

## **Análise comparativa entre técnicas de classificação digital em imagens Landsat no mapeamento do uso e ocupação do solo em Capixaba, Acre**

Symone Maria de Melo Figueiredo<sup>1</sup>  
Luis Marcelo Tavares de Carvalho<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Universidade Federal do Acre - UFAC  
Campus Universitário, Rodovia BR-364, Km 04, 69915-900 – Rio Branco - AC, Brasil  
symone\_ac@yahoo.com.br

<sup>2</sup> Universidade Federal de Lavras - UFLA  
Caixa Postal 3037 - 37200-000 - Lavras - MG, Brasil  
passarinho@ufla.br

**Abstract.** The purpose of this work was to evaluate the effect of using several image classification schemes for mapping land cover and use in the municipality of Capixaba-AC, Brazil. Multi-spectral Landsat data, fraction images and images representing the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) were used as attributes in the classification procedures in order to map forest, brushwood, high and low pasture, water, burned areas and bare soil. Six classification schemes were used: a) maximum likelihood using Landsat images; b) maximum likelihood using fraction images; c) isodata using Landsat images; d) isodata using fraction images of bare soil and shadow; e) isodata using soil, shadow and vegetation fraction images, and e) decision tree using Landsat images, fraction images and NDVI. Results showed that all classification methods used were efficient ranging from very good to excellent classification according to the Kappa coefficient. The scheme using the maximum likelihood classification algorithm performed better than the others with an overall precision over 91%.

**Palavras-chave:** análise de mistura espectral, NDVI, mineração de dados, exatidão do mapeamento, Amazônia, linear spectral unmixing, NDVI, data mining, mapping accuracy, Amazon.

### **1. Introdução**

A alteração da cobertura florestal (desmatamento) tem sido adotada como o principal indicador da intensidade e magnitude das atividades humanas. Desde 1988, o governo do Brasil monitora a situação da cobertura florestal na Amazônia. Anualmente, o Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) divulga o percentual de alteração da cobertura florestal da região. Essa informação é amplamente utilizada como parâmetro para avaliar o desempenho das ações do governo no controle do ritmo do desmatamento.

As metodologias de classificação de imagens digitais adotadas pelas diferentes organizações governamentais e não governamentais resultaram em diferentes índices de desmatamento no estado do Acre, dificultando a implementação de políticas públicas de controle ambiental e desenvolvimento sustentável.

Nesse contexto, este estudo teve como objetivo avaliar o efeito do uso de vários métodos de classificação de imagens Landsat para o mapeamento do uso e cobertura do solo no município de Capixaba, estado do Acre. Esta relação poderá subsidiar os órgãos ambientais na definição de uma metodologia mais apropriada às condições regionais e aplicável no licenciamento, fiscalização e monitoramento ambiental, como um importante instrumento de gestão e controle dos recursos naturais, bem como subsidiar políticas públicas de desenvolvimento sustentável.

## 2. Área de estudo

A área de estudo está localizada no sudeste do estado do Acre, situada em torno de 10°11'52" de latitude sul e 68°04'30" de longitude oeste (**Figura 1**) e corresponde ao município de Capixaba, com superfície territorial de 1.713 km<sup>2</sup>.

O clima é do tipo equatorial quente e úmido, caracterizado por altas temperaturas, elevados índices de precipitação pluviométrica e alta umidade relativa do ar. Os solos predominantes são argissolos com horizonte B textural e baixa atividade da argila, muito deles com alta saturação de alumínio, bem drenados e com relevo plano a suave ondulado. A vegetação predominante é floresta ombrófila aberta de palmeiras com fasciações de floresta ombrófila densa.

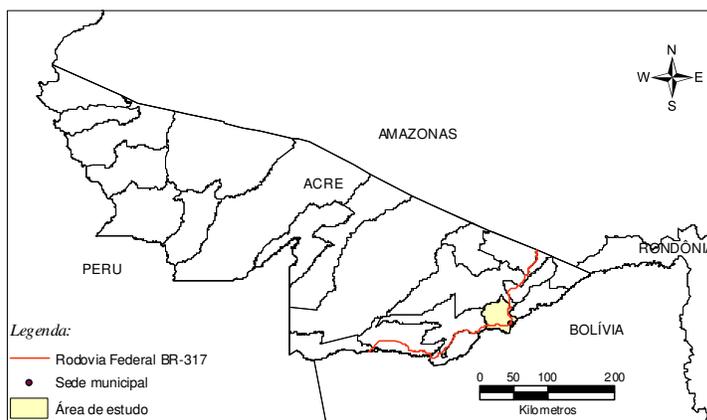


FIGURA 1 Localização do município de Capixaba, estado do Acre

## 3. Fonte de dados e classes de mapeamento

Para a realização deste estudo, as fontes de dados foram as imagens multiespectrais do satélite Landsat TM (*Thematic Mapper*) e ETM+ (*Enhanced Thematic Mapper Plus*), bandas 1 (0,45 – 0,52  $\mu\text{m}$ ), 2 (0,53 – 0,61  $\mu\text{m}$ ), 3 (0,63 – 0,69  $\mu\text{m}$ ), 4 (0,76 – 0,90  $\mu\text{m}$ ), 5 (1,55 – 1,75  $\mu\text{m}$ ) e 7 (2,08 – 2,35  $\mu\text{m}$ ), dos anos de 2000, 2002 e 2003, e as imagens derivadas de técnicas de extração de informações, como imagens-fração geradas pela aplicação do modelo linear de mistura espectral e índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI), utilizadas na classificação digital do uso e ocupação do solo e imagens do satélite sino-brasileiro de recursos terrestres Cbers-2 do ano de 2004, sensor CCD (*High resolution CCD camera*), bandas 2 (0,52 – 0,59  $\mu\text{m}$ ), 3 (0,63 – 0,69  $\mu\text{m}$ ), e 4 (0,77 – 0,89  $\mu\text{m}$ ), para auxiliar na determinação das amostras de amostra de validação.

Para o mapeamento da cobertura da terra foram definidas sete classes temáticas, cujas principais características são:

**Floresta:** compreende o domínio da floresta ombrófila aberta, com palmeiras, cipós ou bambus, dependendo das feições fitoecológicas de floresta densa ou de floresta aberta, em função das características das formas de relevo.

**Capoeira:** caracterizada pela ocorrência de vegetação em vários estágios de sucessão secundária, plantios florestais com seringueira (*Hevea brasiliensis* Muel. Arg.) ou mistos com várias espécies florestais e sistemas agroflorestais com consórcio de culturas perenes e espécies florestais e frutíferas. O agrupamento das subclasses (estágios de sucessão secundária, plantios florestais e agroflorestais) ocorreu devido à heterogeneidade da estrutura da vegetação e à limitação da resolução espacial dos sensores remotos.

Pasto alto: composta por as áreas de pasto limpo com gramíneas exóticas de porte alto e textura mais homogênea, os pastos degradados ou pastos sujos, e os plantios agrícolas.

Pasto baixo: encontrado nas grandes fazendas de pecuária bovina, formado principalmente pelas gramíneas *Brachiaria brizantha*, *Brachiaria decumbens* e *Panicum maximum*. A pressão de pastejo maior que a capacidade de produção forrageira, principalmente na época da seca, confere o porte mais baixo ao pasto neste período.

Solo: composta de áreas construídas de uso residencial, comercial, industrial e público, e ainda as edificações nas propriedades rurais, as estradas e ramais.

Água: representa os corpos d'água da área de estudo, composta pelo leito dos rios, vários igarapés permanentes e temporários e açudes das propriedades rurais.

### 3. Técnicas de pré-processamento de imagens digitais

As imagens Landsat foram processadas de acordo com as seguintes etapas:

Correção geométrica: o método de transformação usado foi polinomial de 1º grau e o de reamostragem dos pixels a técnica de alocação do vizinho mais próximo.

Conversão radiométrica: consiste na transformação dos valores digitais brutos (número digital DN) das imagens Landsat para reflectância aparente, com o objetivo exclusivo de viabilizar a aplicação do modelo linear de mistura espectral. A reflectância aparente foi calculada utilizando-se as relações propostas por Markham & Barker (1987), usando as seguintes equações:

$$L(\lambda) = L_{\min\lambda} + \frac{(L_{\max\lambda} - L_{\min\lambda})}{QCAL_{\max\lambda}} QCAL, \text{ em que:}$$

$L(\lambda)$  = radiância espectral, em  $\text{mW cm}^{-2} \text{sr}^{-1} \mu\text{m}^{-1}$ ;

$L_{\min\lambda}$  = radiância espectral equivalente ao número digital mínimo;

$L_{\max\lambda}$  = radiância espectral equivalente ao número digital máximo;

$QCAL_{\max\lambda}$  = amplitude de variação dos números digitais, equivalente a 255 para todos os dados TM e ETM+ ; e

$QCAL$  = número digital.

Os valores de radiância obtidos nesta equação são convertidos em reflectância aparente pela seguinte equação:

$$\rho_p = \frac{\pi L_\lambda d^2}{E_{sol\lambda} \cos \theta_s}, \text{ em que:}$$

$\rho_p$  = reflectância aparente, adimensional;

$L_\lambda$  = radiância espectral ( $\text{mW cm}^{-2} \text{sr}^{-1} \mu\text{m}^{-1}$ );

$d$  = distância Terra-Sol em unidades astronômicas;

$E_{sol\lambda}$  = irradiância solar exoatmosférica média ( $\text{mW cm}^{-2} \mu\text{m}^{-1}$ ); e

$\theta_s$  = ângulo zenital solar, em graus.

### 3. Técnicas de processamento de imagens digitais

A extração de informações das imagens Landsat foi realizada por meio da geração de imagens fração ou sintéticas oriundas da análise de mistura espectral e do índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI).

A hipótese básica da mistura espectral é que a variação espectral numa imagem é causada por misturas de um número limitado de materiais na superfície e a sua análise

envolve técnicas em que as respostas espectrais misturadas são comparadas com um conjunto de referência espectral pura. O resultado é uma estimativa de proporções aproximadas das áreas em cada pixel que são ocupadas pelas classes de referência.

Os componentes puros solo, sombra e vegetação foram selecionados utilizando a teoria do simplex (Aguiar, 1991; Bajjouk et al., 1998). Posteriormente, foi realizada a decomposição espectral linear, cuja formulação matemática pode ser expressa por Lu et al., 2003:

$$R_i = \sum_{k=1}^n f_k R_{ik} + \varepsilon_i$$

em que:

i = 1, ..., m (número de bandas espectrais);

k = 1, ..., n (número de componentes puros);

R<sub>i</sub> = reflectância espectral na banda i de um pixel, contendo um ou mais componente puros;

f<sub>k</sub> = proporção do endmember k dentro de um pixel;

R<sub>ik</sub> = reflectância espectral do endmember k dentro do pixel na banda i; e,

E<sub>i</sub> = erro da banda i.

O NDVI foi usado para transformar os dados multiespectrais do sensor TM e ETM+ em uma imagem com única banda representando a distribuição da vegetação. Os valores do NDVI indicam a quantidade de vegetação verde presente no pixel, ou seja, quanto maior o valor do NDVI, mais vegetação verde possui o pixel. O NDVI foi gerado por meio do seguinte algoritmo padrão: NDVI = (NIR - R)/(NIR + R). Em que: NIR = valor do pixel na faixa do espectro eletromagnético correspondente à região do infravermelho próximo (0,7 a 0,9 μm); R = valor do pixel na faixa do espectro eletromagnético correspondente a região do vermelho (0,6 a 0,7 μm).

Na classificação digital foram testadas seis modalidades, listadas na **Tabela 1**.

TABELA 1 – Modalidades de classificação digital

Modalidade	Fonte de dados	Classificador
1	Imagens do sensor TM e ETM+ do satélite Landsat	Máxima verossilhança
2	Imagens do sensor TM e ETM+ do satélite Landsat	Isodata
3	Imagens fração solo e sombra	Isodata
4	Imagens fração solo, sombra e vegetação	Isodata
5	Imagens fração solo, sombra, vegetação e de erro	Máxima verossilhança
6	Imagens do Landsat; imagens fração solo, sombra, vegetação e de erro; e índice de vegetação NDVI	Árvore de decisão

A classificação pelo algoritmo de árvore de decisão foi realizada por meio de um aplicativo de mineração de dados, na geração do conjunto de regras da árvore de decisão e, posteriormente, um software de processamento de imagens para a classificação digital. Os atributos (fonte de dados) usados nesta técnica de classificação foram organizados em um único arquivo de imagem. Cada pixel das amostras e seus respectivos valores nas onze imagens do arquivo de dados constituem um caso a ser analisado pelo algoritmo de aprendizado de máquina.

#### 4. Comparação entre os algoritmos de classificação

Para quantificar os erros gerados pelas diferentes técnicas de classificação utilizadas neste estudo, foram construídas as matrizes de erro ou de confusão, que permitem a comparação entre os dados provenientes das amostras de validação e o resultado da classificação.

Em todas as modalidades de classificação, as matrizes de erros foram calculadas com o mesmo conjunto de amostras de validação. Além da exatidão global ou acurácia do mapeamento, por meio da matriz de erro, foram calculados também os erros de inclusão e de omissão por classe temática e o coeficiente Kappa, que auxilia na avaliação do classificador.

No levantamento do uso e ocupação do solo computou-se a estatística das classes temáticas para todos os anos e métodos de classificação, calculando-se o percentual de área coberta pelas classes temáticas em relação à área total do município de Capixaba, Acre.

Para comparar o desempenho entre os diferentes métodos de classificação foi usada a variância de Kappa e estatística Z, comumente utilizada na literatura (Fidalgo, 1995; Lu et al., 2003). Segundo Skidmore (1999), este teste estatístico pode ser aplicado em combinações pares de matrizes de erro, determinando se as matrizes são significativamente diferentes.

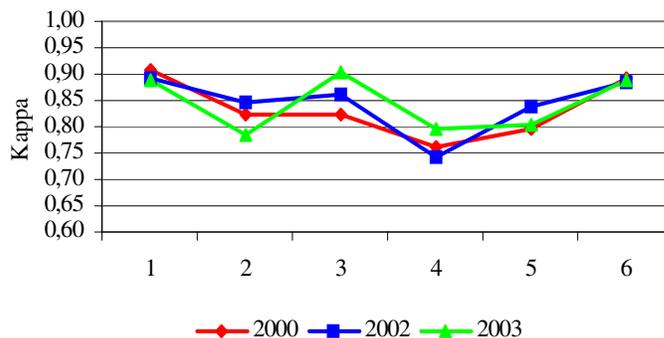
Para se fazer a inferência estatística, utilizou-se o teste de hipótese. Consideraram-se  $K_1$  e  $K_2$  como as estimativas de Kappa e  $\sigma_{k1}^2$  e  $\sigma_{k2}^2$  suas respectivas variâncias, representando dois classificadores, respectivamente, para testar a igualdade de duas matrizes de confusão e a estatística Z, expressa por:

$$Z = \frac{|K_1 - K_2|}{\sqrt{\sigma_{k1}^2 + \sigma_{k2}^2}}$$

As hipóteses para o teste de significância foram:  $H_0: K_1 = K_2$  (hipótese nula) e  $H_1: K_1 > K_2$  (hipótese alternativa). A hipótese  $H_0$  foi testada para os níveis de significância ( $\alpha$ ) de 0,01; 0,05 e 0,10. O valor tabelado de Z foi o da hipótese alternativa unilateral à direita. Assim, à significância  $\alpha$ ,  $H_0$  será rejeitada se  $Z > Z_\alpha$ .

#### 4. Resultados e Discussão

Em geral, a classificação supervisionada apresentou maior acurácia no mapeamento do uso e ocupação do solo em Capixaba em relação às técnicas de classificação não supervisionada. Esse resultado é evidenciado na **Figura 2**, na qual verifica-se que a classificação por máxima verossimilhança usando as imagens Landsat e as imagens fração geradas pelo análise de mistura espectral, apresentam, em média, os maiores valores do coeficiente de concordância Kappa, em torno de 0,9. Nas modalidades de classificação usando o algoritmo isodata, com as imagens Landsat ou imagens fração, o valor de Kappa variou entre 0,74 a 0,85.



**FIGURA 2** Índice de concordância Kappa das seis técnicas de classificação digital para o mapeamento do uso e ocupação do solo em Capixaba, Acre, nos anos de 2000, 2002 e 2003: (1) máxima verossimilhança usando imagens Landsat, (2) isodata usando imagens Landsat, (3) árvore de decisão, (4) isodata usando imagens fração solo e sombra, (5) isodata usando imagens fração solo, sombra e vegetação e (6) máxima verossimilhança usando imagens fração solo, sombra, vegetação e de erro.

O percentual da área ocupada pelas classes de floresta, capoeira, pasto alto, pasto baixo, água, queimada e solo exposto variou em função da técnica de classificação empregada no mapeamento do uso e ocupação do solo em Capixaba.

A diferença entre o menor e o maior percentual de área coberta com floresta foi de 5,1%. O menor índice foi obtido com a técnica de classificação não supervisionada isodata usando as imagens fração solo e sombra (52,8%) e o maior com o algoritmo árvore de decisão (57,9%). Esses classificadores alcançaram exatidão superior a 97% para a classe de floresta. Porém, o erro de inclusão foi de 5,4% a 2,1% para a classificação por árvore de decisão e classificação não supervisionada isodata usando as imagens fração solo e sombra, respectivamente, enquanto a omissão foi de 0,5% a 2,7%.

O mesmo comportamento foi verificado nas demais classes mapeadas e nos anos de 2002 e 2000. A variação entre as classes de capoeira, pasto alto e pasto baixo ocorreu devido a semelhança espectral na fronteira de decisão entre as classes, podendo ocorrer a sobreposição em alguma delas, e a habilidade de cada classificador em estabelecer o limite de decisão no espaço de feições.

A confusão entre as classes de mapeamento, causada pelos erros de inclusão ou omissão nas diferentes técnicas de classificação, constituem num dos fatores que levam a diferentes estimativas da proporção de área ocupada por essas classes. No ano de 2000, por exemplo, o classificador isodata teve 30,3% de erros de inclusão na classe água, quando, na verdade, os pixels eram da classe floresta. Em consequência, no ano de 2002, a área ocupada por floresta foi maior que em 2000, segundo a classificação isodata. Aplicando-se as imagens fração do modelo linear de mistura, esse problema não ocorreu.

Em áreas de capoeira em estágios avançados de sucessão secundária, o comportamento espectral é muito semelhante ao das florestas maduras, tornando-se uma tarefa difícil a separação entre elas.

Verificou que as áreas em estágios de sucessão secundária de inicial a intermediário foram mais facilmente classificadas corretamente como capoeira pelos diferentes algoritmos utilizados. Nos estágios de sucessão mais avançados, os classificadores incluíram as áreas de capoeira como floresta.

Constatou-se também que a classe de pasto alto, que incluiu a subclasse de pasto sujo, causou confusão com capoeira em estágios iniciais de sucessão secundária. Isso ocorreu devido à presença de espécies herbáceas e arbustivas nos pastos sujos, iniciando a regeneração da vegetação.

A área ocupada pelas classes de pasto alto, pasto baixo, água e solo foi bastante variável no período de análise, influenciada pelo manejo de pastagem e pelo regime de chuvas durante os meses mais secos do ano. Nos meses correspondentes a data de tomada das imagens Landsat, a precipitação total foi de 25 a 50 mm em 2002 e 2003 e entre 150 a 200 mm em 2000 (Inpe, 2004).

Considerando-se os resultados, a diferença entre as estimativas de áreas das classes de mapeamento de uso e ocupação do solo é consequência das diferentes técnicas de classificação e da habilidade e experiência do analista. Dessa forma, deve-se considerar os desempenhos da exatidão global e por classe temática entre as diferentes técnicas de classificação, bem como a importância das categorias de uso e ocupação do solo que se deseja mapear para selecionar o método mais adequado ao objetivo do trabalho a ser realizado.

Quanto à avaliação da exatidão do mapeamento, de acordo com os conceitos estabelecidos por Landis & Koch (1977) para o coeficiente Kappa, todos os métodos de classificação apresentam qualidade de muito boa a excelente. No entanto, verificou-se uma variação nos valores de Kappa entre os algoritmos de classificação. Dessa forma, é importante

a realização de um teste estatístico em combinações pares de matrizes de erro, determinando se as matrizes são significativamente diferentes (Skidmore, 1999).

A comparação dos resultados das matrizes de erro entre os diferentes métodos de classificação foi realizada pelo teste de hipótese Z, para os níveis de significância de 1%, 5% e 10%. A estatística Z foi calculada a partir dos valores de Kappa e sua variância (**Tabela 2**), obtidos das matrizes de erro.

**TABELA 2** Análise de Kappa e variância de Kappa das matrizes de erros que resultaram dos métodos de classificação testados

Métodos de Classificação	Ano 2000		Ano 2002		Ano 2003	
	Kappa	$\sigma^2$ Kappa	Kappa	$\sigma^2$ Kappa	Kappa	$\sigma^2$ Kappa
Máxima verossimilhança (imagem Landsat)	0,9060	0,000170	0,8905	0,0002481	0,8875	0,000214
Isodata (imagem Landsat)	0,8225	0,000293	0,8457	0,0003359	0,7864	0,000367
Árvore de decisão	0,8247	0,000297	0,8601	0,0003099	0,9044	0,000184
Isodata (imagens solo e sombra)	0,7619	0,000384	0,7407	0,0005104	0,7969	0,000353
Isodata (imagens solo, sombra e vegetação)	0,7943	0,000341	0,8399	0,0003485	0,8050	0,000342
Máxima verossimilhança (imagens fração)	0,8919	0,000194	0,8853	0,0002595	0,8895	0,000210

Os valores tabelados de  $Z_{\alpha}$  para a hipótese alternativa unilateral à direita, são os seguintes:  $Z_{0,01} = 2,32634193$ ,  $Z_{0,05} = 1,644853$  e  $Z_{0,10} = 1,28155079$ .

Para o ano de 2003, foi indicada diferença significativa entre os métodos de classificação supervisionados (por máxima verossimilhança e árvore de decisão) e os métodos de classificação não supervisionados com o algoritmo isodata (usando as imagens Landsat ou imagens fração geradas pelo modelo linear de mistura espectral), para todos os níveis de confiança. Portanto, a classificação supervisionada possui um desempenho superior em relação a classificação não supervisionada.

Ainda em 2003, os métodos de classificação supervisionados: máxima verossimilhança usando imagens Landsat, máxima verossimilhança usando as imagens fração da análise de mistura espectral e árvore de decisão foram idênticos, pois não houve diferença significativa entre eles.

O mesmo resultado também foi verificado comparando-se os métodos de classificação não supervisionados aplicados com o algoritmo isodata (usando imagem Landsat ou imagens fração oriundas do modelo linear de mistura espectral), ou seja, foram considerados idênticos, pois não apresentaram diferença significativa entre suas matrizes de erro.

No ano de 2002, o método de classificação não supervisionado isodata usando as imagens fração solo e sombra foi significativamente inferior a todos os outros, para todos os níveis de confiança testados. O algoritmo de máxima verossimilhança foi significativamente melhor que os métodos usando o algoritmo isodata, com 95% de confiança.

O método de classificação isodata em 2002 (usando imagem Landsat e as imagens fração solo, sombra e vegetação) não foi significativamente diferente do desempenho obtido pelo algoritmo árvore de decisão, em todos os níveis de confiança, ao contrário do que ocorreu em 2003. No entanto, não houve diferença significativa entre os classificadores de máxima verossimilhança e de árvore de decisão, com 99% e 95% de confiança, nos anos de 2003 e 2002.

## 5. Conclusões

Os resultados obtidos neste trabalho de comparação entre técnicas de classificação de imagens Landsat no mapeamento do uso e ocupação do solo em Capixaba, Acre, permitem as seguintes conclusões:

- os diferentes métodos de classificação com os algoritmos de máxima verossimilhança, isodata e árvore de decisão utilizando imagens Landsat e imagens derivadas de técnicas de extração de informações, são eficientes para o mapeamento de uso e ocupação do solo em Capixaba, pois apresentaram uma classificação muito boa a excelente;
- entre os métodos testados, a classificação por máxima verossimilhança foi superior às demais técnicas de classificação;
- a classificação por árvore de decisão demonstrou ser promissora no mapeamento de classes de uso e ocupação do solo, visto que em dois dos três anos analisados obteve eficiência idêntica à classificação por máxima verossimilhança;
- a utilização da imagem fração vegetação juntamente com as imagens fração solo e sombra na classificação não supervisionada isodata melhorou a exatidão global do mapeamento utilizando as imagens derivadas do modelo linear de mistura espectral;
- as classes floresta, água e solo obtiveram bom desempenho em todas as técnicas de classificação aplicadas;
- as classes de capoeira, pasto alto e pasto baixo apresentaram confusão entre os classificadores, devido à semelhança espectral entre elas;
- a decisão sobre qual técnica de classificação representa melhor o mapeamento depende da importância relativa da categoria de uso e ocupação do solo que se deseja mapear, de acordo com os objetivos do trabalho a ser realizado.

## 4. Citações e Referências

AGUIAR, A.P.D. **Utilização de atributos derivados de proporções de classes dentro de um elemento de resolução de imagem (“pixel”) na classificação multiespectral de imagens de sensoriamento remoto.** 1991. 227p. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto e Aplicações)-Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, SP. 1991.

BAJJOUK, T.; POPULUS J.; GUILLAUMONT, B. Quantification of subpixel cover fractions using principal component analysis and a linear programming method: application to the Coastal Zone of Roscoff (France). **Remote Sensing of Environmental**, v.64, p.153-165, 1998.

FIDALGO, L.C.C. **Exatidão no processo de mapeamento temático da vegetação de uma área de mata atlântica no estado de São Paulo, a partir de imagens TM-Landsat.** 1995. 184p. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto e Aplicações)-Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, SP. 1995.

INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS. Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos. Apresenta informações sobre o clima. São José dos Campos, 2004. Disponível em: <<http://www.cptec.inpe.br/clima/monit>>. Acesso em: 18 nov. 2004.

LANDIS, J.; KOCH, G.G. The measurements of agreement for categorical data. **Biometrics**, v.33, n.3, p.159-179, mar. 1977.

LU, D.; MORAN, E. BATISTELLA, M. Linear mixture model applied to Amazonian vegetation classification. **Remote Sensing of Environment**. v.87. p.456-469. 2003.

MARKHAM, B.L.; BARKER, J.L. **Radiometric properties of U.S. processes Landsat MSS data.** Remote Sensing of Environment, v.17, p.39-71, 1987.

SKIDMORE, A.K. Accuracy assessment of spatial information. In: STEIN, A.; MEER, F. van der; GORTE, B. (Ed.). **Spatial statistics for remote sensing.** Dordrecht: Kluwer, 1999. p.197-209.