

**Avaliação de técnicas de classificação de imagens
Landsat na detecção de alterações do uso e
cobertura das terras do município de Campinas-SP**



**Under the umbrella of FSD
Foundation of Sustainable Development
P.O. box 570, 6700 AN
Wageningen, The Netherlands
www.fsd.nl
www.earthcollective.net**



**WAGENINGEN UNIVERSITEIT
WAGENINGEN UR**





*Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária
Embrapa Monitoramento por Satélite
Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento*

*Dezembro, 2006
ISSN 1806-3322*

Boletim de Pesquisa e Desenvolvimento **5**

Avaliação de técnicas de classificação de imagens Landsat na detecção de alterações do uso e cobertura das terras do município de Campinas-SP

Silvia Weel
Gustavo Souza Valladares
Carlos Fernando Quartaroli
Marcos Cicarini Hott

Embrapa Monitoramento por Satélite
Área de Comunicação e Negócios (ACN)

Av. Dr. Júlio Soares de Arruda, 803 – Parque São Quirino
13088-300, Campinas (SP) – BRASIL
Caixa Postal 491, CEP 13001-970
Telefone: (19) 3256-6030 Fax: (19) 3254-1100
<http://www.cnpm.embrapa.br>
sac@cnpm.embrapa.br

Comitê de Publicações da Unidade

Presidente: *José Roberto Miranda*

Secretária: *Shirley Soares da Silva*

Membros: *Adriana Vieira de Camargo de Moraes, André Luiz dos Santos Furtado, Carlos Alberto de Carvalho; Cristina Aparecida Gonçalves Rodrigues, Graziella Galinari, Gustavo Souza Valladares, Mateus Batistella*

1ª edição

1ª impressão (2006): 50 exemplares

Todos os direitos reservados.

A reprodução não autorizada desta publicação, no todo ou em parte, constitui violação dos direitos autorais (Lei nº 9.610).

Weel, Silvia

Avaliação de técnicas de classificação de imagens Landsat na detecção de alterações do uso e cobertura das terras do município de Campinas-SP / Silvia Weel, Gustavo Souza Valladares, Carlos Fernando Quartaroli e Marcos Cicarini Hott. – Campinas: Embrapa Monitoramento por Satélite, 2006.

28 p. : il. (Embrapa Monitoramento por Satélite. Boletim de Pesquisa e Desenvolvimento, 5)

ISSN 1806-3322

1. Uso das terras 2. Vegetação 3. Imagens digitais 4. Satélites - Landsat 5. Processamento de imagens de satélite 6. Geoprocessamento 7. Sensoriamento remoto 8. Campinas 9. São Paulo I. Valladares, Gustavo Souza. II. Quartaroli, Carlos Fernando. III. Hott, Marcos Cicarini. IV. Embrapa. Centro Nacional de Pesquisa de Monitoramento por Satélite (Campinas, SP). V. Título. VI. Série.

CDD 633.8952

© Embrapa Monitoramento por Satélite, dez. 2006

Autoria

Silvia Weel

Membro da ONG Foundation for Sustainable Development (FSD)
EarthCollective Group

Gustavo Souza Valladares

Pesquisador da Embrapa Monitoramento por Satélite
PhD em Agronomia
gustavo@cnpm.embrapa.br

Carlos Fernando Quartaroli

Pesquisador da Embrapa Monitoramento por Satélite
MSc em Agronomia
quarta@cnpm.embrapa.br

Marcos Cicarini Hott

Pesquisador da Embrapa Monitoramento por Satélite
MSc em Ciência Florestal
marcos@cnpm.embrapa.br

Sumário

Resumo	7
Introdução	8
Área de estudo	10
Material e Métodos	11
Material.....	11
Pré-processamento	12
Classificação.....	12
Dinâmica do uso e cobertura das terras	15
Resultados e Discussão	16
Classificação.....	16
Avaliação dos métodos	18
Análise da dinâmica das CUC/PFT	20
Referências	24
Agradecimentos.....	26
Anexo A.	27

Tabelas

<i>Tabela 1 - Descrição das classes de uso e cobertura das terras (CUC) e tipos funcionais de vegetação (PFT)</i>	<i>11</i>
<i>Tabela 2 - Número de pixels amostrais para cada classe.</i>	<i>13</i>
<i>Tabela 3 - Acurácia das imagens classificadas</i>	<i>18</i>
<i>Tabela 4 - Áreas das CUC/PFT estimadas a partir das imagens classificadas pelo algoritmo MAXVER.</i>	<i>19</i>
<i>Tabela 5 - Áreas das CUC/PFT estimadas a partir das imagens classificadas pelo algoritmo AD.</i>	<i>19</i>
<i>Tabela 6 - Matriz de dinâmica baseada nas imagens classificadas pelo algoritmo MAXVER. Os valores representam os percentuais da área de cada CUC/PFT em 1988 mantidos com a mesma CUC/PFT (elementos da diagonal principal) ou convertidos para outras CUC/PFT (demais elementos).</i>	<i>21</i>
<i>Tabela 7 - Matriz de dinâmica baseada nas imagens classificadas pelo algoritmo AD. Os valores representam os percentuais da área de cada CUC/PFT em 1988 mantidos com a mesma CUC/PFT (elementos da diagonal principal) ou convertidos para outras CUC/PFT (demais elementos).</i>	<i>22</i>
<i>Tabela A1 - Matriz de erros da classificação pela técnica MAXVER – Imagem de 1988.</i>	<i>27</i>
<i>Tabela A2 - Matriz de erros da classificação pela técnica MAXVER – Imagem de 2004.</i>	<i>27</i>
<i>Tabela A3 - Matriz de erros da classificação pela técnica AD – Imagem de 1988.</i>	<i>28</i>
<i>Tabela A4 - Matriz de erros da classificação pela técnica AD – Imagem de 2004.</i>	<i>28</i>

Figuras

Figura 1 - Localização de Campinas e Imagem Landsat TM do município.	10
Figura 2 - Diagrama geral do método de classificação e de detecção da dinâmica das CUC/PFT.	12
Figura 3 - Estrutura da AD para a classificação da imagem de 1988 considerando todas as variáveis.	14
Figura 4 - Estrutura da AD para a classificação da imagem de 2004 considerando todas as variáveis.	14
Figura 5 - Imagens de 1988 e 2003 classificadas pelo método da máxima verossimilhança.	17
Figura 6 - Imagens de 1988 e 2004 classificadas pelo método da árvore de decisão.	17

Avaliação de técnicas de classificação de imagens Landsat na detecção de alterações do uso e cobertura das terras do município de Campinas-SP

Silvia Weel¹
Gustavo Souza Valladares²
Carlos Fernando Quartaroli³
Marcos Cicarini Hott⁴

Resumo

A influência humana sobre processos ecológicos, por meio da contínua exploração dos recursos naturais e pela modificação da estrutura da paisagem, tem como resultado o estabelecimento de sistemas insustentáveis e a interferência nas dinâmicas naturais. A detecção de indicadores da paisagem, pela avaliação de padrões e processos espaciais, promove informação imprescindível para o planejamento da ocupação das terras e manejo dos recursos naturais. Assim como diversos municípios da Região Sudeste, o município de Campinas sofreu uma intensificação das atividades agrícolas e industriais, combinada com o denso estabelecimento humano. Esse cenário requer a definição de políticas estratégicas baseadas em dados sócio-ambientais adequadamente configurados.

A detecção do uso e cobertura das terra e das mudanças correlatas foram examinadas a fim de compreender a composição e os processos da paisagem. A classificação de imagens TM do Landsat-5 dos anos de 1988 e 2004 foi feita por meio dos algoritmos Máxima Verossimilhança (MAXVER) e Árvore de Decisão (AD), com o objetivo de detectar as classes de uso e cobertura das terras e as classes de vegetação baseadas em tipos funcionais (Plant Functional Types – PFT). O algoritmo MAXVER foi usado com as bandas 3, 4 e 5 das imagens. O algoritmo AD foi usado com uma combinação dos índices de vegetação NDVI e MVI e os componentes verdor e brilho gerados pela transformação *Tasseled Cap*.

A análise da dinâmica baseou-se na detecção de mudanças induzidas principalmente pela pressão humana (como expansão da cidade e degradação da vegetação) e processos naturais (regeneração da vegetação, por exemplo). Os classificadores e as combinações de bandas e índices utilizados apresentaram desempenho similar, porém, certas classes apresentaram diferença substancial em acurácia. Isso indica que a melhor técnica para a detecção destas classes depende do objetivo da análise. A matriz de dinâmica apresentou clara influência da propagação do erro resultante do método utilizado, inferindo em superestimação ou subestimação da abrangência espacial dos processos.

¹ Membro da ONG Foundation for Sustainable Development (FSD) – EarthCollective Group,

² Pesquisador da Embrapa Monitoramento por Satélite, PhD em Agronomia, Av. Dr. Júlio Soares de Arruda, 803 – São Quirino, Campinas-SP, CEP 13088-300, Campinas-SP, gustavo@cnpm.embrapa.br;

³ Pesquisador da Embrapa Monitoramento por Satélite, MSc em Agronomia, Av. Dr. Júlio Soares de Arruda, 803 – São Quirino, Campinas-SP, CEP 13088-300, Campinas-SP, quarta@cnpm.embrapa.br;

⁴ Pesquisador da Embrapa Monitoramento por Satélite, MSc em Ciência Florestal, Av. Dr. Júlio Soares de Arruda, 803 – São Quirino, Campinas-SP, CEP 13088-300, Campinas-SP, marcos@cnpm.embrapa.br;

Introdução

A interferência da população humana sobre a estrutura e a função dos ecossistemas naturais é inquestionável e evidente pela extensa conversão da cobertura original das terras em assentamentos e outras atividades humanas em todo o globo. Essa extensa transformação ambiental resultou em paisagens fragmentadas e antropizadas, o que afeta a manutenção da biodiversidade (FAHRIG, 2003) e a provisão de serviços ambientais para as necessidades humanas (CONSTANZA et al., 1997). Conseqüentemente, a demanda pelo planejamento sustentável do uso dos recursos e da ocupação das terras torna-se imprescindível para a preservação e restabelecimento de processos em diversos níveis ecológicos, assegurando a integridade dos ecossistemas.

A avaliação da condição ambiental baseia-se na compreensão da estrutura e operação dos componentes do ecossistema, componentes que podem ser detectados no nível da paisagem por meio de dados de sensoriamento remoto. A identificação de manchas (patches) permite a compreensão de padrões e processos espaciais e informa a composição da paisagem e as mudanças ocorridas ao longo do tempo (MULLER, 2005). Porém, a detecção e interpretação dessa informação requerem a definição de métodos apropriados para a obtenção e disponibilização desses dados espaciais em tempo e precisão adequados.

Assim como a maioria dos municípios paulistas, Campinas sofreu drástica supressão da vegetação natural, o que resultou em um mosaico composto por fragmentos reduzidos e esparsos. Em 2002, restavam apenas 3,1% da vegetação original (BATISTELLA et al., 2003). Por causa dessa drástica alteração da paisagem, combinada com o denso estabelecimento humano, existe uma clara necessidade de avaliação da composição da cobertura das terras, o que auxiliaria no planejamento do uso e ocupação das terras e no monitoramento dos recursos naturais em nível municipal. Esforços têm sido feitos com esse objetivo, como a elaboração e implantação da Agenda 21 (MIRANDA, 2003; SECRETARIA..., 2005). Adicionalmente, a Embrapa Monitoramento por Satélite produziu um mapa de uso e cobertura das terras do município baseado em interpretação visual de imagens SPOT do ano de 2002 (BATISTELLA et al., 2003). Apesar do inestimável valor desse produto, a interpretação visual está sujeita à subjetividade, além de ser trabalhosa e lenta. A fim de promover uma metodologia mais rápida e de menor interação humana, porém sem comprometer a acurácia da classificação, técnicas mais automatizadas são necessárias.

O algoritmo de Máxima Verossimilhança (MAXVER) está entre os mais comumente utilizados para classificação de imagens de satélite que visem à detecção do uso e cobertura das terras. Porém, esse algoritmo assume distribuição normal dos dados, contraditório em casos de alta heterogeneidade espacial (JOHNSSON, 1994; EMERSON et al., 2005), como é o caso de Campinas. Diversas técnicas de análise espacial surgem como alternativa para melhorar a acurácia das imagens classificadas, como os métodos de classificação multivariada (CARVALHO et al., 2004) e a composição de bandas baseadas em índices espectrais de vegetação (DEFRIES; TOWNSHEND, 1994). Xu et al. (2005) comparou o desempenho dos algoritmos MAXVER e Árvore de Decisão (AD) na classificação de imagens do sensor ETM+ do Landsat-7 e encontrou maior acurácia nas imagens classificadas pelo último algoritmo. Uma comparação similar foi conduzida por Hansen et al. (1996), cujos resultados indicaram a importância do AD na definição da combinação de bandas para a discriminação de classes de cobertura das terras. O índice espectral de vegetação NDVI (Índice de Vegetação de Diferença Normalizada) é um índice com alto potencial de indicação das características das condições da vegetação, auxiliando na discriminação das classes (PETTORELLI et al., 2005). Porém, certas características intrínsecas da vegetação subtropical são mais bem detectadas pelo índice Moisture Vegetation Index (MVI) (SADER et al., 1989; GAMON et al., 1995; FREITAS et al., 2005). Adicionalmente, McCarthy et al. (2005) definiu os eixos verdor (*greenness*) e brilho (*brightness*) do algoritmo de transformação *Tasseled Cap* (TCT) como importantes bandas sintéticas na detecção da composição de manchas.

A identificação das mudanças ocorridas na composição da paisagem em escala temporal é indicadora de processos relacionados a dinâmicas naturais (NOSS, 1990; BURGI et al., 2004) ou a impactos antrópicos sobre o ambiente. Novamente, diversas técnicas estão disponíveis para a detecção destas mudanças, baseadas em técnicas de detecção digital e comparação de imagens classificadas (BRUZZONE; SERPICO, 1997).

Enfim, a escolha da composição de bandas e das técnicas para a detecção dos padrões e processos da paisagem são inerentes aos objetivos e características da composição da área de estudo. Em casos de paisagens homogêneas, os dados espectrais tendem a uma distribuição normal, o que possibilita a utilização de técnicas paramétricas, como é o caso da MAXVER. Em paisagens heterogêneas, a distribuição dos dados apresenta uma tendência à não normalidade, condizente com a aplicação de métodos não paramétricos, como o método AD.

O principal objetivo deste estudo foi avaliar a acurácia e comparar os resultados da classificação de imagens Landsat obtidos pela aplicação do algoritmo MAXVER e pela técnica da AD. Na classificação por MAXVER foram utilizadas as bandas originais de imagens TM do Landsat-5, já para a técnica da AD foram utilizados os índices NDVI e MVI e os componentes verdor (*greenness*) e brilho (*brighthness*) da transformação *Tasseled Cap* (TCT).

Adicionalmente, as alterações no uso e cobertura das terras foram avaliadas pela comparação de imagens classificadas de datas diferentes, a fim de compreender os processos ocorridos ao longo do tempo.

Área de estudo

O município de Campinas localiza-se no Estado de São Paulo, coordenadas 22°53'20''S e 47°04'40''O (Figura 1). A área compreende 802,45 km², situada na região de contato entre dois principais biomas do Estado: a floresta semidecidual atlântica e o cerrado, além de remanescentes esparsos de campos naturais (MATTOS, 1996).

De acordo com Batistella et al. (2003), as coberturas das terras predominantes no município são as pastagens e as áreas urbanas, com cerca de 43% e 28% da superfície do município, respectivamente.

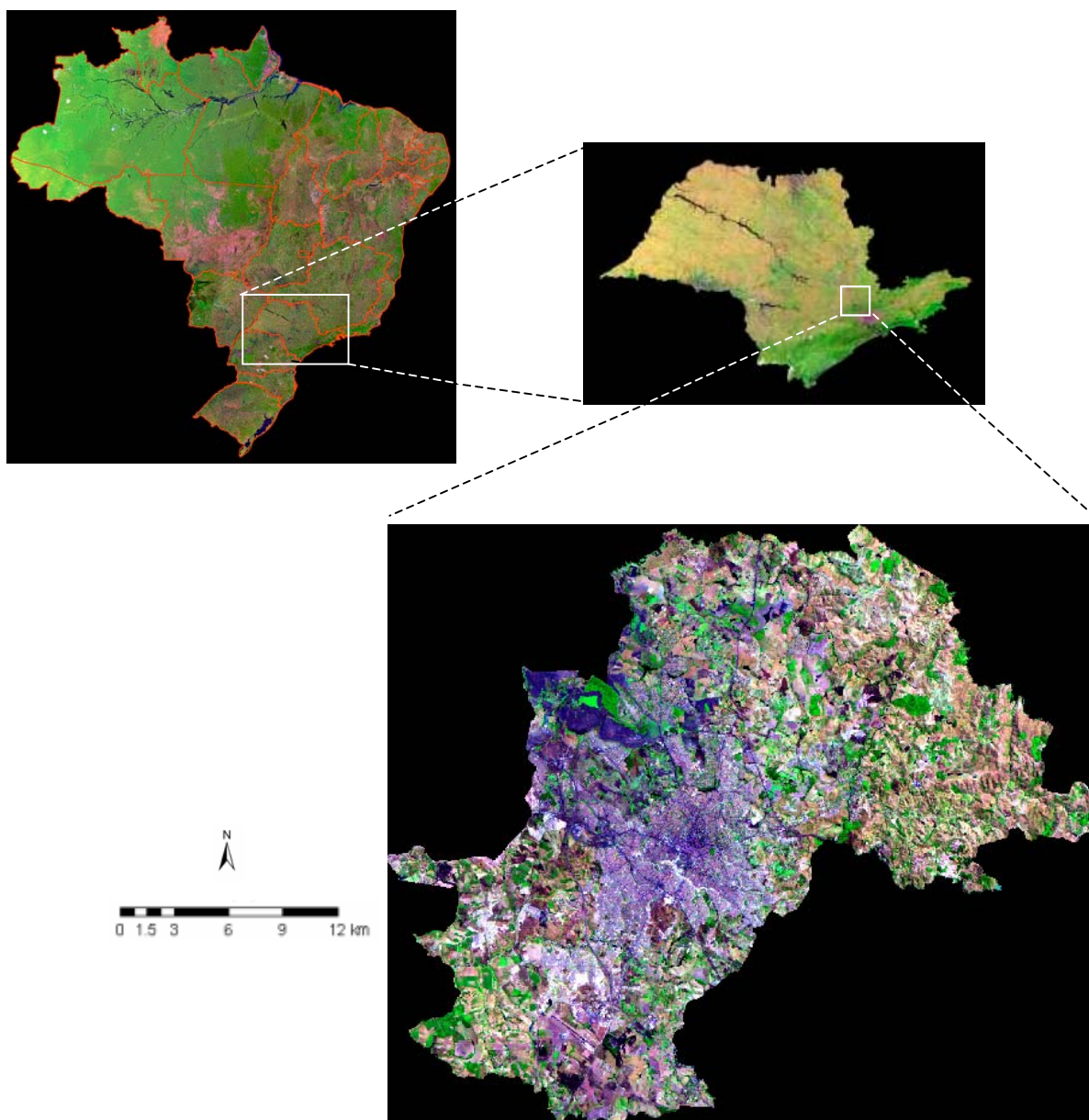


Figura 1 - Localização de Campinas e Imagem Landsat TM do município.

Material e Métodos

Material

Imagens TM do Landsat-5 de 1988 e 2004, ambas da estação seca do ano, foram adquiridas e corrigidas. Uma imagem TM do Landsat-5 ortorretificada do ano 2002 foi utilizada como referência para a correção geométrica de ambas as imagens.

Dados de campo foram coletados para fins de treinamento dos algoritmos e para a condução da acurácia das imagens classificadas. A localização dos pontos amostrais baseou-se na exploração dos dados por meio de classificação não supervisionada aliada à interpretação visual das classes potenciais em uma imagem SPOT classificada (BATISTELLA et al., 2003). No caso dos pontos amostrais destinados ao treinamento da AD, metade foi utilizada para treinar o classificador e a outra metade para a verificação do funcionamento do algoritmo (*cross validation*). Pontos amostrais aleatórios foram definidos a fim de avaliar a acurácia das imagens classificadas.

Para a localização em campo dos pontos de coleta, foram utilizados um aparelho GPS (*Global Positioning System*) e versões impressas das imagens de 1988 e 2004 na escala 1:50.000.

As classes de uso e cobertura das terras (CUC) foram definidas com base nas classes detectadas em mapeamento anterior do uso e cobertura das terras, feito por meio da classificação de imagens SPOT (BATISTELLA et al., 2003). Também serviram como base para essa definição conhecimentos de campo e a revisão bibliográfica da vegetação do município (MATTOS, 1996). Adicionalmente, classes de vegetação baseadas em tipos funcionais (Plant Functional Types - PFT) foram definidas a fim de indicar a ocorrência de comunidades de espécies vegetais indicadoras de condições ambientais específicas (WALKER, 1992), como níveis de degradação e processos naturais do ecossistema (DIAZ; CABIDO, 1997) (Tabela 1).

Tabela 1 - Descrição das classes de uso e cobertura das terras (CUC) e tipos funcionais de vegetação (PFT).

CUC	PFT	Descrição
1. Culturas anuais		Culturas anuais (principalmente cana-de-açúcar)
2. Culturas perenes		Pomar, café e uva
3. Área urbana		Residencial, industrial e comercial
4. Corpos d'água		Rios, lagos e reservatórios (natural e artificial)
5. Solo exposto		Solo exposto e material não consolidado
6. Queimada		Queimadas manejadas para colheita de cana-de-açúcar e acidentais
Pastagem	7. Pasto limpo	Predominância de gramíneas - Natural ou artificial
	8. Pasto sujo	Estabelecimento de sucessão secundária (pastagens abandonadas)
Vegetação natural	9. Regeneração/degradação	Estágios sucessionais intermediários e avançados ou degradados
	10. Cerrado	Cerrado <i>sensu stricto</i> e cerradão
	11. Floresta semidecidual	Incluindo mata ciliar e floresta paludosa
12. Reflorestamento		Plantação de <i>Pinus sp.</i> ou <i>Eucalyptus sp.</i>

Pré-processamento

As imagens de 1988 e 2004 foram registradas e retificadas geometricamente, tomando como referência a imagem TM do Landsat-5 ortoretificada adquirida no *website* GLCF – *Global Land Cover Facilities*. No processo de registro e retificação, foram utilizados modelos polinomiais de primeira ordem computados a partir de pontos de controle adquiridos sobre as imagens não retificadas e sobre a imagem de referência. O método de reamostragem utilizado foi o do vizinho mais próximo.

A normalização radiométrica foi feita a fim de eliminar interferências da atmosfera sobre a reflectância da superfície, requisito para a condução de análises temporais. Primeiramente, foi executada a correção atmosférica pela técnica 6S (*Second Simulation of the Satellite Signal in the Solar Spectrum*), desenvolvida por Vermote et al. (1997). Adicionalmente, o ajuste da radiância foi conduzido pela definição de pontos de controle em superfícies sem cobertura vegetal, utilizados como referência para calibração das imagens (HALL et al., 1991).

Classificação

Para a detecção das CUC e PFT, foram aplicados os algoritmos de classificação MAXVER e AD. O potencial de cada de cada algoritmo na detecção das classes definidas e a contribuição dos índices espectrais MVI, NDVI e dos componentes da TCT na classificação foram avaliados. Na detecção da dinâmica do uso e cobertura, também foi utilizada a técnica de pós-classificação (Figura 2).

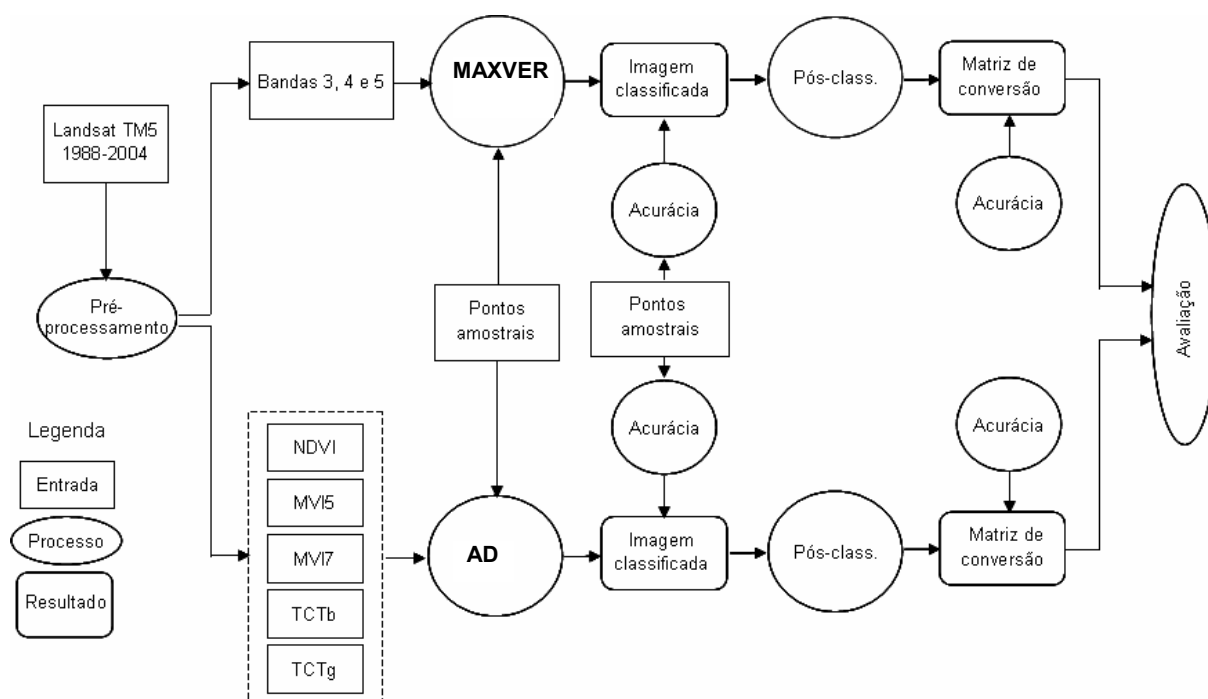


Figura 2 - Diagrama geral do método de classificação e de detecção da dinâmica das CUC/PFT.

Os pontos amostrais para o treinamento dos classificadores foram selecionados baseados em análise de separabilidade e posteriormente utilizados como entrada em ambos os métodos. A Tabela 2 apresenta o número de amostras para cada classe.

Tabela 2 - Número de pixels amostrais para cada classe.

Classe de uso e cobertura	1988	2004
1. Culturas anuais	371	237
2. Culturas perenes	18	31
3. Área urbana	82	52
4. Corpos d'água	10	18
5. Solo exposto	12	71
6. Queimada	69	105
7. Pasto limpo	65	104
8. Pasto sujo	80	70
9. Regeneração/degradação	103	56
10. Cerrado	24	31
11. Floresta semidecidual	33	77
12. Reflorestamento	57	63

O algoritmo MAXVER foi aplicado em uma imagem composta pela combinação das bandas 3, 4 e 5. Pela análise de separabilidade das assinaturas, essas bandas correspondem às faixas do espectro em que houve maior distinção entre as assinaturas das principais CUC.

A técnica não-paramétrica AD considera diversas variáveis no processo de treinamento do classificador e utiliza a divisão binária dos dados (HANSEN et al., 1996; XU et al., 2005). Para a aplicação dessa técnica, utilizou-se um aplicativo do software ENVI chamado GUIDE (*Generalized, Unbiased, Interaction Detection and Estimation*) e definido por Loh (2002 e 2005) como um modelo de fácil replicação, uma vez que a interação do usuário é reduzida. A função definida para a divisão dos dados foi a dos Quadrados Mínimos, baseada na medida de impureza em cada passo da divisão. A sequência das variáveis independentes na estrutura do classificador foi diferente para cada data. As Figuras 3 e 4 apresentam a ordem das variáveis. As duas primeiras ordens de divisão dos dados da imagem de 1988 são: MVI5, TCTg e TCTb; e da imagem de 2004: MVI5, NDVI e TCTb. Esses índices foram combinados para a condução de nova classificação, definindo a classificação final para cada data.

A principal vantagem na utilização de algoritmos de regressão como a AD está na possibilidade de visualização da estrutura do modelo e interpretação das variáveis de maior importância no processo de classificação (DEFRIES et al., 1998). Porém, a definição das variáveis independentes tem sido feita de forma arbitrária e sem prévia identificação do potencial de diferentes combinações de bandas para a melhoria da performance dos classificadores. A fim de prover metodologia precisa na identificação destas variáveis, Xu et al. (2005) propôs a avaliação estatística dos dados com a indicação do nível de importância das variáveis na predição das categorias.

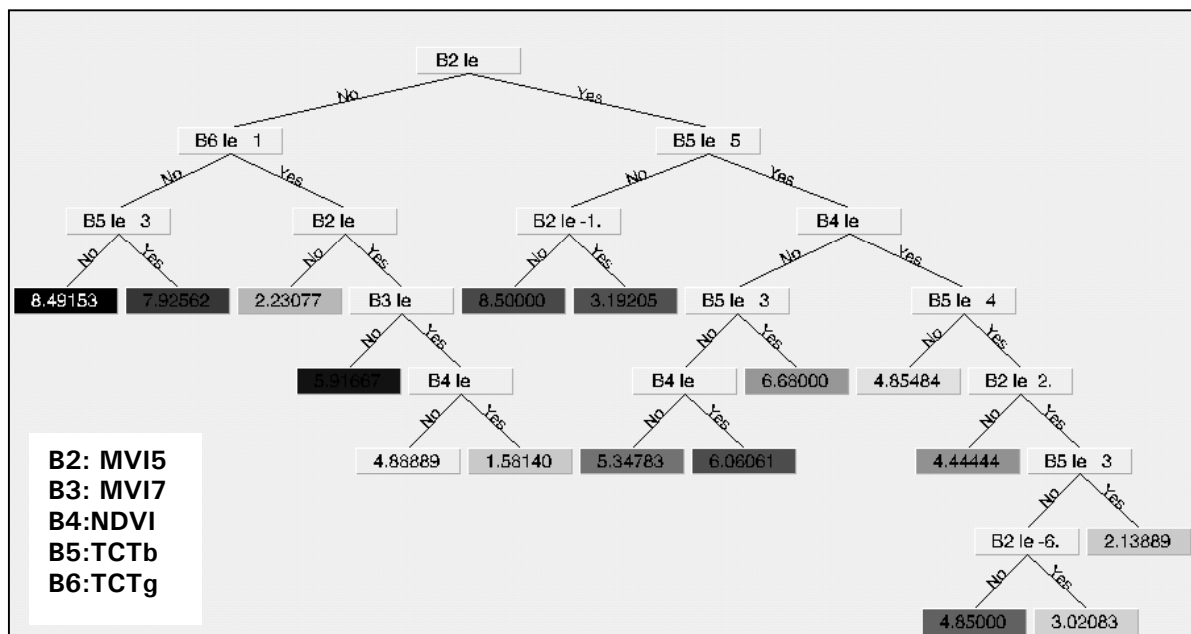


Figura 3 - Estrutura da AD para a classificação da imagem de 1988 considerando todas as variáveis.

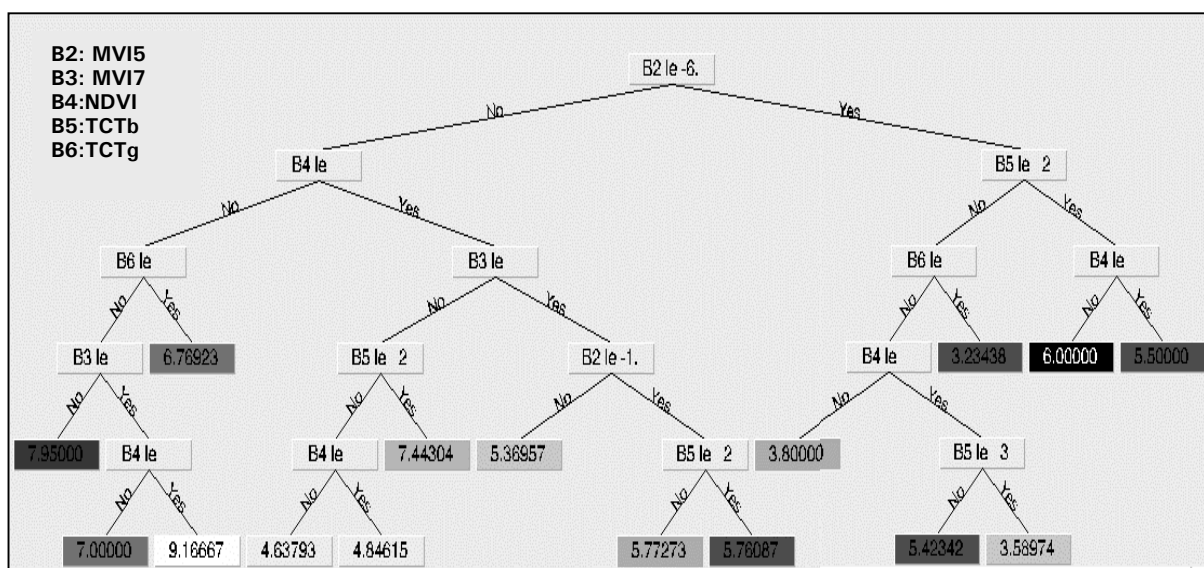


Figura 4 - Estrutura da AD para a classificação da imagem de 2004 considerando todas as variáveis.

A definição das variáveis independentes utilizadas para a predição da variável dependente (as CUC/PFT) foi baseada na revisão bibliográfica dos potenciais índices espectrais de vegetação em condições subtropicais e tropicais (GAMON et al., 1995; FREITAS et al., 2005; BOYD et al., 1999; LUCAS et al., 2002; MCCARTHY et al., 2005). Foram utilizados os índices NDVI e o MVI e a transformação *Tasseled Cap*.

O NDVI (Índice de Vegetação de Diferença Normalizada) é calculado pela Equação 1.

$$\text{NDVI} = \frac{\text{banda 4} - \text{banda 3}}{\text{banda 4} + \text{banda 3}} \quad \text{Equação 1}$$

O MVI (*Moisture Vegetation Index*) pode tomar como referência tanto a banda 5 como a banda 7 do Landsat TM, ambas na região do infravermelho próximo. Seu cálculo é apresentado nas Equações 2 e 3.

$$\text{MVI5} = \frac{\text{banda 4} - \text{banda 5}}{\text{banda 4} + \text{banda 5}} \quad \text{Equação 2}$$

$$\text{MVI7} = \frac{\text{banda 4} - \text{banda 7}}{\text{banda 4} + \text{banda 7}} \quad \text{Equação 3}$$

A transformação *Tasseled Cap* (TCT) é uma transformação linear das bandas originais baseada em propriedades físicas de amostras espectrais de solo exposto, vegetação e água. Os novos eixos definidos pela rotação dos dados são: brilho (*brightness*), verdor (*greenness*) e umidade (*wetness*).

A definição da combinação das variáveis independentes foi baseada na identificação da ordem destas na estrutura do AD, após a condução do algoritmo considerando todos os índices. As variáveis responsáveis pela primeira e segunda ordem de divisão dos dados foram combinadas e aplicadas ao modelo novamente.

O desempenho dos algoritmos foi avaliado pela matriz de erros e pelo cálculo dos índices de acurácia derivados dessa matriz. Foram calculados o coeficiente kappa (COHEN, 1960), a acurácia geral e as acurácias do produtor e do usuário para cada classe (CONGALTON, 1991).

A matriz de erros quantifica os pontos de referência que foram classificados corretamente e os que foram classificados incorretamente em cada uma das classes. Tomou-se como referência pontos aleatórios gerados sobre as imagens classificadas, que foram visitados para se obter a verdade de campo.

Dinâmica do uso e cobertura das terras

As alterações no uso e cobertura das terras foram obtidas pela comparação das imagens classificadas de 1988 e 2004. A matriz de dinâmica resultante foi interpretada em termos de processos nomeados, como: expansão de áreas urbanas, expansão de áreas agrícolas, expansão de áreas de reflorestamento, expansão de corpos d'água, regeneração, degradação e áreas estáveis. A acurácia do mapa de dinâmica é resultado da multiplicação da acurácia de cada imagem classificada.

Resultados e Discussão

Classificação

As Figuras 5 e 6 apresentam as imagens de 1988 e 2004 classificadas pelo método da máxima verossimilhança e pelo método da árvore de decisão.

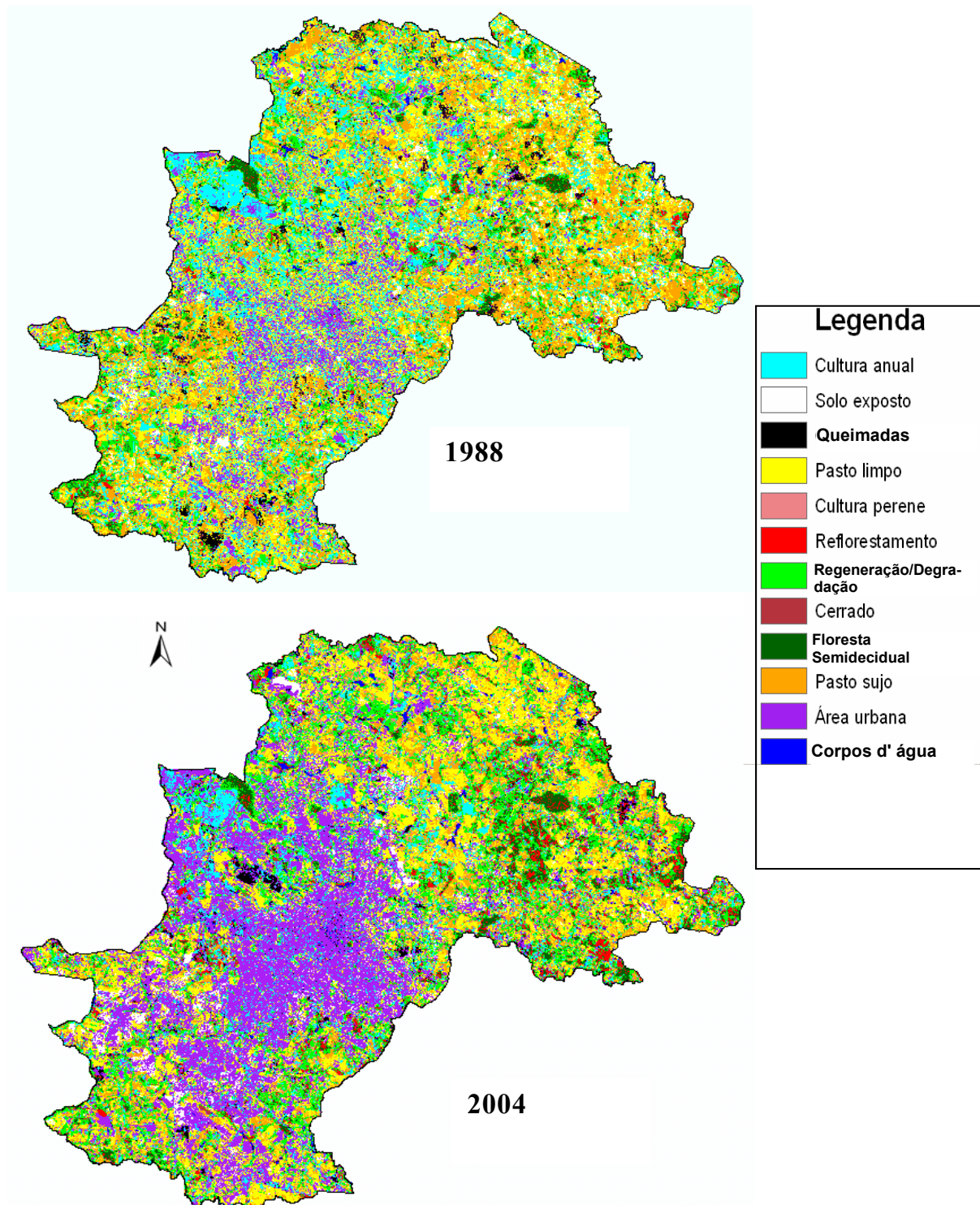


Figura 5 - Imagens de 1988 e 2003 classificadas pelo método da máxima verossimilhança.

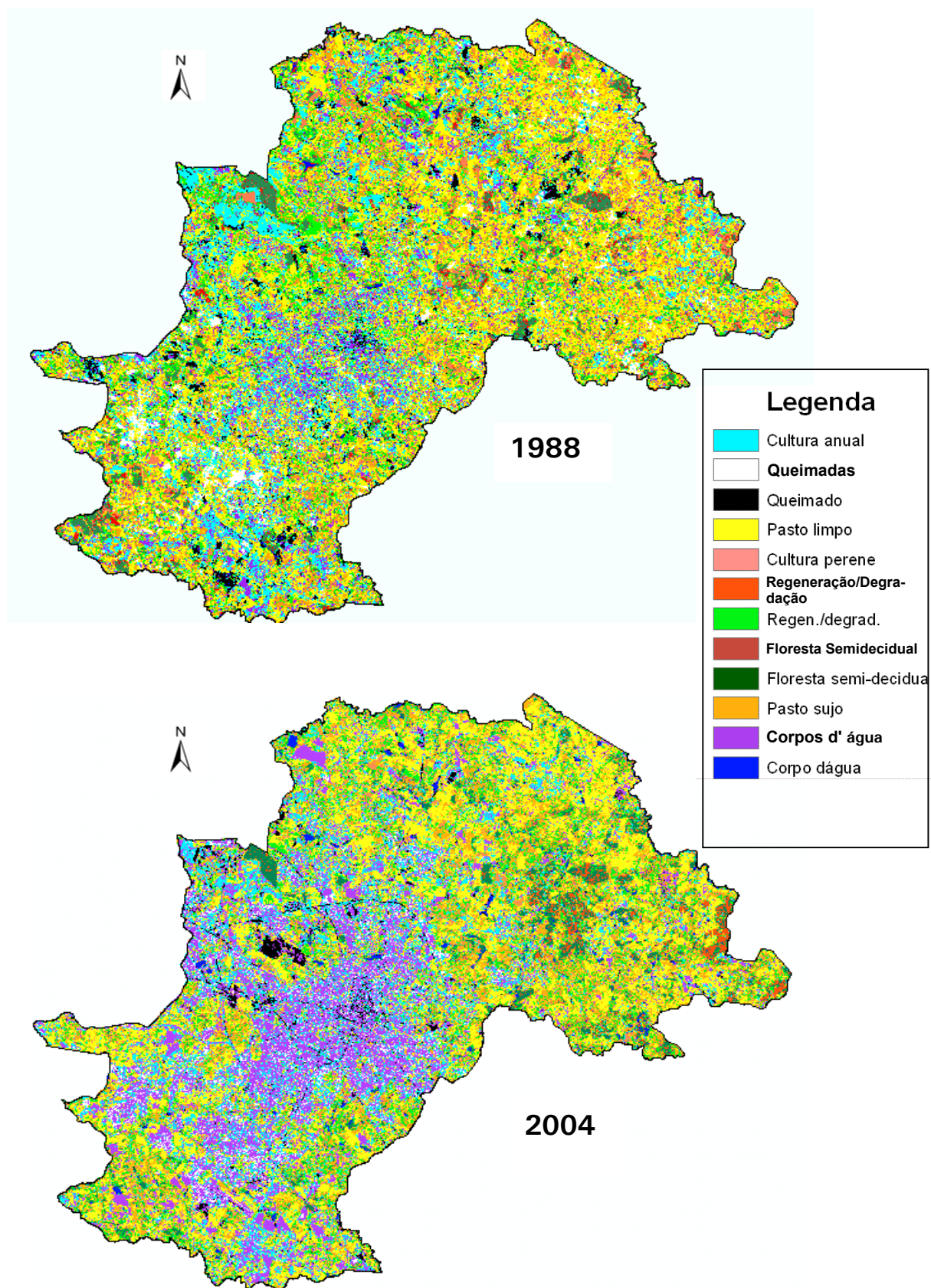


Figura 6 - Imagens de 1988 e 2004 classificadas pelo método da árvore de decisão.

Avaliação dos métodos

A Tabela 3 apresenta o resultado da acurácia das imagens classificadas. A interpretação dos valores de acurácia geral (*Overall Accuracy*) e Kappa permite avaliar o desempenho do classificador quanto à classificação geral da imagem. A acurácia geral da imagem de 2004 classificada pelo método MAXVER atingiu o maior valor, seguido pela imagem de 2004 (método AD), pela imagem de 1988 (método AD) e pela imagem de 1988 (método MAXVER).

Tabela 3 - Acurácia das imagens classificadas

Classes	MAXVER 1988		MAXVER 2004		AD 1988		AD 2004	
	Acurácia do		Acurácia do		Acurácia do		Acurácia do	
	Usuário	Produtor	Usuário	Produtor	Usuário	Produtor	Usuário	Produtor
1	64.3	66.7	68.0	63.0	64.3	66.7	68.0	63.0
2	53.8	80.0	44.4	66.7	53.8	70.0	44.4	66.7
3	54.5	56.5	76.2	72.7	63.6	60.9	70.0	63.6
4	75.0	85.7	80.0	100.0	87.5	100.0	100.0	100.0
5	77.8	87.5	69.2	100.0	55.6	62.5	80.0	88.9
6	75.0	60.0	81.8	81.8	87.5	70.0	78.6	100.0
7	70.4	84.0	80.6	83.3	80.8	84.0	74.2	76.7
8	75.0	83.3	72.0	81.8	87.5	93.3	68.0	77.3
9	52.9	47.4	75.0	63.2	70.6	63.2	62.5	52.6
10	42.9	33.3	44.4	40.0	42.9	33.3	100.0	10.0
11	66.7	61.5	73.3	64.7	58.3	53.8	86.7	76.5
12	72.7	66.7	81.3	72.2	63.6	58.3	68.0	94.4
Acurácia Geral	68.4		72.4		70.5		71.3	
Kappa	47.5		52.3		49.6		50.6	

1

1. Culturas anuais, 2. Culturas perenes, 3. Área urbana, 4. Corpos d'água, 5. Solo exposto, 6. Queimada, 7. Pasto limpo, 8. Pasto sujo, 9. Regen/degrad, 10. Cerrado, 11. Floresta semi-decidual, 12. Reflorestamento. As acurácias do produtor e do usuário em escalas de cinza indicam: cinza escuro: maior que 85%; cinza: entre 75 % e 85 %; cinza claro: entre 65 % e 75; branco: menor que 65%.

Apesar de diversos autores mencionarem o melhor desempenho da técnica AD na classificação de imagens, quando comparada à técnica MAXVER (XU et al., 2005; HANSEN et al., 1996; JOY et al., 2003), características específicas do procedimento podem interferir e comprometer o desempenho desse método. As possíveis limitações do presente estudo estão relacionadas com o tamanho amostral e funções inerentes ao modelo.

Diferentemente do método MAXVER, o reduzido número de pontos amostrais de categorias específicas utilizados pela técnica AD (Tabela 2) pode interferir na performance global da técnica (FRIEDL; BRODLEY, 1997).

O modelo GUIDE apresenta vantagens no processamento dos dados e na versatilidade do requerimento das características dos dados (LOH, 2002). Porém, o aplicativo do modelo no *software* ENVI apresenta diversas limitações, principalmente em termos de interação entre o analista e as funções disponíveis (uma vez que são padrões do sistema). Ainda assim, esse modelo pode ser definido como de alta utilidade para estudos rápidos e empregado por analistas leigos em sensoriamento remoto.

Pela interpretação da acurácia do usuário e do produtor aliada à interpretação da matriz de erros (Anexo A), é possível avaliar o desempenho do algoritmo na detecção de cada classe, indicando o melhor método e a combinação de bandas. De acordo com a Tabela 4, as classes corpos d' água, solo exposto e queimadas foram bem detectadas pela maioria das técnicas. As classes cerrado e culturas perenes apresentaram baixa acurácia, por causa da alta variação da estrutura vertical dessas classes e da morfologia das plantas, alterando os valores de reflectância de cada categoria.

O perfil do cerrado pode variar drasticamente, desde a predominância de gramíneas em um mosaico de arbustos esparsos (*sensu stricto*) até a composição de denso dossel e altas árvores (COUTINHO, 1978). Adicionalmente, a reduzida área de cobertura desta classe limita sua amostragem no processo de treinamento dos algoritmos.

Analisando as matrizes de erros (Anexo A), fica evidente a confusão entre as classes floresta semidecidual e reflorestamento, o que indica a incapacidade dos classificadores ou a insuficiente resolução (espacial ou espectral) das imagens Landsat TM. A fim de analisar a composição da paisagem em áreas de floresta semidecidual, Carvalho et al. (2004) propôs a combinação de diferentes algoritmos em diferentes composições de bandas. O melhor desempenho foi encontrado para a combinação da técnica MAXVER com dados multitemporais, detectando com maior acurácia as variações sazonais da estrutura da floresta e de rotações anuais de cultivos.

As Tabelas 4 e 5 indicam a composição da paisagem em cada data em termos de aumento ou diminuição da área ocupada por cada classe. A comparação dos valores obtidos revela a diferença da habilidade dos algoritmos na identificação espectral das categorias. Novamente a matriz de erros (Anexo A) indica a confusão entre as classes, cuja interpretação revela a superestimação ou a subestimação da área de cobertura destas.

Tabela 4 - Áreas das CUC/PFT estimadas a partir das imagens classificadas pelo algoritmo MAXVER.

CUC/PFT	1988	2004
	Área (%)	Área (%)
1. Culturas anuais	21,73	12,33
2. Culturas perenes	0,67	3,60
3. Áreas urbanas	15,32	18,7
4. Corpos d'água	0,78	1,38
5. Solo exposto	3,68	2,02
6. Queimadas	2,44	0,98
7. Pasto limpo	19,08	20,14
8. Pasto sujo	22,44	15,78
9. Regen/degrad	9,86	17,09
10. Cerrado	0,87	0,97
11. Floresta semidecidual	2,15	4,07
12. Reflorestamento	0,97	2,93

Tabela 5 - Áreas das CUC/PFT estimadas a partir das imagens classificadas pelo algoritmo AD.

CUC/PFT	1988	2004
	Área (%)	Área (%)
1. Culturas anuais	10,62	6,76
2. Culturas perenes	0,16	1,98
3. Áreas urbanas	4,98	8,96
4. Corpos d'água	0,26	0,48
5. Solo exposto	1,44	1,55
6. Queimadas	1,23	0,87
7. Pasto limpo	15,12	13,52
8. Pasto sujo	10,27	6,51
9. Regen/degrad	1,85	5,49
10. Cerrado	0,36	0,32
11. Floresta semidecidual	1,46	1,93
12. Reflorestamento	1,12	0,49

Análise da dinâmica das CUC/PFT

Além da interpretação dos processos ocorrentes na paisagem em termos de mudança da área de cada classe, as matrizes de dinâmica (Tabelas 6 e 7) indicam a causa dessas mudanças. Assim, a redução da área ocupada pela classe culturas anuais pode ser explicada pela conversão desta para pastagens, para áreas urbanas e para áreas de regeneração. Apesar disso, a confusão desta classe com outras similares pode estimar erroneamente a área que ocupa. O mesmo raciocínio aplica-se para as classes área urbana e regeneração/degradação.

A categoria regeneração/degradação representa a ocorrência de dois processos opostos em termos de processos da paisagem, porém, apresentam valores de reflectância similares, o que causa confusão na classificação das mesmas. Pela avaliação da conversão das classes, é possível a detecção dos processos de regeneração e degradação.

A regeneração de áreas degradadas foi o processo que ocorreu com maior intensidade na área do município, decorrente da conversão de culturas perenes e pasto sujo para a classe regeneração/degradação, solo exposto e pasto limpo para pasto sujo, e reflorestamento para floresta semidecidual.

A degradação revela-se pela conversão de cerrado, floresta semidecidual e reflorestamento para a classe de regen/degrad, indicando o processo de fragmentação destas PFTs.

A expansão de áreas urbanas ocorreu principalmente sobre áreas anteriormente ocupadas por *culturas anuais* e áreas de queimadas. A interpretação do uso das áreas de queimadas é confusa, pois elas podem estar relacionadas tanto à queimada para a colheita da cana-de-açúcar como à queimada para a limpeza de terrenos para o estabelecimento humano, além de causarem confusão com áreas urbanas, já que possuem uma reflectância similar a estas.

A cobertura de CUC/PFT que sofreu maior conversão para áreas agrícolas foi o pasto sujo, o que indica expansão agrícola sobre áreas abandonadas, provavelmente áreas anteriormente utilizadas para pastagens.

Finalmente, a conversão de áreas queimadas para corpos d' água está diretamente relacionada com a confusão entre as classes, o que ocorre em ambas as datas.

Uma vez que a análise da dinâmica baseou-se na comparação entre as imagens classificadas em cada data, a acurácia dessa imagem final fica comprometida pela propagação do erro (LU et al., 2004). Porém, esta técnica apresenta a vantagem da identificação de alterações específicas no uso e cobertura das terras por meio da matriz de dinâmica, extremamente útil para a compreensão dos fatores de mudança da composição da paisagem. No caso de estudos que visem rápida identificação de mudanças gerais da composição da paisagem, sem identificação específica dos fatores de pressão, a detecção digital se apresenta como a melhor alternativa (COPPIN et al., 2004).

Tabela 6 - Matriz de dinâmica baseada nas imagens classificadas pelo algoritmo MAXVER. Os valores representam os percentuais da área de cada CUC/PFT em 1988 mantidos com a mesma CUC/PFT (elementos da diagonal principal) ou convertidos para outras CUC/PFT (demais elementos).

CUC/PFT 1988	CUC/PFT 2004											
	Culturas anuais	Culturas perenes	Áreas urbanas	Corpos d'água	Solo exposto	Queimadas	Pasto limpo	Pasto sujo	Regeneração/degradação	Cerrado	Floresta semidecidual	Reflorestamento
Culturas anuais	10,64	6,22	10,72	0,97	2,14	0,55	33,01	14,92	16,78	0,92	2,22	0,92
Culturas perenes	7,22	6,48	6,04	1,22	0,28	1,17	8,62	3,57	33,92	4,60	22,13	4,75
Áreas urbanas	9,15	3,67	20,31	2,90	4,01	1,00	31,71	6,79	12,59	2,39	2,29	3,20
Corpos d'água	3,10	0,39	4,97	53,46	0,02	4,19	2,03	0,16	8,48	1,78	3,02	18,39
Solo exposto	4,99	3,17	4,55	0,87	6,80	1,12	42,82	27,47	6,98	0,41	0,55	0,28
Queimadas	9,26	4,83	11,23	6,73	0,57	1,89	21,19	5,52	17,82	5,82	5,66	9,49
Pasto limpo	8,11	4,85	7,83	0,37	6,02	0,58	38,84	21,99	9,49	0,76	0,95	0,23
Pasto sujo	13,17	4,76	8,61	1,00	0,73	0,85	22,36	12,58	23,69	4,94	5,15	2,15
Regeneração/Degradação	8,67	4,85	6,45	1,59	0,09	0,80	9,95	4,89	34,31	3,71	17,64	7,04
Cerrado	9,91	3,04	7,06	1,66	0,06	0,74	5,46	2,05	27,64	11,77	17,46	13,14
Floresta semidecidual	4,47	1,40	1,16	0,35	0,03	0,03	1,39	1,04	27,65	3,30	48,66	10,52
Reflorestamento	5,28	1,88	2,05	0,73	0,00	0,54	4,04	2,45	26,86	6,26	25,81	24,10

Processos	Variação relativa %
Estável	21,5
Expansão de áreas urbanas	9,5
Regeneração de áreas degradadas	27,0
Degradação da vegetação	8,4
Expansão de áreas agrícolas	9,5
Expansão de áreas de reflorestamento	2,0
Expansão de corpos d' água	1,3

Tabela 7 - Matriz de dinâmica baseada nas imagens classificadas pelo algoritmo AD. Os valores representam os percentuais da área de cada CUC/PFT em 1988 mantidos com a mesma CUC/PFT (elementos da diagonal principal) ou convertidos para outras CUC/PFT (demais elementos).

CUC/PFT 1988	CUC/PFT 2004											
	Culturas anuais	Culturas perenes	Áreas urbanas	Corpos d'água	Solo exposto	Queimadas	Pasto limpo	Pasto sujo	Regeneração/degradação	Cerrado	Floresta semidecidual	Reflorestamento
Culturas anuais	17,88	2,73	28,48	0,18	5,24	2,74	27,22	7,67	6,17	0,21	0,99	0,45
Culturas perenes	13,12	7,96	6,95	1,33	1,05	0,57	17,06	17,12	15,86	1,28	13,64	3,94
Áreas urbanas	14,91	3,88	28,44	0,11	5,14	1,19	28,88	7,72	8,11	0,15	0,96	0,49
Corpos d'água	7,89	2,11	11,65	28,95	1,18	12,49	7,32	13,04	8,80	0,23	4,24	0,78
Solo exposto	17,33	2,62	31,35	0,04	9,65	0,65	26,72	7,20	2,78	0,03	1,04	0,58
Queimadas	15,30	2,53	20,49	0,84	3,13	4,20	31,20	10,99	8,57	0,37	2,02	0,33
Pasto limpo	13,40	4,32	16,45	0,29	2,72	1,75	32,54	14,54	11,05	0,50	1,63	0,75
Pasto sujo	12,32	6,27	12,96	0,38	2,14	0,95	31,53	14,09	15,58	0,62	2,42	0,69
Regeneração/Degradação	13,08	3,59	11,80	1,65	1,28	2,27	18,83	21,76	16,73	1,78	6,43	0,73
Cerrado	9,79	2,00	14,09	2,13	0,80	3,05	16,75	26,80	15,75	2,00	4,90	1,87
Floresta semidecidual	6,30	1,04	6,82	5,93	0,69	0,71	10,39	16,27	14,94	2,37	29,24	5,19
Reflorestamento	6,25	1,32	4,84	14,15	0,54	0,82	7,74	14,81	11,84	2,00	29,40	6,11

Processos	Variação relativa %
Estável	22,6
Expansão de áreas urbanas	9,9
Regeneração de áreas degradadas	16,7
Degradação da vegetação	14,6
Expansão de áreas agrícolas	10,7
Expansão de áreas de reflorestamento	0,8
Expansão de corpos d' água	0,4

Conclusões

Os algoritmos MAXVER e AD apresentaram desempenho similar no processo de classificação das imagens, apesar das acurácias específicas para cada categoria de CUC/PFT apresentarem drásticas diferenças. A interpretação desses valores indica o método mais adequado para a classificação de classes específicas.

O método AD apresenta a possibilidade de avaliação do índice espectral que melhor contribui para a detecção das categorias, uma vez que a estrutura do classificador é explícita e indica as variáveis independentes consideradas em cada passo da divisão dos dados.

A detecção de alterações nas CUC/PFT permite a compreensão da conversão de cobertura, indicativo do processo ocorrente na paisagem. Porém, a propagação dos erros recorrentes da comparação entre as imagens classificadas deve ser considerada na interpretação dos processos.

Para uma detecção mais acurada das classes de uso e cobertura definidas neste trabalho (incluindo as variações entre as categorias PFTs), a utilização de dados multitemporais e de imagens com maior resolução espacial são recomendadas.

Referências

- BATISTELLA, M.; GUIMARÃES, M.; PANCIEIRA, F.; ASSIS, M. C.; VALLADARES, G. S. **Base de dados geográficos para o município de Campinas com ênfase no uso e cobertura das terras**. Campinas: Embrapa Monitoramento por Satélite, 2003. 45 p. (Documentos, 26).
- BOYD, D. S.; FOODY, G. M.; CURRAN, P. J. The relationship between the biomass of Cameroonian tropical forests and radiation reflected in middle infrared wavelengths (3.0-5.0 m). **Int. J. Remote Sensing**, v. 20, n. 5, p. 1017-1023, 1999.
- BRUZZONE, L.; SERPICO, S. B. An iterative technique for the detection of land-cover transitions in multitemporal remote sensing images. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 35, n. 4, p. 858-867, 1997.
- BURGI, M.; HERSPERGER, A. M.; SCHNEEBERGER, N. Driving forces of landscape change – current and new directions. **Landscape Ecology**, v. 19, p. 857-868, 2004.
- CARVALHO, L. M. T. de; CLEVERS, J. G. P. W.; SKIDMORE, A. K.; JONG, S. M. de. Selection of imagery data and classifiers for mapping Brazilian semideciduous Atlantic forests. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, n. 5, p. 173-186, 2004.
- COHEN, J. A coefficient of agreement for nominal scales. **Educ. Psychol. Measurement**, v. 20, n. 1, p. 37-46, 1960.
- CONGALTON, R. G. A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. **Remote Sensing of the Environment**, v. 37, p. 35-46, 1991.
- CONSTANZA, R.; D'ARGE, R.; DE GROOT, R. S.; FARBER, S.; GRASSO, M.; HANNON, B.; LIMBURG, K.; NAEEM, S.; O'NEIL, L. R. V.; PARUELO, J., RASKIN, R. G.; SUTTON, P.; VAN DEN BELT, M. The value of the world's ecosystem services and natural capital. **Nature**, v. 387, p. 253-260, 1997.
- COPPIN, P.; JONCKHEER, E. I.; NACKAERTS, K.; MUYS, B. Digital change detection methods in ecosystem monitoring: a review. **Int. J. Remote Sensing**, v. 25, n. 9, p. 1565-1596, 2004.
- COUTINHO, L. M. O conceito de cerrado. **Revista Brasileira de Botânica**, n.1, p. 17-23, 1978.
- DEFRIES, R.; TOWNSHEND, J. R. G. NDVI-derived land cover classification at a global scale. **International Journal of Remote Sensing**, n.15, p. 3567-3586, 1994.
- DEFRIES, R. S.; HANSEN, M.; TOWNSHEND, J. R. G.; SOHLBERG, R. Global land cover classifications at 8km spatial resolution: the use of training data derived from Landsat imagery in decision tree classifiers. **Int. J. Remote Sensing**, v. 19, n. 16, p. 3141-3168, 1998.
- DIAZ, S.; CABIDO, M. Plant functional types and ecosystem function in relation to global change. **Journal of Vegetation Science**, n. 8, p. 463-474, 1997.
- EMERSON, C. W.; LAM, N. S.; QUATTROCHI, D. A. A comparison of local variance, fractal dimension, and Moran's I as aids to multispectral image classification. **International Journal of Remote Sensing**, v. 26, n. 8, p. 1575-1588.23, 2005.
- FAHRIG, L. Effects of habitat fragmentation on biodiversity. **Annu. Rev. Ecol. Evol. Syst.**, n. 34, p. 487-515, 2003.

- FREITAS, S. R.; MELLO, M. C. S.; CRUZ, C. B. M. Relationship between forest structure and vegetation indices in Atlantic Rainforest. **Forest Ecology and Management**, n. 218, p. 353-362, 2005.
- FRIEDL, M. A.; BRODLEY, C. E. Decision tree classification of land cover from remotely sensed data. **Remote Sens. Environ.**, v. 61, p. 399-409, 1997.
- GAMON, J. A.; FIELDS, C. B.; GOULDEN, M. L.; GRIFFIN, K. L.; HARTLEY, A. E.; JOEL, G.; PENUELAS, J.; VALENTINI, R. Relationships between NDVI, canopy structure and photosynthesis in three Californian vegetation types. **Ecological Applications**, v. 5, n. 1, p. 28-41, 1995.
- HALL, F. G.; STREBEL, D. E.; NICKESON, J. E.; GOETZ, S. J. Radiometric rectification: toward a common radiometric response among multitemporal, multisensor images. **Remote Sens. Environ.**, v. 35, p. 11-27, 1991.
- HANSEN, M.; DUBAYAH, R.; DEFRIES, R. Classification trees: an alternative to traditional land cover classifiers. **Int. J. Remote Sensing**, v. 17, n. 5, p. 1075-1081, 1996.
- JOHNSON, K. Segmented-based land-use classification from SPOT satellite data. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 60, p. 47-53, 1994.
- JOY, S. M.; REICH, R. M.; REYNOLDS, R. T. A non-parametric, supervised classification of vegetation types on the Kaibab National Forest using decision trees. **Int. J. Remote Sensing**, v. 24, n. 9, p. 1835-1852, 2003.
- LOH, W. Y. Regression tree with unbiased variable selection and interaction detection. **Statistica Sinica**, v. 12, n. 2, p. 361-386, 2002.
- LOH, W. Y. **GUIDE (version 3) User Manual**. Madison: University of Wisconsin, 2005.
- LU, D.; MAUSEL, P.; BRONDIZIO, E.; MORAN, E. Change detection techniques. **Int. J. Remote Sensing**, v. 25, n. 12, p. 2365-2407, 2004.
- LUCAS, R. M.; HONZAK, M.; DO AMARAL, I.; CURRAN, P. J.; FOODY, G. M. Forest regeneration on abandoned clearances in Central Amazonia. **International Journal of Remote Sensing**, v. 23, n. 5, p. 965-988, 2002.
- MATTOS, C. de O. **Contribuição ao planejamento e gestão da Área de Proteção Ambiental de Souza e Joaquim Egídio**: Campinas, SP. 235 p. Tese. (Doutorado) - Universidade de São Paulo, 2003.
- MCCARTHY, J.; GUMBRICHT, T.; MCCARTHY, T. S. Ecoregion classification in the Okavango Delta, Botswana from multitemporal remote sensing. **Int. J. Remote Sensing**, v. 26, n. 19, p. 4339-4357, 2005.
- MIRANDA, E. E. de. (Coord). **Subsídios para Elaboração e Implantação da Agenda 21 do Município de Campinas – SP**. 2003. Disponível em: <<http://www.agenda21cps.cnpm.embrapa.br>>. Acesso em: maio 2006.
- MULLER, F. Indicating ecosystem and landscape organization. **Ecological Indicators**, n. 5, p. 280-294, 2005.
- NOSS, R. F. Indicators for monitoring biodiversity: a hierarchical approach. **Conserv. Biol.**, n. 4, p. 355-364, 1990.

PETTORELLI, N.; VIK, J. O.; MYSTERUD, A.; GAILLARD, J. M.; TUCKER, C. J.; STENSETH, N. C. Using the satellite-derived NDVI to assess ecological responses to environmental change. **Trends in Ecology and Evolution**, v. 20, n. 9, p. 503-509, 2005.

SADER, S. A.; WAIDE, R. B.; LAWRENCE, W. T.; JOYCE, A. T. Tropical forest biomass and successional age relationship to a vegetation index derived from Landsat TM data. **Remote Sensing of Environment**, v. 28, p. 143-156, 1989.

SECRETARIA DE RECURSOS HIDRICOS, SANEAMENTO E OBRAS (São Paulo, SP). **Comitê das Bacias Hidrográficas dos Rios Piracicaba, Capivarí e Jundiáí**. 2005. Disponível em: <<http://www.recursoshidricos.sp.gov.br>>. Acesso em: julho 2006.

VERMOTE, E. F.; TANRÉ, D.; DEUZÉ, J. L.; HERMAN, M.; MOCRETTE, J. J. Second simulation of the satellite signal in the solar spectrum, 6S: an overview. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 35, n. 3, p. 675-686, 1997.

WALKER, B. H. Biodiversity and ecological redundancy. **Conservation Biology**, n. 6, p. 18-23, 1992.

XU, M.; WATANACHATURAPORN, P.; VARSHNEY, P. K.; ARORA, M. J. Decision tree regression for soft classification of remote sensing data. **Remote Sensing of Environment**, v. 97, p. 322-336, 2005.

Agradecimentos

Ao pessoal da Embrapa Monitoramento por Satélite, que auxiliou no processo de coleta de dados e na análise destes. Aos pesquisadores e técnicos da Universidade de Wageningen (WUR) e do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE). À bolsa de estudos concedida pelo governo dos Países Baixos, IBgroep.

Anexo A.

Tabela A1 - Matriz de erros da classificação pela técnica MAXVER – Imagem de 1988.

Dados Classificados	Dados de referência												Acurácia do Usuário
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	
1	18		6				1	2	1				0.64
2		8							2	2		1	0.54
3	5		13			1		1	2				0.55
4			1	6		1							0.75
5			1		7		1						0.78
6	1			1		6							0.75
7	1		1		1		21	1		1			0.70
8	1		1				2	25	2	1			0.75
9	1	1						1	9	1	2	2	0.53
10						2			1	3	1		0.43
11		1							1	1	8	1	0.67
12									1		2	8	0.73
Acurácia do Produtor	0.67	0.80	0.57	0.86	0.88	0.60	0.84	0.83	0.47	0.33	0.62	0.67	

Tabela A2 - Matriz de erros da classificação pela técnica MAXVER – Imagem de 2004.

Dados Classificados	Dados de referência												Acurácia do Usuário
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	
1	17		4				2	1	1				0.68
2		4							1	2	1		0.44
3	4		16			1							0.76
4				4		1							0.80
5	1		2		9		1						0.69
6	2					9							0.82
7	2	1					25	2		1			0.81
8	1						2	18	2	2			0.72
9									12	1	1	2	0.75
10		1					1	2	4		1		0.44
11								1			11	3	0.73
12											3	13	0.81
Acurácia do Produtor	0.63	0.67	0.73	1.00	1.00	0.82	0.83	0.82	0.63	0.40	0.65	0.72	

1. Culturas anuais, 2. Culturas perenes, 3. Área urbana, 4. Corpos d'água, 5. Solo exposto, 6. Queimada, 7. Pasto limpo, 8. Pasto sujo, 9. Regeneração/degradação, 10. Cerrado, 11. Floresta semidecidual, 12. Reflorestamento.

Tabela A3 - Matriz de erros da classificação pela técnica AD – Imagem de 1988.

Dados Classificados	Dados de Referência												Acurácia do Usuário
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	
1	18	1	7				1			1			0.64
2	1	7								2	2	1	0.54
3	4		14		3		1						0.64
4				7		1							0.88
5	2				5		2						0.56
6	1					7							0.88
7			2				21	2			1		0.81
8								28	3	1			0.88
9	1								12	2	1	1	0.71
10		2				1			1	3			0.43
11									2		7	3	0.58
12						1			1		2	7	0.64
Acurácia do Produtor	0.67	0.70	0.61	1.00	0.63	0.70	0.84	0.93	0.63	0.33	0.54	0.58	

Tabela A4 - Matriz de erros da classificação pela técnica AD – Imagem de 2004.

Dados Classificados	Dados de Referência												Acurácia do Usuário
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	
1	17		2				2		2	2			0.68
2	2	4						1	1		1		0.44
3	5		14		1								0.70
4				4									1.00
5					8		2						0.80
6			2			11				1			0.79
7	3		4				23	1					0.74
8		1					2	17	2	3			0.68
9		1					1	2	10	2			0.63
10										1			1.00
11									1		13	1	0.87
12								1	3	1	3	17	0.68
Acurácia do Produtor	0.63	0.67	0.64	1.00	0.89	1.00	0.77	0.77	0.53	0.10	0.76	0.94	

1. Culturas anuais, 2. Culturas perenes, 3. Área urbana, 4. Corpos d'água, 5. Solo exposto, 6. Queimada, 7. Pasto limpo, 8. Pasto sujo, 9. Regeneração/degradação, 10. Cerrado, 11. Floresta semidecidual, 12. Reflorestamento.



Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária

Embrapa Monitoramento por Satélite

Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento

Av. Dr. Júlio Soares de Arruda, 803 - Parque São Quirino

CEP 13088-300 Campinas-SP

Fone (19) 3256-6030 Fax (19) 3254-1100

<http://www.cnpm.embrapa.br> sac@cpnm.embrapa.br