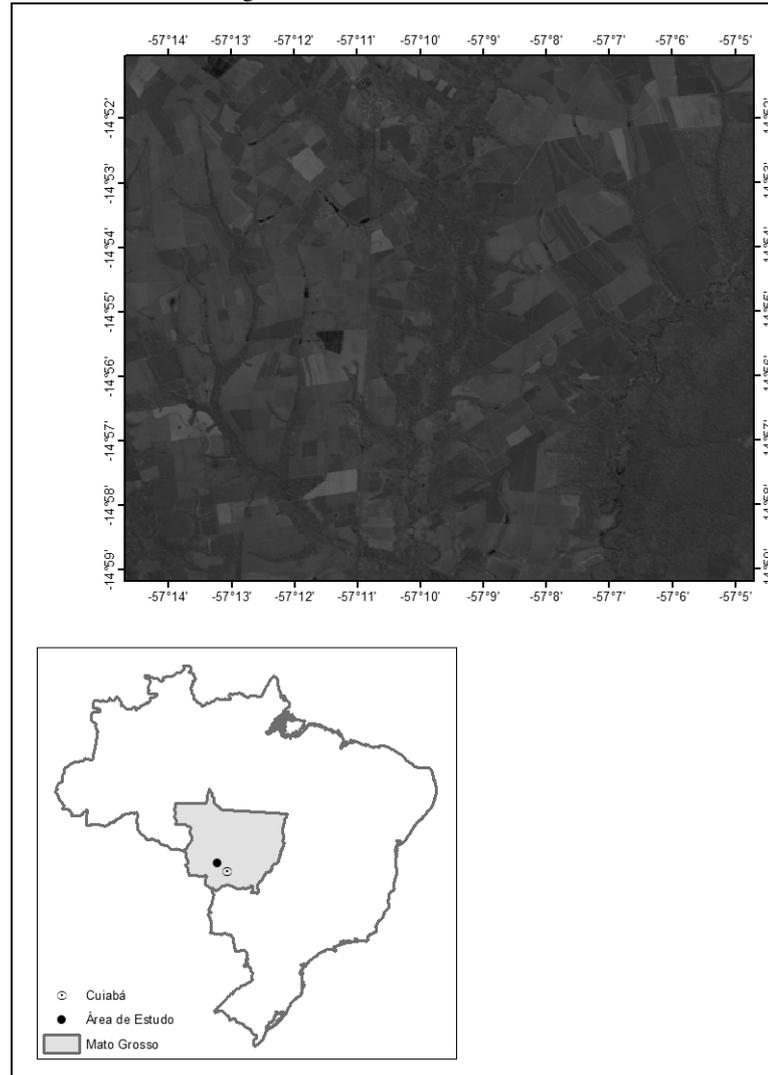
## 2 – MATERIAL E MÉTODOS

Esta seção mostra os materiais e métodos utilizados na pesquisa.

### 2.1 Material

A área de estudo, conforme a Figura 1, compreende uma região situada no município de Barra do Bugres, MT, entre as latitudes sul 14°50'59,76" e 14°59'10,63" e longitudes oeste 57°14'41,39" e 57°04'40,05". A escolha da área se justifica por ser uma região onde há uma considerável presença de talhões de cana-de-açúcar para a produção de etanol e açúcar pela usina Barralcool. Esta área representa parte da região do estado de Mato Grosso com a maior concentração de talhões de cana-de-açúcar e possui regiões de cana soca (cana que já foi colhida pelo menos uma vez), áreas em reforma, áreas que acabaram de ser reformadas e áreas de expansão (onde foi plantado cana pela primeira vez) (INPE, [201-]). Além disso, tem-se a presença de floresta, rios e uma pequena área urbana.

Figura 1 – Área de estudo



Foram adquiridas junto ao INPE (Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais), gratuitamente, as imagens da área de estudo do dia 31 de maio de 2011, um mês após o início do período da colheita, portanto com a presença de talhões maduros, órbita 227, ponto 70, do sensor TM do satélite Landsat-5, as bandas 3, 4 e 5, sendo a primeira correspondente à faixa do vermelho e as outras duas, a faixas do infravermelho próximo, sendo a banda 4 a de maior frequência (menor comprimento de onda) (Landsat TM 5, 1987-1988).

Para a implantação dos algoritmos foi utilizado o framework da Nokia, Qt (NOKIA, 2008), e estes foram escritos na linguagem de programação C++.

## 2.2 Métodos

A partir da imagem original gerou-se uma imagem realçada com a aplicação da função de realce; a partir desta, gerou-se uma imagem *quadtree*. Com uma imagem de amostras foram obtidas as faixas de valores dos *pixels* para o padrão de interesse, gerando-se então uma imagem binária contendo os *pixels* considerados pertencentes a este

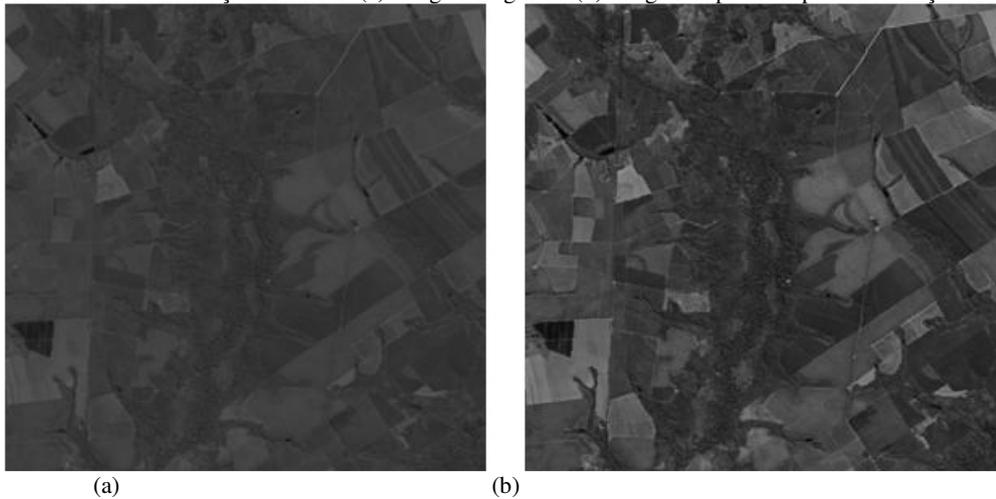
padrão; o algoritmo de detecção de bordas e poligonização é aplicado à imagem binária contendo os *pixels* extraídos gerando a imagem de bordas simples e a lista com as coordenadas dos *pixels* pertencentes às bordas; e por fim, aplica-se o algoritmo de Douglas-Peucker com um determinado limiar (fator de tolerância, que neste caso é igual a 2 e foi determinado empiricamente), que regulariza as bordas a partir das coordenadas dos *pixels* de borda.

Uma classificação manual foi realizada para comparar os resultados do método proposto por meio de uma análise quantitativa. Além disso, fez-se uma análise visual das imagens com os contornos regularizados.

### 2.2.1 Função de realce

Primeiramente, aplicou-se a função de realce na imagem desenvolvida por Jesus *et al.* (2010), com o objetivo de tornar todos os objetos na imagem mais evidentes, inclusive os talhões, facilitando e propiciando um maior sucesso na identificação da cultura de cana-de-açúcar na imagem. Na Figura 2 é mostrado o resultado obtido quando se aplica a função de realce.

Figura 2 – Resultado da função de realce. (a) Imagem original e (b) imagem depois de aplicada a função de realce.



Este realce na imagem foi aplicado por meio da Equação 1:

$$C(x) = \left( \frac{x - m}{m} \right) \cdot \left( \frac{x}{a} \right) + x \quad (1)$$

Em que:  $C$  é a função que para cada valor de um pixel (nível de cinza)  $x$  retorna um novo valor realçado;  $a$  é fator que determina o grau do realce, quanto menor  $a$ , maior é o grau do realce, sendo  $a > 0$ ;  $m$  é um valor médio dos *pixels* da imagem, de forma que a quantidade de *pixels* com nível de cinza maior que  $m$  e a quantidade de *pixels* com valor menor que  $m$  sejam iguais ou tenha a diferença de uma unidade de nível de cinza. Isto garante que uma imagem escura não fique ainda mais escura e uma clara, ainda mais clara, ou seja, garante a eficácia do contraste (realce).

### 2.2.2 Quadtree

O *quadtree* pode ser definido como uma estrutura de árvore, portanto hierárquica, onde cada nó possui quatro ramos (Berg *et al.*, 2000), para representar as subdivisões de uma imagem em um conjunto de regiões arbitrárias e disjuntas, onde a divisão das regiões satisfazem as seguintes condições (GONZALEZ; WOODS, 2002): a segmentação de uma região  $R$  pode ser vista como um processo de particionamento de  $R$  em  $n$  regiões  $R_1, R_2, \dots, R_n$  tal que,

- 1)  $\bigcup_{i=1}^n R_i = R$ , isto é, a segmentação deve ser completa;
- 2)  $R_i$  é uma região conexa,  $i = 1, 2, \dots, n$ ;
- 3)  $R_i \cap R_j = \emptyset$  para todo  $i$  e  $j, i \neq j$ , significando que as regiões devem ser disjuntas, ou seja, não devem ter nada em comum;

- 4)  $P(R_i)$  é verdadeiro para  $i = 1, 2, \dots, n$ , se todos os *pixels* em  $R_i$  possuírem a mesma propriedade  $P$  e
- 5)  $P(R_i \cap R_j)$  é falso para  $i \neq j$ , se as regiões  $R_i$  e  $R_j$  são diferentes no sentido da propriedade  $P$ .

Para o caso do *quadtree*,  $n$  vai sempre ser 4. A função  $P$  representa um teste em uma determinada região  $R_i$ , de forma que ela retorna verdadeiro, quando todos os *pixels* pertencentes a esta região atendem a um determinado critério, que pode ser referente a uma característica ou propriedade deste pixel. Considerando uma imagem quadrada, a abordagem para a segmentação no *quadtree* de  $R$  é subdividi-la sucessivamente em quatro quadrantes cada vez menores de maneira que, para qualquer região  $R_i$ ,  $P(R_i)$  é verdadeiro. Ou seja, se  $P(R_i)$  for falso, então se divide esta região em quatro novos quadrantes, de forma a formar uma estrutura em árvore, a cada nível que se avança, menores são os quadrantes. Assim, as folhas desta árvore são os quadrantes que satisfazem a propriedade  $P$ .

O *quadtree* também é usado na compactação e armazenamento de imagens (OLIVER; WISEMAN, 1983; MARKAS; JOHN, 1992), na triangulação de terrenos em 3D (PAJAROLA, 2002) e para particionar o Modelo Digital de Elevação em regiões homogêneas (GALVANIN, 2007).

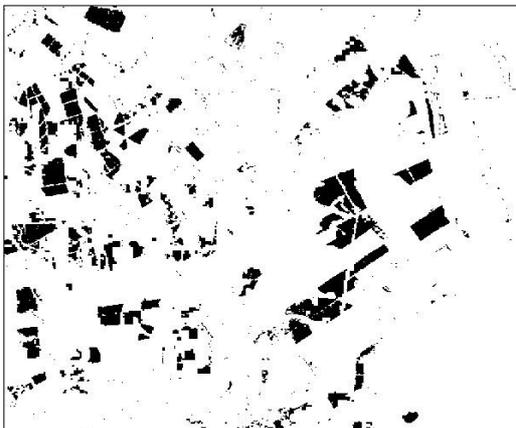
### 2.2.3 Classificador paralelepípedo

Nesta etapa amostras da feição de interesse presentes na imagem, que neste caso são os talhões de culturas de cana-de-açúcar, foram selecionadas. As amostras foram escolhidas de acordo com o trabalho de Rudorff *et al.* (2010) e com o projeto Canasat (INPE, [201-]). Nestes trabalhos as áreas de cultivo são divididas em cana soca, áreas em reforma, áreas reformadas e áreas de expansão, dentro destas, o método proposto permite identificar somente as áreas de cana soca com maior produtividade.

Isto é feito por um processo manual, onde se gerou imagens binárias para representarem as amostras do padrão que se deseja extrair. As coordenadas da imagem binária onde o nível de cinza é igual a zero (cor preta) representam as posições na imagem a serem trabalhadas, ou seja, onde existe um pixel pertencente àquele padrão.

Com esta imagem o programa desenvolvido calcula o menor e o maior valor dos *pixels* contidos na amostra para cada uma das imagens utilizadas, que neste trabalho são as bandas 3, 4 e 5 do satélite Landsat-5, e com base nesta informação, ou seja, na faixa de valores dos níveis de cinza, se extraem todos os *pixels* pertencentes a estas faixas de valores em todas as bandas usadas, de forma que o pixel deve estar entre os intervalos de todas as bandas, se não estiver em uma banda, já é descartado. Assim, gerou-se uma imagem binária (Figura 3), desta vez contendo todos os *pixels* pertencentes ao padrão de interesse a partir da imagem *quadtree*.

Figura 3 – Imagem binária contendo os *pixels* considerados como pertencentes ao padrão de interesse



De acordo com Mather e Koch (2011) este método de segmentação é denominado na literatura como classificador paralelepípedo, como um método supervisionado e estatístico. Ele tem este nome porque forma paralelepípedos com os valores máximos e mínimos, onde os *pixels* que se encontram dentro da área deste paralelepípedo são considerados como pertencentes a determinada classe. O paralelepípedo tem tantas dimensões quanto o número de bandas utilizadas, neste caso, três, e há somente um paralelepípedo, pois há somente uma classe a ser extraída da imagem.

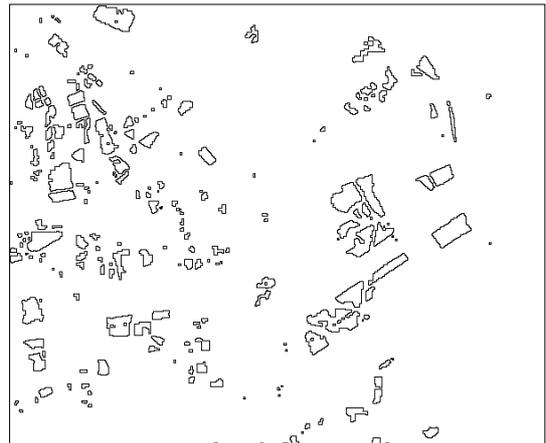
#### 2.2.4 Detecção de bordas e poligonização

O método de detecção de bordas usado aqui foi desenvolvido para imagens binárias, que já tenham suas regiões segmentadas, de forma que a detecção de borda depende diretamente da extração das regiões, se a primeira falhar, a outra falhará, e neste caso, as bordas não abrangerão os objetos de interesse na imagem.

Este algoritmo faz uso da recursividade para identificar todas as regiões de interesse que foram geradas pelo processo de segmentação (em preto), isto é, identificar todos os *pixels* que fazem parte de cada região. Uma vez

com todos os *pixels* de uma região identificados são analisados aqueles que estão nas fronteiras da região, ou seja, aqueles que têm contato com os *pixels* brancos, gerando assim, a imagem contendo somente estes *pixels* das bordas e ao mesmo tempo gerando a lista com o par de coordenada de cada um destes *pixels*, poligonizando os objetos da imagem. O método também retira das imagens aquelas regiões com probabilidade muito baixa de ser parte do objeto de interesse, como aquelas que possuem área muito pequena. Na Figura 4 é exibida a imagem resultante.

Figura 4 – Imagem de bordas simples



#### 2.2.5 Regularização de contornos

A manipulação de dados poligonais tornou-se elemento essencial nos sistemas de informações geográficas (SIG), uma vez que os contornos de objetos são representados por linhas poligonais (Azevedo *et al.*, 2003) e a partir destes polígonos regularizados, pode-se estimar áreas e perímetros de plantações agrícolas, o que é útil para a previsão e o planejamento de safras.

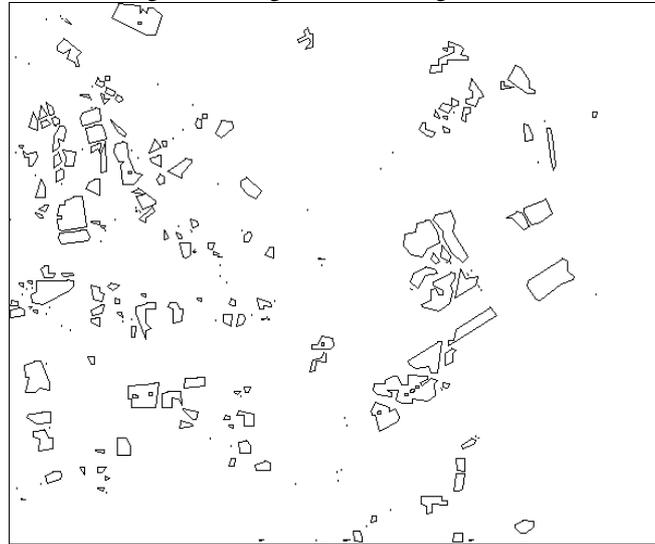
Para a regularização de contornos, este trabalho faz uso do algoritmo de Douglas-Peucker. A função principal deste método encontra-se na análise das distâncias entre pontos e retas do polígono de forma que o contorno simplificado contem um conjunto de pontos originais ao mesmo tempo em que todos os pontos originais estão a certa distância do novo contorno, denominada fator de tolerância (WU; MARQUEZ, 2003; FELGUEIRAS; CÂMARA NETO, 2004).

O algoritmo segue as seguintes etapas: dado um conjunto de pontos originais, traça-se uma reta entre os pontos iniciais e finais. Em seguida, são calculadas as distâncias de todos os pontos originais até essa reta. O ponto mais distante perpendicularmente à reta e cuja distância for maior que a tolerância especificada torna-se ponto inicial e final de duas novas retas e é adicionado a um vetor que representa o novo polígono. Estes passos se repetem recursivamente até que todos os pontos originais estejam dentro da tolerância especificada, o que não significa que estejam no novo polígono.

O algoritmo de Douglas-Peucker é aplicado a partir da lista com as coordenadas dos *pixels* de borda, gerando, por sua vez, a imagem de bordas regularizadas em função do

“limiar” ou fator de tolerância escolhido, foi utilizado o fator de tolerância igual a 2, determinado empiricamente. Na Figura 5 é mostrado, com mais detalhes, o resultado da regularização.

Figura 5 – Imagem de bordas regularizadas



### 3 – RESULTADOS E DISCUSSÃO

A análise dos resultados foi realizada de forma quantitativa por meio da comparação dos resultados da classificação pelo método proposto e a classificação realizada manualmente e, qualitativamente, por meio de análise visual, a partir da qual se pode afirmar que boa parte das áreas de cultura de cana-de-açúcar foram extraídas e que a regularização dos contornos aproximou-se da forma dos contornos de suas formas, principalmente para aquelas de formas regulares. Além disso, a regularização gerou algumas situações, como se pode notar na Figura 6b, a segunda região menor ficou ligada a dois traços para fora no seu canto inferior.

Figura 6 – Borda simples e borda regularizada. a) Borda simples; b) Borda regularizada.



A maior parte dos traços isolados presentes na imagem de bordas regularizadas são regiões onde realmente existe cultura agrícola, porém pequenas. No entanto, algumas delas são regiões de floresta que foram classificadas de forma errada. Na Figura 7 podem ser comparados os resultados obtidos para os diferentes conjuntos de amostras para uma determinada região.

Figura 7 – Comparação dos resultados de diferentes conjuntos de amostras. a) Imagem para o primeiro conjunto de amostras; b) Imagem para o segundo conjunto de amostras.



Observa-se que várias áreas de plantações de cana-de-açúcar que antes não foram classificadas, agora estão presentes na imagem de bordas e algumas das regiões que antes resultaram em traços isolados, agora tem suas formas bem definidas. Isso deixa em evidência a importância da escolha das amostras para que haja uma classificação considerada satisfatória. Na Tabela 1 são mostrados os resultados da análise quantitativa para esta nova classificação.

Tabela 1 – Resultados da classificação com o segundo conjunto de amostras

Classificação	Número de <i>pixels</i>	Porcentagem de <i>pixels</i> em relação à classificação
<i>Pixels</i> corretamente classificados	284.864	94,96
<i>Pixels</i> classificados incorretamente (falsos positivos)	4.931	1,64
<i>Pixels</i> não classificados (falsos negativos)	10.205	3,40
Total	300.000	100,00

A classificação apresentou um resultado consideravelmente melhor em relação aos falsos negativos e mais *pixels* foram corretamente classificados, embora tenha mantido situações semelhantes à classificação feita com o primeiro conjunto de amostras, como traços isolados.

Em ambos os testes, algumas regiões tiveram em seu interior pequenas áreas que foram classificadas como não sendo áreas de cana-de-açúcar. Estas regiões são partes de estradas ou parte de algum outro padrão (objeto) que atravessam regiões de cana-de-açúcar, o que significa que nestes casos, partes deste padrão (como as estradas) foram classificadas como sendo cana, devido à combinação de três fatores: a largura do objeto, a resolução espacial das imagens usadas (30 m) e também as amostras utilizadas, fazendo com que o valor destes *pixels* onde estão este objeto entrassem na faixa de valores associada a cana-de-açúcar. Nos casos onde a estrada está bem definida, ou seja, os valores dos *pixels* para a estrada estão diferentes o suficiente das plantações, a classificação foi bem sucedida, como pode ser visto na Figura 7.

## CONCLUSÕES

Conclui-se que o método testado produziu resultados satisfatórios, uma vez que a maior parte das regiões de culturas de cana-de-açúcar foi corretamente classificada, segmentada, regularizada e teve as coordenadas dos *pixels* pertencentes ao contorno extraídas em um vetor, o que por sua vez, pode ser usado para a extração de características destas regiões tais como forma e perímetro. A metodologia, portanto, gerou informações importantes para sistemas de previsão e gerenciamento de safras.

No entanto, verificou-se que o método proposto possui alguns pontos que devem ser melhorados e revisados, como os traços isolados gerados na regularização dos contornos, os erros de classificação e o fato do método de segmentação necessitar de uma coleta de amostras de forma manual e que deve ser feita para cada imagem em que se deseja extrair os contornos de uma determinada classe, devido às diferenças tonais e de contraste existentes em cada imagem. Além disso, o método de classificação de paralelepípedos considera somente o nível de cinza dos *pixels*, ignorando outros fatores, como, por exemplo, o contexto.

## REFERÊNCIAS

- AZEVEDO, J. B.; ESCOBAR, I. P.; MELLO, M. P. Algoritmos para a simplificação da representação cartográfica. In: Congresso Brasileiro de Cartografia, 21, 2003, Belo Horizonte. **Anais...** Rio de Janeiro: Sociedade Brasileira de Cartografia, v. 1, 2003.
- BERG, M. De; KREVELD, M. Van; OVERMARS, M.; SCHWARZKOPF, O. **Computational geometry: algorithms and applications**. 2. ed. Berlin: Springer, 2000. <https://doi.org/10.1007/978-3-662-04245-8>.
- BRASIL, **Ministério da Agricultura**. Cana-de-açúcar. Sítio do Ministério da Agricultura do Brasil, [200-]. Disponível em: <<http://www.agricultura.gov.br/vegetal/culturas/cana-de-acucar>>. Acesso em: 21 set. 2011.
- ESQUERDO, J. C. D. M. **Utilização de perfis multitemporais do NDVI/AVHRR no acompanhamento da safra de soja no oeste do Paraná**. Campinas, SP: [s.n.], 2007. Tese (Doutorado), Universidade de Campinas, Faculdade de Engenharia Agrícola.
- FELGUEIRAS, C. A.; CÂMARA NETO, G. Modelagem numérica de terreno. In: Câmara Neto, G.; Davis, C.; Monteiro, A. M. V. **Introdução à ciência da geoinformação**. São José dos Campos: INPE, 2004.
- FONTANA, D. C.; WEBER, E.; DUCATI, J.; FIGUEIREDO, D. C.; BERLATO, M. A.; Bergamaschi, H. Monitoramento e previsão de safras no Brasil. In: **Simposio Latinoamericano de Percepción Remota**, 9. **Anais...** Puerto Iguazu, Argentina, 2000.
- GALVANIN, E. A. S.; DAL POZ, A. P.; SOUZA, A. D. P. Segmentação de dados de perfilamento a laser em áreas urbanas utilizando uma abordagem bayesiana. **Boletim de Ciências Geodésicas**, v. 13, p. 76-90, 2007.
- GALVÃO, L. S.; FORMAGGIO, A. R.; TISOT, D. A. Discriminação de variedades de cana-de-açúcar com dados hiperespectrais do sensor Hyperion/EO-1. **Revista Brasileira de Cartografia**. n. 57, v. 01, 2005. ISSN: 1808-0936.
- GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. **Digital image processing**. 2. ed. New Jersey: Prentice Hall, 2002. ISBN: 0-201-18075-8.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E

**ESTATÍSTICA** – IBGE. Departamento de Agropecuária. Pesquisas agropecuárias. 2. ed., Rio de Janeiro: IBGE, 2002. p. 92. Série Relatórios Metodológicos, v. 6, ISSN: 0101-2843. ISBN: 85-240-3069-0.

#### **INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS**

**ESPACIAIS** – INPE. Divisão de Sensoriamento Remoto: projeto CANASAT. São José dos Campos: INPE, [201-]. Disponível em: <<http://www.dsr.inpe.br/laf/canasat/cultivo.html>>. Acesso em: 02 maio 2012.

\_\_\_\_\_. Landsat TM 5: imagem de satélite. São José dos Campos: **Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais** – INPE, 1987-1988. 1 fotografia aérea. Escala 1:100.000. 31 maio 2011. Bandas 3, 4 e 5.

IWANO, T. M. **Uso da aplicação normal de Gauss na poligonização de superfícies implícitas**. Dissertação (Mestrado em Matemática) – Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande, p. 63, out. 2005.

JESUS, P. H. H.; GALVANIN, E. A. S.; ROCHA, J. C. da. Uso da estrutura *quadtree* e difusão anisotrópica na identificação e classificação de culturas de cana-de-açúcar em imagens Landsat-5 na região da bacia do Alto Paraguai. In: Geopantanal, 3, 2010, Cáceres, MT. **Anais...** 3. Simpósio de Geotecnologias no Pantanal, Cáceres, MT: Embrapa, INPE, p. 523-532, 2010.

MACÁRIO, C. G. N.; SENRA, R. D. A.; MEDEIROS, C. B.; LAMPARELLI, R. A. C.; ZULLO JUNIOR, J.; ROCHA, J. V.; MADEIRA, E. R. M.; MARTINS, E.; BARANAUSKAS, M. C. C.; LEITE, N. J.; TORRES, R. S. Monitoramento de safras via web: um caso de sucesso em pesquisa multidisciplinar. In: Congresso Brasileiro de Agroinformática, 6, São Pedro, SP, out. 2007. **Anais...** 6°. SBIAgro, São Pedro, SP: Embrapa Informática Agropecuária, p. 326-330, out. 2007.

MARKAS, T.; JOHN, R. Quad tree structures cor image compression applications. **Information Processing & Management**, v. 28, n. 6, p. 707-721. Great Britain: Pergamon Press, 1992.

MATHER, P. M.; KOCH, M. **Computer processing of remotely-sensed images: an introduction**. 4. ed. Chichester, West Sussex, UK: John Wiley & Sons, 2011. ISBN: 978-0-470-74238-9. <https://doi.org/10.1002/9780470666517>.

NOKIA CORPORATION. Qt SDK. Versão 1.2.1. [S.l.]: **Nokia Corporation**, 2008. Disponível em: <<http://qt.nokia.com/downloads>>. Acesso em: 11 abr. 2012.

OLIVER, M. A.; WISEMAN, N. E. Operations on quadtree encoded images. **The Computer Journal**, v. 26, n. 1, p. 83-91, 1983. <https://doi.org/10.1093/comjnl/26.1.83>.

PAJAROLA, R. Overview of quadtree-based terrain triangulation and visualization. Irvine: **University of California**, January 2002. Technical Report n. 02-01.

PERUMAL, K.; BHASKARAN, R. Supervised classification performance of multispectral images.

**Journal of Computing**, v. 2, issue 2, february 2010. ISSN: 2151-9617.

PINTER JR., P. J.; HATFIELD, J. L.; SCHEPERS, J. S.; BARNES, E. M.; MORAN, M. S.; DAUGHTRY, C. S. T.; UPCHURCH, D. R. Remote sensing for crop management. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, v. 69, n. 6, p. 647-664, June, 2003. <https://doi.org/10.14358/PERS.69.6.647>.

ROCHA, J. C.; GALVANIN, E. A. S.; JESUS, P. H. H. Extração e regularização de contornos de talhões de cultura de cana-de-açúcar via quadtree e algoritmo de Douglas-Peucker em imagens Landsat 5. In: CONIC, 4., Cáceres, MT, 2011. **Anais...** 4º Congresso de Iniciação Científica, Cáceres, MT: UNEMAT, 2011.

RUDORFF, B. F. T.; AGUIAR, D. A.; SILVA, W. F.; SUGAWARA, L. M.; ADAMI, M.; MOREIRA, M. A. Studies on the rapid expansion of sugarcane for ethanol production in São Paulo state (Brazil) using Landsat data. **Journal of Remote Sensing**, n. 2, ISSN 2072-4292, p. 1057-1076, 2010. <https://doi.org/10.3390/rs2041057>.

YUAN, H.; WIELE, C. F. V. D.; KHORRAM, S. An automated artificial neural network system for land use/land cover classification from Landsat TM imagery. **Journal of Remote Sensing**, v. 1, n. 3, ISSN 2072-4292, p. 243-265, July, 2009.

WU, S. T.; MARQUEZ, M. R. G. A non-self-intersection Douglas-Peucker Algorithm. In: Simpósio brasileiro de computação gráfica e processamento de imagens, 26, 2003, São Carlos, SP. **Proceedings...** California. <https://doi.org/10.1109/sibgra.2003.1240992>.