

Análise orientada a objetos aplicada a imagem de alta resolução para identificação de solo exposto em ambiente montanhoso de Mata Atlântica

Lívia Furriel de Castro¹; Elaine Cristina Cardoso Fidalgo²; Rachel Bardy Prado³

¹ Aluna de Engenharia Química – PUC (liviafurrielc@gmail.com)

^{2 e 3} Pesquisadoras da Embrapa Solos, Rua Jardim Botânico 1024, Jardim Botânico, Rio de Janeiro, CEP:22460-000 (elaine.fidalgo@embrapa.br; rachel.prado@embrapa.br)

Abstract. Since bared soil and lands with low production of biomass may be considered indicators of degraded areas, is important to develop methods to identify and classify bared soil using remote sensing. In this context, this study aimed to identify areas bared soil mountainous landscape of Atlantic Forest using Geographic Object-Based Image Analysis (Geobia) and its Principal Components applied to high resolution multispectral of images of the satellite World View-2. The classification method applied the third Principal Component, the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) and the image of the green spectral band. A visual evaluation of the classification results showed that the classification method was good to classify bared soil, which includes dirt roads, land prepared for cultivation, and even degraded areas with low production of biomass, which is the study focus.

Palavras-chave: remote sensing, degraded lands, multiresolution segmentation, principal component analysis, sensoriamento remoto, terras degradadas, segmentação multiresolução, análise de componentes principais.

1. Introdução

No Brasil há grandes extensões de áreas degradadas. Em áreas ocupadas com pastagens (170 a 200 milhões de ha), por exemplo, estima-se que 52 milhões de hectares se encontram em processo de degradação (Martinelli et al., 2010; Lapola et al., 2014). A erosão dos solos é uma das formas mais significativas de degradação ambiental, sendo influenciada por diversos fatores, tais como: característica do solo, topografia, uso e cobertura da terra e clima (Oliveira et al., 2009). Como consequências dos processos erosivos, ocorrem os processos de sedimentação, eutrofização e contaminação dos rios, pois juntamente das partículas de solo são carreados nutrientes e pesticidas, além de diversos prejuízos econômicos por conta da degradação dos solos (Prado e Novo, 2015). Em áreas de relevo montanhoso o risco aos processos erosivos aumenta e por isto é tão importante estudos que tragam respostas em relação a este fenômeno, mapeando as áreas mais susceptíveis.

O estudo dos processos erosivos vem ocorrendo há diversas décadas, em todo o mundo. Para tal, os pesquisadores têm utilizado uma série de métodos e técnicas, dependendo dos objetivos do estudo, dos recursos humanos e financeiros disponíveis, das condições climáticas, dos tipos de solos, das condições ambientais e de outras características relevantes para o tema em questão (Guerra e Mendonça, 2004; Demattê et al., 2004; Galdino et al., 2015).

Um solo degradado ou em processo de degradação apresenta suas propriedades químicas, físicas e biológicas alteradas de forma a impedir ou dificultar o crescimento da vegetação. Como resultado, a produção de biomassa nessas áreas é menor que nas áreas não degradadas. A redução da biomassa faz-se notar pelas falhas da cobertura vegetal e, muitas vezes, pela total falta de vegetação, deixando o solo exposto. Face a isso, a identificação de solo exposto e de áreas com baixa produção de biomassa podem se constituir em indicadores da ocorrência de áreas degradadas.

Nesse contexto, o desenvolvimento de métodos para a identificação e delimitação de solo exposto utilizando sensoriamento remoto pode se constituir em importante ferramenta para o planejamento do uso da terra e de sua conservação e recuperação.

Dentre as técnicas de sensoriamento remoto que auxiliam na identificação e delimitação de solo exposto, Nobrega et al. (2006) propõem a utilização da Principal Componente 3 aplicada a imagens multiespectrais.

A Análise de Componentes Principais (PCA) é uma transformação linear aplicada ao conjunto de bandas de uma imagem multiespectral que permite a redução ou remoção de redundâncias entre bandas espectrais por meio da rotação e translação dos eixos no espaço de atributos espectrais. Por meio de uma transformação matemática gera-se um novo conjunto de dados não correlacionados que apresentam, decrescentemente, uma redução na variabilidade das informações contidas nas bandas originais. Esse procedimento garante a separabilidade espectral dos objetos presentes na cena (Nóbrega, 2007).

Para Blaschke e Kux (2007) uma grande revolução no processamento digital de dados de sensoriamento remoto vem ocorrendo, principalmente devido às elevadas resoluções espaciais, que exigem um novo tipo de processamento, além da observação dos *pixels* de forma unitária. Ao invés de classificar os *pixels* individualmente quanto às suas características espectrais, os novos procedimentos consideram a delimitação de objetos com características espectrais homogêneas como base para o processamento posterior. A classificação passa a considerar informações extraídas desses objetos, como resposta espectral média, variância, dimensões, forma e textura. Segundo Hay e Castilla (2008), a abordagem orientada a objetos (Geographic Object-Based Image Analysis, GEOBIA) possui vantagens em relação aos modelos tradicionais de classificação de imagens, pelo fato de os elementos considerados não serem os pixels isolados, mas grupos deles (regiões de *pixels*), se obtém um significativo aumento no número de variáveis consideradas na classificação, pois além das informações espectrais, torna-se possível descrever cada região usando parâmetros em relação à forma do objeto (área, altura, largura, densidade, altura da borda, entre outros), à textura, às relações entre objetos vizinhos e outros.

Diante do exposto, este trabalho objetivou identificar áreas de solo exposto em ambiente montanhoso de Mata Atlântica utilizando análise orientada a objeto aplicada a imagens multiespectrais de alta resolução do satélite World View-2 e suas componentes principais.

2. Metodologia

2.1. Área de Estudo

A área de estudo é a microbacia do rio Batatal, inserida na bacia hidrográfica Guapi-Macacu, no estado do Rio de Janeiro. Trata-se de uma bacia de grande importância porque abastece mais de dois milhões de habitantes na baixada Fluminense e Niterói. A região de estudo é um ambiente montanhoso onde predomina o relevo acidentado, sendo grande parte de sua área constituída por vegetação natural em diversos estádios de sucessão, além de apresentar uso com pastagem e agricultura em pequena escala.

2.2. Tratamento da Imagem de Satélite

Foi obtida uma imagem de alta resolução espacial do satélite World View-2, bandas 450-510 nm (azul-B), 510-580 nm (verde-G), 630-690 nm (vermelho-R), 770-895 nm (infravermelho próximo-NIR), recobrendo a microbacia do rio Batatal, A data de aquisição foi 30/07/2010 e a resolução espacial das bandas multiespectrais é de 2m. A projeção utilizada foi UTM, datum WGS 84. A ortorretificação da imagem foi feita utilizando o *software* ENVI 4.8 da Exelis VIS. Segundo Penha et al. (2011) para a ortorretificação das imagens foram utilizados os modelos numéricos de elevação do terreno (MNE) do Instituto Brasileiro de

Geografia e Estatística (IBGE) disponível em: <http://www.ibge.gov>, na escala 1:25.000 e formato tif.

2.3. Análise de Componentes Principais (PCA)

A Análise de Componentes Principais foi realizada no *software* ENVI 5.3 da Exelis VIS, utilizando-se a ferramenta *Forward PCA Rotation New Statistics and Rotate*.

Nesta técnica o número de componentes principais gerado é igual ao número de bandas espectrais utilizadas e estas são ordenadas em ordem decrescente de autovalores. Neste trabalho foram geradas as quatro componentes principais (PC1, PC2, PC3 e PC4), a partir das quatro bandas originais da imagem.

2.4. Segmentação da Imagem

Um dos primeiros passos para a abordagem orientada a objetos é a geração de regiões homogêneas de uma imagem formada por *pixels*, processo denominado segmentação (Wang et al., 2010).

Para identificar o melhor resultado da segmentação, foram realizados testes utilizando o algoritmo de segmentação multiresolução do *software* Ecognition Developer 9.1.

Na segmentação multiresolução, o critério de homogeneidade define a relação cor/forma e a relação compacidade/suavidade dos objetos, sendo construído a partir do conceito de heterogeneidade interna das regiões (calculadas para os atributos de cor e forma, que são ponderados pelo tamanho dos objetos). Assim, pode-se dizer que a compacidade é o atributo que representa quão agrupados estão os *pixels* de um determinado objeto, enquanto a suavidade representa o grau de irregularidade do contorno de um objeto (Baatz et al., 2004).

Em cada segmentação testada, um dos parâmetros sofreu alteração, mantendo os demais constantes. Desta forma, foi possível analisar a influência de cada parâmetro isoladamente. A Tabela 1 apresenta os valores dos parâmetros utilizados para cada teste.

Tabela 1. Valores para os parâmetros de segmentação.

Teste	Bandas	Escala	Forma	Cor	Compacidade	Suavidade
1	RGB	10	0.1	0.9	0.5	0.5
2	RGB	30	0.1	0.9	0.5	0.5
3	RGB	60	0.1	0.9	0.5	0.5
4	RGB, Nir	60	0.3	0.7	0.7	0.3
5	RGB, Nir	60	0.5	0.5	0.8	0.2
6	RGB, Nir	60	0.7	0.3	0.9	0.1
7	RBG, Nir	60	0.1	0.9	0.9	0.1
8	RBG, Nir	60	0.8	0.2	0.5	0.5
9	RBG, Nir	60	0.9	0.1	0.1	0.9
10	RBG, Nir	60	0.1	0.9	0.1	0.9
11	RBG, Nir	60	0.1	0.9	0.9	0.1
12	RBG, Nir	60	0.9	0.1	0.9	0.1

Para a definição do parâmetro de escala, que mais influi no tamanho de objetos, a meta foi a obtenção de objetos que representassem de forma adequada a classe solo exposto. Foi atribuído peso 1 para as bandas R, G, B, PC1, PC2 e PC3. Iniciou-se com o parâmetro em 10

e encerrou-se em 60, quando ficou visível que os valores superiores resultariam em objetos heterogêneos, contendo mais de um tipo de classe.

Os parâmetros mais apropriados à representação dos objetos levando em conta a escala de interesse e a legenda definida foram resultantes da análise visual.

2.5. Classificação da imagem

Uma vez segmentada a imagem, foi necessário o conhecimento das características dos objetos e a utilização dos operadores lógicos, procurando analisar os atributos da classe a ser identificada – solo exposto. Utilizando ferramentas do *software* Ecognition, foi selecionado um conjunto de segmentos reconhecidos como solo exposto, para os quais foram identificados os atributos mais relevantes. Os descritores utilizados no procedimento foram: atributos para a Média (*Mean*) que é definida como o valor médio, calculado a partir de todos os *pixels* de uma determinada banda e o Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI), dado pela equação 1:

$$NDVI = ((IR - R) / (IR + R)) \quad (1)$$

Onde: IR = valores do pixel na banda do Infravermelho, e R = valores do pixel na banda do vermelho.

O NDVI foi empregado para melhor identificar as áreas de solo exposto, evitando-se confusão com áreas de pastagem que apresentam maior cobertura de vegetação, sejam gramíneas, arbustos ou árvores em início do estágio de regeneração. Com essa mesma finalidade, de separar solo exposto de pastagem não degradada, utilizou-se ainda os valores médios da banda G. Os atributos e limiares utilizados nesta etapa se encontram na Tabela 2.

Tabela 2. Atributos e limiares utilizados na classificação.

Atributos	Limiares
<i>Mean</i> PC3	Maiores que 185
NDVI	Entre -0,1 e 0,51
<i>Mean</i> Banda G	Maiores que 36

Foi aplicado o método de classificação no *software* Ecognition (algoritmo *classification*), considerando-se os atributos e limiares descritos na Tabela 2.

3. Resultados e Discussão

Na Tabela 3 são observados os resultados da análise de componentes principais.

Embora a variabilidade da PC3 seja pequena, de 0,56%, ela se mostrou muito eficiente para destacar o solo exposto. Neste caso, essa classe englobou estradas de terra, áreas preparadas para cultivo, e ainda áreas degradadas com baixa produção de biomassa, que é o foco do estudo.

Após os testes de segmentação, observou-se que o melhor desempenho do algoritmo *multiresolution segmentation* para a segmentação neste estudo foi obtido para valores baixos de forma, e valores médios a altos de compacidade. Na Figura 1 são apresentados os resultados de dois testes de segmentação, no teste *a*, para composição do critério de homogeneidade, foram usados os limiares: 0,1 para forma e 0,8 de compacidade, (resultando

na melhor segmentação) e no teste *b* foram usados os limiares: 0,8 para forma e 0,8 para compacidade. Ambos com escala de 60.

Tabela 3. Análise de Componentes Principais.

Componente Principal	Autovalores	Variabilidade
1	1361,41	95,85%
2	50,66	3,57%
3	7,96	0,56%
4	0,39	0,03%

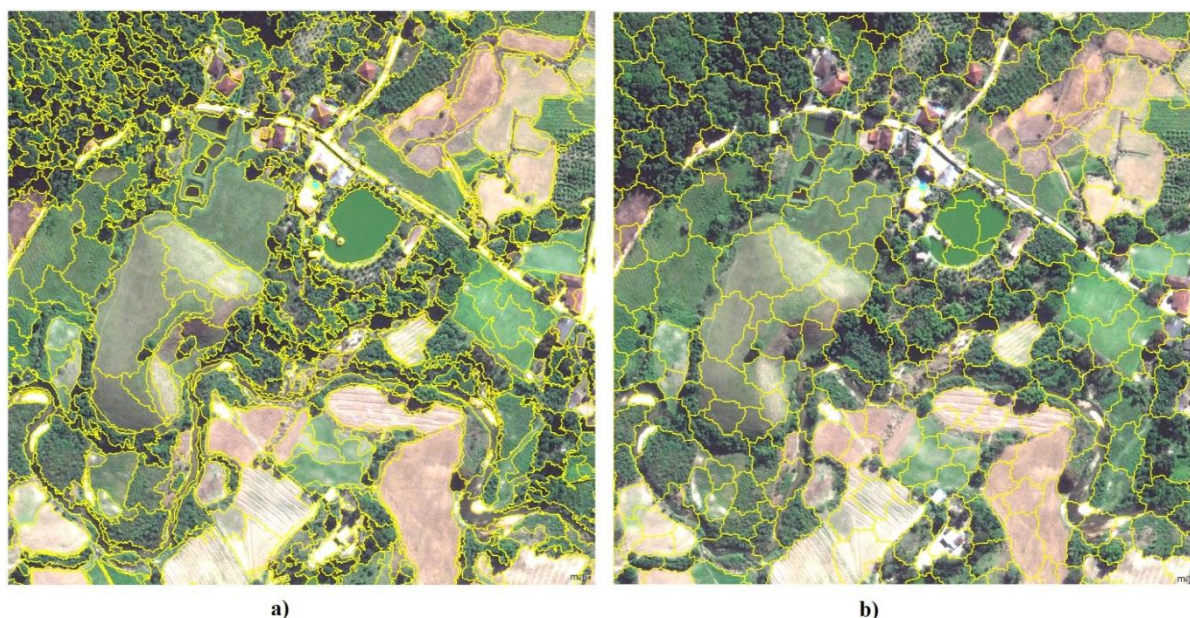


Figura 1. Resultado da segmentação a e b.

Na Figura 2 é apresentado um recorte da área de estudo com a composição colorida das bandas originais e na Figura 3 é apresentado o resultado da classificação, isto é, as áreas classificadas como solo exposto.

A avaliação visual do resultado obtido permitiu-se verificar que o método de classificação utilizado delimitou e classificou de forma satisfatória as áreas de solo exposto, as quais englobam estradas de terra, áreas preparadas para cultivo, e ainda áreas degradadas com baixa produção de biomassa, que é o foco do estudo.



Figura 2. Recorte da Imagem Original World View-2.

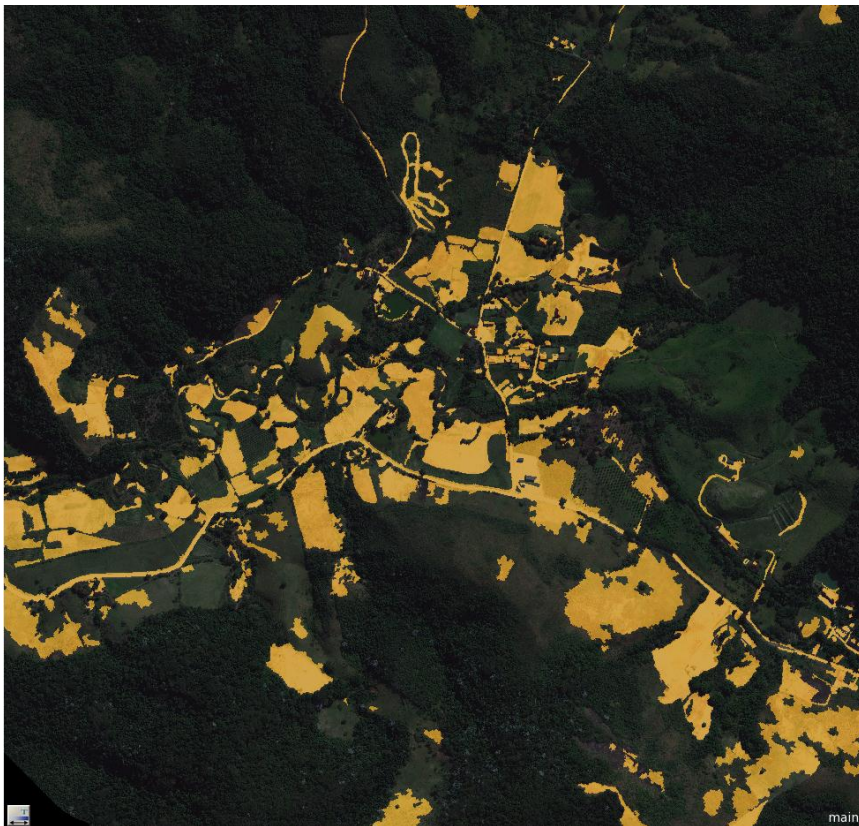


Figura 3. Recorte da Imagem Original World View-2 com o resultado da classificação do Solo Exposto.

4. Conclusões

O uso do PC3 mostrou-se eficiente para identificar solo exposto nas condições da área de estudo, em relevo montanhoso na Mata Atlântica. O refinamento desse estudo é necessário buscando adequar as ferramentas para identificar os diferentes níveis de degradação das terras e obter estatísticas que melhor quantifiquem as imprecisões no processo da classificação.

Agradecimentos: Os autores agradecem o projeto “Dinâmica da paisagem associada a indicadores para subsidiar o planejamento agroambiental em áreas de Mata Atlântica” (registro na Embrapa número 02.09.01.021.00.00) pela aquisição da imagem de alta resolução World View-2 e ao projeto Rio Rural (registro na Embrapa número 03.15.00.081.00.00) pela bolsa concedida à aluna Lívia Furriel de Castro.

Referências

- Baatz, M.; Benz, U.; Dehghani, S.; Heynen, M.; Höltje, A.; Hofmann, P.; Lingenfelder, I.; Mimler, M.; Sohlbach, M.; Weber, M.; Willhauck, G. **e-Cognition professional user guide 4**. München, Germany: Definiens Imaging GmbH, 2004. 486 p.
- Baatz, M.; Schape, A. Multiresolution segmentation: an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation. In: Strobl, J., Blaschke, T. **Angewandte Geographische Informationsverarbeitung XII**. Karlsruhe: Herbert Wichmann Verlag, 2000. p.12 – 23.
- Blaschke, T.; Kux, H. J. H. **Sensoriamento Remoto e SIG avançados - novos sistemas sensores: métodos inovadores**. São Paulo: Oficina de Textos, 2007, 303 p.
- Demattê, J.A.M.; Toledo, A.M.A.; Simões, M.S. Metodologia para reconhecimento de três solos por sensores: laboratorial e orbital. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 28, n. 01, p. 877-889, 2004.
- Galdino, S.; Bolfe, É. L.; Nogueira, S. F.; Spinelli-Araujo, L.; Victoria, D. C.; Grego, C. R.; Bayma-Silva, G. Análise geoespacial entre níveis de degradação de pastagens e parâmetros físicos em sub-bacias de Pindamonhangaba, SP. In: Simpósio Brasileiro De Sensoriamento Remoto (SBSR), 17., 2015, João Pessoa. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2015. Internet, p. 1161-1168. ISBN 978-85-17-0076-8. Disponível em: <<http://urlib.net/8JMKD3MGP6W34M/3JM47QH>>. Acesso em: 01 nov. 2016.
- Guerra, A.J.T.; Mendonça, J.K.S. Erosão dos Solos e a Questão Ambiental. In: Vitte, A.C.; Guerra, A.J.T. (Org.). **Reflexões sobre a Geografia Física no Brasil**. Rio de Janeiro: Editora Bertrand Brasil, 2004. p. 225-280.
- Hay, G. J.; Castilla, G. Object-based Image Analysis: Strengths, Weaknesses, Opportunities and Threats (SWOT). **International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences**, v. 36I-4/C42, 2006.
- Lapola, D. M.; Martinelli, L. A.; Peres, C.A.; Ometto, J. P. H. B.; Ferreira, M. E.; Nobre, C. A. A.; Aguiar, P. D.; Bustamante, M. M. C.; Cardoso, M. F.; Costa, M. H.; Joly, C. A.; Leite, C. C.; Moutinho, P.; Sampaio, G.; Strassburg, B. B. N.; Vieira, I. C. G. Pervasive transition of the Brazilian land-use system. **Nature Climate Change**, v.4, p.27-35, 2014.
- Martinelli, L. A.; Joly, C. A.; Nobre, C. A.; Sparovek, G. A falsa dicotomia entre a preservação da vegetação natural e a produção agropecuária. **Biota Neotrópica**, v.10, n.4, 2010.
- Nobrega, R. A. A.; O'Hara, C. G.; Olson, G.; Kim, S.; Vijayaraj, V.; Quintanilha, J. A.; Barros, M. T. L. Extracting and classifying bare soil erosion risk areas in an urban basin using object-oriented technologies, high

resolution imagery and elevation data. In: Geographic Information Systems and Water Resources IV - AWRA Spring Specialty Conference, 2006, Houston, Texas.

Nóbrega, R. A. **Detecção da malha viária na periferia urbana de São Paulo utilizando imagens orbitais de alta resolução espacial e classificação orientada a objetos.** 2007. 166 p. Tese (Doutorado) – Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. Departamento de Engenharia de Transportes. 2007.

Oliveira, P. T. S.; Rodrigues, D. B. B.; Alves Sobrinho, T.; Panachuki, E. Processo Analítico Hierárquico aplicado a vulnerabilidade natural a erosão. **Geociências**, v. 28, n. 4, p. 417-424, 2009.

Penha, T. V.; Silva, J. M. De M. E; Prado, R. B.; Fidalgo, E. C. C. Ortorectificação e classificação de imagens dos satélites de alta resolução World View2 e GeoEye. In: Simpósio Brasileiro De Sensoriamento Remoto, 16., 2013, Foz do Iguaçu. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2013. DVD, p. 1379-1386.

Prado, R. B.; Novo, E. M. L. M. Modeling pollution potential input from the drainage basin into Barra Bonita reservoir, São Paulo – Brazil. **Braz. J. Biol.**, v. 75, n. 2, p.314-323, 2015.

Wang, Z.; Jensen, J.R., Im, J. An automatic region-based image segmentation algorithm for remote sensing applications. **Environmental Modelling & Software**, v. 25, n. 10, p. 1149-1165, 2010.