



## Estimativa da cobertura do solo em áreas susceptíveis a deslizamentos em Angra dos Reis-RJ através de classificação supervisionada de imagens RapidEye<sup>(1)</sup>

**Ana Carolina de Souza Ferreira<sup>(2)</sup>; Andréa da Silva Gomes<sup>(3)</sup>; Marcos Bacis Ceddia<sup>(4)</sup>; Mauro Antonio Homem Antunes<sup>(4)</sup>.**

<sup>(1)</sup> Trabalho executado com apoio do Curso de Pós-Graduação em Agronomia - Ciência do Solo (CPGA-CS) da Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro (UFRRJ), CAPES e FAPERJ.

<sup>(2)</sup> Mestranda do CPGA-CS (UFRRJ). Seropédica, Rio de Janeiro; anacarolina.agronomia29@hotmail.com; <sup>(3)</sup> Doutoranda do CPGA-CS (UFRRJ). <sup>(4)</sup> Professor; Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro.

**RESUMO:** O uso de sensoriamento remoto tem permitido a praticidade na classificação de imagens de satélites, sendo muito utilizada nos estudos ambientais na avaliação da dinâmica da paisagem através de classificações do uso e cobertura do solo. O objetivo do trabalho constituiu na comparação da classificação supervisionada de cobertura do solo pelos métodos de Máxima Verossimilhança e distância Euclidiana no software SPRING 5.1.6. Efetuaram-se os procedimentos de pré-processamento das imagens Rapideye, treinamento, classificação, pós-classificação, mapeamento e avaliação das classificações dos algoritmos Máxima Verossimilhança (Max Ver) e distância Euclidiana. Foram gerados dois mapas e apresentados as tabelas de áreas em hectares e porcentagens da cobertura do solo dos algoritmos Max Ver e distância Euclidiana e as tabelas com os índices para a avaliação da exatidão de classificação. O estudo comparativo entre os dois algoritmos apresentou resultados semelhantes, sendo que o algoritmo classificador de máxima verossimilhança gerou uma melhor imagem temática e discriminação das classes de cobertura do solo.

**Termos de indexação:** correção atmosférica, RapidEye, sensoriamento remoto.

### INTRODUÇÃO

A utilização inadequada do solo urbano tem causado nas últimas décadas uma intensificação dos estudos na busca de soluções para um planejamento sustentável do ambiente construído.

As modificações do espaço urbano acontecem de forma cada vez mais dinâmica e rápida, por isso o seu gerenciamento está se tornando um grande desafio para planejadores e gestores. Monitorar as transformações e interações da expansão urbana nas cidades é tarefa fundamental para a atividade de planejamento e para articulação de políticas regionais e urbanas. Um exemplo típico de região com frequentes ocorrências de movimentos de massa é o município de Angra dos Reis-RJ, o que

tem demandado maior frequência na geração de mapas temáticos do uso do solo e com maior resolução espacial. Dentre as imagens de satélite disponíveis para fazer o monitoramento do uso do solo, destaca-se as geradas pelo satélite RapidEye, que são disponibilizadas pelo Ministério do Meio Ambiente - MMA e com pixel de 5 metros. A classificação de imagens de satélite tem sido uma técnica bastante utilizada para avaliar o uso da cobertura do solo, permitindo a visualização e identificação das alterações na paisagem, associando cada pixel da imagem a uma classe que diz respeito a um objeto real: área urbana, vegetação, água etc. (Crósta,1992). No entanto, diferentes resultados podem ser obtidos, dependendo do algoritmo de classificação utilizado. Há vários tipos de classificação digital de imagens, sendo mais comum a classificação supervisionada e não supervisionada.

O objetivo desse trabalho foi avaliar as diferenças entre dois algoritmos de classificação supervisionada (Máxima Verossimilhança e Distância Euclidiana), tendo como estudo de caso uma cena do satélite RapidEye obtida para o município de Angra dos Reis-RJ.

### MATERIAL E MÉTODOS

#### Área de estudo

A área de estudo compreende parte de uma cena do satélite Rapideye, com resolução espacial de 5 metros, composição RGB 453, da data 17 de agosto de 2011, (latitude de -22,78° a -23,00°; longitude de -44,53° a -44,29°). As imagens foram disponibilizadas pelo MMA, que engloba uma porção do município de Angra dos Reis-RJ servindo como área teste para futura classificação de todo o município, já que este é frequentemente atingido por fenômenos de movimento de massa, em parte, devido às mudanças do uso do solo.

A imagem utilizada possui projeção UTM (Universal Transversa de Mercator), fuso 23S, e datum horizontal WGS84. A resolução espacial do sensor é de 6.5m, mas as imagens fornecidas



estavam reamostradas para 5m, processo este realizado durante a ortorretificação.

Para a execução da classificação de imagens, foi realizada a etapa de pré-processamento de correção atmosférica. A imagem foi transformada para o formato RAW através do SPRING 5.2.6 e aplicado o modelo 6S (Second Simulation of Satellite Signal in the Solar Spectrum) desenvolvido para a simulação de radiação, a nível de satélite (Vermote et al.1997) e adaptado para a correção atmosférica de imagens por Antunes et al. (2012).

Para o treinamento e classificação foram utilizadas as bandas 4,5,3 do RapidEye.

Buscou-se comparar os mapeamentos de cobertura do solo existentes em parte do município através da utilização de algoritmos de classificação supervisionada no software SPRING 5.2.6.

Na etapa de classificação supervisionada, foram utilizados os métodos estatísticos de Máxima Verossimilhança e distância Euclidiana.

O algoritmo Máxima Verossimilhança (Max Ver) avalia a variância e a covariância das categorias de padrões de resposta espectral quando classifica um pixel desconhecido.

Já o algoritmo da distância Euclidiana é calculado entre determinado pixel (x) apresentado ao sistema e o pixel médio de cada uma das classes. Como o próprio nome indica, o pixel apresentado é classificado na categoria para a qual a distância Euclidiana resultou num valor mínimo.

A classificação dos algoritmos foi realizada nas seguintes etapas:

### Treinamento

Para fins de mapeamento digital da área de estudo, foram adotadas nove classes temáticas: Mata, vegetação rasteira, capoeira, campo antrópico, areia, área urbana, água, água com sedimentos e sombra. Efetuou-se a seleção de amostras em áreas representativas de cada tipo de cobertura do solo. Dessas amostras foram extraídos os parâmetros estatísticos (média e matriz de covariância) para cada classe, para que o classificador utilize como regra de decisão que irá determinar a qual classe refere-se um dado pixel.

Em seguida, realizou-se uma análise sobre as amostras de treinamento com a finalidade de conferir se as classes de interesse se encontravam bem definidas ou se existia confusão espectral entre as mesmas. A conferência foi efetuada através da análise da matriz de confusão entre as classes.

### Classificação

Nesta etapa, é calculada a probabilidade de um dado pixel pertencer a cada uma das classes providas na fase de treinamento, associando as

áreas que correspondem aos temas de interesse. Foi utilizado um limiar de 100%.

### Pós-Classificação

Realizada a classificação, o processo de pós-classificação é feito a fim de uniformizar os temas extraído os pixels isolados que visivelmente são classificados de forma errônea. Foi utilizado o limiar de cinco e peso dois.

### Mapeamento

Foi realizado através do item mapeamento de classes para imagem temática, na opção imagem do SPRING, definindo as classes de interesse.

### Avaliação da classificação dos algoritmos

Depois de realizada a classificação, a imagem Rapideye foi avaliada para a determinação do grau de confiabilidade dos resultados obtidos. Sendo feita duas análises: uma qualitativa e outra quantitativa.

A análise qualitativa consistiu na comparação do resultado da classificação dos algoritmos com a imagem original, visualmente foi observado se houve coerência na identificação das classes com a imagem Rapideye que foi classificada. A análise quantitativa baseou-se na matriz de erro para determinação do desempenho global (DG), o índice Kappa (K) e a confusão média (Congalton e Green, 2009).

## RESULTADOS E DISCUSSÃO

Após o processamento da imagem do sensor Rapideye, utilizando os algoritmos de classificação supervisionada de Max Ver e distância Euclidiana, foram elaborados os mapas de cobertura do solo que podem ser observados nas **figuras 1 e 2**.

Nas **tabelas 1 e 2** são apresentados os valores das análises quantitativas das áreas em hectares e em porcentagem dos dois algoritmos de classificação Max Ver e distância Euclidiana.

O algoritmo da distância Euclidiana, considerando a ordem decrescente da área de cada classe, exceto nas classes de mata e areia, difere na ordem comparado ao algoritmo Max Ver.

Analisando-se a matriz de erros durante a análise das amostras, foi observado que o algoritmo de distância Euclidiana obteve maior confusão entre os temas mata, vegetação rasteira, campo antrópico, água com sedimentos e sombra quando comparado com a matriz de erros do Max Ver. Essa diferença pode ser observada quando se compara as porcentagens das classes de uso acima



mencionadas.

**Tabela 1.** Áreas em hectares e porcentagens da cobertura do solo do algoritmo Max Ver

| CLASSES             | Max Ver         |            |
|---------------------|-----------------|------------|
|                     | Área (ha)       | %          |
| Mata                | 45123,28        | 72,20      |
| Vegetação Rasteira  | 3625,03         | 5,80       |
| Capoeira            | 208,73          | 0,33       |
| Campo Antrópico     | 5072,81         | 8,12       |
| Areia               | 26,95           | 0,04       |
| Área Urbana         | 959,00          | 1,53       |
| Água                | 6607,67         | 10,57      |
| Água com Sedimentos | 677,31          | 1,08       |
| Sombra              | 199,28          | 0,32       |
| <b>TOTAL</b>        | <b>62500,00</b> | <b>100</b> |

**Tabela 2.** Áreas em hectares e porcentagens da cobertura do solo do algoritmo distância Euclidiana.

| CLASSES             | Distância Euclidiana |            |
|---------------------|----------------------|------------|
|                     | Área (ha)            | %          |
| Mata                | 38420,86             | 61,47      |
| Vegetação Rasteira  | 7807,65              | 12,49      |
| Capoeira            | 227,97               | 0,37       |
| Campo Antrópico     | 3435,10              | 5,50       |
| Areia               | 88,94                | 0,14       |
| Área Urbana         | 683,55               | 1,09       |
| Água                | 6827,30              | 10,92      |
| Água com Sedimentos | 3772,30              | 6,04       |
| Sombra              | 1236,36              | 1,98       |
| <b>TOTAL</b>        | <b>62500,00</b>      | <b>100</b> |

Na **tabela 3** são apresentados os Índices de exatidão e confusão média da classificação supervisionada que apresentaram um ótimo resultado.

**Tabela 3.** Índices de exatidão e confusão média da classificação supervisionada.

| Índices               | Max Ver | Distância Euclidiana |
|-----------------------|---------|----------------------|
| Desempenho Geral (DG) | 99,44%  | 97,76%               |
| Kappa                 | 98,69%  | 94,71%               |
| Confusão Média        | 0,56%   | 2,24%                |

De acordo com a escala proposta por (Landis & Koch, 1977), é observado que pelo índice Kappa os dois algoritmos representam um grau de acerto classificado como excelente. No entanto, o algoritmo Max Ver, ainda sim, é considerado o melhor classificador gerando uma melhor imagem temática, ou seja, com melhor discriminação das classes de cobertura do solo presente na área de

estudo quando comparado com o de distância Euclidiana.

## CONCLUSÕES

O estudo comparativo da classificação de imagens RapidEye entre os dois algoritmos sugere resultados semelhantes. No entanto, observou-se a tendência de melhores resultados no classificador de Máxima Verossimilhança. Com esse algoritmo, os mapas de uso apresentaram melhor discriminação das classes de cobertura de solo. Os resultados demonstram que o algoritmo Máxima Verossimilhança é o mais adequado para gerar futuros mapas de cobertura de solo tendo como base as imagens Rapideye.

## AGRADECIMENTOS

A CAPES, FAPERJ, CPGA-CS, UFRRJ/Campus Seropédica.

## REFERÊNCIAS

- ANTUNES, M.A.H., DEBIASE, P., COSTA, A.R., GLERIANI J.M., Correção atmosférica de imagens ALOS/AVNIR-2 utilizando o modelo 6S. Revista Brasileira de Cartografia, 64: 531-539, 2012.
- CONGALTON, R.G., GREEN, K., Assessing the accuracy of remotely sensed data: principles and practices. Boca Raton, CRC Press, 2009. 192p.
- CRÓSTA, A. P. Processamento digital de imagens de sensoriamento remoto. Campinas, SP: IG-UNICAMP, 1992. 170p.
- JENSEN, J. R. Introductory digital image processing: a remote sensing perspective. 2. ed. New Jersey: Prentice Hall, 1996. 316p.
- JENSEN, J. R. Sensoriamento remoto do ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres. São José dos Campos, SP: Parêntese, 2009. 4-29p.
- LANDIS, J. R.; KOCH, G. G. The measurement of observer agreement for categorical data. Biometrics, Arlington, 33:159-174, 1977.
- NOVO, E. M. L. de M. Sensoriamento remoto: princípios e aplicações. 3. ed., rev. E ampl. São Paulo: Edgard Blucher, 2008. 256-289p.
- PEDRINI, H.; SCHWARTZ, W. R.; Análise de Imagens Digitais: Princípios, Algoritmos e Aplicações. ed. : São Paulo: Thomson, 2008. 501p.
- VERMOTE, E.F.; D. TANRÉ, J. L. DEUZÉ, M. HERMAN J.-J. MORCRETE, Second Simulation of the Satellite Signal in the Solar Spectrum, 6S: An overview. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 35:675-686, 1997.

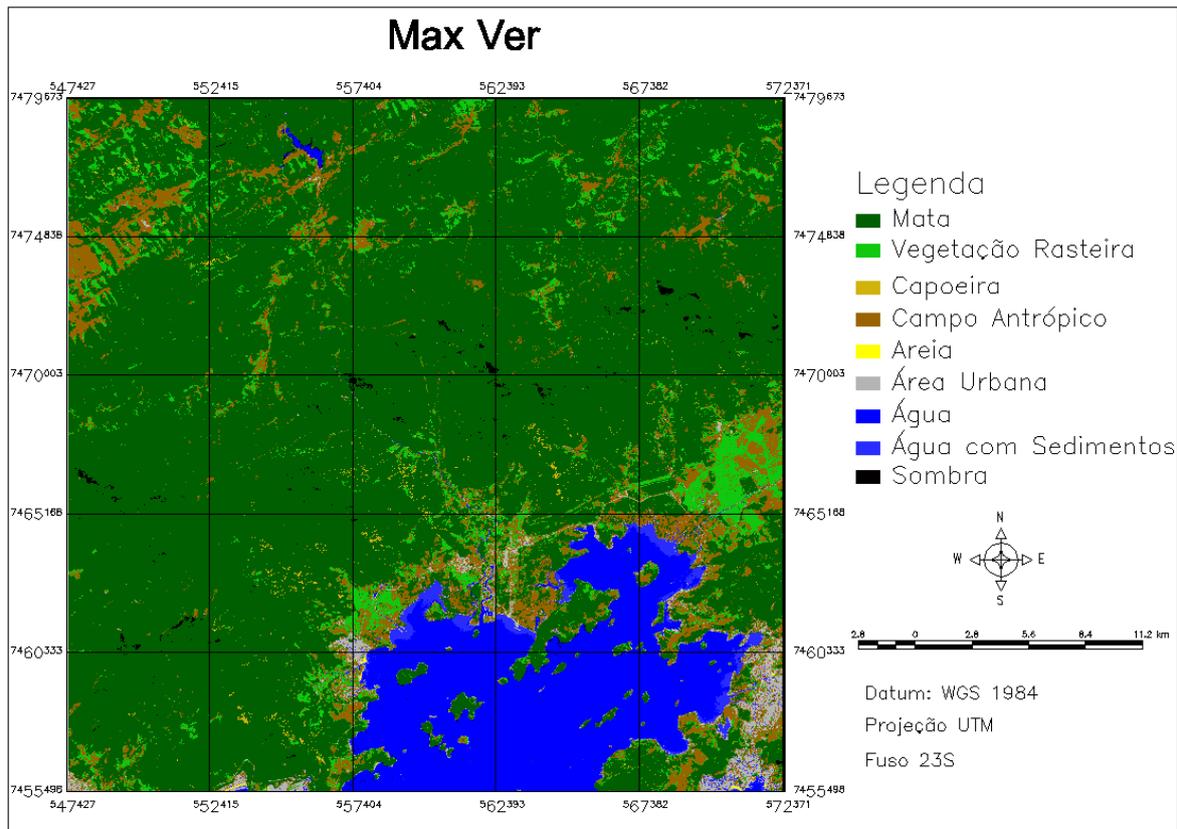


Figura 1. Classificação da cobertura do solo: Máxima Verossimilhança.

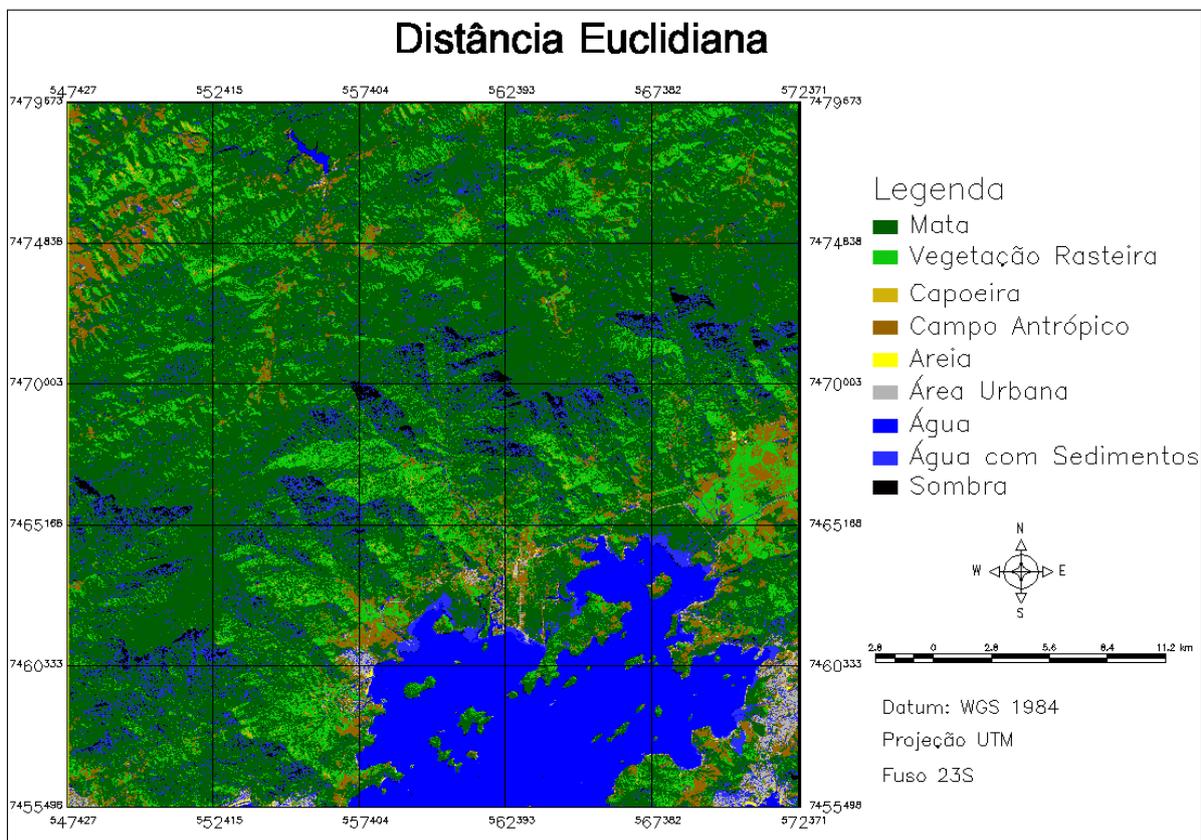


Figura 2. Classificação da cobertura do solo: Distância Euclidiana.