

Incorporação do conhecimento através da lógica fuzzy para a classificação de imagem óptica.

Livia dos Santos Abdalla¹
Luiz Felipe de Almeida Furtado²

¹Instituto Militar de Engenharia – IME
Praça Gen. Tibúrcio, 80 Urca, Rio de Janeiro - RJ, 22290-270
abdalla.livia@gmail.com

² Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE
Av. dos Astronautas, 1.758, Jd. da Granja - São José dos Campos - SP, 12227-010
furtadolf@hotmail.com

Abstract. In mapping by digital image processing, computational algorithms are used in the automatic identification of targets and classifiers are based on pixel by pixel or by regions. The classification by regions is performed in two steps: image segmentation and classification itself. The analysis of image-based object (OBIA) also consists of two stages, such as classification by regions, the distinction is in the classification. As the images are structured in objects that have their own identity, you can extract other descriptors like texture, shape, topological relations with neighboring objects, hierarchical relationship between levels of targeting, and others. Thus, this work aims to analyze how the object-based classification can improve the result of classification of land cover and use in image SPOT 5 HRG sensor. The image segmentation was performed using multi-resolution algorithm, in which two criteria are used to describe the separation of objects and characterize the different segments: standard color (spectral) and the criterion of the form (smoothing and compactness). After segmentation, followed by the establishment phase of the knowledge base on which was based on the concept of fuzzy logic. The fuzzy logic proved to be an appropriate tool for modeling knowledge, allowing the consideration of dubiousness in the process that associates the given object to a certain category.

Palavras-chave: remote sensing, object-based classification, multi-resolution algorithm, use and land cover, sensoriamento remoto, análise de imagem baseada em objeto, algoritmo de multi-resolução, uso e cobertura do solo.

1.Introdução

No mapeamento por processamento digital de imagens, algoritmos computacionais são utilizados na identificação automática dos alvos e são baseados em classificadores *pixel a pixel* ou por regiões. A classificação *pixel a pixel* pode ser executada de modo não-supervisionado ou supervisionada. No modo não supervisionado, a classificação é feita utilizando métodos estatísticos de análise de agrupamento e, durante o procedimento, não há intervenção direta do intérprete na definição das classes pertinentes a cena.

O modo supervisionado, por sua vez, é baseado na coleta de amostras, denominadas como áreas de treinamento, referentes a classes definidas pelo usuário. Os algoritmos de classificação, determinísticos ou probabilísticos, utilizam-se das amostras, geradas pelo usuário, para rotular os pixels de toda imagem como pertencente a um determinado uso ou cobertura do solo. A classificação por regiões é executada em duas etapas: a segmentação da imagem e a classificação propriamente dita. Segmentar uma imagem consiste em determinar grupamentos de pixels adjacentes, similares entre si, que são tratados como um objeto, através de algoritmos de agrupamentos de dados (SPRING, 2011). Após a segmentação, a

classificação é executada de modo não supervisionado ou supervisionado, de maneira semelhante aos métodos *pixel a pixel*, considerando somente a resposta espectral dos segmentos da imagem. A diferença, assim, entre as duas metodologias de classificação consiste no tratamento dado ao pixel. Enquanto no *pixel a pixel*, estes são avaliados isoladamente, a classificação por regiões avalia os segmentos, ou seja, pixels agrupados em regiões contíguas durante segmentação a partir algoritmos que examinam a textura e a resposta espectral dos pixels adjacentes e, alguns destes, a forma do objeto (SPRING, 2011).

Diferentemente dos classificadores tradicionais, que apenas utilizam a resposta espectral, a análise de imagens baseada em objeto (*Object-based Image Analysis – OBIA*) possibilita utilizar outros descritores. A OBIA consiste também em duas etapas, como a classificação por regiões, a distinção está na classificação. Como as imagens estão estruturadas em objetos, que possuem identidade própria, é possível extrair outros descritores como textura, forma, relações topológicas com os objetos vizinhos, relação hierárquica entre os níveis de segmentação, entre outros, aproximando-se dos processos cognitivos humanos de interpretação de imagens (NAVULUR, 2007; CAMARGO *et al.*, 2010).

Desta forma, o presente trabalho possui como objetivo analisar de que maneira a classificação baseada em objetos pode aperfeiçoar o resultado da classificação de uso e cobertura do solo em imagem de alta resolução espacial. Para esse fim utilizou-se de imagem do satélite SPOT 5, além do software eCognition 7.0.

2. O Sensoriamento Remoto e a Classificação Baseada em Objeto

2.1. Análise Baseada em Objeto

A Análise de Imagem Baseada em Objetos (OBIA) consiste na abordagem da imagem a partir de objetos dotados de significados, podendo ser interpretados a partir dos seus atributos espaciais, espectrais e temporais (HAY & CASTILLA, 2006). A dimensão espacial da OBIA, como distâncias, relações de vizinhança, topologia, além de forma e padrão de distribuição dos objetos, são cruciais para a classificação dos alvos.

A primeira etapa para a classificação por OBIA consiste na divisão de uma imagem, ou seja, no agrupamento dos pixels em objetos dotados de significado através de técnicas de segmentação. Segundo Blaschke (2009) os segmentos (ou objetos) são grupos de pixels gerados por um ou mais critérios de homogeneidade, previamente estabelecidos. Assim, uma imagem segmentada consiste em uma coleção de objetos que dividem a imagem em regiões homogêneas. E no que se refere a diferentes níveis de segmentação, as relações entre os objetos ocorrem também ao nível de objetos e subobjetos.

Após a segmentação, segue-se a fase de criação da base de conhecimento orientada a objeto, que é estruturada em uma rede semântica hierárquica, responsável por armazenar o conhecimento do intérprete sobre a área de estudo e com base na qual os objetos são classificados.

Assim, a lógica de imagem baseada em objeto preconiza as características semânticas dos objetos, que podem ser analisadas de acordo com seus aspectos geométricos e temáticos, respectivamente; o primeiro compreende topologia, forma e posição, o segundo atributos não espaciais dos objetos. Este modelo permite que a semântica possa ser desenvolvida apoiada em parâmetros físicos e de conhecimento sobre relacionamentos.

2.2. Conhecimento e Semântica

No que concerne à Inteligência Artificial, o conhecimento pode ser definido como a informação ou os modelos usados pelo computador para interpretar, prever e responder

apropriadamente questões do mundo real (FISCHLER & FIRSCHEIN, 1987 apud ANTUNES, 2003).

Psicólogos ainda não conhecem completamente como é processado o conhecimento lógico pelo cérebro humano (ANTUNES, 2003). Contudo, o entendimento de percepção visual que permite adquirir o conhecimento lógico vem ganhando interesse em Sensoriamento Remoto no que se refere ao mapeamento e análise de imagens.

A percepção de objetos na imagem é apoiada na base do conhecimento e seu contexto, que neste caso é compreendido como o conjunto de circunstâncias que acompanham um conhecimento. O processo de percepção necessita de um conhecimento pré-definido e a relação entre os objetos também depende desta capacidade humana de dar significados às coisas.

No âmbito da imagem, objetos são agrupados de acordo com um modelo cognitivo. Existe uma capacidade intuitiva do cérebro em agrupar coisas similares. Objetos ou segmentos de características semelhantes podem ser agrupados formando regiões ou superobjetos. Esta capacidade de agrupamento é tão mais apurada quanto maior for a base do conhecimento, quanto mais bem definido o objetivo a ser alcançado. O conhecimento pode ser representado hierarquicamente por meio de uma estrutura que relaciona objetos e regiões em termos de semântica. A rede hierárquica de conhecimento permite representar o conhecimento geográfico de forma lógica. As relações entre objetos podem ser organizadas hierarquicamente próximo ao raciocínio humano (BERENDT et al. 1998 apud ANTUNES 2003).

2.3. Segmentação

A segmentação de uma imagem pode ser definida como a divisão de uma imagem em diferentes regiões, onde cada uma destas regiões possui propriedades específicas. TILTON (2002) destaca que as regiões consistem em um agrupamento de valores multiespectrais ou hiper-espectrais similares. A segmentação é uma componente importante para o reconhecimento de padrões. Entretanto, não existe um modelo formal para segmentação. O processo é essencialmente empírico e, em geral, ajustável aos diferentes tipos de imagem, com limiares definidos face a complexidade dos alvos investigados.

Objetiva-se com a segmentação dividir uma imagem em grupos de pixels ou objetos de acordo com determinado grau de homogeneidade, a fim de associá-los a uma feição do terreno. Dependendo do tipo de imagem e do objetivo, diferentes métodos de segmentação podem ser aplicados, como a segmentação da imagem em diferentes escalas de objetos, a qual pode levar à criação de uma rede hierárquica que relaciona objetos maiores a subobjetos (objetos menores). E uma vez que os objetos ou regiões são contextualizados, o conhecimento do mundo real pode ser realizado por meio de lógica fuzzy através de parâmetros espectrais e parâmetros de forma.

2.4. Lógica Fuzzy

O conceito de conjuntos difusos, nebulosos ou fuzzy, proposto por ZADEH (1965) apud ANTUNES (2003), é uma generalização do conceito da teoria clássica dos conjuntos. O conjunto fuzzy refere-se a conceitos inexatos para uma metodologia de caracterização de classes, que por várias razões não se tem ou não se pode definir limites rígidos (bordas) entre classes. A utilização de um conjunto fuzzy é em geral aplicada sempre que se tiver que lidar com ambigüidade, abstração e ambivalência em modelos matemáticos.

O conjunto fuzzy expressa o grau para o qual um elemento pertence a um conjunto utilizando uma função de pertinência. Então, esta função característica de um conjunto fuzzy

apresenta valores variáveis entre **0** e **1**, os quais denotam o grau de pertinência de um elemento em um dado conjunto (AZEVEDO et. al 2000). Ou seja, Um pixel pode pertencer a uma determinada classe com um grau de pertinência, e a uma outra classe com outro grau de pertinência.

3. Metodologia

3.1. Materiais

A imagem multiespectral utilizada para a realização da classificação automática com RNA foi a do satélite SPOT 5, sensor HRG (High-Resolution Geometric).

As imagens do satélite SPOT possuem aplicações nas mais diversas áreas científicas e comerciais, no monitoramento de fenômenos e recursos naturais, acompanhamento do uso agrícola das terras, apoio ao monitoramento e definição de áreas de preservação, atualização de mapas e cartas, entre outros.

As imagens adquiridas no modo multiespectral oferecem resolução espacial de 10 metros (como exceção da banda do infravermelho médio como resolução de 20 metros); enquanto a banda pancromática com 5 metros.

Todo o processamento digital da imagem foi conduzido no software eCognition, onde o usuário pode representar o conhecimento utilizando relações derivadas experimentalmente e modificar tais relações de maneira a satisfazer os fins da análise da imagem. Neste programa, os objetos resultantes da segmentação representam a informação da imagem de uma forma abstrata. Além das informações espectrais outras informações ou atributos adicionais, como forma, textura, relacionamento entre objetos e sua vizinhança, podem ser usados para a classificação (ECOGNITION, 2003).

Para representar o conhecimento do usuário, o software dispõe de redes conectadas, chamadas de classes hierárquicas de operadores. Estas classes são capazes de modificar suas conexões ao sofrerem alterações nas informações fornecidas pelo usuário. Regiões representativas de cada classe são fornecidas como amostras e, a partir delas, uma descrição das classes é obtida. O usuário pode selecionar a informação útil, interagindo com o programa através da escolha dos atributos relevantes, derivados da imagem, ou informações advindas de mapas. Quanto mais informações relevantes o usuário introduzir no sistema, maior é o conhecimento armazenado nas classes hierárquicas.

3.2. Métodos

3.2.1. Segmentação da Imagem

A segmentação da imagem foi realizada através do algoritmo multi-resolução, no qual dois critérios são utilizados para descrever a separação dos objetos e caracterizar os diferentes segmentos: critério da cor (espectral) e o critério da forma (suavização e compacidade). O parâmetro compacidade é um atributo que representa quão agrupado estão os pixels de um determinado objeto, e a suavidade representa o grau de regularidade do contorno de um objeto. Ainda neste algoritmo de segmentação, deve-se considerar além dos critérios de semelhança, o parâmetro de escala que controla o tamanho de cada objeto, de modo que este corresponda a uma Unidade Mínima de Mapeamento (Minimal Mapping Unit - MMU) e que determina o tamanho médio dos objetos: um valor de escala maior conduz a objetos maiores.

A tabela 1 mostra os parâmetros utilizados nesse processo. A segmentação multi-resolução é, em sua essência, a técnica que começa com os objetos de um pixel. Em etapas

subseqüentes, numerosos objetos menores da imagem são fundidos em objetos maiores, sendo esses objetos adjacentes na imagem, fundidos conforme critérios de semelhança.

Tabela 1: Parâmetros utilizados na segmentação multi-resolução

Bandas	Peso 1 para as quatro bandas
Fator de Escala	30
Fator de Forma	0,3
Fator de Compacidade	0,5

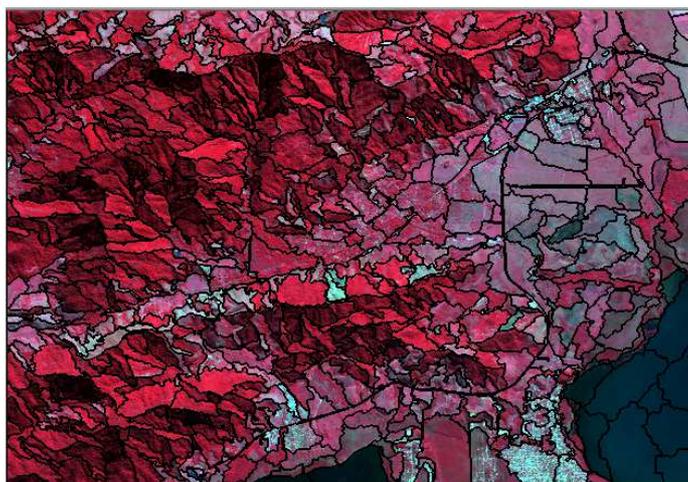


Figura 1: Segmentação com o algoritmo multi-resolução

Após a segmentação, segue-se a fase de criação da base de conhecimento orientada a objeto, que é estruturada em uma rede semântica hierárquica, responsável por armazenar o conhecimento do intérprete sobre a área de estudo e com base na qual os objetos são classificados.

3.2.2. Classificação

A interpretação dos objetos oriundos da segmentação foi bastante útil no processo de generalização, abstração e estruturação da semântica. O processo de interpretação da imagem com vistas à classificação envolveu o processo de estruturação da base do conhecimento; análise da forma dos objetos no domínio dos segmentos; e a inserção do conhecimento por meio de regras fuzzy.

A combinação de diferentes conjuntos fuzzy baseados em diferentes descritores foram utilizados para discriminar as classes corpos d'água, floresta, pasto, solo exposto, vegetação secundária inicial e área antrópica. A figura 2 apresenta os descritores utilizados para separar as diferentes classes. Os descritores foram testados utilizando a estrutura hierárquica e com o objetivo de verificar a utilidade dos descritores, foram selecionadas várias amostras para as diferentes classes e analisada a eficiência discriminatória de cada descritor.

Nesta etapa, os objetos passam a se relacionar através da definição da rede hierárquica (herança dos atributos que descrevem a classe) e da rede semântica (estrutura lógica de relação entre as classes). Para a classificação, o objeto é atribuído à classe para a qual o grau

de pertinência é maior, sendo que este valor é determinado por meio de lógica fuzzy (PINHO, 2005).

Durante a criação da rede hierárquica alguns descritores foram customizados, dentre eles o NDVI (Normalized Difference Vegetation Index), o qual é utilizado no atributo de brilho para classificação das áreas com cobertura vegetal.

Para classificar a imagem, utilizou-se o classificador vizinho mais próximo (nearest neighbor). O vizinho mais próximo classifica os objetos da imagem com base na distribuição das amostras de treinamento das classes no espaço de atributos. Uma grande vantagem desta metodologia é que o analista consegue interagir com a classificação a partir da definição dos parâmetros espaciais e espectrais. Como nos classificadores pixel a pixel, esta metodologia utiliza-se de elementos amostrais para definir as classes, porém neste caso os elementos amostrais deixam de ser pixels e passam a ser objetos (figura 3).

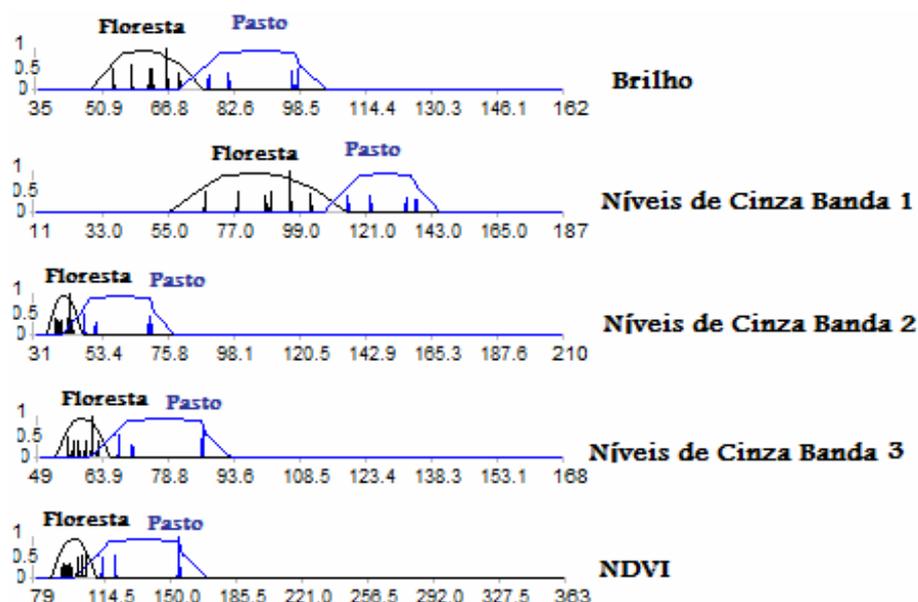


Figura 2: Funções de Pertinência Baseado em Diferentes Descritores

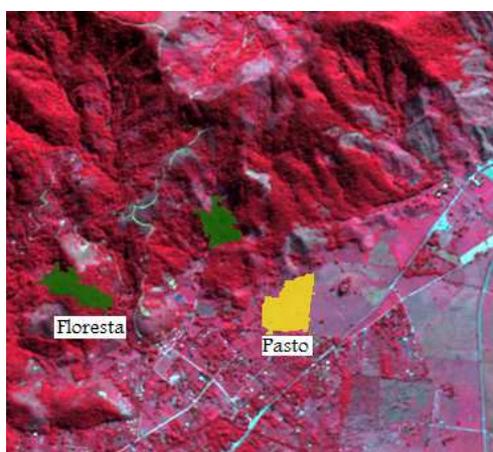
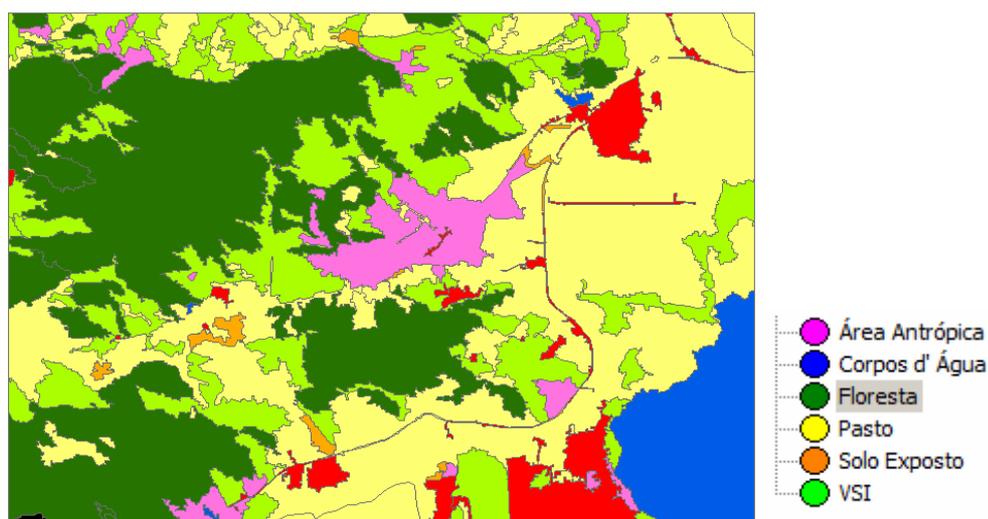


Figura 3: Segmentos Amostrados das Classes Floresta e Pasto

4. Resultados e Discussão

Como uma avaliação preliminar da aplicação, não só do método de classificação baseado em objetos, mas também de segmentação multi-resolução, este trabalho apresentou resultados satisfatórios, pretendendo-se, portanto, prosseguir no desenvolvimento de uma metodologia para o mapeamento do uso do solo que utilize a segmentação da imagem em diferentes escalas ou níveis, tornando possível contextualizar superobjetos e subobjetos, e conseqüentemente introduzir uma hierarquia de estrutura mais complexa. Pois é exatamente na rede hierárquica que ocorre a fundamentação do conhecimento, explicitado através da rede semântica.

Por fim, a lógica fuzzy mostrou-se um instrumento apropriado na modelagem do conhecimento, propiciando a consideração de dubiedade no processo que associa determinado objeto a uma determinada categoria. BAATZ & SCHÄPE (2000) salientam a importância da teoria fuzzy a análise da classificação de feições espectralmente próximas entre si. O resultado da análise fuzzy é uma relevante fonte de informação que pode, junto com outras fontes de dados, permitir uma melhora significativa no processo de classificação digital. A tendência atual é que a classificação de imagens de alta resolução seja cada vez mais amparada nesta lógica.



Referências Bibliográficas

- AZEVEDO et al. **Redes neurais com aplicações em controle em sistema especialista**. Visual books. Florianópolis. 2000.
- ANTUNES, A. F. B. **Classificação de Ambiente Ciliar Baseada em Orientação a Objetos em Imagens de Alta Resolução Espacial**. Tese de Doutorado, UFPR, 2003.
- BAATZ, M.; SCHÄPE, A. **Multiresolution segmentation – an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation**. In: STROBL, J., BLASCHKE, T. *Angewandte Geographische Informationsverarbeitung XII. Beiträge zum AGITSymposium Salzburg*. Karlsruhe. Herbert Wichmann Verlag, p. 12–23, 2000.
- BLASCHKE, T. **Object based image analysis for remote sensing**. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. Vol. 65, 2009.

CAMARGO, F. F.; ALMEIDA, C. M.; COSTA, G. A. O. P.; FEITOSA, R. Q.; OLIVEIRA, D. A. B.; FERREIRA, R. S.; HEIPKE, C. **Cognitive approaches and optical multispectral data for semiautomated classification of landforms in a rugged mountainous area.** In: GEOBIA 2010 - GEOgraphic Object Based Image Analysis, 2010, Ghent, Bélgica. International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, vol. XXXVIII-4/C7.

DEFINIENS IMAGING, **ecognition, User's Guide 3.0.** Disponível em <http://www.definiensimaging.com/documents/index.htm> Acesso em abril de 2012.

HAY, G. J.; CASTILLA, G. **Object-based image analysis: strengths, weaknesses, opportunities and threats (SWOT).** The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. Vol. XXXVI. 2006.

NAVULUR, K. **Multispectral image analysis using the object-oriented paradigm.** Taylor & Francis Group. Boca Raton. 2007.

NOVO, E. M. L. M. **Sensoriamento remoto: Princípios e aplicações.** Editora Edgard Blücher LTDA. São Paulo, SP. 2010.

PINHO, C.M.D.; Rennó, C.D. ; Kux, H. **Avaliação de técnicas de fusão aplicadas à imagem QuickBird.** In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto. 12, 2005, Goiânia. Anais. São José dos Campos: INPE, 2005. p. 4225 – 4232. CD-ROM. SPRING. Sistema de Processamento de Informações Georreferenciadas. SPRING: Tutorial de Geoprocessamento. Disponível em: <http://www.dpi.inpe.br/spring/teoria/princo.htm>. Acesso em: abril 2011.

TILTON, J. **Hierarchical Image Segmentation: as applied to Remotely Sensed Multispectral or Hyperspectral Imagery.** NASA Applied Information Sciences Branch. 2002