

## Avaliação do desempenho da classificação digital de imagens simuladas de diferentes sensores na região da planície de inundação de Alenquer - Santarém (PIAS)

Ludmila Roque Ferraz Pacheco<sup>1</sup>  
Bernard Freire Barbarisi<sup>1</sup>  
Leila Maria Garcia Fonseca<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE  
Caixa Postal 515 - 12245-970 - São José dos Campos - SP, Brasil  
{ludmila, bernard}@dsr.inpe.br  
leila@dpi.inpe.br

**Abstract.** This work aims to evaluate the classifications obtained from Hyperion and simulated CBERS-CCD and TM-5 data. This study was performed for a region of floodplain between Alenquer and Santarém on east of Amazon. The spectral bands of Landsat5/TM and CCD/CBERS were simulated from Hyperion/EO-1 data. The Hyperion and simulated images are processed using the Principals Components Analysis (PCA) and Maximum Likelihood (MAXVER) techniques. The performance of classification, taking into account statistic parameters, obtained from Hyperion data was better than that obtained from simulated CBERS-CCD and TM-5 data, although, visually, the results have shown very similar.

**Palavras-chave:** classificação, componentes principais, multiespectral, hiperespectral, classification, principals components, multispectral, hyperspectral.

### 1. Introdução

O lançamento de novos sensores hiperespectrais tal como o Hyperion a bordo de satélites tem aberto novas frentes de pesquisa no sentido de avaliar o impacto da melhor resolução espectral na diferenciação dos diversos alvos na superfície da Terra.

O sensor Hyperion está a bordo da plataforma *Earth Observing-1* (EO-1) que foi lançada pela NASA (*National Aeronautics and Space Administration*) em 21 de novembro de 2000 para uma missão de demonstração e de validação. Em termos de resolução espectral, o Hyperion possui 242 bandas que estão distribuídas ao longo do espectro eletromagnético de maneira contínua, nas faixas do visível (VIS), do infravermelho próximo (NIR) e do infravermelho de ondas curtas (SWIR) (0,357 a 2,576  $\mu\text{m}$ ) (Beck, 2003).

De acordo com o objetivo de cada trabalho, alguns processamentos com imagens obtidas por sensores multiespectrais como o CBERS (China-Brazil Earth Resources Satellite)/CCD (High Resolution CCD Camera) e Landsat (Land Remote Sensing Satellite) /TM5 (Thematic Mapper) podem já alcançar o resultado esperado de uma classificação, independentemente da adoção de técnicas auxiliares. Porém, com o advento destes novos sensores hiperespectrais, como o Hyperion/EO-1, são esperadas melhorias na capacidade de discriminação de objetos.

O objetivo deste trabalho foi avaliar o desempenho da classificação de imagens digitais Landsat/TM5 e CBERS/CCD na área da Planície de Inundação de Alenquer-Santarém (PIAS) em comparação com o resultado obtido pela classificação de dados Hyperion/EO-1. Para que as diferentes condições de aquisição (ângulo de visada, iluminação, etc) das imagens CBERS e Landsat não interferissem na avaliação, as imagens CCD e TM-5 foram simuladas a partir da imagem adquirida pelo Hyperion/EO-1.

As técnicas de simulação de imagens são utilizadas para a simulação de imagens de novos sensores e também a simulação de sensores existentes. Esposito et al. (1998) simularam bandas dos sensores multiespectrais CCD e WFI (CBERS) a partir do sensor hiperespectral AVIRIS, e avaliaram previamente a potencialidade destas imagens antes do lançamento do satélite *China-Brazil Earth Resources Satellite* (CBERS).

## 2. Área de Estudo

A figura 1 mostra a área de estudo que está compreendida pelo retângulo em vermelho. A região localiza-se no noroeste do Estado do Pará e situa-se próximo a confluência dos rios Tapajós e Amazonas. A área é formada de planícies de inundação compostas de corpos d'água que apresentam características diferenciadas quanto às origens e composições químicas. Esta área é a mesma usada por Rudorff et al. (2007), para mapear as concentrações de sedimentos inorgânicos em suspensão e de clorofila-a, sobre os sistemas aquáticos heterogêneos constituintes da planície de inundação em questão.

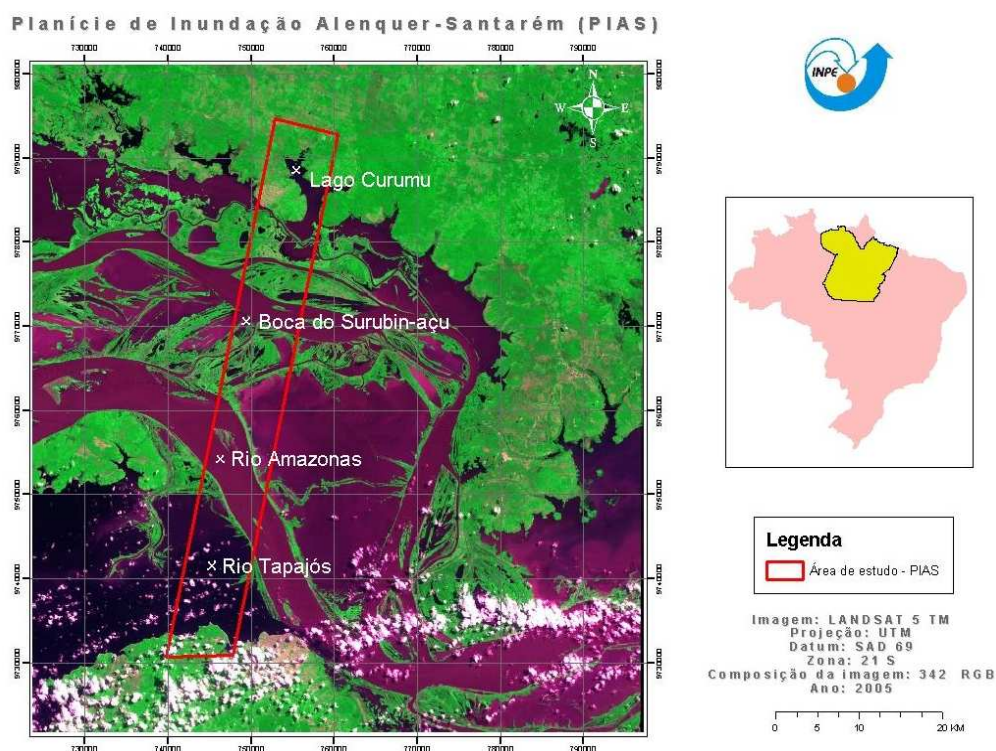


Figura 1. Localização da área de estudo: Planície de Inundação Alenquer-Santarém (Rudorff et al, 2007).

De acordo com a figura 1, observa-se que a região é formada por diversos cursos d'água que contribuem para a inundação na época de cheia, entre eles, o Rio Amazonas, que é o principal rio desta planície de inundação.

O resultado obtido por Rudorff et al. (2007) foi utilizado neste trabalho como “verdade de campo” para a escolha das classes para o treinamento das amostras, e posteriormente para a classificação das imagens.

## 3. Material e Métodos

A metodologia adotada neste estudo pode ser visualizada no fluxograma apresentado na figura 2. Foi utilizada uma imagem hiperespectral (Hyperion/EO-1) adquirida no dia 23 de junho de 2005 no final do período de cheia. O pré-processamento da imagem constitui-se de três etapas: correção de pixel, correção atmosférica e correção geométrica, conforme descrito por Rudorff et al. (2007).

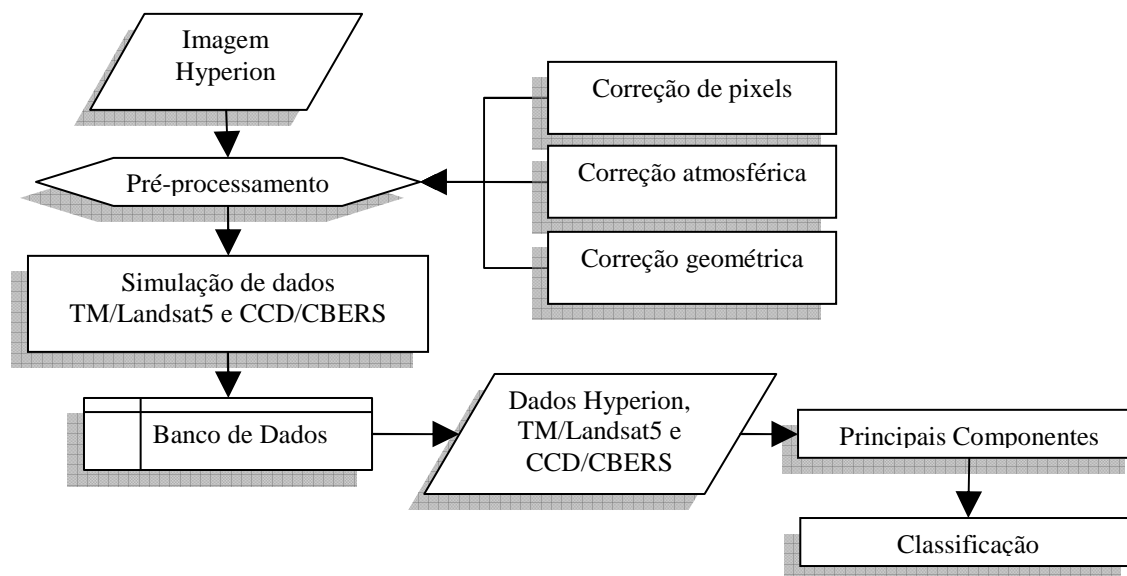


Figura 2. Fluxograma da metodologia adotada no estudo.

A simulação dos dados multiespectrais dos sensores TM5 e CCD a partir da imagem Hyperion/EO-1 foi realizada usando o método *Spectral Resampling* disponível no aplicativo ENVI 4.2. Este método usa filtros específicos para simular a resposta espectral do sensor e o usuário deve fornecer informações da resposta espectral das bandas que se deseja simular.

Dadas as bandas simuladas, calculou-se a transformada por componentes principais para decorrelacionar as bandas, melhorar a separabilidade dos alvos de interesse e reduzir o número de bandas. A técnica transformada por componentes principais vem sendo utilizada por diversos autores (Ringrose e Large, 1983; Watrin et al., 1996; Gomes e Maldonado, 1998; Daamen et al., 2002; Tisot et al., 2005; Freitas e Cruz, 2005; Oliveira et al., 2005; Buhe, 2006; Gomes-Loebmann et al., 2007).

Das 45 componentes principais obtidas pela transformação das imagens Hyperion, as três primeiras componentes, que representam 99,9% da variância total, foram selecionadas. Para as imagens Landsat/TM5 e CBERS/CCD apenas as duas primeiras componentes principais, que representam 99,9% da variância dos dados, foram selecionadas.

Neste estudo, seis classes de interesse foram definidas: Lago Curumu, Rio Amazonas, Boca do Surubin-Açu, Rio Tapajós, Vegetação e Solo. As quatro primeiras classes são tipos de corpos d'água. Em seguida, realizou-se a classificação das imagens pelo método da Máxima Verossimilhança (Maxver), que considera a ponderação das distâncias das médias (Crosta, 1993). As amostras de treinamento representando os corpos d'água heterogêneos foram coletadas arbitrariamente nas imagens seguindo os procedimentos adotados por Ruddorf et al. (2007).

Para a comparação dos três resultados de classificação a partir das imagens CCD, TM-5 e Hyperion, as matrizes de confusão e o coeficiente Kappa foram calculados. Utilizou-se a planilha proposta por Hudson e Ramm (1987) e Congalton (1999), que compara os resultados obtidos a partir de dois conjuntos de dados. As classificações foram então comparadas baseadas no valor do índice Kappa. Por meio do teste-Z, foi usado 95% de confiança para indicar se há ou não diferenças significativas entre eles.

#### 4. Resultados e Discussão

Para a classificação das componentes principais do TM5 a acurácia para diferenciar as seis classes foi de 94,22% e o índice Kappa de 0,92. A acurácia utilizando as duas primeiras componentes principais do CCD foi de 92,67% e o índice Kappa 0,89. Para as componentes

principais do Hyperion a acurácia, para diferenciar as seis classes, foi 99,16% e o índice Kappa 0,98. Todas as classificações diferiram significativamente a 5%.

Para a classificação dos dados multiespectrais (Tabelas 1 e 2), os menores erros de comissão (pixels de outras classes que foram atribuídos na classe de referência) e omissão (pixels que pertencem a classe de referência e foram atribuídos a outras classes) foram encontrados nas classes Vegetação, Solo e Rio Amazonas, atribuindo a estas o melhor desempenho do classificador. Na classificação dos dados hiperespectrais (Tabela 3) a melhor classificação também foi observada para as classes Vegetação e Solo, porém com erros bem menores para a classe Rio Tapajós.

Tabela 1. Matriz de confusão da classificação do CBERS/CCD.

Classes	Referência (%)						Comissão (%)	Omissão (%)
	Lago Curumu	Rio Amazonas	Vegetação	Solo	Surubin-açu	RioTapajós		
Não Classificada	0	0	0	0	0	0	-	-
Lago Curumu	82,8	0	0	0	0	9,61	17,95	17,2
Rio Amazonas	0	99,91	0	0	0	0	0	0,09
Vegetação	0	0	100	0	0	0	0	0
Solo	0	0,04	0	100	0,47	0	0,88	0
Surubin-açu	0	0	0	0	98,1	0,31	4,17	1,9
RioTapajós	17,2	0,04	0	0	1,42	90,08	9,32	9,92
Total (pixels)	1535	2351	383	226	211	2894	-	-

Tabela 2. Matriz de confusão da classificação do Landsat/TM5.

Classes	Referência (%)						Comissão (%)	Omissão (%)
	Lago Curumu	Rio Amazonas	Vegetação	Solo	Surubin-açu	RioTapajós		
Não Classificada	0	0	0	0	0	0	-	-
Lago Curumu	84,36	0	0	0	2,37	6,5	12,97	15,64
Rio Amazonas	0	99,79	0	0	0	0	0	0,21
Vegetação	0	0	100	0	0	0	0	0
Solo	0	0	0	100	0	0	0	0
Surubin-açu	1,37	0	0	0	97,16	0	9,29	2,84
RioTapajós	14,27	0,21	0	0	0,47	93,5	7,68	6,5
Total (pixels)	1535	2351	383	226	211	2894	-	-

Tabela 3. Matriz de confusão da classificação do Hyperion/EO-1.

Classes	Referência (%)						Comissão (%)	Omissão (%)
	Lago Curumu	Rio Amazonas	Vegetação	Solo	Surubin-açu	RioTapajós		
Não Classificada	0	0	0	0	0	0	-	-
Lago Curumu	97,59	0	0	0	0	0,73	1,38	2,41
Rio Amazonas	0	100	0	0	0	0	0	0
Vegetação	0	0	100	0	0	0	0	0
Solo	0	0	0	100	0,47	0,17	2,59	0
Surubin-açu	0,59	0	0	0	99,53	0	4,11	0,47
RioTapajós	1,82	0	0	0	0	99,1	0,97	0,9
Total (pixels)	1535	2351	383	226	211	2894	-	-

Os erros de omissão e comissão para a classificação do Hyperion foram menores do que os erros obtidos pelas outras duas classificações. Estes resultados indicaram então melhor desempenho da imagem hiperespectral na discriminação das classes em relação aos resultados obtidos pelas imagens CCD e TM-5. As classes que mais se confundiram nas classificações do CCD e TM-5 foram as de corpos d'água entre si com o Solo. Na imagem hiperespectral as confusões foram bem menores entre as classes, mostrando que a discriminação dos alvos é melhorada com o uso de bandas espectrais mais estreitas do Hyperion. Embora a acurácia e precisão da classificação gerada pelos dados Hyperion/EO-1 tenham sido estatisticamente

superiores as das classificações geradas pelos dados CBERS-CCD e TM-5, os resultados ficaram muito visualmente similares, como pode ser visto na Figura 3.

A acurácia e os valores de Kappa foram 89,9% e 0,87, 89,6%, e 0,87, respectivamente, para as classificações dos dados TM5 e CCD em relação à classificação dos dados Hyperion. Ambas as classificações se diferenciaram a 5% de significância.

Pode-se inferir, com 5% de significância, que a classificação dos dados TM5 apresentou melhor resultado que os dados CCD. Ou seja, a concordância entre a classificação TM5 e a referência é maior do que a classificação CCD, embora ambas as classificações tenham sido muito semelhantes (Figura 3).

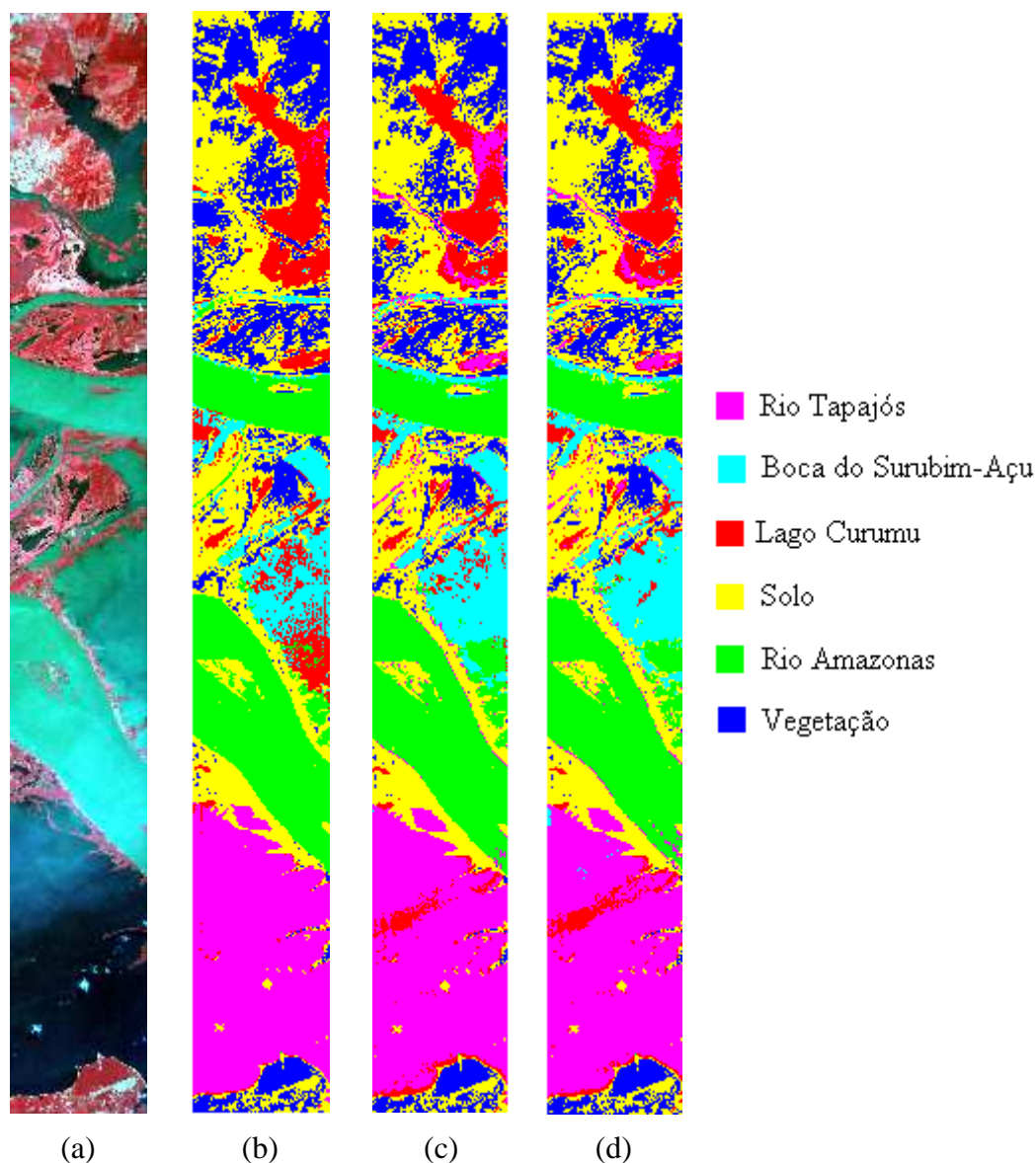


Figura 3. (a) Composição colorida do sensor Hyperion/EO-1 das bandas centradas em 732nm (R), 640nm (G) e 519nm (B); (b) mapa temático do Hyperion; (c); mapa temático do TM5 e (d) mapa temático do CBERS/CCD.

As tabelas 4 e 5 apresentam as matrizes de confusão geradas para as seis classes utilizando a imagem Hyperion/EO-1 como referência. De acordo com os resultados os maiores erros de comissão na classificação gerada com a imagem TM5 foram para a classe Lago Curumu e, na classificação gerada com a imagem CCD os maiores erros foram para a classe Boca do Surubin-Açu. Na imagem TM5, 63,38% dos pixels foram classificados

corretamente. Apesar disto, 27,19% correspondem na realidade à outra classe. Similarmente, na imagem CCD 92,96% dos pixels foram classificados corretamente. Entretanto, 24,57% correspondem na realidade à outra classe. A classe com o maior erro de omissão foi a Vegetação para a classificação gerada com a imagem TM5 e a classe Lago Curumu para a classificação gerada com a imagem CCD.

Analisando os resultados das duas matrizes, as classes que mais se confundiram nas duas classificações foram Lago Curumu e Rio Tapajós. A classe Solo em ambas as classificações foi a que mais se confundiu com as demais classes. Tal fato pode ser explicado através da dinâmica hidrológica existente na região, considerando que os dados tanto orbitais quanto de campo foram coletados na época de cheia (Rudorff et al., 2007).

Tabela 4. Matriz de confusão geradas a partir das duas primeiras principais componentes do Landsat/TM5 e das três principais componentes do Hyperion/EO-1.

Classes	Referência (%)							Comissão (%)	Omissão (%)
	Não Classificada	Lago Curumu	Rio Amazonas	Vegetação	Solo	Surubin-açu	RioTapajós		
Não Classificada	0	0	0	0	0	0	0	-	-
Lago Curumu	0	63,38	0,08	0	1,03	1,66	6,47	27,19	6,16
Rio Amazonas	0	7,8	95,02	0	0,36	0,66	0	12,47	4,62
Vegetação	0	0	0	89,22	1,58	0	0	15,24	40,05
Solo	0	0,08	1,06	10,78	93,87	0,17	0,37	4,78	4,29
Surubin-açu	0	13,14	2,35	0	0,75	92,18	0,01	7,51	1,77
RioTapajós	0	15,6	1,48	0	2,42	5,34	93,15	1,29	7,43
Total (pixels)	0	53913	94158	92925	141344	34014	113566	-	-

Tabela 5. Matriz de confusão geradas a partir das duas primeiras componentes principais do CBERS/CCD e das três principais componentes do Hyperion/EO-1.

Classes	Referência (%)							Comissão (%)	Omissão (%)
	Não Classificada	Lago Curumu	Rio Amazonas	Vegetação	Solo	Surubin-açu	RioTapajós		
Não Classificada	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Lago Curumu	0	61,73	0,01	0	0,58	1,67	6,73	21,37	38,27
Rio Amazonas	0	6,58	92,39	0	0,22	0,16	0	4,3	7,61
Vegetação	0	0	0	87,93	0,09	0	0	0,16	12,07
Solo	0	1,8	4,73	12,07	96,32	1,91	0,41	11,54	3,68
Surubin-açu	0	14,74	1,27	0	0,6	92,96	0,27	24,57	7,04
RioTapajós	0	15,14	1,61	0	2,19	3,31	92,58	11,67	7,42
Total (pixels)	0	53913	94158	92925	141344	34014	113566	-	-

## 5. Conclusão

O desempenho das classificações dos diferentes sensores mostrou-se satisfatório. Este fato pode ser observado através da acurácia de cada mapa temático, e dos erros de comissão e omissão que não foram tão elevados. Contudo, através das matrizes de confusão geradas para os três mapas temáticos resultantes pode-se observar que o sensor Hyperion, que apresenta resolução espectral mais fina, apresentou vantagens na discriminação e diferenciação dos alvos.

## 6. Agradecimentos

Os alunos agradecem aos professores Dra. Leila Maria Garcia Fonseca, Dr. Flávio Jorge Ponzoni e Dra. Evelyn Márcia Leão de Moraes Novo pelo apoio e orientação prestada. Ao colega e amigo Msc. Conrado M. Rudorff pela paciência e disponibilização dos dados para a realização deste trabalho.

## 7. Referências Bibliográficas

Beck, R. *EO-1 User Guide*. 2003, 74 p. On line, disponível em: <http://eo1.usgs.gov/documents.php>. Acesso em: 02 mai 2006

Buhe, A.; Tsuchiya, K.; Kaneko, M.; Ohtaishi, N.; Halik, M. Land cover of oases and forest in XinJiang, China retrieved from ASTER data. **Advances in space research**. v. 9, n. 1, p. 39-45, 2007.

Congalton, R. G.; Green, K. **Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data: Principles and Practices**. London: Lewis Publishers, 1999. 137 p.

Crosta, A. P. **Processamento digital de imagens de sensoriamento remoto**. Unicamp, 1999. 164p.

Daamen, M. L. J.; Rocha, J. V.; Lamparelli, R.A.C.; Zullo Junior, J. **Mapeamento da variabilidade espacial da produção da cultura de cana-de-açúcar por meio de processamento digital de imagens de satélite e análise de componentes principais**. In: Simpósio Internacional de Agricultura de Precisão Viçosa, 2, MG, 12 a 14 de junho de 2002. Disponível em: < <http://www.centreinar.org.br/siap2007/siap2002/artigos/siap018.pdf>>. Acesso em: 07 de agosto de 2008.

Esposito, E.S.C.; Krug T.; Green R.O. **Simulação das bandas espectrais das câmaras CCD e WFI (CBERS), geradas a partir das imagens do sensor hiperespectral AVIRIS**. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR), 9., 1998, Santos **Anais...** São José dos Campos: INPE, 1998. Artigos, p. 435-441. Disponível em: < [http://marte.dpi.inpe.br/col/sid.inpe.br/deise/1999/02.08.16.52/doc/6\\_59o.pdf](http://marte.dpi.inpe.br/col/sid.inpe.br/deise/1999/02.08.16.52/doc/6_59o.pdf)>. Acesso em: 30 de agosto de 2008.

Freitas, S.R.; Cruz, C.B.M. **Análise de Componentes Principais e Modelo Linear de Mistura na discriminação de classes de vegetação na Mata Atlântica**. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR), 12., 2005, Goiânia. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2005. Artigos, p. 1529-1536. Disponível em: <<http://marte.dpi.inpe.br/col/ltid.inpe.br/sbsr/2004/11.04.11.55/doc/1529.pdf>>. Acesso em: 25 de agosto de 2008.

Gomes-Loebmann, D.; Borges, M.E.S.; Soares, F. dos S.; Gomes, R.A.T.; Carvalho Jr., O.A. **Processamento digital de imagens ASTER do Parque Nacional da Chapada dos Veadeiros**. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR), 13., 2007, Florianópolis **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2007. Artigos, p. 3945-3952. Disponível em: < <http://marte.dpi.inpe.br/col/dpi.inpe.br/sbsr@80/2006/11.16.01.22/doc/3945-3952.pdf>>. Acesso em: 07 de agosto de 2008.

Gomes, A.R.; Maldonado, F.R. **Análise de Componentes Principais em Imagens multitemporais TM/Landsat como Subsídio aos Estudos de Vulnerabilidade à Perda de Solo em Ambiente Semi-Árido**. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR), 9., 1998, Santos **Anais...** São José dos Campos: INPE, 1998. Artigos, p. 959-967. Disponível em:<[http://marte.dpi.inpe.br/col/sid.inpe.br/deise/1999/02.09.10.05/doc/8\\_167o.pdf](http://marte.dpi.inpe.br/col/sid.inpe.br/deise/1999/02.09.10.05/doc/8_167o.pdf)>. Acesso em: 07 de agosto de 2008.

Hudson, W. D.; Ramm, C. W. Ramm Correct formulation of the kappa coefficient of agreement. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, v. 53, n. 4, p. 421-422, 1987.

Oliveira, L.I.M; Chaves, J.M.; França-Rocha, W.J.S. **Discriminação de vegetação no município de Lençóis Chapada Diamantina – Bahia**. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR), 12., 2005, Goiânia. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2005. Artigos, p. 4193-4200.. Disponível em: < <http://marte.dpi.inpe.br/col/ltid.inpe.br/sbsr/2004/11.21.19.51/doc/4193.pdf>>. Acesso em: 07 de agosto de 2008.

Ringrose, S. M.; Large, P. The Comparative Value of Landsat Print and Digital Data and Radar Imagery for Ecological Land Classification in Humid Tropics. **Canadian Journal of Remote Sensing**, 9 (1) : 45-60, 1983.

Ruddorf, C.M.; Novo, E.M.L.M. Galvão, L.S.; Pereira Filho, W. Análise derivativa de dados hiperespectrais medidos em nível de campo e orbital para caracterizar a composição de águas opticamente complexas na Amazônia. **Acta Amazônia**, vol 37 2007, p. 269-280

Tisot, D.A.; Formaggio, A.R.; Galvão, L.S.; Rennó, C.D. **Dados Hyperion e ETM+ na classificação de alvos agrícolas com diferentes níveis de distinção espectral**. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR), 12., 2005, Florianópolis **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2005. Artigos, p. 439-446. Disponível em: < <http://marte.dpi.inpe.br/col/ltid.inpe.br/sbsr/2004/11.22.09.58/doc/439.pdf>>. Acesso em: 13 de agosto de 2008.

Watrin, O.S.; Valério Filho, M.; Santos, J.R. **Transformação por Componentes Principais e por Decorrelação de Bandas Aplicadas à Caracterização de Feições da Paisagem do Nordeste Paraense.** In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR), 8., 1996, Florianópolis **Anais...** São José dos Campos: INPE, 1996. Artigos, p. 435-441. Disponível em: <<http://marte.dpi.inpe.br/col/sid.inpe.br/deise/1999/01.28.10.38/doc/T92.pdf>>. Acesso em: 25 de agosto de 2008.