

## Ortorretificação e classificação de imagens dos satélites de alta resolução World View2 e GeoEye

Thales Vaz Penha<sup>1</sup>  
João Marcos de Melo e Silva<sup>1</sup>  
Rachel Bardy Prado<sup>2</sup>  
Elaine Cristina Cardoso Fidalgo<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Graduando em Geografia - Universidade Federal Fluminense - UFF - Bolsista PIBIC/CNPq  
Av. Gal. Milton Tavares de Souza, s/nº - Caixa Postal 24210-346 - Niterói - RJ, Brasil  
{tpenha, joao\_marcos}@id.uff.br

<sup>2</sup> Pesquisadora - Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária – EMBRAPA SOLOS  
Rua Jardim Botânico, 1024 – Caixa Postal 22460-000 – Rio de Janeiro - RJ, Brasil  
{rachel, efidalgo}@cnpq.embrapa.br

**Abstract.** In the processing of high-resolution images there are still difficulties. And, due to the fact of specific software for treating high resolution images presents high cost, it is necessary to test different types of classifiers and parameters available in softwares low cost or free market to classify high-resolution images. Based on these considerations, the present study was developed to orthorectify and to test different algorithms to classify high resolution images, in this case images of satellite Word View2 and GeoEye. There were tested the following supervised classifiers available in ENVI 4.8 software: Spectral Angle Mapper, Maximum Likelihood, Mahalanobis Distance, Minimum Distance and Parallelepiped, applying them to sampled areas of two watersheds included in the Atlantic Forest in the state of Rio de Janeiro. The results showed that the best classifier for most classes was the Maximum Likelihood (MAXVER) to both images and watersheds. In general, the greatest possibility of confusion was found between the classes: Initial Vegetation and Advanced to Medium Vegetation (0.20), Advanced to Medium Vegetation and Banana (0.28), Initial Vegetation and Agriculture (0.29), Initial Vegetation and Banana (0.38), Banana and Agriculture (0.50), Pasture and Agriculture (0.80). The MAXVER was the classifier that presented best Overall Accuracy (65,38% and 63,165 to each sampled area) and Kappa Coefficient (0,60 and 0,57). But, these values were considered unsatisfactory.

**Palavras-Chave:** digital image processing, use and land cover, processamento digital de imagens, uso e cobertura da terra, ENVI 4.8.

### 1. Introdução

O Estado do Rio de Janeiro possui um relevo movimentado e diversos fragmentos de vegetação de Mata Atlântica em diferentes estágios sucessionais. A agricultura praticada é predominantemente familiar, desenvolvida em pequenas áreas, muitas vezes entremeada aos fragmentos de vegetação. Estas características implicam em dificuldades no mapeamento das classes de uso da terra a partir de imagens de satélites de média resolução. Então se faz necessário a aquisição de imagens de alta resolução, cujo custo tem decrescido nos últimos anos.

O uso de imagens de alta resolução espacial permite o mapeamento com maior precisão da dinâmica de uso da terra nessas condições, facilitando estudos com foco mais local. No entanto, conformam problemas devido ao volume de dados a serem trabalhados bem como ao seu nível de detalhe. Se por um lado o problema de pixels mistos nesses dados é pequeno, por outro, aumentou fortemente a variabilidade e o ruído dentro de classes quase homogêneas Schiwe et al. (2001). Desta forma, há a necessidade de novos métodos de classificação das imagens, visando mitigar os problemas mencionados. Existem *softwares* no mercado que apresentam ferramentas específicas para classificação de imagens de alta resolução, como é o caso do *software* Definiens e-Cognition. Porém, este *software* ainda possui um custo elevado, o que dificulta a aquisição e atualização de licenças por instituições públicas. Enquanto o custo destes *softwares* não se torna mais acessível, é preciso testar métodos e ferramentas

disponíveis em outros *softwares*, permitindo com que as imagens de alta resolução possam ser processadas com grande acurácia e rapidez, permitindo o mapeamento das classes alvo na escala almejada. Alguns estudos realizaram testes de processamento de imagens de alta resolução contribuindo para um melhor conhecimento do potencial e limitações de diferentes *softwares*, podendo ser citados: Alencar-Silva e Maillard (2009); Fonseca et al. (2009); Pedreira et al. (2011), Ribeiro et al. (2011); dentre outros.

Outro fato a se levar em conta é a necessidade de ortorretificação das imagens de alta resolução quando a visada do sensor forma um ângulo com a ortogonal. Uma imagem ortorretificada (ou ortofoto) é aquela em que cada *pixel* possui sua localização verdadeira, sendo que as distorções relacionadas à geometria, terreno e sensores foram removidas com grande acurácia. A escala é constante em toda a ortofoto, independente da elevação, proporcionando assim medidas de distância e direção ENVI Tutorial (2012).

Existem vários modelos matemáticos que podem ser utilizados para a ortorretificação Toutin (2004). Os mais utilizados, aplicados para correção de imagens de satélite são os modelos matemáticos baseados nas transformações polinomiais racionais, denominados de *Rational Function Model* (RFM) e que utiliza coeficientes para a transformação (*Rational Polynomial Coefficients* (RPC) fornecidos juntamente com a imagem adquirida.

Levando-se em conta estas informações, o presente estudo realizou a ortorretificação de imagens Word View2 e GeoEye e um teste em que foram empregados diferentes classificadores não supervisionados, disponíveis no ENVI 4.8 da Exelis VIS, para a classificação e mapeamento do uso e cobertura da terra de duas áreas do município de Cachoeiras de Macacu, na região de Mata Atlântica no estado do Rio de Janeiro.

## 2. Metodologia de Trabalho

As áreas onde foi desenvolvido o presente estudo estão inseridas no município de Cachoeiras de Macacu, Rio de Janeiro, e abrangem as microbacias hidrográficas dos rios Caboclo e Batatal. A área do município constitui um mosaico de usos da terra com predomínio em área de pastagens, seguida por vegetação natural em diversos estágios sucessionais Pedreira et al. (2009), com presença de agricultura de pequena escala (culturas anuais e perenes).

Foram obtidas imagens de satélite de alta resolução, sendo uma do satélite World View-2 recobrando a microbacia do Batatal (data de aquisição em 30/07/2010 e resolução espacial das bandas multiespectrais de 2m) e outra do satélite GeoEye recobrando a microbacia do Caboclo (data de aquisição em 24/03/2010 e resolução espacial das bandas multiespectrais de 2m). Tanto as imagens de satélite como toda a base cartográfica utilizada neste estudo encontrava-se na projeção UTM, *datum* WGS 84. Tanto a ortorretificação como a classificação das imagens foram realizadas utilizando o *software* ENVI 4.8 da Exelis VIS.

Para a ortorretificação das imagens foram utilizados os modelos numéricos de elevação do terreno (MNE) do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) disponíveis em: <http://www.ibge.gov>, na escala 1:25.000 e formato *tif*. Esses modelos foram recortados segundo os limites das duas microbacias utilizando o programa ArcGIS 10 (2012) da ESRI, e, em seguida, foram importados para o ENVI. O método disponível no ENVI, aplicado para a ortorretificação utiliza coeficientes polinomiais racionais (*Rational Polynomial Coefficients* – RPCs) que são fornecidos juntamente com cada imagem adquirida. Na ferramenta disponível no ENVI a utilização do MNE é opcional, mas este foi utilizado no presente estudo para melhorar a acurácia da ortorretificação. Para a reamostragem foi utilizado o método do vizinho mais próximo – *Nearest Neighbor*, mantendo o sistema de projeção das imagens adquiridas, assim como o tamanho dos *pixels*. Uma análise visual do resultado foi realizada comparando a imagem ortorretificada com a imagem sombreada (ferramenta *Hillshade* do

ArcGIS) de forma a verificar o posicionamento das elevações do terreno e a ocorrência de eventuais distorções.

Para seleção de área teste visando analisar o desempenho dos classificadores, foi feito um recorte nas imagens, tanto de Batatal como do Caboclo. Neste caso, buscou-se selecionar uma parte da área de cada microbacia que fosse bem representativa das classes de uso presentes.

Foram definidas as classes de interesse ao mapeamento e analisado o comportamento dessas classes em cada uma das imagens. Diante da variabilidade de padrões de algumas classes, optou-se por adquirir amostras de subclasses, estas definidas como subdivisão das classes de interesse, porém com padrão espectral mais uniforme. Para a análise da capacidade das amostras em representar as classes de interesse ao mapeamento foi realizada a análise da separabilidade espectral de Jeffries-Matusita entre pares de classes amostradas, disponível no módulo *Compute ROI Separability Calculation* do ENVI.

A partir das amostras obtidas para cada classe e microbacia, foi testado o desempenho de diferentes classificadores supervisionados *pixel a pixel* disponíveis no ENVI, sendo eles: *Spectral Angle Mapper* (SAM), Máxima Verossimilhança (*Maximum Likelihood* - MAXVER), Distância de Mahalanobis (*Mahalanobis Distance*), Mínima Distância (*Minimum Distance*) e Paralelepípedo (*Parallelepiped*). Foram ainda testados diferentes valores de parâmetros para cada classificador, conforme proposto por Pedreira et al. (2011), como podem ser vistos na Tabela 1. O desempenho dos classificadores foi analisado por meio da Precisão Global (*Overall Accuracy*) e do Coeficiente Kappa (*Kappa Coefficient*) por meio de ferramentas estatísticas disponíveis no ENVI 4.8.

Tabela 1. Valores dos parâmetros utilizados para cada classificador aplicado para a classificação das imagens Word View2 (Batatal) e GeoEye (Caboclo).

| Classificador            | Nome do parâmetro         | Valores dos parâmetros utilizados       |
|--------------------------|---------------------------|---|
| SAM                      | Ângulo                    | 0.05, 0.10, 0.15, 0.20, 0.25, 0.30      |
| MAXVER                   | Probabilidade             | 0.01, 0.04, 0.05, 0.08, 0.10, 0.50      |
| Distância de Mahalanobis | Distância máxima          | 1.0, 2.0, 2.5, 3.0, 4.0, 5.0            |
| Mínima Distância         | Desvio padrão e Distância | 1/60, 1/100, 2/100, 3/100, 4/100, 5/100 |
| Paralelepípedo           | Desvio padrão da média    | 0.5, 1.0, 1.5, 2.0, 3.0                 |

### 3. Resultados e Discussão

As classes de uso e cobertura da terra definidas e o número de amostras coletadas para a microbacia Batatal foram: Pastagem (5), Pastagem 2 (8), Vegetação Inicial (6), Solo Exposto (8), Água (5), Agricultura (6), Vegetação Médio Avançado (9), Vegetação Sombreada (8), Sombra (8), Banana (5), Área de Edificação (3). No caso de Caboclo as classes e o número de amostras foram: Pastagem (6), Pastagem 2 (9), Vegetação Inicial (8), Solo Exposto (3), Água (2), Agricultura (3), Vegetação Médio Avançado (11), Vegetação Sombreada (5) e Sombra (3). Os resultados da separabilidade espectral entre pares de classes amostradas para as microbacias Batatal (Word View2) e Caboclo (GeoEye), encontram-se nas Tabelas 2 e 3, respectivamente.

Tabela 2. Medida de separabilidade entre pares de classes amostradas para a microbacia Batatal – imagem Word View2.

| Batatal             | Água | Edificações | Agricultura | Pastagem | Pastagem 2 | Banana | Veg. Inicial | Veg. Médio | Sombra | Agricultura 2 | Solo Exposto | Veg. Sombreada |
|---------------------|------|-------------|-------------|----------|------------|--------|--------------|------------|--------|---------------|--------------|----------------|
| Água                | -    | 1.85        | 1.99        | 1.99     | 1.99       | 1.99   | 1.99         | 1.99       | 1.99   | 1.98          | 1.96         | 1.96           |
| Área de Edificações | 1.85 | -           | 1.98        | 1.77     | 1.99       | 1.98   | 1.99         | 1.99       | 1.90   | 1.90          | 1.91         | 1.94           |
| Agricultura         | 1.99 | 1.98        | -           | 1.80     | 0.62       | 0.50   | 0.29         | 0.56       | 1.98   | 1.59          | 1.99         | 1.36           |
| Pastagem            | 1.99 | 1.77        | 1.80        | -        | 1.83       | 1.93   | 1.98         | 1.96       | 1.92   | 1.16          | 1.99         | 1.82           |
| Pastagem 2          | 1.99 | 1.99        | 0.62        | 1.83     | -          | 0.96   | 0.67         | 1.32       | 1.99   | 1.22          | 1.99         | 1.32           |
| Banana              | 1.99 | 1.98        | 0.50        | 1.93     | 0.96       | -      | 0.38         | 0.28       | 1.86   | 1.74          | 1.99         | 0.5            |
| Veg. Inicial        | 1.99 | 1.99        | 0.29        | 1.98     | 0.67       | 0.38   | -            | 0.75       | 1.99   | 1.87          | 1.99         | 1.15           |
| Veg. Médio-Avançado | 1.99 | 1.94        | 0.56        | 1.96     | 1.32       | 0.28   | 0.75         | -          | 1.94   | 1.88          | 1.99         | 1.11           |
| Sombra              | 1.92 | 1.90        | 1.98        | 1.92     | 1.99       | 1.86   | 1.99         | 1.94       | -      | 1.71          | 1.99         | 1.40           |
| Agricultura 2       | 1.98 | 1.90        | 1.59        | 1.16     | 1.22       | 1.74   | 1.87         | 1.88       | 1.71   | -             | 1.99         | 1.44           |
| Solo Exposto        | 1.96 | 1.91        | 1.99        | 1.99     | 1.99       | 1.99   | 1.99         | 1.99       | 1.99   | 1.99          | -            | 1.99           |
| Veg. Sombreada      | 1.96 | 1.94        | 1.36        | 1.82     | 1.32       | 0.62   | 1.15         | 1.11       | 1.40   | 1.44          | 1.99         | -              |

Tabela 3. Medida de separabilidade entre pares de classes amostradas para a microbacia Caboclo – imagem GeoEye.

| Caboclo             | Água | Agricultura | Pastagem | Pastagem 2 | Veg. Inicial | Veg. Médio | Sombra | Solo Exposto | Veg. Sombreada |
|---------------------|------|-------------|----------|------------|--------------|------------|--------|--------------|----------------|
| Água                | -    | 1.98        | 1.99     | 1.99       | 1.99         | 1.99       | 1.98   | 1.97         | 1.95           |
| Agricultura         | 1.98 | -           | 0,8      | 1,11       | 1,2          | 1,05       | 1.96   | 1.95         | 1,5            |
| Pastagem            | 1.99 | 0,8         | -        | 1,76       | 1.93         | 1,78       | 1.94   | 1.98         | 1,22           |
| Pastagem 2          | 1.99 | 1,11        | 1,76     | -          | 1,05         | 1,25       | 1.99   | 1.99         | 1.97           |
| Veg. Inicial        | 1.99 | 1,2         | 1.93     | 1,05       | -            | 0,2        | 1.99   | 1.99         | 1.94           |
| Veg. Médio-Avançado | 1.99 | 1,05        | 1,78     | 1,25       | 0,2          | -          | 1.99   | 1.99         | 1.80           |
| Sombra              | 1.98 | 1.96        | 1.94     | 1.99       | 1.99         | 1.99       | -      | 1.99         | 1,06           |
| Solo Exposto        | 1.97 | 1.95        | 1.98     | 1.99       | 1.99         | 1.99       | 1.99   | -            | 1.98           |
| Veg. Sombreada      | 1.95 | 1,5         | 1,2      | 1.97       | 1.94         | 1.80       | 1,06   | 1.98         | -              |

Considerando que os valores próximos de 2.0 indicam maior distância e, portanto, menor possibilidade de confusão e que os valores próximos de 0.0 indicam maior possibilidade de confusão, observa-se que as classes que possuem menor possibilidade de confusão na classificação na microbacia Batatal foram, principalmente, água e solo exposto com as demais classes (1,99 na maioria das vezes) e as que possuem maior possibilidade de confusão na classificação foram Banana e Vegetação Médio Avançado (0,28), Vegetação Inicial e Agricultura (0,29), Banana e Vegetação Inicial (0,38) e Banana e Agricultura (0,50). Na microbacia de Caboclo observa-se que as classes com menor possibilidade de confusão foram, principalmente, água e solo exposto com as demais classes (1,99 na maioria das vezes) e as que possuem maior possibilidade de confusão na classificação foram Vegetação Inicial e Vegetação Médio Avançado (0,20), bem como Pastagem e Agricultura (0,80). Para as demais classes, os resultados obtidos para a microbacia do Caboclo mostram menor possibilidade de confusão na classificação que os verificados para a microbacia de Batatal.

Os melhores resultados da classificação aplicando os diversos parâmetros a cada um dos cinco classificadores são apresentados nas Figuras 1 e 2 (para as microbacias Batatal e Caboclo, respectivamente). Na Tabela 4 são apresentados os resultados de Precisão Global de classificação e o Coeficiente Kappa.



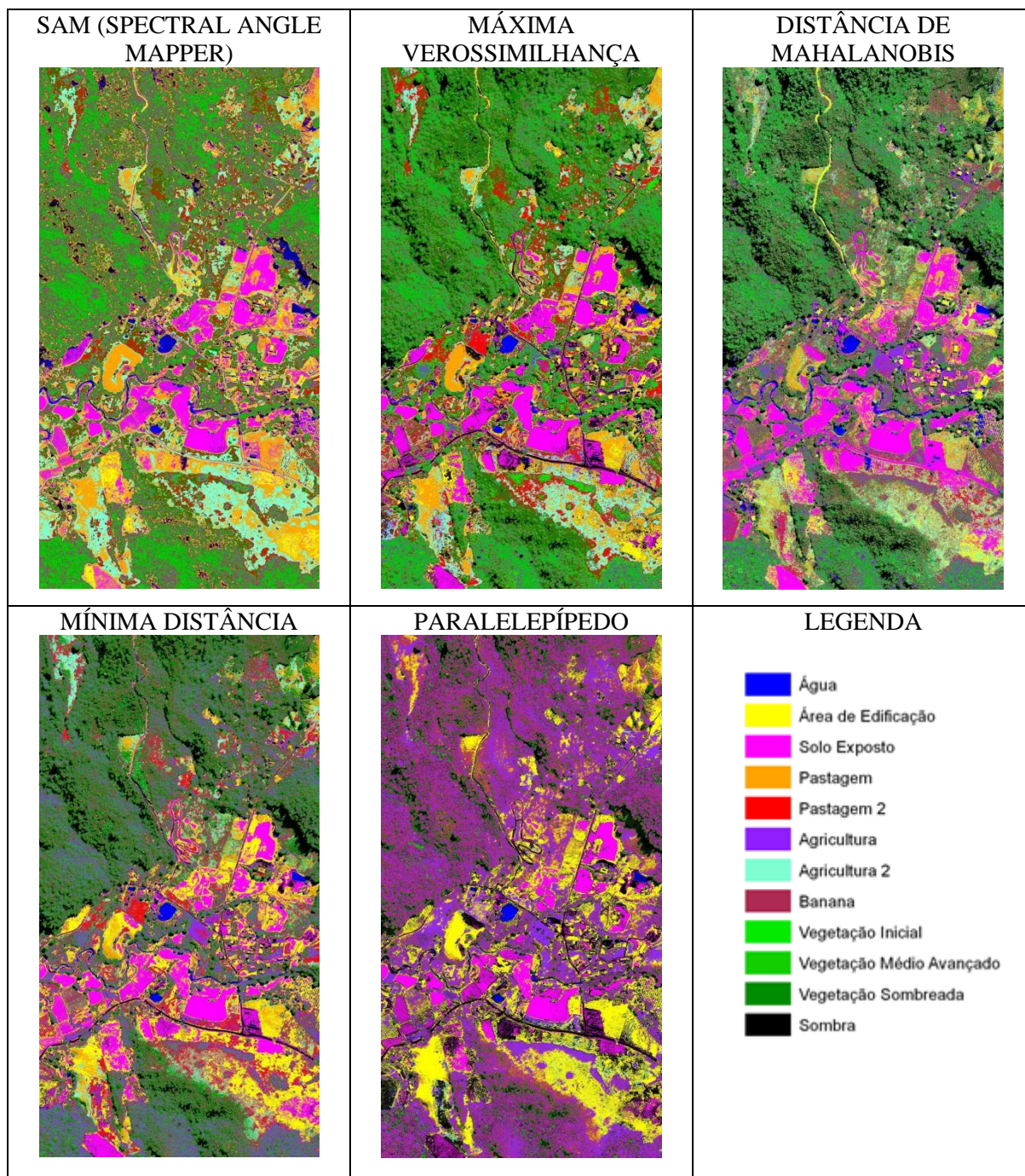


Figura 1. Melhores resultados obtidos a partir da aplicação dos cinco classificadores para área teste da microbacia Batatal.



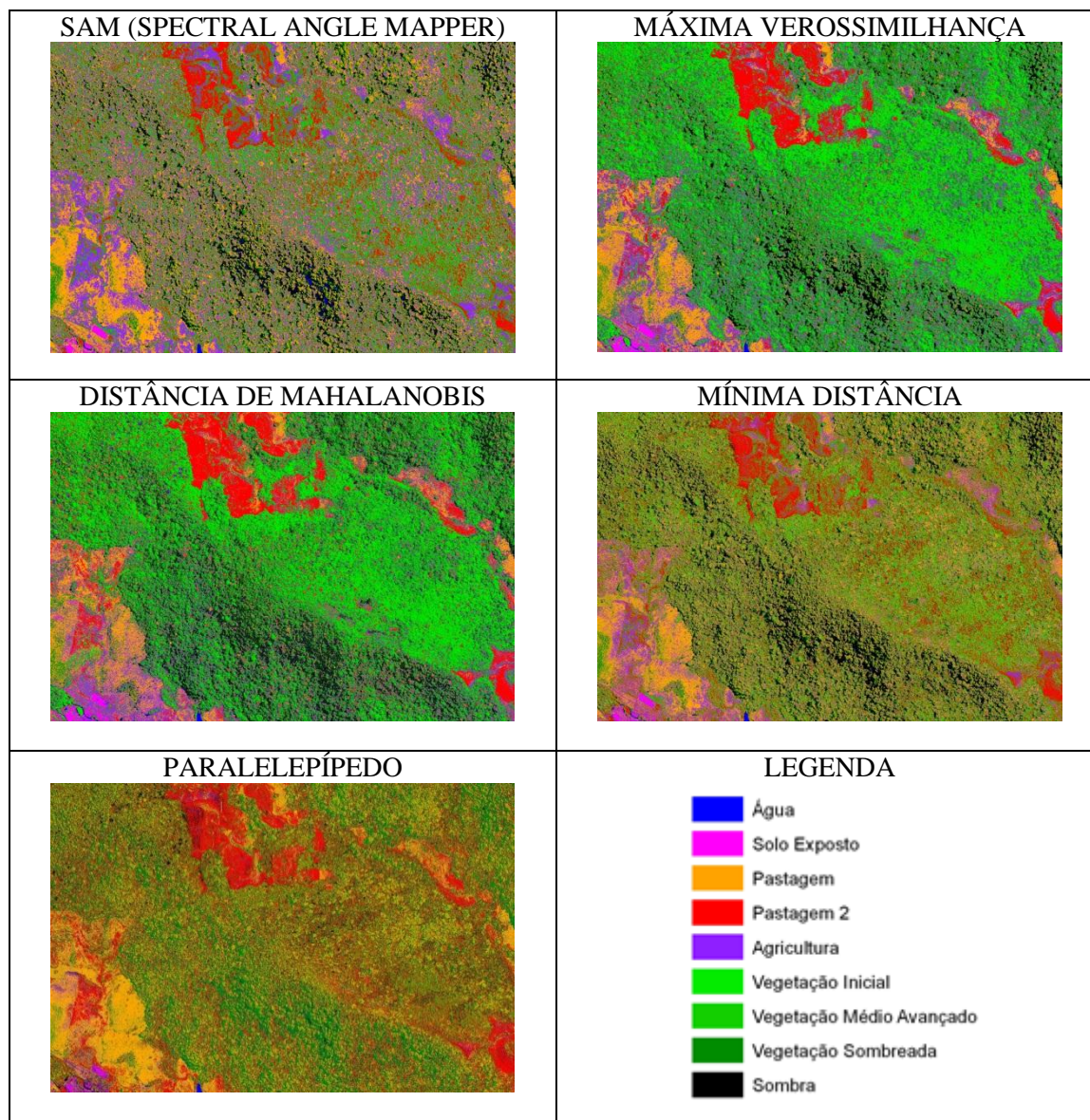


Figura 2. Melhores resultados obtidos a partir da aplicação dos cinco classificadores para área teste da microbacia Caboclo.

Tabela 4. Melhores resultados obtidos (Precisão Global e Coeficiente Kappa) para cada classificador e tipo de imagem - microbacia.

| Classificador            | Parâmetro Caboclo | Parâmetro Batatal | Precisão Global Caboclo (%) | Precisão Global Batatal (%) | Coeficiente Kappa Caboclo | Coeficiente Kappa Batatal |
|--------------------------|-------------------|-------------------|-----------------------------|-----------------------------|---------------------------|---------------------------|
| SAM                      | 0.20 e 0.25       | 0.30              | 49,0254                     | 56,3471                     | 0,4120                    | 0,4896                    |
| MAXVER                   | 0,01              | 0,01              | 63,1603                     | 65,3852                     | 0,5750                    | 0,6001                    |
| Distância de Mahalanobis | 1,0, 2,5, 4,0     | 5,0               | 58,6014                     | 48,9517                     | 0,5205                    | 0,4238                    |
| Mínima Distância         | 5/100             | 3/100             | 45,2446                     | 47,2519                     | 0,3755                    | 0,4238                    |
| Paralelepípedo           | 1,5               | 1,5               | 41,4422                     | 29,8902                     | 0,3399                    | 0,2474                    |

No caso da microbacia Caboclo, os resultados da classificação utilizando o classificador SAM e o Mahalanobis foram idênticos para os diferentes parâmetros testados, desta forma foram mantidos todos os parâmetros na Tabela 4.

Verifica-se que o classificador MAXVER apresentou maior Precisão Global (65,38% para a microbacia Batatal e 63,16% para a microbacia Caboclo) e Coeficiente Kappa (0,60

para a microbacia Batatal e 0,57 para a microbacia Caboclo). Porém, os resultados não são satisfatórios, o que era esperado dada a dificuldade na separação espectral entre classes durante a escolha das amostras (Tabelas 2 e 3). Esse resultado se reflete no desempenho de classificação das classes separadamente. Para a área teste, recortada da microbacia de Caboclo, as classes Agricultura e Vegetação Inicial tiveram aproximadamente 60% de erros de comissão (proporção de *pixels* classificados erroneamente como pertencentes a essas classes) e a classe Vegetação Médio Avançado apresentou em torno de 60% de erros de omissão (proporção de *pixels* pertencentes a essa classe que não foram classificados como tal). Para a bacia de Batatal, as áreas agrícolas, incluindo as áreas de cultivo de banana, tiveram um desempenho muito ruim, com erros de comissão e omissão superiores a 70%.

Por outro lado, é possível observar diferentes padrões texturais nas imagens originais que caracterizam algumas classes e permitem sua diferenciação, por exemplo, as áreas agrícolas, incluindo as áreas de cultivo de banana, cuja textura permite diferenciá-la das áreas de vegetação em estágio médio avançado de sucessão. Embora seja possível identificar estas classes pela análise visual da imagem, os métodos adotados neste trabalho, desenvolvidos com as ferramentas disponíveis, não permitiram a delimitação automática dessas classes.

#### 4. Conclusões

Os métodos empregados para o mapeamento do uso e cobertura da terra na área de estudo, utilizando imagens de alta resolução, permitiram concluir que algumas classes foram mais frequentemente confundidas como é o caso de vegetação em diferentes estágios de sucessão; alguns padrões de pastagem; assim como alguns tipos de cultivos, principalmente perenes como é o caso da Banana, que é cultivada muito próxima ou entremeada aos fragmentos de vegetação. A presença de sombreamento é frequente por conta do relevo movimentado, o que contribui também para o aumento do grau de confusão.

Devido ao baixo desempenho da classificação supervisionada *pixel a pixel* planeja-se, em uma próxima etapa do presente estudo a utilização de métodos de classificação orientada a objetos disponível no programa gratuito INTERMAGE (2012).

#### Agradecimentos

Ao projeto MP2-Embrapa: *Dinâmica da paisagem associada a indicadores para subsidiar o planejamento agroambiental em áreas de Mata Atlântica*, em vigência, que permitiu a aquisição das imagens de alta resolução utilizadas neste estudo.

#### Referências Bibliográficas

- Alencar-Silva, T.; Maillard, P. Segmentação de imagens de alta resolução utilizando o programa SMAGIC. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR), 14, 2009, Natal. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2009. CD-ROM
- ARCGIS 10. Disponível em: <<http://www.esri.com/software/arcgis>>. Acesso em out.2012.
- Dial, G.; Grodecki, J. RPC Replacement Camera Models. The International Archives of the Photogrammetry, **Remote Sensing and Spatial Information Science**, v. 34, part XXX, 2004.
- ENVI Tutorial. Disponível em: <<http://www.exelisvis.com/language/en-us/products/services/envi/tutorials.aspx>>. Acesso em out. 2012.
- Fonseca, F. R.; Pereira, T. D.; Dutra, L. V.; Pantaleão, E.; Freitas, C. C. Comparação entre classificadores por pixel e por região com imagem SPOT-5 para o estado de Minas Gerais. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR), 14, 2009, Natal. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2009. CD-ROM.
- Grodecki, J. IKONOS stereo feature extraction—RPC approach. In: ASPRS 2001 Conference, 23–27 April, 2001, St. Louis, Missouri. **Proceedings...** Bethesda, Maryland: American Society for Photogrammetry and Remote Sensing, 2001. CD-ROM.

INTERIMAGE. **InterIMAGE - Interpreting Images Freely**. Disponível em: <<http://www.lvc.ele.pucrio.br/projects/interimage/>>. Acesso em out. 2012.

Pedreira, B. C. C. G.; Fidalgo, E. C. C.; Prado, R.B.; Fadul, M. J.; Bastos, E.C.; Silva, S.A.; Zainer, N.G.; Peluzo, J. **Dinâmica de uso e cobertura da terra nas bacias hidrográficas do Guapi-Macacu e Caceribu - RJ**. Boletim de Pesquisa. Rio de Janeiro: Embrapa Solos, 2009. 66p. (Boletim de Pesquisa e Desenvolvimento, n. 136).

Pedreira, B.C.C.G.; Fidalgo, E.C.C; Prado, R. B.; Araujo, R. S. Classificação digital de imagens de satélite de alta resolução espacial para o mapeamento de uso e cobertura da terra na área do Complexo Petroquímico do Rio de Janeiro. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR), 15, 2011, Curitiba. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2011. CD-ROM.

Ribeiro, M. G.; Fonseca, L. G.; Kux, H. J. H. Mapeamento da cobertura do solo urbano utilizando imagens Worldview-II e o sistema Interimage. **Revista Brasileira de Cartografia**, n. 63, Edição Especial 40 Anos, 2011. p. 51-63.

Shiwe, J., Tufte, L.; Ehlers, M. **Potential and problems of multi-scale segmentation methods in remote sensing**. GIS 6, pp.28-33, 2001.

Toutin, T. Review article: Geometric processing of remote sensing images: models, Algorithms and Methods. **International Journal of Remote Sensing**, v. 25, n. 10, p. 1893-1924, 2004.

Wolf, P.R., Dewitt, B.A. **Elements of Photogrammetry: with applications in GIS**. 3ª ed., McGraw-Hill, Nova Iorque, 2000.