

Comparação entre classificadores por *pixel* e por região com imagem SPOT-5 para o estado de Minas Gerais

Fernanda Rodrigues Fonseca¹
Thiago Duarte Pereira¹
Luciano Vieira Dutra¹
Eliana Pantaleão¹
Corina da Costa Freitas¹

¹Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE
Caixa Postal 515 - 12245-970 - São José dos Campos - SP, Brasil
{ffonseca, thiago, dutra, elianap, corina}@dpi.inpe.br

Abstract. Remote sensing (RS) is an important tool for mapping, identifying and monitoring the earth surface. In this work, we use RS and digital image processing (IP) techniques to extract information from a SPOT-5 high resolution image, from a small area of Minas Gerais state. The main goal of this work is to evaluate and compare, for this image, pixel and region based supervised classifiers, and also evaluate how the increase of image resolution affects classification accuracy. For this an image of July 5, 2003 was used, of the satellite HRG/SPOT-5 of 10 meters of space resolution, composed of 3 multispectral bands (green band (1-G), red (2-R) and near -infrared (3-B)) and a panchromatic band of 2,5 meters of space resolution. The color composition of the image SPOT-5 was transformed, through the technique of the spectral linear mixing model and by the technique of image fusion. The result of the applied techniques were evaluated and compared by pixel (*MaxVer*) and region (*Bhattacharyya*) based supervised classifiers. Through the evaluation of the *kappa* index, it is verified that the *MaxVer* classifier presented better results when compared to the supervised classification of *Bhattacharyya*, for the derived image of the spectral linear mixing model and for the image fusion. However, the classification supervised by *Bhattacharyya*, it presented better *kappa* index when compared to the classification of *MaxVer*, in the image of color composition.

Palavras-chave: remote sensing, image processing, sensoriamento remoto, processamento de imagens.

1. Introdução

O sensoriamento remoto é uma importante ferramenta no mapeamento, identificação e monitoramento da superfície terrestre. Ele possibilita obter informações sobre a cobertura de áreas extensas, de maneira rápida, precisa e econômica (Matsukuma, 2002).

As técnicas de processamento digital de imagens (PDI) buscam melhorar a informação visual para análise e interpretação humanas, e para a percepção automática através de máquinas. Uma das técnicas de PDI que auxiliam o processo de extração de informação a partir de uma imagem é a segmentação, que subdivide a imagem em partes ou objetos constituintes. Ela define na imagem, recortes automáticos ao redor de objetos de interesse (Gonzalez e Woods, 2000). Um outro processo de extração de informação a partir de uma imagem é a classificação, o qual atribui cada *pixel* da imagem a uma determinada classe, a fim de reconhecer padrões e objetos para mapear áreas de interesse. Como produto final tem-se um mapa temático, que representa a distribuição geográfica das classes temáticas. Dessa maneira, pode-se obter um mapeamento para usos múltiplos, dentre estes, o monitoramento da cobertura e uso do solo.

O objetivo deste trabalho é utilizar uma imagem de alta resolução SPOT-5 de uma pequena área do Estado de Minas Gerais para avaliar e comparar classificadores supervisionados por região e por *pixel*, além de avaliar a influência da resolução da imagem sobre a acurácia da classificação.

2. Materiais e Métodos

2.1 Área de estudo

O Estado de Minas Gerais localiza-se na região sudeste do Brasil e é dividido politicamente em 853 municípios numa área cerca de 590.000 km², com população aproximada de 18 milhões de habitantes que vivem sob clima tropical (IBGE, 2000).

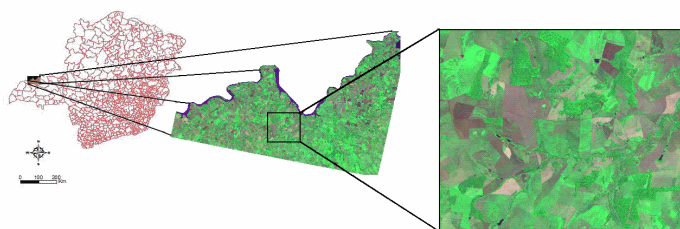


Figura 1. Área de estudo.

A área de estudo do trabalho está compreendida entre as latitudes de 18°10'52'' S a 18° 51'21'' S e as longitudes de 49°3'6'' W a 49°49'57'' W. Esta área compreende oito municípios do Estado de Minas Gerais (Figura 1). São eles: Ipiacaçu, Ituiutaba, Capinópolis, Cachoeira Dourada, Canápolis, Centralina, Monte Alegre de Minas e Araporã. Os testes foram realizados no recorte compreendido entre os municípios de Capinópolis e Ituiutaba.

2.2 Materiais

Neste trabalho foram utilizados os aplicativos SPRING (Câmara et al., 1996), em sua versão 4.3.2, em que foram realizados todos os processamentos de segmentação, fusão e classificação, e o Microsoft Excel para a avaliação estatística das classificações obtidas.

Para realizar a segmentação e classificação da cobertura do solo na área de estudo, utilizou-se parte de uma cena de uma imagem de 5 de julho de 2003, do satélite SPOT-5 georreferenciada, do sensor HRG, de 10 metros de resolução espacial, compostas de 3 bandas multiespectrais (banda verde (1-G), vermelho(2-R) e infravermelho próximo (3-B)) e uma banda pancromática de 2,5 metros de resolução espacial.

2.3 Metodologia

A composição colorida da imagem SPOT-5 foi transformada, através da técnica do modelo linear de mistura espectral, nas frações solo, vegetação e sombra. A fração solo foi utilizada no processo de segmentação e classificação das áreas desflorestadas, ou seja, solo exposto. O modelo linear de mistura espectral visa estimar a proporção dos componentes, tais como solo, vegetação e sombra, para cada *pixel*, a partir da resposta espectral nas diversas bandas do SPOT-5 (Shimabukuro e Smith, 1991).

Com o intuito de melhorar a resolução espacial da imagem na tentativa de se obter uma melhor classificação, foi utilizada a técnica de fusão de imagens pela transformação IHS, das bandas multiespectrais de 10 m com a banda pancromática de 2,5 m, gerando um novo produto que reúne ambas as características, ou seja, uma composição colorida com alta resolução (2,5 m).

Utilizou-se o processo de segmentação na composição colorida da imagem SPOT-5 na fração solo do modelo de mistura espectral e na fusão da composição colorida com a banda

pancromática do SPOT-5. Algoritmos de segmentação permitem encontrar diferenças entre dois ou mais objetos, e distinguir as partículas umas das outras. Esta distinção permite interpretar *pixels* contíguos e agrupá-los em regiões. Os algoritmos de segmentação para imagens monocromáticas são geralmente baseados em uma das seguintes propriedades básicas de valores de níveis de cinza: descontinuidade e similaridade (Gonzalez e Woods, 2000).

No presente trabalho foi utilizado a segmentação baseada em similaridade, por crescimento de regiões. Inicialmente, este processo de segmentação rotula cada *pixel* como uma região distinta. A seguir, anexa regiões contíguas similares de acordo com um critério de similaridade, em geral, de distância entre os atributos das regiões. O processo é repetido até que nenhuma região possa ser anexada. Foi usado o critério de área mínima de 280 *pixels*, e o critério de similaridade grau 12 na composição colorida da imagem SPOT-5, na fração solo do modelo de mistura e na fusão da composição colorida com a banda pancromática do SPOT-5.

Realizada a etapa de segmentação, o próximo passo foi efetuar a classificação dos objetos encontrados. A classificação de imagens é o processo de atribuir rótulos de classe aos *pixels* ou objetos da imagem. A partir dos valores dos atributos de uma imagem, gera-se uma nova imagem, mais simples, onde cada *pixel* está associado a uma categoria ou classe.

Para realização da classificação da cobertura do solo, utilizou-se o método de classificação supervisionada por *pixel* e por regiões. A classificação supervisionada depende de amostras de treinamento que sejam representativas das classes presentes na imagem, assim, foram realizados treinamentos com aquisição de amostras das classes pré-determinadas para a classificação.

Os classificadores por regiões utilizam, além de informação espectral de cada *pixel*, a informação espacial que envolve a relação com seus vizinhos. Procuram simular o comportamento de um fotointérprete, reconhecendo áreas homogêneas de imagens, baseados nas propriedades espectrais e espaciais dos objetos da imagem. A informação de borda é utilizada inicialmente para separar regiões e as propriedades espaciais e espectrais irão unir áreas com mesmas características. Para a classificação supervisionada por regiões foi escolhido o algoritmo de *Bhattacharyya*. O algoritmo utiliza a distância de *Bhattacharyya* para medir a separabilidade estatística entre cada par de classes espectrais e calcula a distância de cada região às classes fornecidas no treinamento, escolhendo a mais próxima (Jensen, 1996).

Os classificadores por *pixel* utilizam apenas a informação espectral de cada *pixel* para encontrar regiões homogêneas. Estes classificadores podem ser separados em métodos estatísticos (utilizam regras da teoria de probabilidade) e determinísticos (não utilizam regras de probabilidade). Para a classificação supervisionada por *pixel* foi escolhido o algoritmo de Máxima Verossimilhança (*MaxVer*), em que amostras previamente selecionadas são utilizadas para o treinamento do classificador. Esta classificação associa cada *pixel* à classe com maior probabilidade de gerar um *pixel* com as suas características (Jensen, 1996).

Para o mapeamento temático foram utilizadas quatro classes, sendo elas:

- **Solo exposto:** áreas onde a cobertura vegetal foi retirada em sua totalidade.
- **Formação campestre:** constituído principalmente por vegetação de gramíneas e herbáceas. Pastagens naturais e/ou plantadas.
- **Formação arbórea:** fragmentos florestais, matas ciliares e formação arbustiva.
- **Água:** rede de drenagem.

Para analisar a acurácia dos classificadores, selecionou-se 60 amostras pontuais na composição colorida da imagem SPOT-5, que foram classificadas visualmente de acordo com as tonalidades da composição das bandas RGB da imagem, ou seja, cada ponto foi atribuído à classe correspondente (água, solo exposto, formação campestre ou formação arbórea). Os pontos

classificados foram utilizados como a referência na geração das matrizes de erros, e os pontos de mesma posição foram analisados para comparar a classificação atribuída pelo algoritmo.

Para comparar e avaliar as medidas quantitativas de exatidão das classificações, foi utilizado o método baseado na matriz de erros e calculado para cada classificação o índice *Kappa*.

A Figura 2 apresenta uma representação esquemática das etapas metodológicas do presente trabalho, para auxiliar em sua compreensão.

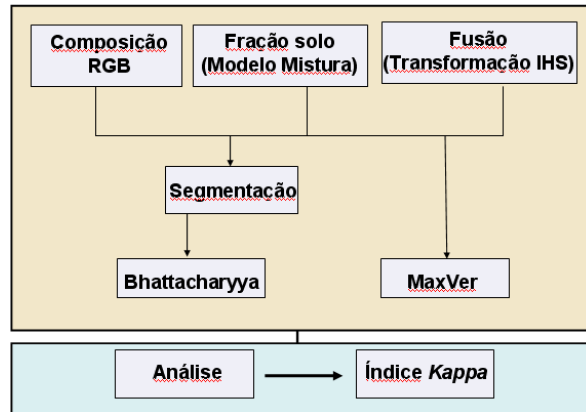


Figura 2. Metodologia do trabalho.

Como mostrado na Figura 2, a metodologia do trabalho é realizada em duas fases. A primeira etapa consiste no processamento e classificação da imagem. Nesta fase são segmentadas a composição RGB, fração solo (derivada do modelo de mistura) e fusão de imagens pela transformação IHS. Em seguida são realizados os processos de classificação através dos algoritmos de *Bhattacharyya* (com as imagens já segmentadas) e *MaxVer* (sem a segmentação das imagens). A segunda fase do trabalho consiste no processo de análise dos resultados. São coletadas amostras pontuais na composição RGB e tomados esses pontos como referência para a classificação. Por fim, é realizada a análise estatística dos resultados, com o cálculo do índice *kappa*.

3. Resultados e Discussões

A Figura 3 apresenta o resultado da transformação da composição colorida do SPOT-5, através da técnica de modelo linear de mistura espectral.

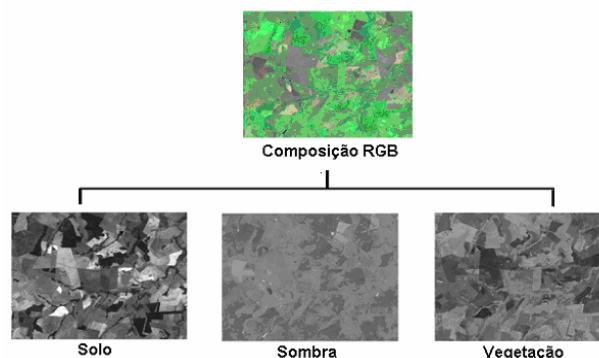


Figura 3. Imagem resultante da transformação da composição colorida do SPOT-5, através da técnica do modelo de mistura espectral.

A Figura 4 apresenta o resultado da fusão de imagens pela transformação IHS, das bandas multiespectrais de 10 m com a banda pancromática de 2,5 m.

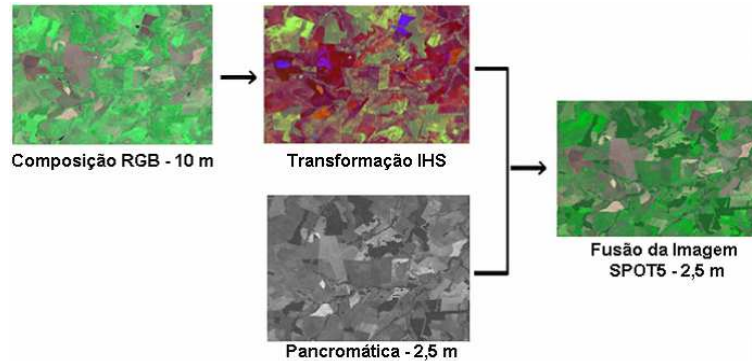


Figura 4. Imagem resultante da fusão pela transformação IHS

As Figuras 5(a), 5(b) e 5(c) apresentam o resultado da classificação supervisionada pelo *MaxVer* utilizando, respectivamente, a composição colorida da imagem SPOT-5 original, a imagem da fração solo obtida pelo modelo de mistura e a imagem fusionada pelo IHS com a pancromática.

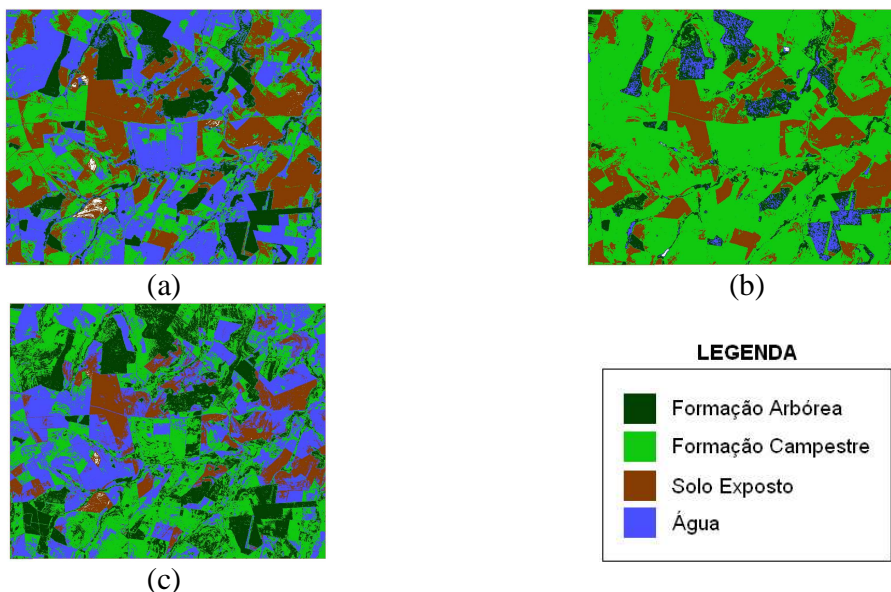


Figura 5. Classificação supervisionada pelo método *MaxVer*: (a) composição colorida da imagem SPOT-5; (b) fração solo (modelo de mistura); (c) fusão da composição colorida com a pancromática (Transformação IHS).

As tabelas a seguir mostram as matrizes de erro das classificações supervisionadas do algoritmo *MaxVer* sobre a composição colorida da imagem SPOT-5 (Tabela 1), a fração solo (modelo de mistura), apresentada na Tabela 2 e sobre a fusão da composição colorida com a pancromática (Tabela 3).

Tabela 1. Matriz de erros da classificação do *MaxVer* sobre a composição colorida da imagem SPOT-5

Classif. Referen.	Árborea	Campestre	Exposto	Água	Total
Árborea	0.13	0.00	0.00	0.07	0.20
Campestre	0.03	0.10	0.00	0.25	0.38
Exposto	0.02	0.07	0.18	0.02	0.28
Água	0.07	0.00	0.07	0.00	0.13
Total	0.25	0.17	0.25	0.33	1.00

Índice $kappa = 0,25$

Tabela 2. Matriz de erros da classificação do *MaxVer* sobre a fração solo (modelo de mistura)

Classif. Referen.	Árborea	Campestre	Exposto	Água	Total
Árborea	0.12	0.07	0.00	0.02	0.20
Campestre	0.00	0.37	0.02	0.00	0.38
Exposto	0.02	0.10	0.17	0.00	0.28
Água	0.00	0.03	0.10	0.00	0.13
Total	0.13	0.57	0.28	0.02	1.00

Índice $kappa = 0,48$

Tabela 3. Matriz de erros da classificação do *MaxVer* sobre a Fusão (Transformação IHS)

Classif. Referen.	Árborea	Campestre	Exposto	Água	Total
Árborea	0.27	0.07	0.05	0.00	0.38
Campestre	0.03	0.17	0.00	0.00	0.20
Exposto	0.00	0.00	0.17	0.12	0.28
Água	0.05	0.00	0.08	0.00	0.13
Total	0.35	0.23	0.30	0.12	1.00

Índice $kappa = 0,45$

De acordo com os resultados gerados, observa-se que o classificador *MaxVer* apresentou uma melhor performance sobre a fração solo. Os índices $kappa$ produziram 0,25 para a composição colorida da imagem SPOT-5, 0,48 para a fração solo (modelo de mistura) e 0,45 para a fusão da composição colorida com a pancromática.

As Figuras 6(a), 6(b) e 6(c) apresentam o resultado da classificação supervisionada pelo *Bhattacharyya* utilizando, respectivamente, a composição colorida da imagem SPOT-5 original, a imagem da fração solo obtida pelo modelo de mistura e a imagem fusionada pelo IHS com a pancromática.

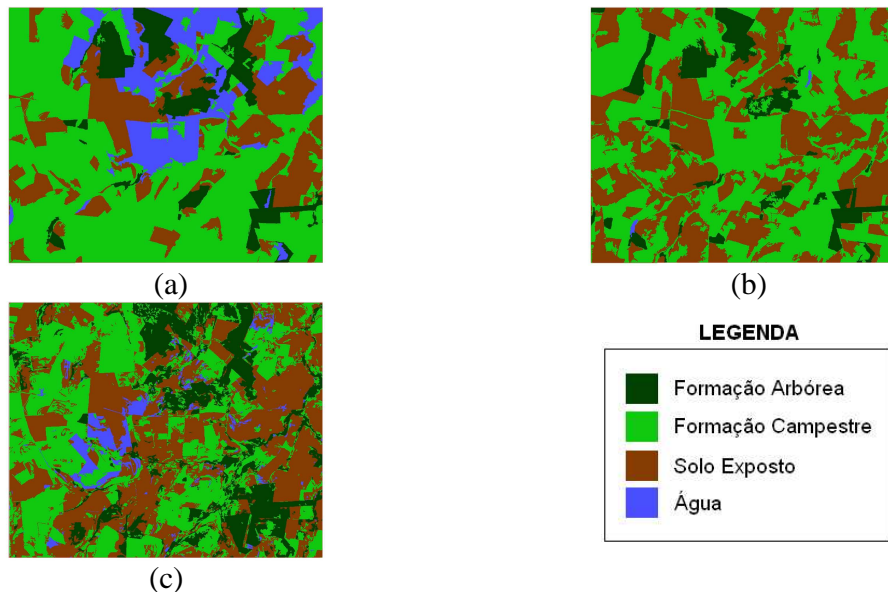


Figura 6. Classificação supervisionada pelo método de *Bhattacharyya*: (a) composição colorida da imagem SPOT-5; (b) fração solo (modelo de mistura); (c) fusão da composição colorida com a pancromática (Transformação IHS).

As tabelas a seguir mostram as matrizes de erro das classificações supervisionadas do algoritmo *Bhattacharyya* sobre a composição colorida da imagem SPOT-5 (Tabela 4), a fração solo (modelo de mistura) (Tabela 5) e sobre a fusão da composição colorida com a pancromática (Transformação IHS) (Tabela 6).

Tabela 4. Matriz de erros da classificação do *Bhattacharyya* sobre composição colorida da imagem SPOT-5.

Classif. \ Referen.	Arbórea	Campestre	Exposto	Água	Total
Arbórea	0.12	0.07	0.00	0.02	0.20
Campestre	0.05	0.25	0.00	0.08	0.38
Exposto	0.02	0.05	0.20	0.02	0.28
Água	0.02	0.10	0.00	0.02	0.13
Total	0.20	0.47	0.20	0.13	1.00

Índice $kappa = 0,41$

Tabela 5. Matriz de erros da classificação do *Bhattacharyya* sobre fração solo (modelo de mistura).

Classif. \ Referen.	Arbórea	Campestre	Exposto	Água	Total
Arbórea	0.10	0.08	0.00	0.02	0.20
Campestre	0.02	0.28	0.08	0.00	0.38
Exposto	0.02	0.07	0.20	0.00	0.28
Água	0.03	0.08	0.00	0.02	0.13
Total	0.17	0.52	0.28	0.03	1.00

Índice $kappa = 0,42$

Tabela 6. Matriz de erros da classificação do *Bhattacharyya* sobre a fusão da composição colorida com a pancromática (Transformação IHS).

Classif. Referen.	Arbórea	Campestre	Exposto	Água	Total
Arbórea	0.17	0.02	0.02	0.00	0.20
Campestre	0.10	0.15	0.12	0.02	0.38
Exposto	0.00	0.05	0.22	0.02	0.28
Água	0.00	0.07	0.07	0.00	0.13
Total	0.27	0.28	0.42	0.03	1.00

Índice $kappa = 0,35$

Na classificação supervisionada utilizando o classificador de *Bhattacharyya* sobre a composição colorida da imagem SPOT-5, a fração solo (modelo de mistura) e a fusão da composição colorida com a pancromática (Transformação IHS), foram obtidos índices $kappa$ de 0,41; 0,42 e 0,35; respectivamente.

Observa-se que a eficiência da classificação supervisionada utilizando os classificadores de *MaxVer* e *Bhattacharyya* foi mais acentuada nos resultados da estimativa da área arbórea, campestre e de solo exposto do que na área de água.

4. Conclusão

Através da avaliação dos índices $kappa$, verifica-se que o classificador *MaxVer* apresentou melhores resultados quando comparado à classificação supervisionada de *Bhattacharyya*, para a imagem derivada do modelo de mistura espectral e a fusão da imagem pela transformação IHS. No entanto, a classificação supervisionada por *Bhattacharyya*, apresentou melhor índice $kappa$ quando comparado à classificação de *MaxVer*, na imagem de composição colorida

O emprego da transformação do modelo linear de mistura espectral proporcionou maiores índices $kappa$ quando comparado aos resultados da mesma classificação nos dados da composição colorida da imagem SPOT-5 e na fusão da composição colorida com a pancromática pela transformação IHS. O aumento da resolução espacial interferiu de forma negativa na avaliação $kappa$ da classificação, devido ao aumento da variabilidade interna das classes. Ou seja, com o aumento da resolução, os objetos tornaram-se menos homogêneos, dificultando a identificação pelo classificador.

Referências Bibliográficas

- Câmara, G.; Souza, R. C. M.; Freitas, U. M.; Garrido, J. C. P. SPRING: Integrating Remote Sensing and GIS with Object-Oriented Data Modelling. *Computers and Graphics*, v. 20, n. 3, p. 395-403, May-Jun 1996.
- Gonzalez, R. C.; Woods R. E. *Processamento de Imagens Digitais*. Edgard Blucher, 2000, 509 p.
- Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). Disponível em: <<http://www.ibge.gov.br/estadosat/perfil.php?sigla=mg>>. Acesso em: abril, 2006.
- Jensen, J. R. *Introductory digital image processing: a remote sensing perspective*. 2ª ed. New Jersey: Prentice Hall, 1996, 316 p.
- Matsukuma, C. K. *Análise comparativa de algoritmos de classificação não-supervisionada, no mapeamento do uso e cobertura do solo*. 2002. 84 p. Dissertação (Mestrado) – Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, Piracicaba. 2002.
- Shimabukuro, Y.E., Smith, J.A. The Least-Squares Mixing Models to Generate Fraction Images Derived From Remote Sensing Multispectral Data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 29, p. 16-20, 1991.