

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
CENTRO ESTADUAL DE PESQUISA EM SENSORIAMENTO REMOTO E
METEOROLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM SENSORIAMENTO REMOTO E
METEOROLOGIA

ROBERTO KIEL

**DETECÇÃO DE MUDANÇAS NO USO E NA
COBERTURA DO SOLO EM UMA SÉRIE TEMPORAL DE IMAGENS DA
REGIÃO DA CAMPANHA DO RIO GRANDE DO SUL**

Porto Alegre 2008

ROBERTO KIEL

**DETECÇÃO DE MUDANÇAS NO USO E NA COBERTURA DO SOLO EM UMA
SÉRIE TEMPORAL DE IMAGENS DA REGIÃO DA CAMPANHA DO RIO
GRANDE DO SUL**

Dissertação de mestrado
apresentada ao Programa de
Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto
da Universidade Federal do Rio Grande do
Sul, como parte dos requisitos para a
obtenção do título de Mestre em
Sensoriamento Remoto.

Área de concentração:
Sensoriamento Remoto e
Geoprocessamento.

ORIENTADOR:

Prof. D.Sc. Jorge Ricardo Ducati

CO-ORIENTADORA:

Prof.^a Dr.^a Dejanira Luderitz Saldanha

Porto Alegre 2008

Roberto Kiel

**DETECÇÃO DE MUDANÇAS NO USO E NA COBERTURA DO SOLO EM UMA
SÉRIE TEMPORAL DE IMAGENS DA REGIÃO DA CAMPANHA DO RIO
GRANDE DO SUL**

Esta dissertação foi julgada adequada para a obtenção do título de Mestre em Sensoriamento Remoto e aprovada em sua forma final pelo Orientador e pela Banca Examinadora.

Orientador:

Prof. Dr. Jorge Ricardo Ducati, UFRGS
D.Sc. pela University of Wisconsin - Madison, U.W.,
Madison, Estados Unidos

Banca Examinadora:

Prof.^a Dr.^a Eliana Lima da Fonseca, Depto. Geografia, Instituto de Geociências e Programa de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto do Centro Estadual de Pesquisas em Sensoriamento Remoto e Meteorologia (CEPSRM), Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS).

Doutora em Sensoriamento Remoto pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) – São José dos Campos, SP, Brasil.

Prof. Dr. Laurindo Antonio Guasselli, Depto. Geografia, Instituto de Geociências e Programa de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto do Centro Estadual de Pesquisas em Sensoriamento Remoto e Meteorologia (CEPSRM), Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS).

Doutor pelo Instituto de Pesquisas Hidráulicas (IPH) da Universidade Federal do Rio do Sul (UFRGS), Porto Alegre, RS, Brasil.

Prof.^a Dr.^a Rosa Maria Vieira Medeiros, Depto. Geografia, Instituto de Geociências, Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS).

Doutora em Geografia Humana pela Universidade de Poitiers, França.

Coordenador do CEPSRM:

Prof.a. Dra. Silvia Beatriz Alves Rolim

Porto Alegre, agosto de 2008.

DEDICATÓRIA

Dedico este trabalho a todos os homens e as mulheres, que não satisfeitos com o mundo, conseguem decidir o que é melhor para si, sem desconsiderar a humanidade.

AGRADECIMENTOS

A minha esposa e filho, por tudo.

Ao Programa de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto, pela oportunidade de realização de trabalhos em minha área de pesquisa.

Ao Instituto Nacional de Colonização e Reforma Agrária e ao Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, pela concessão dos meios para que este trabalho pudesse ser realizado.

Aos professores do Centro Estadual de Pesquisa em Sensoriamento Remoto e Meteorologia, em especial aos meus Orientadores, pelo apoio incondicional e exemplo.

Aos colegas do mestrado, pelo seu auxílio nas tarefas desenvolvidas durante o curso e contribuições e críticas durante a elaboração e revisão deste trabalho.

E por fim, a todos aqueles que me atrapalharam de alguma forma nesta contenda, por não terem logrado êxito.

RESUMO

A detecção de mudanças no uso e na cobertura do solo pode ser considerada a função do sensoriamento remoto que agrega uma dimensão temporal à análise das informações contidas nas imagens. Ao confrontá-las duas a duas, para identificar, localizar e qualificar as transformações que ocorreram na cobertura e no uso do solo em determinados espaço e tempo, através das respostas espectrais registradas nos pares de pixels homólogos quando aplicados limiares que permitam distinguir entre a mudança e a não mudança. A análise ponto a ponto, ou instante a instante permite inferir sobre a quantidade e qualidade das mudanças detectadas em uma região durante um determinado período. Já a análise comparativa entre dois ou mais destes resultados, utilizando uma série temporal de imagens, permite inferir acerca da dinâmica das transformações em vários outros aspectos; como topologia, intensidade, tipo de mudança (substituição ou conversão) e taxa de mudança. São várias as técnicas disponíveis para a detecção de mudanças no uso e cobertura do solo a partir de imagens digitais, obtidas por sensores orbitais, dois grandes grupos podem ser propostos: técnicas de pré-classificação e de pós-classificação, diferindo fundamentalmente sobre quais produtos são aplicados os limiares da detecção das mudanças, se sobre produtos temáticos da classificação de imagens, ou se sobre imagens diretamente. Este trabalho utiliza técnicas de detecção baseadas em subtração de imagens de ambos os grupos, especificamente, a pós-classificação por máxima verossimilhança e da pré-classificação, por Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) e por Transformada Kauth-Thomas (KT), nesse caso o componente de verdor. Visa avaliar a sensibilidade e adequação destas técnicas para a análise das transformações ocorridas no uso e da cobertura do solo durante os dois períodos de comparação: 1988 a 2001 e 2001 a 2006 e no conjunto dos 18 anos, na captação das tendências das transformações deste ambiente da Campanha Sul do Estado do Rio Grande do Sul, que é majoritariamente rural, muito dinâmico e bastante heterogêneo. Considerando que durante o período abrangido neste trabalho, grandes fazendas tradicionais de pecuária, em um primeiro momento, foram convertidas para agricultura familiar através da criação intensiva de assentamentos da reforma agrária, ocorrida entre a metade dos anos 80 e a metade dos anos 90, mais recentemente, substituídas por plantios florestais da indústria do papel. Os resultados permitiram confrontar os tratamentos e verificar as acurácias das detecções e identificar as principais dificuldades, em especial, o efeito da fenologia nas diversas fases em que se apresentam nas substituições florestais de ciclos longos. A dificuldade da técnica KT, em lidar com plantios semi-perenes e perenes, a impossibilidade de se considerar áreas cobertas em algum momento por nuvens. Por fim, corrobora com a inviabilidade do estabelecimento *a priori* da melhor técnica, ou mesmo, daquela mais acurada, sem que sejam considerados plenamente os objetivos, a escala, a natureza do ambiente analisado e as classes de mudança estabelecidas para o trabalho, além da qualidade das imagens disponíveis.

Palavras-chaves: sensoriamento remoto, detecção de mudanças, uso e cobertura do Solo, classificação de imagens, NDVI, diferenciação de bandas.

ABSTRACT

The detection of alterations in land use and cover can be considered as being an operation in Remote Sensing which adds a time dimension to the analysis of information in images. This is done when images are compared, by groups of two, at certain space and time looking for spectral responses stored in pairs of homologous pixels, through the application of thresholds which lead to the differentiation between change and non-change. A point-to-point, or instant-to-instant analysis, permits to infer on the amount and quality of alterations detected in a region, during a certain period. The comparative analysis between two or more of these results, *via* a time series of images, informs on the dynamics of transformations in other aspects, as topology, intensity, kind of change (substitution or conversion), and change rate. Several techniques are available to detect alterations in land use and cover, from digital images collected by orbital sensors. Two larger groups can be highlighted: pre-classification techniques, and post-classification techniques. They differ basically on over which products the thresholds defining changes are applied, these products being either thematic ones for image classification, or the image itself. This work uses detection techniques based on image subtraction of both groups. Pre-classification uses the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) and the Kauth-Thomas Transform (KT), the green index in this last case. Post-classification uses the Maximum Likelihood. The objective is to estimate the sensitivity and adequacy of these techniques for the detection and analysis of changes in land use and cover during two comparison periods: the first one is from 1988 to 2001; the second, from 2001 to 2006. Besides, the whole 18-years period is studied to detect tendencies of the transformation of the region. The study area is at the Campanha Sul region, at Rio Grande do Sul State Brazil. It is largely rural, heterogeneous and dynamic, since during the period covered (1988-2006) large estates were either converted into smaller properties, family-managed; though an intensive policy of agrarian reform (from the mid-eighties to the mid-nineties), or, more recently, by industrial-style cultures of forests to serve the paper industry. The results allowed comparing the different treatments and to verify the accuracy of detections. The main difficulties were the phenological cycles, the various phases of long-cycle artificial forests, the limitations of the KT technique to handle semi-perennial cultures, and cloud-covered areas. It was not possible to clearly define the better or more accurate technique; this definition depends of specific objectives, of the scale and nature of the study region, and of the classes of change being analyzed, besides of the quality of available images.

Keywords: Remote Sensing, change detection, land use and cover, image classification, NDVI, band differentiation.

SUMÁRIO

1	Introdução	15
1.1	Projetos Baseados na Det. de Mudanças no Uso e na Cob.do Solo..	20
1.1.1	Projetos em Escala Global	21
1.1.2	Projetos em Escala Continental e Nacional.....	22
1.1.3	Projetos no Brasil	26
1.1.3.1	Programa PRODES	27
1.1.3.2	Projeto DETER	29
1.1.3.3	Monitoramento de Queimadas	30
1.2	Escopo e Objetivos da Pesquisa	33
2	Revisão de Literatura.....	34
2.1	Metodologia da detecção de Mudanças no Uso e na Cob. do Solo ...	34
2.2	Aplicações da Detecção de Mudanças no Uso e na Cob. do Solo.....	37
2.2.1	Meio Ambiente.....	38
2.2.2	Ecologia	40
2.2.3	Desenvolvimento Rural.....	42
2.3	Técnicas de Detecção de Mudanças no Uso e Cobertura do Solo	46
2.3.1	Técnicas de Pós-Classificação	47
2.3.1.1	Pós-classificação Não Supervisionada:.....	49
2.3.1.2	Pós-classificação Supervisionada:.....	49
2.3.1.3	Pós-classificação com Segmentação:.....	49
2.3.1.4	Pós-classificação com Chaves de Decisão:.....	50
2.3.2	Técnicas de Pré-Classificação	50
2.3.2.1	Técnicas com Imagens Multitemporais.....	51
2.3.2.1.1	Análise Composta.....	52
2.3.2.2	Técnicas Algébricas	53
2.3.2.2.1	Subtração de Imagens	53
2.3.2.2.2	Razão de Imagens.....	54
2.3.2.2.3	Regressão de Imagens	55
2.3.2.2.4	Análise da Mudança Vetorial (CVA)	56
2.3.2.3	Subgrupo de Técnicas com Transformadas	57

2.3.2.3.1	Diferenciação de Índices	57
2.3.2.4	Subgrupo de Técnicas com Transformações Lineares.....	58
2.3.2.4.1	Análise de Componentes Principais (PCA)	59
2.3.2.4.2	Transformada Kauth-Thomas (KT).....	61
2.3.2.4.3	Transformada Chi-Quadrado.....	64
2.3.2.5	Subgrupo de Técnicas com Modelos.....	64
2.3.2.5.1	Análise por Modelo de Mistura Espectral (SMA)	65
2.3.2.6	Técnicas Experimentais ou Infreqüentes.....	65
2.4	Perspectivas futuras	66
2.5	Comparações entre as Técnicas	70
2.6	Tratamentos e Correções de Pré-processamento	76
2.6.1	Correção Geométrica	78
2.6.2	Correção Atmosférica.....	79
3	Material e Métodos	85
3.1	Imagens	85
3.2	Definição da Área de Abrangência do Estudo	86
3.3	Pré-Processamento das Imagens.....	87
3.3.1	Correção Geométrica	87
3.3.2	Registro das Imagens.....	90
3.3.3	Recorte da área de Interesse	91
3.3.4	Mascaramento das Nuvens.....	93
3.3.5	Correção Atmosférica com o Módulo FLAASH	94
3.4	Geração de Transformadas	98
3.4.1	Transformada NDVI.....	99
3.4.2	Transformada KT.....	99
3.5	Detecção de Mudanças com Pós-Classificação	100
3.5.1	Classes e Amostras de Treinamento.....	101
3.5.2	Classificação e Tematização.....	102
3.5.3	Tratamento após a classificação	104
3.6	Detecção de Mudanças com Pré-classificação	105
3.6.1	Subtração de Transformadas NDVI.....	105
3.6.1.1	Tratamento Após a Subtração das Transformadas NDVI.....	108
3.6.1.2	Tabela e Mapa de Temático de Tendência das Mudanças NDVI ...	110
3.6.2	Subtração da Componente KT Verdor	113
3.6.2.1	Tratamento Após a Subtração da Componente KT Verdor	115
3.6.2.2	Tabela de Tendência das Mudanças KT Verdor	115

4	Resultados e Discussão	117
4.1	Pré-processamento	117
4.2	Metodologia	118
4.3	Detecção de Mudanças com Pós-classificação	120
4.3.1	Resultados da Detecção de Mudanças com Pós-classificação	120
4.3.2	Índice de Estabilidade e Indicador de Tendência	123
4.4	Detecção de Mudanças com Pré-classificação	126
4.4.1	Resultados da Subtração das Transformadas NDVI	126
4.4.1.1	Resultados da Subtração dos Mapas de Mudança NDVI.....	128
4.4.1.2	Resultado do Mapa Temático de Tendência das Mudanças NDVI .	133
4.4.2	Resultados da Subtração de Componentes KT Verdor	134
4.4.2.1	Resultados da Tabela de Tendências das Mudanças KT Verdor ...	136
4.5	Detecção de Mudanças e Desenvolvimento Rural.....	137
5	Conclusões e Recomendações.....	ERRO! INDICADOR NÃO DEFINIDO.
5.1	Conclusões.....	149
5.2	Recomendações.....	152
	REFERÊNCIAS	153
	APÊNDICE	161
	ANEXO 1	175
	ANEXO 2	176
	ANEXO 3	177
	ANEXO 4	178
	ANEXO 5	181
	ANEXO 6	184
	ANEXO 7	187
	ANEXO 8	189
	ANEXO 9	191
	ANEXO 10	193
	ANEXO 11	198
	ANEXO 12	199
	ANEXO 13	200
	ANEXO 14	201
	ANEXO 15	202
	ANEXO 16	203

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

- Ilustração 1 – Imagem KT do ano de 2006 na composição RGB Brilho Verdor Umidade e gráfico de dispersão Verdor X Brilho com detalhe das regiões das feições.63
- Ilustração 2 – Polígono da área de interesse sobre a cena Landsat 5 de 2006. 86
- Ilustração 3 - Levantamento de campo realizado com receptor GPS destacando uma encruzilhada e a ponte sobre o Rio Piratini. 89
- Ilustração 4 – Imagem de 2006 georreferenciada com os arquivos vetoriais sobrepostos. 90
- Ilustração 5 – Imagens após o registro, dispostas em seqüência 1988 2001 e 2006, da margem direita para esquerda. 91
- Ilustração 6 – Imagens co-registradas acima e as respectivas áreas de interesse a baixo, dispostas da margem direita para a esquerda, na seqüência 1988, 2001 e 2006. 92
- Ilustração 7 – Da margem direita para a esquerda podem ser vistos o subconjunto da imagem 2006, na composição RGB com as nuvens realçadas e os ROIs construídos, a máscara gerada a partir dos ROIs e o resultado da aplicação da máscara. 93
- Ilustração 8 – Na primeira linha estão dispostos, da margem direita para a esquerda, os subconjuntos das imagens de 1988, 2001 e 2006 corrigidos pelo FLAASH , no centro respectivos originais e na janela de baixo os valores de um pixel selecionado (em vermelho). 98
- Ilustração 9 – Mapas Temáticos de 1988 (1), 2001 (2) e 2006 (3) em cima, legenda e janela de detalhe no centro e região da cidade de Bagé 2006 em baixo. 103
- Ilustração 10 – Classificação original e janela de detalhes acima e classificação tratada e janela de detalhes abaixo, ambas do ano de 2006. 104
- Ilustração 11 – Imagens de NDVI de 1988, 2001 e 2006 com destaque de uma área que incrementou sucessivamente seu valor: 209, 219 e 232. 106
- Ilustração 12 – Mapa de diferença 01 – 88 com a distribuição das classes. 107
- Ilustração 13 – Detalhes dos Mapas Temáticos de Mudança, obtidos por subtração das imagens de NDVI (01 - 88) - (06 - 01) e reclassificação. 110
- Ilustração 14 – Detalhe e Mapa de Tendência das Mudanças no centro, acompanhado dos detalhes e Mapas Temáticos de Mudança nos dois lados: (01 - 88) à direita e (06 - 01) à esquerda. Abaixo a árvore de decisão utilizada. 112

Ilustração 15 – Mapa Temático de Mudanças por subtração das componentes KT Verdor 2001 – 1988.	114
Ilustração 16 - Mapa Temático de Mudanças por subtração das componentes KT Verdor 2006 – 2001.	115
Ilustração 17 – Mapa de Tendência de Mudança por Subtração de Transformadas NDVI (2001 – 1988)	129
Ilustração 18 - Mapa de Tendência de Mudança por Subtração de Transformadas NDVI (2006 – 2001)	130
Ilustração 19 – Mapa Temático de Tendência das Mudanças NDVI.....	132
Ilustração 20 – Imagem da Área de Estudo de 2006 com os PAs sobrepostos	138
Ilustração 21 – Máscaras e resultados das aplicações sobre o Mapa Temático de 2006.	139

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Matriz de Conversão KT adaptada de Crist, Laurin e Cicone (1986) ..	62
Tabela 2 – Sensor, órbita/ponto, data, bandas e formato das imagens utilizadas.	85
Tabela 3 – Freqüência das classes de mudança na subtração das imagens NDVI.	108
Tabela 4 - Classes Sintéticas de Tendência das Mudanças.	111
Tabela 5 – Detecção de Mudanças 2001 - 1988.	121
Tabela 6 - Detecção de Mudanças 2006 - 2001	122
Tabela 7 – Valores de IE e IT para as Classes de Uso e Cobertura do Solo	124
Tabela 8 – Freqüência das classes sintéticas	127
Tabela 9 – Tabela de Tendência das Mudanças NDVI ((01 - 88) - (06 - 01)).....	131
Tabela 10 – Freqüências da Distribuição das Classes Sintéticas de Tendência das Mudanças NDVI	133
Tabela 11 - Freqüência das classes no Pós-processamento KT.....	134
Tabela 12 – Tabela de Tendência das Mudanças KT Verdor ((01 - 88) - (06 - 01)).....	135
Tabela 13 - Freqüências da Distribuição das Classes Sintéticas de Tendências das Mudanças KT Verdor	136
Tabela 14 – Detecção de Mudanças 2001 – 1988 Fora dos PAs.....	140
Tabela 15 – Detecção de Mudanças 2006 – 2001 Fora dos PAs.....	141
Tabela 16 – Valores de IE e IT para as Classes de Uso e Cobertura do Solo Fora dos PAs	142
Tabela 17 – Detecção de Mudanças 2001 – 1988 Dentro dos PAs.....	143
Tabela 18 – Detecção de Mudanças 2006 – 2001 Dentro dos PAs.....	144
Tabela 19 – Valores de IE e IT para as Classes de Uso e Cobertura do Solo Dentro dos PAs.....	145

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

BIL: Band Interleaved-by-Line

BIP : Band-Interleaved-by-Pixel

CAP : Coastal Change Analysis Program

CVA: Análise de Mudança Vetorial

DETER : Detecção de Imagens em Tempo Real

PRODES: Monitoramento Sistemático do Desflorestamento da Amazônia

IBAMA: Instituto brasileiro de Meio Ambiente

IBGE: Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística

IE: Índice de Estabilidade das Classes

IT: Indicador de Tendência

INPE : Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais

KT : Transformada de Kauth-Thomas

MLR: Ministry of Land and Resources

MODTRAM: Moderate Resolution Atmospheric Radiance and Transmittance
Model

NALC: National Oceanic and atmospheric Administration

NASA : National Aeronautics and Space Administration

NDVI : Normalized difference Vegetation Index

NOAA : National Oceanic and atmospheric Administration

PCA : Análise de componentes principais

EPA : Environmental Protection Agency

SIG: Sistema de Informações Geográficas

USGS : United States Geological Survey

1 INTRODUÇÃO

O Brasil é considerado o quarto maior País em extensão territorial contínua do planeta, possui mais de oito milhões e meio de quilômetros quadrados e sua população, coincidentemente, é a quarta maior. O último censo disponível, realizado em 2005, revelou que existe pouco menos que cento e oitenta e cinco milhões e meio de brasileiros, e destes, cerca de cento e cinquenta e dois milhões, moram nas cidades.

Possui, por tanto, proporções continentais e uma população mal distribuída. Estas duas situações resultam em distorções econômicas de toda ordem e problemas generalizados causados, em boa parte, pela pulverização e insuficiência da infra-estrutura e dos serviços públicos.

Neste contexto é fácil compreender porque vem crescendo a importância da utilização do sensoriamento remoto orbital nas principais políticas públicas de planejamento, acompanhamento e monitoramento do desenvolvimento do País. Assim, como na gestão e proteção dos recursos naturais e do meio ambiente e, em especial, para reunir, processar e compreender as transformações ocorridas por força dos principais fatores antropogênicos (*e.g.* urbanização, intensificação da agricultura, expansão da capacidade energética, ocupação desordenada do espaço rural) e naturais (secas, enchentes, fogo).

Na capacidade de detectar as mudanças ocorridas nestes processos reside uma das principais aplicações do sensoriamento remoto: a detecção de mudanças no uso e na cobertura do solo (RYMASHEUSKAYA, 2007).

Para que estas mudanças possam ser detectadas, com esta técnica, é necessária a comparação, duas a duas, de uma série de imagens satélite, tomadas em diferentes momentos buscando identificar onde, quanto e o que foi alterado de um momento para o outro, através das assinaturas espectrais dos alvos.

Quando as tendências das mudanças também são importantes, então é preciso comparar os resultados dos tratamentos de detecção entre si, olhando de uma só vez todo o período para inferir sobre as taxas das transformações e suas relações espaciais e temporais.

Dentro do sensoriamento remoto os pares de imagens orbitais encontram várias aplicações; a estereoscopia, por exemplo, permite produzir modelos em três dimensões da superfície do terreno imageado. Ela se baseia na visualização concomitante de duas imagens obtidas sob ângulos diferentes, abertas em canais próprios de forma a construírem uma noção de profundidade. Na versão digital desta técnica o cálculo das diferenças de altura se dá pelos deslocamentos dos pixels homólogos, uma função da geometria de cada imagem (MENDONÇA e BRITO, 2003).

Sob esta ótica, a detecção de mudanças não se distancia tanto da estereoscopia, pois em ambas são as mudanças as informações chave. Na primeira são extraídas dos valores de radiância dos pixels em cada banda e na segunda, da geometria da imagem.

A detecção das mudanças é quantitativa quando se atém apenas a quantificação das transformações que ocorreram informando o estado de cada um dos pixels em termos de “mudou ou não mudou” e delimitando as regiões com e sem mudanças. Ela é qualitativa se a informação da mudança, para além da localização e quantificação, avança até uma discriminação em classes, habilitando o estudo das trajetórias dos pixels entre elas. Neste caso a correta interpretação depende da informação da classe inicial e final de uso e de cobertura do solo de cada pixel, donde a necessidade de ser estabelecidos limiares entre a mudança e a não mudança para todas as classes e opcionalmente distinguir as substituições (*i.e.* possibilidades intermediárias dentro das classes) das conversões (*i.e.* substituição completa de uma classe por outra) (SHALABY, TATEISHI, 2007; COPPIN *et al.*, 2004).

A abordagem qualitativa sempre sucede uma etapa quantitativa, de uma forma resumida, se volta para a determinação e descrição das propriedades das mudanças ocorridas em um ponto, área ou região, organizando-as em classes. Ela é possível pela comparação de imagens de satélite compondo um conjunto temporal de dados co-registrados, aptos' a revelar as mudanças através das discrepâncias em relação a uma distribuição normal, ou aos distanciamentos dos valores dos pixels que representam uma mesma região (Chan e Yeh, 2001, Muchoney e Haack, 1994, Singh, 1989 *apud* SHALABY e TATEISHI, 2007).

Note-se que o entendimento da natureza da mudança e suas causas são bem mais complexos que sua simples quantificação, localização e categorização. Isto ocorre porque as classes da mudança não guardam, necessariamente, uma correlação com as causas da mudança. Elas podem não ser mutuamente exclusivas e os sistemas de classificação podem não ser exaustivos. Além disso, nem todas as mudanças no uso e cobertura do solo são detectáveis, logo suas causas também não o são e mesmo dentre as detectáveis há vários níveis de capacidade de detecção, que por sua vez, dependem de escalas temporais diversas, talvez inacessíveis. (COPPIN *et al.*, 2004).

Nesta perspectiva é possível vincular a qualificação da informação procurada aos objetivos do estudo ou trabalho, assim como o nível de acurácia desejado, tão importante para compreensão dos resultados, como para os usos futuros dos resultados. Infelizmente estimar a acurácia de um mapeamento por sensoriamento remoto, independente da técnica de classificação utilizada, não é um assunto pacificado na comunidade científica. A necessidade de estabelecer uma métrica e produzir uma matriz de confusão na fase de classificação são dois elementos referenciados com frequência, mas apenas opcionalmente é sugerido o estabelecimento de protocolos rígidos de checagem das acurácias. Contar ou não, com informações complementares, como verdades de campo e testes, por vezes é citado como importante, principalmente quando se tratam de áreas extensas sob monitoramento, nas quais as conclusões e resultados podem ser muito limitados se as estimativas de acurácia forem inseguras (FOODY, 2002).

Há uma distinção importante entre **uso e cobertura do solo na detecção de mudanças**. O uso do solo relaciona as atividades humanas, ou funções econômicas, que são encontradas no local, ou região do estudo. A cobertura se refere às feições ali presentes, de forma que ambos estão altamente correlacionados, mas não são sinônimos. Inúmeras categorias ou classes podem ser utilizadas para descrever os diferentes usos e as diferentes coberturas do solo, mas o emprego delas sempre dependerá dos objetivos do trabalho, que por sua vez, definem a escala apropriada e a maior importância que será dada aos usos ou as coberturas do solo (LILLESAND, KIEFER e CHIPMAN, 2004, p. 215).

O estudo das mudanças ocorridas no uso e na cobertura do solo através de imagens está baseado no vínculo entre elas e os alvos biofísicos. Este fato restringe o rol das informações possíveis a serem extraídas e a localização geográfica delas, elevação e declividades onde ocorreram, além de informações qualitativas derivadas da composição das feições captadas nas assinaturas espectrais destes alvos. Inúmeras outras informações secundárias podem ser obtidas por cruzamentos dos dados, tais como estimativas de biomassa, nível de atividade fotossintetizante, a temperatura do solo, o tipo e natureza das misturas do solo e vegetação. Desta forma, uma orientação geral é sempre buscar as regiões do espectro mais adequadas para os objetivos do estudo (JENSEN, 1983).

Ao lado das transformações, é importante lembrar que os ecossistemas estão em permanente fluxo de mudanças, independentemente das causas serem naturais ou antropogênicas, além disto, seguidamente elas ocorrem de forma combinada, desigualmente distribuídas na superfície da terra e os impactos não são percebidos de forma equivalente em todos os lugares. Como a sustentabilidade destas alterações é uma das preocupações primordiais da atualidade, ela faz crescer a demanda por informações, as mais acuradas possíveis, em todas as direções. A compreensão dos fluxos das transformações, em qualquer escala é um grande desafio, pois as variáveis climáticas, a complexidade da cobertura e a antiguidade dos processos de conversão possuem grande peso nos resultados. Esta realidade impede qualquer tipo de abordagem simplista e prova disto é a literatura científica resignar a detecção digital de mudanças a uma tarefa difícil (COPPIN *et al.*, 2004).

A alta correlação existente entre a resposta da refletância espectral das comunidades vegetais (e substratos) e suas estruturas e composição, pode ser considerada como a principal qualidade do sensoriamento remoto no estudo das mudanças no uso e na cobertura do solo. Ela permite que mesmo pequenas alterações na composição de uma comunidade vegetal (*e.g.* sucessão florestal) ou no seu meio (*e.g.* seca) possam ser detectadas por meio de imagens orbitais. Ocorre o mesmo no processo de regeneração, quando a densidade das espécies se intensifica, rumo ao clímax, facilitando os estudos ecológicos de estabilidade ou instabilidade de zonas florestais, sob condições naturais. Até

então, eles dependiam exclusivamente de investigações pontuais de campo, caras e pouco representativas de regiões mais extensas (LIU *et al.*, 2005).

Neste trabalho a investigação se centra na detecção das mudanças que podem ocorrer no uso e na cobertura do solo. O primeiro passo está no Capítulo 1, onde são examinados os principais projetos de pesquisa baseados na detecção de mudanças no uso e na cobertura do solo. Eles são extremamente importantes porque impulsionam a pesquisa das aplicações, dos limites e das potencialidades da detecção de mudanças no sentido de novas descobertas e avanços, em especial na utilização do sensoriamento remoto aplicado ao acompanhamento das dinâmicas locais, regionais e continentais. Esta primeira parte finaliza com a propositura do escopo do trabalho.

O Capítulo 2 inicia a segunda parte deste trabalho, ele é baseado na revisão bibliográfica dos principais textos científicos que sintetizam as aplicações mais intensivas em detecção de mudança e as técnicas propriamente ditas. Na sua primeira parte as principais aplicações no campo do meio ambiente, da ecologia e do desenvolvimento são examinadas por meio de estudos de caso.

A segunda parte deste capítulo é dedicada a discussão das técnicas de detecção de mudanças no uso e na cobertura do solo através da comparação de imagens de satélite que foram organizadas em dois grupos: Técnicas de Pós-classificação e Técnicas de Pré-classificação. Elas são listadas e discutidas uma a uma, seguidas de uma análise das perspectivas de evolução da detecção de mudanças e dos resultados obtidos em trabalhos comparativos entre as técnicas.

O Capítulo 3 abrange uma exposição sucinta do Material e dos Métodos utilizados neste trabalho. Inicia com uma discussão sobre os tratamentos corretivos de pré-processamento das imagens, inerentes à aplicação de técnicas de detecção de mudanças no uso e na cobertura do solo, pois em que pese serem assessórios em alguns casos, não devem ser considerados dispensáveis a princípio.

Ao longo deste capítulo são especificadas as imagens utilizadas, a região de interesse e as descrições das práticas de campo e de escritório, englobando todos os tratamentos e metodologias utilizadas. As considerações sobre os

resultados intermediários dos tratamentos e caminhos utilizados foram organizadas comparativamente sempre que possível.

O Capítulo 4 abrange a discussão dos resultados obtidos com os tratamentos aplicados, em especial os resultados da subtração dos mapas temáticos obtidos por pós-classificação e pré-classificação. Nele é avaliada a utilização do Índice de Mudança e do Indicador de Tendência e, confrontadas as consistências dos resultados das técnicas de pós-processamento comparadas, a saber, a subtração de imagens transformadas de Índice de Vegetação de Diferença Normalizada (NDVI) e a componente verdor da Transformada Kauth Thomas (KT).

No último capítulo estão expostas as conclusões possíveis da elaboração deste trabalho, assim como as recomendações para o esforço de pesquisa futuro em detecção de mudanças no uso e na cobertura do solo, assim como do desenvolvimento do sensoriamento remoto no Brasil.

Opcionalmente, no Apêndice A deste trabalho há uma abordagem marcadamente conceitual e livre sobre a transformação e sua dimensão temporal, discutidas à luz dos ensinamentos da filosofia clássica, para destacar alguns aspectos mais ou menos sutis das metodologias, técnicas e circunstâncias da detecção das mudanças. Há também uma pequena análise da evolução da detecção de mudanças, que inicia nas anotações de campo e segue até a era digital e, por fim, são sistematizadas algumas abordagens e funções que a detecção de mudanças no uso e cobertura do solo pode assumir no sensoriamento remoto orbital, quando ele tratar do estudo das transformações que ocorreram na superfície da terra.

1.1 PROJETOS BASEADOS NA DETECÇÃO DE MUDANÇAS NO USO E NA COBERTURA DO SOLO

Adquirir conhecimento sobre o uso e a cobertura do solo é fundamental para compreender o planeta como um sistema. Só a partir da correta aquisição de dados é possível produzir modelos e estudar as tendências em qualquer escala, seja local, regional ou mundial.

Antes da existência dos satélites essa já era uma preocupação da pesquisa mundial, pois o mapeamento com imagens fotográficas de média

resolução data dos anos 30, haja vista a fundação da Sociedade Americana de Fotogrametria em 1934 (LILLESAND, KIEFER e CHIPMAN, 2004, p.61).

Existem vários projetos baseados na detecção de mudanças no uso e na cobertura do solo e estão sendo desenvolvidos em larga escala. São orientados, em maior parte, para a identificação quantitativa e qualitativa das mudanças, de forma a estabelecer pontos comparativos no tempo e espaço para o monitoramento e análise das transformações ao longo das últimas décadas. As relações de causa e efeito entre os impactos, as mudanças e seus determinantes são buscadas para melhorar a capacidade de previsão sobre o futuro.

1.1.1 Projetos em Escala Global

A agência espacial americana NASA ¹ iniciou em 1996 um programa voltado para o estudo das mudanças no uso e na cobertura do solo, denominado LULC ² que inicialmente voltou-se para um pequeno número de locais, onde estavam ocorrendo importantes mudanças no uso e na cobertura do solo. As prioridades então foram a Amazônia, o México, a China e o Sudeste Asiático. O programa buscou produzir estudos baseados em dados obtidos por satélites, acrescidos de trabalhos de campo para a parametrização de modelos e realização de inventários. Em 2000, o programa entrou na segunda fase visando à produção de conjuntos de dados regionais e o aprimoramento dos modelos de uso do solo. Sua evolução até 2004 permitiu que sua abrangência o levasse para escalas regionais e diversos estudos de caso incorporando também estudos sobre os impactos das modificações no uso e na cobertura do solo, que enfatizavam os ciclos da água e do carbono. Mais recentemente o programa foi reorientado à modelagem de previsão dos processos de mudanças. Este programa desenvolve pesquisas científicas sobre o sistema Terra, buscando compreender as respostas às mudanças induzidas por fenômenos naturais e antrópicos e desenvolver as capacidades de previsão das transformações globais do clima, tempo, atmosfera, uso do solo e de ameaças naturais. Seus principais objetivos são compreender as interações do homem com meio ambiente e fornecer as bases científicas para o estudo dos sistemas da terra,

¹ National Aeronautics and Space Administration (NASA).

² Land-Cover and Land-Use Change Program (LULC Program).

do ponto de vista da sustentabilidade vulnerabilidade regeneração e usos, à longo prazo, visa estabelecer uma forma de monitoramento global, a partir do espaço, baseadas em modelos que permitam prever os impactos diretos e indiretos das mudanças no uso e cobertura do solo e suas conseqüências sociais, fornecendo ao governo americano e à comunidade científica mundial seus produtos, modelos, serviços e ferramentas (NASA, *ca.* 2007).

1.1.2 Projetos em Escala Continental e Nacional

O continente europeu despertou definitivamente para os problemas ambientais em 1972, desde então, procura desenvolver projetos de monitoramento e pesquisa neste sentido. O divisor de águas definitivo foi a lavratura do Tratado de Amsterdã, em 1992, quando o tema ambiental foi alçado a prioridade no seio da Comunidade Européia (FERANEC *et al.*, 2007).

Na esteira desse esforço de monitoramento ambiental, as informações atualizadas sobre o uso e cobertura do solo, assim como a dinâmica de suas transformações, adquiriram centralidade dentre as informações básicas para o planejamento e tomada de decisão, levando a Agência Ambiental Européia e a Junta de Centros de Pesquisa ³ a lançarem em colaboração, no ano de 2000, o programa I&CLC2000, divulgado como CORINE ⁴. Este programa inventariou o meio biofísico de toda cobertura e uso do solo na Europa utilizando, para tanto, quarenta e quatro classes e uma resolução horizontal de duzentos e cinqüenta metros quadrados por célula (LILLESAND, KIEFER e CHIPMAN, 2004, p.225).

Seus principais objetivos foram prover a Europa de um mosaico de imagens satélite e de informações gerais e regionais atualizadas do uso e da cobertura do solo neste continente naquele ano, assim como dar informações gerais sobre as transformações que ocorreram de 1990 até então e desenvolver metodologias de detecção de mudanças propondo formas para sua utilização (FERRANEC *et al.*, 2007).

³ “European Environmental Agency” e “Joint Research Centre” eEA e JRC respectivamente.

⁴ IMAGE 2000 & CORINE Land Cover 2000, onde CORINE significa “Coordination of Information on the Environment”. Informações complementares podem ser encontradas em <<http://www.eea.eu.int>>.

Com iguais proporções continentais, a Organização das Nações Unidas para a Agricultura e Alimentos (FAO) iniciou um projeto na África com a finalidade de suprir a demanda de vários países por informações estratégicas, sobre seus recursos naturais. Esses dados permitem gerenciar e qualificar as tomadas de decisão sobre os principais temas nacionais (vida selvagem, agricultura, biodiversidade etc.). O projeto foi denominado Africover⁵ e gerou, por interpretação visual de imagens de satélite, uma base de dados georreferenciada de toda cobertura do solo do continente africano em detalhes nacionais e territoriais, sob escalas de 1:200.000 e no caso de países menores, 1:100.000, (LILLESAND, KIEFER e CHIPMAN, 2004, p.225).

Em escala nacional um dos mais antigos projetos de pesquisa em detecção de mudanças no uso e na cobertura do solo é o projeto do Serviço de Reconhecimento Geológico dos Estados Unidos – USGS⁶. Este projeto adota um sistema de classificação do uso e da cobertura do solo criado na década de setenta, mas que ainda se mostra atual e é empregado corriqueiramente nos Estados Unidos, com pequenas alterações, quando necessário. O USGS produziu por este meio uma série de mapas da cobertura nacional do solo Americano e do Havaí no em escala 1:250.000, adotando na maioria dos casos, 16 hectares como unidade mínima de mapeamento. Outros mapas em escala maior (1:100.000) também foram produzidos, mas em menor número e abrangência, nos quais a área mínima de mapeamento adotada foi de quatro hectares para polígonos e 400 metros de largura mínima para feições que delineassem áreas naturais; no caso de feições culturais, como áreas urbanas, a área mínima dos polígonos foi mantida, apenas reduzindo a largura mínima das feições para 200 metros. Todos estes dados estão disponíveis no *EROS Data Center*⁷ e tiveram por base os mapas topográficos produzidos pelo próprio USGS e as imagens do satélite Landsat. Mais recentemente para responder ao desenvolvimento das atividades de geoprocessamento, em parte fomentadas pelo seu projeto de mapeamento da cobertura do solo, o USGS iniciou o Projeto

⁵ “*Multipurpose Africover Database for Environmental Resources*”. Informações complementares podem ser encontradas em <<http://www.africover.org>>.

⁶ USGS: United States Geological Survey. URL: <http://www.usgs.gov/aboutusgs/default.asp>

⁷ Maiores informações podem ser encontradas em <http://edc.usgs.gov>.

Mapa Nacional ⁸ com a missão de construir e distribuir uma base de dados geográfica que seja acurada, atual e consistente de âmbito nacional, incluindo imagens ortorretificadas de alta resolução, dados de elevação da superfície e de batimetria, além de dados vetoriais da hidrografia, transporte estrutura, terras públicas, identificação de feições naturais e culturais e uma extensa base de dados da cobertura do solo (LILLESAND, KIEFER e CHIPMAN, 2004, p. 216-224).

A partir de 1993 a agência de proteção ambiental americana (EPA) ⁹ em cooperação com o USGS, iniciou outro projeto, neste caso abrangendo integralmente os Estados Unidos e o México, denominado NALC ¹⁰. O projeto é focado no desenvolvimento da padronização dos conjuntos de dados do sensoriamento remoto e na análise das metodologias de investigação das mudanças na cobertura do solo e visa desenvolver inventários dos estoques terrestres de carbono; avaliar a ciclagem deste elemento e mapear as fontes de emissão dos gases estufa. Nele estão sendo utilizados dados multiespectrais da série Landsat, adquiridos nos anos de 1973, 1986 e 1991 (mais ou menos um ano) com observância das características sazonais da cobertura vegetal na produção de conjuntos de imagens denominados de “*Triplicates*”. Estes produtos são disponibilizados para a compra na forma de três imagens componentes (uma por ano) registradas entre si contendo as bandas 1, 2, 3 e 4 do sensor MSS, um índice normalizado de vegetação produzido a partir das bandas 2 e 4 e uma banda de identidade dos pixels, na qual os pixels que não correspondam a dados da imagem têm valor zero, esta banda serve para auxiliar nos processamentos de correção atmosférica. O projeto é uma inestimável fonte de informações para o estudo da dinâmica das alterações na cobertura e uso do solo nas regiões abrangidas por suas ações (NALC, 1996).

Outra iniciativa americana de monitoramento do uso e cobertura do solo, mas neste caso de áreas litorâneas, é o programa de análise de mudanças costeiras, denominado C-CAP ¹¹ que foi iniciado em 1990. Ele é gerenciado pelo

⁸ Maiores informações podem ser encontradas em <http://nationalmap.usgs.gov>.

⁹ *Environmental Protection Agency (EPA)*.

¹⁰ *North American Landscape Characterization (NALC) Project*.

¹¹ *Coastal Change Analysis Program (C-CAP)*.

órgão de administração oceânica e atmosférica NOAA ¹² foi criado para estudar os impactos das mudanças no uso e na cobertura do solo nos ecossistemas costeiros, que perderam cerca de 53% das áreas alagadas para a agricultura, moradia e outros usos comerciais em 260 anos, contados a partir de 1720 até 1980 (Dahl, 1980 *apud* DOBSON *et al.* 1995).

Este programa desenvolve uma metodologia baseada no uso de imagens de satélite de diversos sensores, integradas a outras informações, históricas, inclusive em um ambiente de geoprocessamento. Ele é fruto da integração de diversos órgãos federais e estaduais americanos e fornece acesso a uma base de dados nacional, usada no monitoramento, mapeamento e estudo da cobertura das áreas costeiras e seus habitats, inclusive os submersos. Os ciclos de monitoramento são de um a cinco anos, dependendo da taxa e magnitude das mudanças em curso e da disponibilidade de dados atualizados do sensoriamento remoto. O programa adota um protocolo bem definido e um esquema de classificação da cobertura e uso do solo e suas mudanças bastante extenso, apto a escalas locais e regionais (DOBSON *et al.*, 1995).

No oriente a China, desenvolve desde 1999 o Programa Nacional de Mudanças no Uso do Solo, através do Ministério de Terras e Recursos ¹³ que é direcionado para o monitoramento da expansão urbana (escala e distribuição) e o decréscimo das áreas plantadas. Este programa foi oportunizado pelas estatísticas chinesas da década de 80 e 90, que alertaram para a diminuição da área cultivada na China em um montante aproximado de onze milhões de hectares (quase 12% do total). As principais conversões foram para horticultura, infra-estrutura, mineração, indústria e reflorestamento, além de desastres naturais, notando que elas se intensificavam com o passar do tempo. O programa usa extensamente dados do sensoriamento remoto (CBERS, TM, TM+, SPOT e Rasarsat1) e produtos acessórios (modelos digitais de elevação, ortofotos, dados e mapas topográficos) adotando escalas de trabalho entre 1:10.000 e 1:100.000. O tratamento das imagens inclui o pré-processamento (normalização radiométrica, retificação geométrica e registro), a fusão de imagens e o uso de algoritmos de detecção de mudanças em complementação

¹² National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA).

¹³ Do Inglês “*National Land Use Change Program*” e “*Ministry of Land and Resources (MLR)*”, respectivamente.

(principais componentes, “*tasseled-cap*”¹⁴ e diferenciação¹⁵). A definição da mudança ou não mudança segue a definição de limiares, apoiado em uma fase automática e uma fase assistida. As classes utilizadas são: área cultivada, horticultura, floresta, pastagens e campos, áreas construídas, transportes, corpos de água e áreas não utilizáveis. A maior parte do esforço de detecção se dá entre imagens bi-temporais, no entanto imagens isoladas são ocasionalmente utilizadas na comparação direta com mapas de uso do solo já gerados, acaso imagens mais antigas não estejam disponíveis. Cada região metropolitana investigada pelo programa demanda ações de campo para validação dos resultados e as áreas mínimas detectadas nestes casos dependem da fonte: 1,5 ha para imagens com pixels de 30 metros, 0,25 ha para imagens com 15 a 10 metros, 0,067 ha para imagens com até cinco metros e 0,01 ha para imagens com até 1,5 metros. A acurácia da detecção depende da imagem utilizada e as comparações com os dados de campo permitem correlacioná-las tanto na área quanto no tipo de classe. As principais dificuldades vivenciadas no programa são: o grande número de análises não automatizadas; o desenvolvimento de algoritmos para tratar dados de imagens diferentes e ou fusionadas; a construção de um sistema organizado para o armazenamento de todas as informações dos sete anos de existência do programa; o incremento da capacidade de análise dos dados e a incorporação de técnicas mais avançadas como redes neurais e análises espectrais e estruturais das feições (ZHANG e ZHANG, 2007).

1.1.3 Projetos no Brasil

O Brasil não conta com projetos de detecção de mudanças no uso e na cobertura do solo, propriamente ditos, de qualquer âmbito. Há sim um grande esforço do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), autarquia federal vinculada ao Ministério da Ciência e Tecnologia (MCT), na gerência de três projetos de excepcional importância estratégica e que podem ser considerados parcialmente de detecção de mudanças (PRODES, DETER e Monitoramento de Queimadas).

¹⁴ Vide Transformada de Kauth-Thomas (KT) na Revisão da Literatura, segunda seção.

¹⁵ Vide Técnicas de Detecção de Mudanças, seção 2.

Dois deles são voltados para o desmatamento na Amazônia e um para a detecção de queimadas e incêndios florestais no âmbito da América Latina. Esses projetos utilizam apenas duas classes, mudança e não mudança, se restringindo ao acompanhamento da presença dos incêndios na América Latina e de mudanças na cobertura do solo amazônico provocadas por desmatamento. Todos quantificam as ocorrências, localizando-as e determinando os quantitativos anuais de áreas impactadas por queimadas ou desmatamento.

Por fim, devem ser reconhecidos os esforços no desenvolvimento de metodologias para a detecção de mudanças em solo brasileiro ao encargo dos programas isolados de pesquisa, sejam acadêmicos, sejam dos órgãos federais e estaduais de pesquisa. No conjunto, mesmo sem configurar um programa oficial, como os que estão em andamento na Comunidade Européia, Estados Unidos e China eles constituem uma grande quantidade de iniciativas de boa qualidade e resultados comprovados.

Ressentem-se, no entanto, da falta de uma coordenação que permitisse dotar suas iniciativas de direcionamento estratégico e maior ressonância com as prioridades dentro dos órgãos governamentais, principalmente aqueles voltados para o planejamento e desenvolvimento estratégico.

1.1.3.1 Programa PRODES

Primeiro e mais longo programa de acompanhamento do desmatamento na Amazônia, vigendo até hoje ele iniciou suas atividades em 1985 e desde 1988 está produzindo e distribuindo estimativas anuais de desmatamento na Amazônia Legal. Até o ano de 2002 sua metodologia foi baseada na interpretação visual das imagens, daí por diante seguiu uma nova metodologia esta baseada na classificação digital de imagens de satélite. As estimativas de desmatamento produzidas pelo PRODES são referenciadas em 1º de agosto de cada ano, todos os dados são disponibilizados na internet de forma tabulada e vetorial em formatos nativos de geoprocessamento. Os dados anteriores a 2001 estão acessíveis somente em relatórios analógicos, todos os demais estão disponíveis no banco de dados do PRODES em formatos nativos de geoprocessamento (PRODES, 2008).

Sua metodologia é extensa e passou por vários aprimoramentos. Inicialmente foi desenvolvida para utilização de dados analógicos produzidos por interpretações visuais de imagens impressas em papel, mas de 2003 em diante, utiliza técnicas de classificação de imagens digitais assistidas por computador e em 2005 sofreu sua mais recente revisão, quando foi aberta a possibilidade de utilização de outros sensores que não o Landsat TM, quando não houvesse imagem sem cobertura excessiva de nuvens. A classificação das imagens é produzida sob um modelo linear de mistura espectral (MLME) que gera três bandas sintéticas, representando as proporções de vegetação, de solo e de sombra existentes em cada pixel da imagem. As imagens-fração, sombra ou solo normalmente são mais eficientes na identificação das áreas desflorestadas, servindo à etapa classificatória reamostradas para 60 metros, por compatibilidade com a escala de apresentação final de 1:250.000. Os passos seguintes são a segmentação das imagens-fração e a classificação dos segmentos, neste processo as nuvens são mascaradas e quantificadas para que compoñham a estimativa final através de um peso médio. A última fase é a estimativa da taxa de desmatamento total, centrada na estação seca; ela inicia pela normalização dos dados na data de referência *supra*, calcula as taxas de desmatamento em cada imagem e interpola a área coberta por nuvens, permitindo que pelo somatório da taxa de cada imagem, a taxa total possa ser estimada, além de prevista uma para o período seguinte. (CÂMARA *et al.*, 2006).

Este programa fornece dados para diversas ações governamentais que se desenvolvem na Amazônia brasileira e sua base de dados pode ser considerada a maior existente no País, sobre alterações na cobertura vegetal da Amazônia. Ela serve inclusive como parâmetro para aferir os resultados das políticas governamentais de preservação do meio ambiente naquela região, assim como da organização e planejamento das ações de combate ao desmatamento ilegal. Seus bons resultados estimularam o INPE e seus parceiros, o MMA em especial, a tomarem novas iniciativas no sentido de complementar o PRODES com novas ações que suprissem algumas de suas fragilidades, notadamente a baixa resolução temporal na aquisição dos dados.

1.1.3.2 Projeto DETER

O Projeto DETER, reconhecido como Sistema de Detecção de Desmatamento em Tempo Real, pode ser considerado como uma das ações advindas dos bons resultados do PRODES. Este programa se localiza como uma alternativa complementar ao esforço de controle do desmatamento da Amazônia e por tanto ao PRODES, monitorando, de forma operacional, o desflorestamento ocorrido em intervalos de tempo de quinze dias e iniciou suas atividades em maio 2004, como parte das atividades do Plano de Ação para a Prevenção e Controle do Desmatamento na Amazônia Brasileira (SHIMABUKURO *et al.*, 2005).

Utilizando sensores de alta resolução temporal e uma metodologia em grande parte automatizada, consegue contribuir de forma eficaz para solucionar dois grandes problemas que o Projeto PRODES sempre padeceu: a impossibilidade metodológica de divulgar dados em prazo menores e a obtenção de imagens sem cobertura de nuvens excessiva. Suas principais fontes de dados são o sensor MODIS e o sensor WFI, o primeiro a bordo da Plataforma Terra e Aqua, o segundo compondo o CBERS-2, ambos com resolução espacial e temporal próximas de 250 metros e três a cinco dias, respectivamente. A resolução espacial menor restringe a detecção de áreas desmatadas ao mínimo de 25 hectares (o PRODES detecta polígonos de seis hectares de desmatamento); mas a maior frequência temporal compensa essa diferença, assegurando seu papel como importante fonte de fornecimento de informações periódicas (DETER, 2004).

Sua metodologia parte da construção de uma máscara das áreas desmatadas com os dados do PRODES, incluindo as áreas de “não-floresta”, com o objetivo de recortar das imagens MODIS, antes da análise as regiões sem interesse e áreas desflorestadas anteriormente com isso evitando erros na interpretação e reduzindo significativamente a área total analisada. O ambiente de trabalho foi estruturado em nove bancos de dados georreferenciados, organizados por estados utilizando a projeção policônica SAD 69. O polígono de trabalho foi contido entre as coordenadas geográficas 44° 00' 00" W a 74° 00' 00" W de longitude e 08° 00' 00" N a 20° 00' 00" S (SHIMABUKURO *et al.*, 2005).

Diariamente é verificada a disponibilização de imagens do tipo MOD09 através de uma rotina computacional. Todas as imagens são analisadas preliminarmente de forma que restem aprovadas para seleção imediata, apenas aquelas que apresentem baixa cobertura de nuvens e centralidade do Estado na faixa de varredura do satélite. As áreas de interesse são extraídas pela máscara e nelas é aplicado um Modelo Linear de Mistura Espectral (MLME), para a geração de imagens-fração, denominadas de vegetação, solo e sombra. Este modelo parte do princípio que um pixel representa a soma linear das radiâncias espectrais dos seus componentes, na forma de um sistema linear de equações capaz de ser resolvido com técnicas matemáticas de distribuição de erros por mínimos quadrados (com e sem restrições) e por análise de principais componentes (PCA). Ao final, a relação linear resolvida nas imagens-fração representa bem a mistura espectral dos componentes dos pixels e permite que eles sejam classificados de acordo com a combinação linear das respostas de seus componentes água, sombra e solo. A classificação realizada no DETER utiliza o algoritmo ISOSEG (o mesmo do PRODES), portanto não supervisionada e se dá em imagens previamente segmentadas. Após estas etapas do processamento, há uma última conferência, realizada diretamente sobre a matriz raster das imagens, que visa editar os dados para retificar os erros de classificação (SHIMABUKURO *et al.*, 2005).

Todos os resultados do DETER são disponibilizados pela internet e já configuram mais uma potente ferramenta para auxiliar o controle e a fiscalização do desmatamento da Amazônia.

1.1.3.3 Monitoramento de Queimadas

O INPE por meio do Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos (CPTEC), dentro de uma ação conjunta entre Ministérios do Meio Ambiente e da Ciência e Tecnologia, renovou recentemente, sua metodologia de controles de queimadas e passou a disponibilizar informações sobre focos e riscos de incêndio em tempo, quase real, para toda América do Sul através do sitio do Prevfogo na internet.

Similarmente aos efeitos do desmatamento, o fogo provoca alterações drásticas e abruptas na cobertura do solo e em alguns casos, também no seu

uso, de forma que ideal seria dispor em ambos os casos de sistemas de monitoramento mais completos, porém o estado da arte atual desta importante ação está restrito à detecção dos focos:

“Este sistema de Queimadas do INPE detecta a ocorrência de fogo, dado por si só extremamente importante e válido e necessário para milhares de usuários deste sistema do INPE. Detalhes precisos do que está queimando e quanto queimou são informações impossíveis de se obter com os sensores atuais” (QUEIMADAS, 2007).

As atividades de prevenção, monitoramento, controle de queimadas e combate aos incêndios florestais no Brasil, dentro do contexto do Sistema Nacional de Prevenção e Combate aos Incêndios Florestais (Prevfogo), é uma ação governamental coordenada pelo Instituto Brasileiro do Meio Ambiente e dos Recursos Naturais Renováveis (IBAMA) (PREVFOGO, 2008).

O INPE iniciou a utilização de imagens do satélite AVHRR/NOAA-9 na detecção de queimadas em 1985. Em 1987, ocorreu o primeiro monitoramento temporal de queimadas com dezenas de imagens AVHRR/NOAA-9 processadas manualmente. Seus bons resultados viabilizaram a institucionalização do Prevfogo. O ano de 1996 marca o início da divulgação, pelo INPE de mapas de queimadas através da Internet. O satélite GOES ao integrar as fontes de dados de sensoriamento remoto do sistema, propiciou a ampliação da abrangência do sistema de detecção de focos de incêndio para toda América do Sul, além de reduzir o tempo de aquisição para 3 horas. As primeiras estimativas e mapas de risco de fogo foram produzidas em fevereiro de 2002. Um ano antes, foi revisada a classificação de susceptibilidade da vegetação ao fogo da América do Sul usando imagens AVHRR. O sistema de visualização dos mapas na internet foi vertido para formato genérico e várias funcionalidades estão sendo constantemente introduzidas como a disponibilização do produto de Previsão de Risco de Fogo Semanal, com um mês de antecedência e com grade 40 km. Atualmente, os produtos oferecidos pelo INPE estão listados *infra*. (QUEIMADAS, ca. 2007b).

- a) Tabelas com as quantidades de focos e gráficos mostrando estes dados;
- b) Mapas de ocorrência de focos nos últimos dois dias e no mês atual;

- c) E-mails diários automáticos para focos em Unidades de Conservação;
- d) Relatórios diários automáticos pessoais de produtos do sistema;
- e) Mapas de risco de fogo para a vegetação;
- f) Condições meteorológicas referentes a queimadas;
- g) Banco de Dados/SIG de focos;
- h) Banco de Dados/SIG de focos das Unidades de Conservação e áreas especiais;
- i) Previsões numéricas de risco de fogo por “fogogramas”;
- j) Animação mensal de focos no Brasil nos últimos anos;
- k) Animação mensal de focos na América do Sul nos últimos anos;
- l) Mapas de concentração e dispersão de fumaça das queimadas;
- m) Endereços para mais de 400 páginas internet sobre o tema Queimadas/Incêndios Florestais;

O sistema opera, na atualidade, qualquer informação disponibilizada por satélites que possuam sensores óticos e operem na faixa termal-média de $4\mu\text{m}$, ou seja, o AVHRR dos satélites polares NOAA-12, NOAA-15, NOAA-16, NOAA-17, NOAA-18, as imagens MODIS dos satélites polares NASA TERRA e AQUA, as imagens dos satélites geoestacionários GOES-10, GOES-12 e o MSG-2. No total são processadas mais de 100 imagens por dia. A dimensão dos focos de calor que podem ser detectados depende da fonte, se for dos satélites NOAAs, distantes a 800 km de distância e do TERRA e AQUA, a 730 km, é possível a detecção de fontes de calor com pelo menos de 30 m de extensão por 1 m de largura. No caso dos satélites geoestacionários GOES-10, GOES-12 e MSG-2 em órbita a 36 mil km, a dimensão do foco deve ser o dobro. Ressalva deve ser feita quanta a baixa resolução espacial destes sensores, pois ela não permite avaliar com precisão focos de calor menores que um pixel, de forma que ao ocorrerem um ou mais focos pequenos de calor que, embora não tenham de

um a cinco quilômetros quadrados, se somados, na representação das imagens eles serão tratados pelo total do pixel, permitindo que ocorra em alguns casos e regiões, um viés de alta nos resultados (QUEIMADAS, 2007a).

1.2 ESCOPO E OBJETIVOS DA PESQUISA

Mesmo limitando o esforço de pesquisa à detecção de mudanças e ela exclusivamente ao uso e cobertura do solo com dados provenientes só do sensoriamento remoto digital, ainda assim, ele se manteria extremamente vasto, abrangendo qualquer região e ou tema - de vulcões a pesquisas mineralógicas, do aquecimento das águas marinhas aos impactos de um furacão. Este fato impõe a necessidade de delimitar escopo do trabalho ao uso e avaliação de técnicas já consagradas de detecção de mudança, aptas a operar imagens de regiões predominantemente rurais e que possuam capacidade de captar a dinâmica das alterações no uso e na cobertura do solo sob uma escala de trabalho regional.

O principal objetivo deste trabalho é avaliar da capacidade de detectar as mudanças que ocorreram na área de estudo, delimitada na região da campanha do Rio Grande do Sul, durante os 18 anos abrangidos, além de localiza-las, qualifica-las e estudar suas tendências, mediante o emprego de técnicas de pós e pré-processamento de detecção digital de mudanças em imagens transformadas e mapas temáticos gerados a partir de imagens Landsat-TM dos anos de 1988, 2001 e 2006, corrigidas e georreferenciadas.

Colateralmente, o trabalho visa fornecer subsídios para o entendimento dos impactos que a criação de Projetos de Assentamento causou nesta região através da dinâmica das transformações do uso e da cobertura do solo, assumindo que há uma relação proporcional ela e o desenvolvimento rural.

2 REVISÃO DE LITERATURA

2.1 METODOLOGIA DA DETECÇÃO DE MUDANÇAS NO USO E NA COBERTURA DO SOLO

Uma separação entre as metodologias da detecção de mudanças pode ser estabelecida pelo número de imagens utilizadas na comparação, se forem apenas duas imagens, a metodologia de detecção de mudanças é bi-temporal, se forem utilizadas três ou mais delas então a metodologia é de análise da trajetória temporal. No caso da utilização de apenas duas imagens, a escolha das datas de aquisição das imagens é crucial para evitar a contaminação das mudanças por efeitos fenológicos e sazonais, como a diferentes condições de iluminação da cena (COPPIN, 2004).

A dimensão temporal influencia profundamente os resultados da detecção de duas formas: tanto pelo tempo entre as capturas das imagens quanto pela época do ano do imageamento. O distanciamento no tempo deve ser entendido como uma função dos objetivos do trabalho, da mesma forma que a escala de trabalho, e por isto deve ser adequado à dinâmica das mudanças. Fenômenos naturais de sucessão podem demandar um distanciamento de décadas entre uma imagem e outra, já os impactos do fogo, poucos meses. Quanto às épocas de aquisição, a importância delas está diretamente relacionada à minoração das diferenças na iluminação da cena e dos fatores fenológicos que afligem a vegetação, consoantes à variação do clima regional (*i.e.* época seca e de chuvas, presença de neve queda de folhas) (COPPIN *et al.*, 2004; ROGAN *et al.*, 2002; LU *et al.*, 2004).

Quando as imagens que compõem o conjunto temporal estão pouco distantes no tempo, cinco anos ou menos. As áreas que sofreram algum tipo de transformação podem representar uma parcela muito pequena da cena total, prejudicando a detecção, se for utilizada uma amostragem casual, ou mesmo no caso de amostragens sistemáticas, se a intensidade não for adequadamente alta (Binging *et al.*, 1988 *apud* CAKIR, KORRAM e NELSON, 2006).

Nestes casos, quando há perigo de subestimação, uma amostragem estratificada e orientada por uma prévia subtração de bandas, ou geração de transformadas (*e.g.* NDVI), pode ser necessária para melhorar a capacidade de

detecção. No caso de uma imagem diferença a ser gerada, também permitirá a identificação dos extratos em conformidade com as probabilidades dos tipos específicos de transformações terem ocorrido (*e.g.* possível desvegetação, possível vegetação), assim como da não mudança na cobertura, ou no uso do solo (CAKIR, KORRAM e NELSON, 2006).

Não há um espaçamento temporal padrão, pois ele se subordina ao tipo de mudança e aos objetivos pesquisados, por exemplo, no caso dos impactos de um desastre natural, o período entre as imagens pode ser exatamente o da duração do fenômeno em estudos envolvendo o desenvolvimento de culturas devem ser considerados espaçamentos de uns poucos meses, quando o foco reside em ações antrópicas, como o desmatamento, é usual acumular por um ano, ou por ano agrícola, fenômenos menos dinâmicos como a urbanização. Na maioria dos casos, dependem de alguns anos para uma detecção segura e em casos mais extremos, como a regeneração de florestas, décadas serão necessárias. De uma forma geral a literatura científica apenas alerta para a importância de sua correta determinação, levando em conta os fins e os meios disponíveis e converge para períodos mínimos de três a seis anos, para os casos nos quais as mudanças analisadas possuem algum fator antrópico, ou ocorrem sob taxas médias (DOBSON *et al.*; 1995; COPPIN *et al.*, 2004; LU *et al.*, 2004).

O intervalo de tempo entre as imagens deve assegurar, principalmente, que a quantidade de mudanças ocorridas e detectáveis possa ser maior que a soma dos erros inerentes à técnica utilizada, sob pena da informação ruidosa assumir um peso significativo nos resultados. Por outro lado, ele não pode ser maior, ou igual ao tempo de regeneração dos impactos, ressaltando-se que há grande correspondência entre a frequência temporal do sensor, ou seja, sua resolução temporal e sua capacidade de servir à detecção e monitoramento de mudanças (LUNETTA *et al.*, 2004).

A rigor, além do tempo entre imagens, todos os fatores que podem influenciar nos resultados devem ser controlados ao máximo. Independente da metodologia adotada: a precisão do registro das imagens, a qualidade da calibração ou da normalização dos dados, a disponibilidade dados de verdade de campo, a complexidade do uso e cobertura do solo na área de estudo, o algoritmo de detecção usado, o esquema de classificação criado, a experiência

do analista e seu conhecimento acerca da área em estudo e por fim quais são as restrições de tempo e de recursos (LU *et al.*, 2004).

Idealmente os trabalhos de detecção de mudanças no sensoriamento remoto devem utilizar imagens de um mesmo sensor, que estejam bem registradas e tenham sido obtidas espaçadamente no tempo em múltiplos anuais, reduzindo assim as influências causadas pelas fontes internas e externas de erro como a comparação de épocas diferentes do ano. Essas medidas, nem sempre são possíveis (análises extensas no tempo podem envolver a vida útil de vários satélites, assim como dados e fotografias históricas), mas enquanto uma diretriz geral deve ser sempre perseguida porque reduz as dificuldades que advêm da comparação de imagens com características de resolução espacial, bandas, geometria, época e ou hora de captura muito diferentes. (LILLESAND, KIEFER e CHIPMAN, 2004, p.596).

O grande peso dos elementos ambientais na detecção de mudanças não deve ser desprezado nunca e sua consideração deve ir além da influência atmosférica em que pese dela depender muito da confiabilidade das conclusões obtidas. É preconizado bastante cuidado com a umidade do solo e com a presença da água nas cenas (normalidade, seca, enchentes, marés) (LILLESAND, KIEFER e CHIPMAN, 2004, p.596 - 597).

Quanto à escolha do algoritmo de detecção ocorre similar fato, há uma impossibilidade de se eleger o melhor dentre os vários existentes e abordados *inf.* Está pacificado na literatura que cada algoritmo possui uma forma própria de lidar com a extração e com a classificação das mudanças e que ao se empregar diferentes algoritmos sobre os mesmos dados, resultados diferentes serão obtidos assim como o mesmo ocorrerá se um algoritmo for aplicado sobre o mesmo conjunto de dados, mas com variáveis espaciais espectrais, temporais e temáticas configuradas de forma diferente, donde se pode concluir que não há um algoritmo aplicável em todas as situações (COPPIN *et al.*, 2004).

Outro tema pacífico é a necessidade de uma etapa de pré-processamento das imagens para a detecção de mudanças, na qual, dentre os procedimentos mais recomendados, constam a correção geométrica, a correção radiométrica e correção atmosférica e opcionalmente a correção topográfica, o registro das

imagens e a aplicação de tratamentos de realce (ROGAN e CHEM 2004; ROGAN *et al.*, 2002, COPPIN *et al.*, 2004).

Para consolidar um esforço das possibilidades metodológicas na detecção de mudanças no uso e cobertura do solo é possível propor que os primeiros passos sejam de organização dos objetivos buscados, a iniciar pela definição da área de estudo e aferição da taxa das mudanças que ocorrem ali, a seguir pelo exame dos tipos de mudanças, distribuição espacial e relações esperadas, investigando as sucessões na cobertura e nos usos do solo que podem ocorrer dentro da escala de tempo definida. Em seguida proceder à aquisição das imagens, preferindo sempre aquelas perto de aniversários, espaçadas o suficiente e com datas nas épocas mais propícias para a detecção das mudanças julgadas importantes. Executar o pré-processamento delas (indispensáveis as correções geométrica, atmosférica e radiométrica, além do registro das imagens) e após, uma vez definido o algoritmo de detecção em função dos fins e meios do estudo, aplica-lo até a obtenção de resultados válidos de detecção que permitam a localização e quantificação das mudanças. Por fim, se os objetivos exigirem, classificar as mudanças detectadas, aplicando o esquema criado para o trabalho sem dispensar a aferição da acurácia, que deve estar dentro do aceitável conforme os controles de qualidade adotados (DOBSON *et al.*, 1995; LU *et al.*, 2004).

2.2 APLICAÇÕES DA DETECÇÃO DE MUDANÇAS NO USO E NA COBERTURA DO SOLO

Em que pese a impossibilidade de listar a totalidade das aplicações das técnicas de detecção de mudança no uso e na cobertura do solo e reconhecendo que há muito potencial por ser explorado, alguns esforços em sistematizar suas aplicações já foram empreendidos e resultaram resumidamente em: (1) mudanças no uso e cobertura do solo propriamente dito; (2) mudanças na cobertura vegetal ou florestal; (3) determinação de danos em florestas por mortalidade ou desfolhamento; (4) desflorestamento, regeneração e uso seletivo em florestas; (5) mudanças em áreas alagadas; (6) incêndios florestais; (7) mudanças na paisagem; (8) mudanças urbanas; (9) mudanças no meio ambiente, e (10) aplicações diversas como monitoramento de colheitas, de

rotação de culturas, segmentação de estradas e alterações na massa de geleiras (Lu *et al.*, 2004).

Este rol de aplicações, do ponto de vista deste trabalho, encontra maior correlação com os objetivos gerais propostos em três áreas principais listadas a seguir. Elas, além de deter potencial para concentrar as aplicações práticas da detecção de mudanças no uso e na cobertura do solo para o caso brasileiro, já contam com algumas iniciativas em andamento, tanto que o uso das metodologias de detecção de mudanças está se disseminando e os resultados obtidos são significativos.

2.2.1 Meio Ambiente

A temática ambiental é freqüentemente vista como um vasto campo para a aplicação de técnicas do sensoriamento remoto e de fato os trabalhos com esta temática que se utilizam destas técnicas são numerosos. Dentre estes, o uso da detecção de mudanças no monitoramento ambiental vem servindo eficientemente à comprovação de várias relações, diretamente proporcionais entre a preservação dos habitats naturais e a manutenção dos potenciais produtivos de extração sustentável de recursos naturais, haja vista o potencial pesqueiro da costa norte americana, que depende comprovadamente da manutenção quantitativa e qualitativa das condições ambientais das áreas alagadas, porque decresce na mesma proporção em que estas áreas são degradadas (DOBSON *et al.*; 1995).

O desflorestamento da Amazônia, em especial, é um tema de vital importância para a sustentabilidade ambiental em qualquer nível, uma vez seus impactos começam a ser sentidos no mundo inteiro. Ele está atraindo a atenção da comunidade científica de forma crescente que responde aumentando da quantidade de pesquisa nesta e sobre esta região. Este fato está constituindo um grande desafio para o avanço da detecção de mudanças, pois os estudos sobre os impactos destas transformações na região amazônica devem sempre levar em conta a relação direta existente entre as mudanças na cobertura do solo e seu uso e suas causas.

Na esteira dos esforços da pesquisa nacional para produzir uma forma de monitoramento semi-automático do desmatamento da Amazônia, há uma

abordagem próxima do tempo real, proposta com base na utilização de imagens do sensor MODIS e possivelmente complementar ao DETER. O estudo utilizou imagens MODIS da composição de 16 dias (produto MOD13A1, bandas do azul, vermelho infravermelho próximo - NIR e infravermelho médio) adquiridas em julho de 2002 e imagens diárias da refletância de superfície (produtos MOD09GHK e MOD09GQK reamostrados para 250 metros) adquiridas no inverno de 2002, época da estiagem. A comparação se deu com imagens de julho de 2002, do sensor ETM+ (Enhanced Thematic Mapper Plus) do satélite Landsat7, que foram corrigidas radiométrica e geometricamente. O processamento das imagens de ambos os sensores foi através de um modelo linear de mistura espectral ¹⁶, com três componentes principais: solo, vegetação e sombra, assumindo que a partir de uma contribuição de 50% ou mais de solo exposto, o pixel representaria uma área desmatada e para análise temporal, foi utilizada uma máscara com as áreas desmatadas desde 2002, de forma a identificar novos desmatamentos. O resultado em acurácia, do uso dos produtos MODIS, foi obtido confrontando a contribuição de solo exposto nos pixels das imagens ETM+ (resolução de 30 metros) e nos pixels MODIS (resolução espacial de 250 metros). Em todas as comparações os coeficientes de correlação foram significativos, demonstrando uma consistência no método proposto, capaz de identificar incrementos no desmatamento entre duas datas, mesmo com uma resolução espacial substancialmente menor, apenas ressaltando que as composições de 16 dias tendem, como esperado, a subestimar as previsões de desmatamento, se tomadas seqüencialmente (ANDERSON *et al.*, 2005).

Outra importante contribuição para a análise das transformações na cobertura e uso do solo amazônico escolheu a região de Ji-paraná em Rondônia. A metodologia envolveu o uso de chaves de interpretação (método adaptado da fotointerpretação) baseadas em características de forma, tamanho, textura e cor de alvos terrestres, sobre as bandas 5, 4 e 3 de cenas de 1995 e 1997 do sensor TM do satélite Landsat 5. Foram considerados aspectos espectral e temporal das imagens e com auxílio de um trabalho de campo foi possível definir seis

¹⁶ Este tratamento é capaz de produzir inferências sobre a proporção de cada componente subpixel na resposta espectral do pixel em cada banda exigindo para tanto, que o número de componentes principais seja menor que o bandas e que as proporções das contribuições não sejam negativas.

classes ¹⁷ de cobertura. Os dados obtidos nestas etapas permitiram a construção de uma máscara do uso do solo de cada ano. Através da sobreposição da máscara nas imagens, com o auxílio das chaves de interpretação, foi criada uma matriz das alterações no uso e cobertura do solo, que revelou o avanço das classes solo exposto e pastagens sobre a classe floresta, concomitantemente a significativa transformação de uma parte da classe solo exposto do ano de 1995, em pastagem no ano de 1997 (ANDRADE NUMATA e VALÉRIO FILHO, 1998).

Outro bioma nacional, sob igual ameaça de esgotamento dos recursos naturais é a caatinga ela também é objeto de estudos e trabalhos de pesquisa em monitoramento ambiental, apoiados na detecção de mudanças no uso e na cobertura do solo concentrados nos impactos da ação antrópica.

As transformações no sertão cearense de uma década (1985 a 1994) foram estudadas através de imagens do satélite Landsat, sensor TM-5, cobrindo 10.539.9 km² de uma área representativa das principais formas da caatinga¹⁸. Neste trabalho foi possível avaliar os impactos ambientais na cobertura regional, mediante a elaboração e sobreposição de dois mapas temáticos da cobertura vegetal da região alvo, originados por segmentação e classificação por máxima verossimilhança das imagens em oito classes de cobertura e uso do solo. A pesquisa concluiu que houve diminuição da presença de todas as formas arbustivas (abertas e densas) e subarbustivas da caatinga e das matas de galeria, que cederam lugar para solo descoberto, crescimento de 175% e um pequeno incremento no uso agrícola. Os dados obtidos foram confrontados com os censos agropecuários do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) de 1985 e 1995 e corroboraram com a grave conclusão de que nos dez anos abrangidos pelo estudo, a tendência após a degradação das áreas foi o abandono. (ANDRADE e OLIVEIRA 2004).

2.2.2 Ecologia

É interessante lembrar que a detecção de mudanças no uso e na cobertura do solo concentra suas atenções em transformações ocorridas por

¹⁷ Floresta Primária, Floresta Secundária, Capoeira Nova, Pastagem, Solo Exposto e Queimada.

¹⁸ Arbórea Densa (CAD), Caatinga Arbórea Aberta (CAA), Caatinga Arbustiva Aberta (CARA) e Caatinga Subarbustiva (CS).

substituição ou conversação, mas estas técnicas estão suficientemente maduras para permitir o estudo e avaliação de processos mais tênues, como a sucessão vegetal dentro de ecossistemas e até mesmo a captação dos elementos fenológicos de comunidades vegetais.

A transformação temporal dentro de classes de cobertura do solo foi o objetivo de um profundo esforço de pesquisa desenvolvido em 2004, na região do Atlântico médio dos Estados Unidos da América, envolvendo o uso de cem cenas Landsat TM que cobriram 168.000 Km² (cento e sessenta e oito mil quilômetros quadrados) com dados do início de 1988 até o final de 2002. O trabalho objetivou a descrição da fenomenologia das classes de vegetação da cobertura do solo, exigindo que as fossem separadas em primavera, verão e quanto às folhas em brotação, desfolhamento e amadurecimento vegetativo ¹⁹. Em seguida as imagens foram processadas, de forma a preservar a maior parte das características originais de geometria e radiometria. Na etapa final de classificação foi desenvolvido um algoritmo baseado em árvore de decisão, que permitiu a produção de mapas temáticos com boa acurácia (GOETZ, 2004).

Nesta mesma linha de pesquisa fenológica em recente trabalho nacional, vinte e duas áreas prioritárias do projeto de conservação de remanescentes do cerrado ²⁰, cobertas por imagens do satélite Landsat TM, foram selecionadas para estudos comparativos com imagens MODIS, produto Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI). Essas imagens foram adquiridas entre novembro de 2000 e julho de 2002, nas duas resoluções disponíveis do sensor MODIS (duzentos e cinquenta e quinhentos metros). As imagens foram utilizadas na análise temporal das mudanças fenológicas através de índices de vegetação, fornecendo valores médios sazonais para cada polígono delimitado dentro da área prioritária, representativos das fisionomias estudadas. Os dados locais foram comparados com os padrões das imagens Landsat-TM e um modelo teórico da fenologia sazonal do cerrado que pode ser proposto para as áreas de preservação estudadas (MESQUITA e BITENCOURT, 2003).

¹⁹ Respectivamente “spring”, “summer”, “leaf-on”, “leaf-off” e “fall”.

²⁰ Projeto FAPESP n° 98/05251-0: “*The Conservation Feasibility of the Cerrado Remnants in São Paulo State*” .

2.2.3 Desenvolvimento Rural

Técnicas de monitoramento das mudanças locais e regionais captadas em imagens de satélite também encontram utilidade na avaliação dos impactos das políticas públicas voltadas para o desenvolvimento rural e para o estudo das dinâmicas locais e regionais.

A reestruturação agrária do nordeste chinês, promovido no último quarto do século vinte, foi avaliada quanto aos seus impactos em um trabalho utilizando imagens dos sensores TM e ETM+, cobrindo os anos de 1990, 1995 e 2000. As imagens escolhidas foram obtidas nas estações do ano que apresentariam o maior contraste para as mudanças estudadas e após a correção geométrica, foram interpretadas visualmente para produção de mapas de cobertura e uso do solo que continham seis classes: agricultura, floresta, pastagens, construções, água e inaproveitáveis (salinizadas, areia, pântanos). Os mapas gerados foram conferidos a campo e serviram à detecção de mudanças por sobreposição em um sistema de geoprocessamento. Dentre os resultados obtidos consta a revelação de uma drástica redução (um milhão de hectares) das áreas utilizadas com lavouras, em boa parte reconvertida em florestas plantadas, demonstrando que as políticas governamentais de agroflorestas e de desenvolvimento, que preconizaram o balanço entre a perda das áreas cultivadas, pela incorporação de novas áreas, promoveram de fato, uma compensação forçada na conversão de campos e florestas nativas, as classes que perderam mais área (quinhentos mil hectares). Outro aspecto esclarecido foi o impacto da rápida urbanização ensejada por estas políticas, que por não ter sido acompanhada da geração de empregos em mesma monta, causou graves alterações migratórias naquele país, levando um grande contingente da população a se estabelecer nas periferias urbanas e ocupar as áreas de reserva ambiental (GAO, LIU e CHEN, 2006).

A expansão da fronteira agrícola no em torno da BR 163 no Pará foi objeto de pesquisa nas modificações no uso e na cobertura do solo com os dados de 1999 e 2004. Mediante a classificação das imagens, obtidas em datas próximas de aniversário, com classes representativas das feições encontradas na região (várzea, urbana, savana e água, floresta primária, floresta primária em

regeneração) e uma para o desmatamento, foi possível estimar as quantidades desmatadas anuais e estimar as taxas médias de desmatamento por estrato, floresta primária e floresta primária em regeneração. Durante o tempo abrangido pelo trabalho 80.893 hectares foram desmatados, representando 6,96% do total da área. Destes, 4,04% ocorreu na mata primária, representando a incorporação de 46.934 hectares. Reconhecendo a grande influência da presença de nuvens nas imagens, que impactam profundamente a estimativa anualizada dos desmatamentos, foi adotada a metodologia do PRODES. Ela considera os dias do ano da estação seca em relação às datas de aquisição das imagens, para gerar a estimativa da taxa, possibilitando detectar tendências de decréscimo, ou de acréscimo - como foi o caso - no desmatamento da região ao longo do tempo. As causas do desmatamento também foram investigadas em interessante etapa do trabalho de campo, agregando grande qualidade às conclusões e revelando que a concentração dos maiores desmatamentos, nas florestas primárias é motivada, principalmente, pela expansão da agricultura mecanizada e da pecuária de larga escala em contraposição aos impactos da agricultura familiar, que desmata áreas menores e tende a preferir aquelas em regeneração (COHENCA, 2005).

A detecção de mudanças também pode ser aplicada em estudos anuais e interanuais de estimativa de safra. Um trabalho envolvendo a indústria de citrus da Flórida foi levado a termo mesclando fontes e dados econométricos com informações do sensoriamento remoto, especificamente imagens TM+, sob uma abordagem interdisciplinar e visando estimar as correlações existentes entre as variações espectrais e os impactos na economia local. Dados estatísticos, comerciais e industriais foram obtidos de órgãos governamentais e informações sobre quantidade de área plantada, localização de propriedades e zonas de produção obtidas de SIGs, disponíveis na internet e informações oficiais extraídas da análise de fotografias aéreas para a região central e sul daquele estado. O tratamento das imagens fornecidas pela Universidade de Maryland baseou-se na classificação supervisionada o conjunto das imagens cobriu os anos de 1999, 2000, 2001 e 2002, acompanhando os dados de produção disponíveis. A comparação dos dados fotogramétricos com os resultados da classificação das imagens revelou grande diferença na área total

plantada em torno de 30% menos (1.000 Km²). Na análise econômica, pressupondo que o crescimento da área plantada se correlaciona positivamente com o incremento da produção, as diferenças detectadas nas imagens de satélite foram correlacionadas e comparadas com as estimativas de produção oficiais, comprovando uma boa correlação, mesmo se mantido o viés de baixa e a produção valorada em 390 milhões de dólares, que representa 32% a menos das projeções oficiais. Dentre as conclusões a resolução das imagens deve ser considerada nestes estudos, aumentando-a sempre que possível, pois o cruzamento da área com a produção baseia-se em estimativas de densidade de plantio, que ao longo do tempo vem crescendo, levando às dificuldades na interpretação dos resultados usando imagens que não permitem distinguir entre as diferentes densidades de plantio. A resolução espectral também deve ser considerada para separar áreas com a cultura em crescimento de áreas com outros tipos comuns de cobertura (agricultura, pastagem, vegetação arbustiva), pois a contribuição subpixel foi muito alta e gerou erros de omissão. A utilização de imagens de épocas bem distintas também pode ter contribuído, mas de forma geral, pois a fenomenologia das variedades é bem distinta e deve ser levada em conta em estudos futuros e o sensoriamento remoto em que pesem as subestimações, foi considerado válido para a construção de estimativas e de um sistema de monitoramento constante desde que ajustadas às metodologias (SHRIVASTAVA e GEBELEN, 2007).

Colateralmente a detecção de mudanças nos tipos de uso e cobertura do solo pode permitir que sejam correlacionados a tipos de agricultura, para discriminar tipos de fazendas. Neste rumo uma pesquisa foi desenvolvida na região de Misiones, na Argentina, com o objetivo de correlacionar os tipos de cobertura do solo com os tipos de fazendas existentes em uma dada localidade. A diversidade dos sistemas de produção é uma informação crucial para o planejamento do desenvolvimento rural de qualquer país, assim como para o equacionamento das questões da produção e do uso sustentável dos recursos naturais.

O primeiro passo foi o delineamento de um esquema tipológico para a classificação das fazendas, ou propriedades rurais, determinando uma hierarquia através dos diferentes enfoques produtivos que poderiam estar

coexistindo dentro dos polígonos identificados como imóveis. Os dados foram originados de entrevistas estudos e de coletas de campo, a partir deles estabelecidas às correlações entre o uso e a cobertura do solo. A execução do estudo levou em conta três etapas: (1) a determinação de quais tipos de cobertura do solo que quando e onde ocorressem permitiriam caracterizar o imóvel; (2) determinar os casos em que o monitoramento das coberturas era possível e por fim (3) o quanto da área de cada imóvel era necessário para classificá-lo. Para compor a amostra, 120 fazendas foram escolhidas e estudadas caso a caso, para diferenciar os grupos de fazendas: Grupo 1 fazendas pequenas, com área de lavoura limitada, poucos animais e de uma forma geral, pobres; Grupo 2, diferindo do Grupo 1, pela presença de fumo na área de lavoura e alguma mão de obra contratada, Grupo 3 maiores, mais diversificadas, com a presença de animais e plantios perenes e; Grupo 4 que reproduziam o grupo anterior, porém em extensões maiores. Para a classificação do universo de 949 fazendas, foi necessário separar as amostra em dois grupos, um para examinar a correlação entre o tipo e a cobertura encontrada e o outro para o exame da acurácia da associação entre tipo de fazenda e cobertura encontrada. Uma classificação supervisionada foi levada a termo sobre imagens SPOT do inverno de 1991 e do verão de 1992. A cobertura do solo foi definida em classes: floresta natural, pinus, pastagens, duas classes de vegetações arbustivas, cultura perene de chá, cultura perene de tunga, plantios anuais erva mate e desmatamentos. A área desmatada total em hectares serviu como primeira variável para uma árvore de classificação e a área de pastagem, também em hectare como a segunda. Os resultados obtidos foram considerados bons para a predição do tipo de fazenda, face o cruzamento com o mapa cadastral, porém o exame das amostras identificou uma menor acurácia na separação de classes vizinhas. No entanto, foi possível extrair informações interessantes do exame espacial dos resultados, quando dados históricos revelaram alguns motivos para a ocorrência de trajetórias evolutivas tão distintas dentre as regiões estudadas. A legalização das posses, ocorrida no passado, em uma localidade, acarretou no presente a hegemonia de um tipo específico de fazenda nesta região (DUVERNOY, 2000).

2.3 TÉCNICAS DE DETECÇÃO DE MUDANÇAS NO USO E COBERTURA DO SOLO

Como já pode ser visto nas secções anteriores, são várias as técnicas disponíveis para a detecção de mudanças no uso e na cobertura do solo a partir de dados do sensoriamento remoto, porém não devem ser confundidas como sinônimos, mesmo que a maioria delas baseie-se em comparações dos tipos “antes - depois” e “de - para”, porque elas servem a objetivos distintos e seus algoritmos tratam os dados com princípios matemáticos igualmente distintos.

Na literatura consultada é freqüente encontrá-las organizadas pelo uso preferencial, usualmente subdividido em (1) acompanhamento e monitoramento de processos de mudança incrementais e decrementais e (2) análise comparativa, ponto a ponto, voltada preferencialmente para fenômenos dinâmicos, de caráter cíclico, raramente processual.

Do primeiro grupo são representativos os trabalhos que envolvem a Análise Multitemporal ²¹ (MESQUITA Jr. e BITENCOURT, 2003) ou Espaço-Temporal (ANDRADE e OLIVEIRA, 2004) e o Monitoramento com Séries-Temporais (GOETZ, 2004). Estas técnicas são empregadas normalmente nos trabalhos que envolvem a comparação, não só pelo total das mudanças por tipo, mas também da taxa de variação das transformações no tempo, como no caso dos estudos que envolvem o crescimento urbano, a desertificação ou o desmatamento.

No segundo, os trabalhos que espelham bem a avaliação de resultados de um projeto, política ou fenômeno como a área plantada em uma safra comparada à outra (HUANG, 2000; CAKIR, KORRAM e NELSON, 2006).

Esta forma, por ser muito imprecisa, não pode ser considerada uma epistemologia suficientemente desenvolvida, para ser capaz de impedir confusões e ou impropriedades com conceitos e denominações, dada a facilidade com que se encontram várias denominações.

Corroborando com este fato a freqüente utilização de uma técnica em diferentes situações, nem sempre recomendável, afinal, o emprego normalmente pende mais pela familiaridade do pesquisador, que pelos objetivos da pesquisa, ou seja, desconsiderando qualquer critério de adequação (LU, 2004).

²¹ Do inglês “*Multitemporal Analysis*”.

Diante deste quadro, foi necessário optar por uma forma de sistematização baseada nas diferenças intrínsecas dos algoritmos, fazendo emergir dois grupos dentre o rol das técnicas de detecção de mudanças do uso e cobertura do solo: as baseadas na pós-classificação das imagens e as baseadas na pré-classificação (Lunetta; Singh *apud* CAKIR, KORRAM e NELSON, 2006).

Outros grupos seriam possíveis, mas a decisão foi incluí-los como subgrupos da pré-classificação. Nestes casos estão as técnicas consideradas mistas, ou híbridas, nas quais a detecção de mudanças no uso e cobertura do solo é integrada com dados e informações espectrais e não espectrais (*e.g.* dados literais, analógicos, históricos) em sistemas de informações geográficas ²², as técnicas baseadas em transformadas por se diferenciarem apenas pelos princípios matemáticos utilizados e as técnicas baseadas em modelos em número diminuto, mas com grande potencial.

Apenas aquelas técnicas consideradas demasiado experimentais foram separadas em um terceiro grupo, mas uma ressalva deve ser feita às técnicas que utilizam sistemas especialistas, baseados em inteligência artificial, assim como àquelas baseadas em segmentação de imagens com classificadores de lógica de conjuntos nebulosos. Ambas justificariam um quarto grupo, possuem grandes diferenças técnicas e acumulam bons resultados nos relatos da bibliografia mais recente que trata de imagens de alta resolução espacial, mas serão apenas citas, quando oportuno, dado que extrapolariam a metodologia adotada neste trabalho.

2.3.1 Técnicas de Pós-Classificação

Estas técnicas de detecção de mudanças não utilizam comparações diretas imagem a imagem, baseiam sua etapa de detecção em comparações de resultados obtidos a partir de classificações realizadas sobre as imagens originais, donde a denominação de pós-classificação.

É considerada a técnica mais óbvia e pode ser empreendida com classificação supervisionada e não supervisionada. As desvantagens de seu uso residem nas suas exigências em tempo e custo, pois a obtenção de verdades de campo sempre deve ser considerada. Além deste aspecto, o uso dos resultados

²² A exposição detalhada pode ser encontrada em LU *et al.*, 2004.

fica sempre restrito as classes inicialmente escolhidas, que são normalmente discretas, ou seja, os pixels classificados não guardam informações sobre a incerteza de sua classificação e conforme as probabilidades associadas às classes individuais, pequenas indicações de mudança poderão ser tratadas como estatisticamente não significantes. Finalmente os erros de classificação possuem um efeito componente, ou seja, a acurácia das classificações de cada imagem deve ser multiplicada de forma que se possa estabelecer o erro da comparação, assim duas classificações com 90% de acurácia, quando comparadas estabelecem uma probabilidade de erro de 19%. (DEER, 1995).

A comparação de mapas temáticos obtidos através da classificação pode ser realizada visualmente ou em um ambiente de geoprocessamento, sob funções de álgebra de mapas. Esta é uma forma relativamente simples para a comparação bi-temporal, ressalva-se, no entanto, que requer o desenvolvimento de controles de qualidade e formas de comprovação da acurácia das informações obtidas, dado o caráter acumulativo do erro das classificações (DEER, 1995; HUANG *et al.*, 2000).

O risco de erro é sempre maior quando o objeto de estudo é uma área muito extensa, aumentando sempre que os limites da escala de trabalho são fixados pelos objetivos do trabalho e não pelos insumos geográficos, geodésicos e de sensoriamento remoto disponíveis. Finalmente o número de classes utilizadas é diretamente proporcional ao crescimento do erro da detecção de mudança.

A principal vantagem destas técnicas reside na independência entre as imagens temporais que minora os problemas de correção e a normalização radiométrica, além de que acessoriamente um bom esquema de classificação pode ajudar no foco da detecção de mudanças ao isolar as transformações que não importam aos objetivos (COPPIN, 2004).

Uma ressalva válida para todas as técnicas deste grupo é a necessidade se ter cautela em relação à necessária classe que representa a não mudança, ou seja, aquela onde serão depositados os pixels que permaneceram na mesma classe. Ela não deve significar a exclusão da mudança, apenas a impossibilidade de captá-la, como aconteceria no caso de pixels que representassem coberturas com assinaturas similares, mas com significados

muito diferentes (e. g. floresta em regeneração e floresta em manejo sustentável). O mesmo cuidado deve haver quando existem pixels não classificados em um, ou ambos os mapas temáticos, nestes casos não é possível estabelecer as trajetórias da mudança quando envolver classe e não classe ou vice e versa, assim como contabilizar um pixel como estável (não mudança) quando ele permanece não classificado nos dois mapas temáticos.

2.3.1.1 Pós-classificação Não Supervisionada:

Ambas as imagens são classificadas por meio de algum algoritmo de clusterização e os resultados são comparados da mesma forma que nas demais possibilidades de classificação supervisionada. A classificação não supervisionada possui reconhecidamente de menor acurácia, de forma que os resultados esperados são muito limitados.

Nestas técnicas, só no segundo momento as classes recebem algum tipo de significado, pois a análise dos resultados da classificação deve preceder as expectativas de comparação e interpretação dos resultados da tematização.

2.3.1.2 Pós-classificação Supervisionada:

O algoritmo de classificação utilizado requer a captura de amostras das classes estabelecidas e a definição de limiares entre as classes, opcionalmente podem ser estabelecidas probabilidades, *a priori*, para cada classe e construídas árvores de decisão. Alternativamente a operadores booleanos, é possível utilizar lógica de conjuntos nebulosos e redes neurais.

Após a classificação dos pixels de cada imagem, conforme o sistema de classes definidos, são gerados mapas temáticos para cada data e a comparação se dá entre eles, detectando mudanças pela troca de pixels de uma classe para outra.

2.3.1.3 Pós-classificação com Segmentação:

A classificação é precedida de uma etapa de segmentação das imagens, manual ou automática e é procedida sobre os segmentos e não sobre os pixels, de forma que o tratamento estatístico se torna mais consistente principalmente se houver muitos dados, como ocorre nas imagens de alta resolução espacial.

Bons resultados com esta técnica foram obtidos em uma abordagem integrada entre sensoriamento e geoprocessamento sobre uma região do sudoeste escocês, permitindo reduzir os erros mais óbvios do processo de classificação (Xu e Young, 1990 *apud* COPPIN, 2004).

2.3.1.4 Pós-classificação com Chaves de Decisão:

Nesta técnica de pós-classificação, o sistema supervisionado de coleta de amostras das classes é acompanhado da construção de árvores de decisão que permitem incluir decisões dicotômicas sobre o resultado dos classificadores estatísticos e a inclusão de operadores lógicos.

Este método de classificação foi utilizado em um trabalho recente que estudou a fenologia de diversas espécies em uma extensa região dos Estados Unidos. O primeiro passo foi a separação das cenas em épocas fenológicas, para facilitar as comparações *vis a vis* e diminuir o efeito da topografia na iluminação das cenas. Logo a seguir, a refletância das cenas foi convertida ao do topo da atmosfera e as imagens ortorretificadas. A classificação da cobertura do solo foi realizada a partir de amostras de treinamento, com o desconto da máscara de nuvens, através de uma árvore de decisão para as áreas permeáveis (solo, pasto, floresta) e árvore de regressão para as áreas impermeáveis (estradas, telhados, pedras). O algoritmo de classificação desenvolvido dividia a população de pixels em dois grupos, conforme a maior proporção do desvio da variável independente em ciclos sucessivos até que os nós terminais das árvores contivessem apenas representantes únicos das dezesseis classes definidas nas amostras (variáveis dependentes). Os mapas temáticos produzidos sob esta técnica foram considerados avanços em relação aos anteriores, pois permitiram a diferenciação entre plantações e pastagens e os testes de acurácia demonstraram a coerência dos produtos, configurando o uso de dados multitemporais sob esta metodologia como promissora ferramenta para o suporte a decisão no manejo dos recursos naturais (GOETZ, 2004).

2.3.2 Técnicas de Pré-Classificação

Neste conjunto de técnicas as fases quantitativas e qualitativas ocorrem após a aplicação do algoritmo de detecção de mudanças, independentemente de

ser levado a termo com classificadores estatísticos, ou formas menos comuns, como redes neurais, donde são consideradas como técnicas de pré-classificação, ou seja, primeiro são detectadas as regiões onde houver mudanças e logo a seguir estas mudanças são analisadas, quantificadas e qualificadas.

A detecção de mudanças por pré-classificação possui várias abordagens, que podem ser distintas pela forma com que acessam os dados: nas imagens em separado ou, construindo uma imagem multitemporal na qual bandas de diferentes datas produzem uma imagem contrastada nas mudanças. Nestes casos são impossíveis as conclusões do tipo “de-para” (DEER, 1995; DOBSON, 1995).

Os tratamentos qualitativos e quantitativos da fase classificatória da detecção de mudanças no uso e na cobertura do solo, com técnicas de pré-processamento utilizam bandas imagens e imagens transformadas ou índice de vegetação. Há uma maior frequência no emprego de classificadores estatísticos, mas recentemente novas técnicas, algumas bastante intensivas em processamento estão sendo desenvolvidas para enfrentar os desafios advindos do crescimento constante das resoluções espacial e espectral. A detecção de mudanças, aos poucos, tende a deixar a exclusividade do sensoriamento, incorporando-se aos sistemas de informações geográficas (GIS). Nestes sistemas especialistas, baseados em inteligência artificial, técnicas de estatística espacial, modelos lineares generalizados e o cruzamento dos dados de informações de diversas fontes, literais e especiais estão contribuindo para alargar seus horizontes e aplicações (COPPIN *et al.*, 2004).

O objetivo básico de todos estes tratamentos, no entanto, é garantir que as feições interessantes ao estudo das mudanças sejam realçadas. Por diversas formas, a transformação ocorrida no uso e na cobertura do solo, normalmente contida na menor porção dos dados, pode ter a ocorrência identificada e em seguida, analisada com toda acurácia possível.

2.3.2.1 Técnicas com Imagens Multitemporais

Estas técnicas se caracterizam pelo tratamento concomitante das imagens de diferentes datas, através da construção de um “cubo” multitemporal, ou seja, uma imagem composta por diversas bandas de datas distintas.

2.3.2.1.1 Análise Composta

É realizada através da combinação, ou empilhamento, de um conjunto de imagens, co-registradas de diferentes datas, valendo igualmente a recomendação de que as épocas do ano devem coincidir, assim como as condições do imageamento quanto à iluminação.

Uma vez construída a imagem multitemporal ela é classificada uma única vez para a detecção das mudanças, sob o princípio de que nas áreas onde correram as transformações se concentrem discrepâncias estatísticas quando comparadas com o restante da imagem, que se manteve inalterado, ou com poucas mudanças. Ressalva deve ser feita à complexidade desta classificação, pois a junção das imagens aumenta a dimensionalidade dos dados e podem ser necessárias muitas classes, aumentando o risco de redundância, se não for realizada uma análise discriminante prévia. A classificação também é deveras dificultada pela equivalência assumida entre as feições espectrais e temporais, *a priori*, inseparáveis exigindo muita intimidade do analista para com as cenas que poderá incluir vários estágios e sistemas lógicos de decisão (COPPIN *et al.*, 2004).

A vantagem reconhecida desta técnica é a possibilidade de visualizar duas e até três imagens de datas distintas ao mesmo tempo, permitindo contrastes por falsa cor diretamente na tela. Serve de forma excelente a análises rápidas e quantitativas que complementem a escolha de métodos mais complexos e acurados de detecção de mudanças, conforme os resultados preliminares. A principal desvantagem, comentada *supra*, reside na impossibilidade de detectar as mudanças entre classes, pois apenas uma classificação é possível. Ela pode ser tradicional, através operadores estatísticos, supervisionada ou não, ou realizada por técnicas que envolvam imagens transformadas (DOBSON *et al.*, 1995).

A classificação supervisionada exige a coleta de amostras nas áreas com e sem mudanças para derivar os subespaços com anormalidade espectral dentro do espaço das feições, sem que seja possível identificar o tipo de classe. O procedimento não supervisionado, baseado em uma análise de clusterização, atuará de forma similar, diferindo a mudança da não mudança. As diferenças

estatísticas significativas em todos os casos permitem a diferenciação das regiões e só na etapa seguinte quando for necessária, é que poderão ser propostas classes e significados às regiões detectadas (DEER, 1995).

A Análise Composta é realizada utilizando-se um conjunto de bandas co-registradas para construir uma imagem com informações temporais e espectrais e sobre ela são aplicados algoritmos estatísticos de classificação. Note-se que ao criar uma imagem com bandas obtidas em momentos distintos, a direcionalidade do tempo é perdida, resultando que nas mudanças detectadas na cobertura, ou mesmo uso do solo, as conversões não serão distinguíveis, *a priori*, das regenerações. Nestes casos, as informações temporais e espectrais são tratadas no conjunto e é bastante difícil separá-las (Schowengerd *apud* COPPIN *et al.*, 2004).

2.3.2.2 Técnicas Algébricas

Estas técnicas se caracterizam pela utilização de equações algébricas entre bandas e transformadas das imagens em comparação, assim como de mapas temáticos. As operações algébricas mais freqüentes são a subtração e a razão de bandas e imagens.

2.3.2.2.1 Subtração de Imagens

Das técnicas de detecção de mudanças no uso e na cobertura do solo é a mais largamente utilizada e pode ser considerada uma das mais simples, potencialmente produtora de bons resultados (COPPIN *et al.*, 2004).

Seu princípio é a subtração dos contadores digitais dos pixels homólogos de duas imagens (podem ser bandas, ou transformadas) co-registradas, obtidas em datas distintas, de forma que uma nova imagem seja produzida. Esta terceira imagem deverá apresentar um histograma onde em torno da média se situarão os pixels sem mudança, ou com nenhuma mudança e nas pontas, aqueles que mudaram significativamente entre os dois momentos. Quando a subtração se dá apenas entre duas bandas, a técnica, por vezes, é referida como Diferenciação Univariada (DEER, 1995).

Nota-se que a operação de subtração, além de concentrar os pixels sem mudança em torno do valor 0, pode resultar em uma imagem diferença contendo valores negativos e positivos nos contadores digitais dos seus pixels, isso se dá porque na imagem original de 8 bits os valores discretos possíveis são 0 a 255, mas com a subtração a amplitude passa de -255 a 255. Nessa condição é possível que ocorram distorções no tratamento estatístico da etapa de classificação, de forma que é recomendável a soma de uma constante (*e.g.* 255) para eliminar este problema (DOBSON, 1995).

A subtração também pressupõe um mínimo de igualdade entre as imagens, portanto ela é dependente do sucesso das etapas corretivas anteriores, principalmente o registro e a correção atmosférica e em casos específicos, algum tipo de normalização. Outro fator crítico é o ajuste dos limiares entre a mudança e a “não-mudança”, dado que a distribuição dos pixels no histograma da imagem diferença se aproximará de uma normal e nas caudas estarão os pixels com mudanças significativas. O caminho empírico, testando vários limiares e interpretando seus resultados, é na maioria das vezes a melhor forma de encontrar os limiares em que pese seu subjetivismo e dependência da familiaridade do operador com a região analisada, pois não estarão disponíveis quaisquer informações sobre a natureza destas mudanças além da localização e intensidade (DOBSON, 1995, COPPIN *et al.*, 2004).

2.3.2.2.2 Razão de Imagens

A razão de imagens possui os mesmos princípios da subtração, pois é obtida por uma operação aritmética entre os contadores digitais dos pares de pixels homólogos de imagens registradas entre si, que neste caso é a divisão. As transformações são reveladas pelos valores dos pixels da imagem razão, devido ao distanciamento da unidade (pixels não modificados) para mais ou para menos (DEER, 1995).

Note-se que dentro da faixa de variação dos pixels que sofreram alterações, diferentes causas podem se apresentar indistintas sob uma mesma taxa, assim como um único valor pode se apresentar flutuando como resultado de taxas bem diferentes, o que exige um critério maior na análise dos resultados

e imposição de limites nas extrapolações (OGUMA e YAMAGATA apud LIU, 2005).

Nesta técnica devem ser tomados os mesmos cuidados assessórios de correção dos valores dos pixels que não se relacionam à resposta espectral dos alvos (*e.g.* mudanças atmosféricas, umidade no solo, sensor), porém a detecção de mudanças com esta técnica sofre menos influência de problemas de iluminação, como ângulo solar, topografia e sombras por envolver na divisão pixels com valores próximos de zero (LU *et al.*, 2004).

É absolutamente crítica, neste método, uma exaustiva análise estatística da distribuição dos pixels no histograma da imagem razão, dada a natureza da operação que pode retornar taxas de mudança e não-mudança em uma distribuição bi-modal dos dados. As frequências se concentram na unidade, mas haverá picos em pelo menos outros dois valores, um superior e outro inferior a unidade nem sempre simétricos à média, tornando muito difícil fixar limiares sem a aplicação de funções de normalização diferentes para cada cauda, assim como representar a imagem em 8 bits (DERR, 1995; COPPIN *et al.*, 2004).

2.3.2.2.3 Regressão de Imagens

Esta técnica não é largamente utilizada. Nela a comparação das imagens depende de assumir uma delas (normalmente a mais antiga) como parâmetro fixo, servindo de base para o estabelecimento de uma equação linear que as correlacione e permita inferir os valores dos pixels na segunda imagem. Os pixels da segunda imagem indicarão mudanças quando diferirem dos valores esperados, calculados pela regressão e pela aplicação de limiares, assim as regiões que mudaram serão identificadas. Note-se que os elementos comparativos são as médias e variâncias dos valores dos pixels entre as diferentes datas, fatos que reduzem as influências da atmosfera e da angulação solar são reduzidos (DEER, 1995).

Uma forma de construção da equação de regressão é identificar pixels homogêneos invariáveis (*e.g.* rochas, asfalto) presentes nas duas imagens e

subtrair seus valores para fornecer os parâmetros do modelo de regressão ²³ (LIU, 2005).

Similar a outras técnicas, o estabelecimento dos limiares e a escolha das bandas são os elementos mais críticos para o sucesso nos resultados exigindo profunda análise dos resíduos da regressão e testes com as diversas bandas. Alertando-se que para cada uma delas deverá ser determinada uma equação de regressão, de forma que pode ser possível que o uso desta técnica não seja muito amplo, porque seus resultados se apresentam muito próximos ao de outras técnicas mais simples, como a subtração de imagens (COPPIN *et al.*, 2004; LU *et al.*, 2004; RIDD e LIU, 1998).

2.3.2.2.4 Análise da Mudança Vetorial (CVA) 24

A dependência do grau de relacionamento existente entre as alterações captadas pelo sensor e as mudanças reais na refletância da superfície é significativo para a qualidade das informações extraídas pela detecção das mudanças na cobertura e no uso do solo, um tema já tratado de forma devida no primeiro capítulo. Restando lembrar a presença de informações ruidosas que certamente causam erros de comissão e de omissão, quando da interpretação dos dados, que a maior parte das metodologias de correção não é capaz de controlar eficientemente. Em situações mais severas, há a opção de detecção de mudanças pela análise da trajetória vetorial dos pixels, que possui uma característica interessante neste sentido.

Esta técnica minora os problemas de calibragem e normalização radiométrica e admite um grau elevado de automatização, porque se baseia no exame entre a posição inicial de um pixel no espaço espectral (bandas na data inicial) e a magnitude da mudança e seu ângulo de orientação ²⁵ em relação à posição do pixel na data final, face uma posição esperada calculada previamente (HUANG, 2000).

²³ Nos estudos envolvendo vegetação o uso da banda infravermelho próximo (NIR) é recomendável.

²⁴ Do inglês “*Change Vector Analysis*” (CVA).

²⁵ Magnitude (M) = $\sqrt{(B1_{t2} - B1_{t1})^2 + (B2_{t2} - B2_{t1})^2}$ e ângulo $\text{tang}(A) = (B1_{t2} - B1_{t1}) / (B2_{t2} - B2_{t1})$.

Revisando o conceito vetorial do pixel de uma imagem multiespectral, sabe-se que os valores em cada dimensão (banda) representam seu nível de brilho e por isso, podem ser plotados em sistemas de coordenadas. Quando comparadas imagens (ou suas transformadas) de datas distintas, os dados associados a cada pixel definem vetores de cada data respectiva no espaço multidimensional. A trajetória destes vetores pode ser comparada por subtração vetorial e as mudanças em amplitude e direção (tipo da mudança), que a partir de limiares definidos, diferenciarão os pixels com mudança daqueles inalterados (DEER, 1995).

Esta técnica, por permitir a comparação direta de todas as bandas, é tida como um processo multidimensional completo, considerando as informações espectrais e as informações temporais. Sua aplicação gera dois produtos: a direção das mudanças e a magnitude das mudanças entre bandas e a total. Essas mudanças são determináveis por cálculo da distância euclidiana, onde reside a maior dificuldade da identificação das trajetórias das mudanças (de-para). A técnica é útil em procedimentos automáticos e aceita a utilização de imagens segmentadas ao permitir a análise de das trajetórias dos grupos de pixels integralmente. Requer, no entanto, o preciso registro das imagens e se forem utilizadas imagens transformadas, a normalização dos dados, pois as escalas das componentes são normalmente bem distintas (DEER, 1995, COPPIN et al., 2004, Colwel *et al. apud* COPPIN, 2004)

2.3.2.3 Subgrupo de Técnicas com Transformadas

2.3.2.3.1 Diferenciação de Índices

Aproveitando a natureza multidimensional da informação nas imagens multi e hiperespectrais, várias técnicas existentes combinam os dados de diferentes comprimentos de onda, através de operadores matemáticos, para atender a necessidades específicas de determinados tipos de análise. Estas combinações entre diferentes bandas geram novas imagens transformadas a partir dos dados originais.

Uma das formas mais comuns de combinação de bandas é no cálculo de Índices de Vegetação. Estes índices, com pequenas diferenças, baseiam-se em

duas propriedades espectrais da vegetação: forte refletância do infravermelho-próximo e alta absorção do vermelho. Suas variações giram em torno da alta correlação existente entre a quantidade de folhas verdes na biomassa e a taxa obtida pela divisão dos valores de refletância dos pixels no infravermelho-próximo pelo vermelho (Tucker, 1979 *apud* DEER, 1995).

O índice de vegetação mais amplamente utilizado é o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) ²⁶. Sua principal propriedade é a eliminação dos efeitos multiplicativos dos fatores externos que atuam em todas as bandas. Em contrapartida aumenta o efeito dos ruídos e outros efeitos randômicos. (LU *et al.*, 2004; DEER, 1995).

O NDVI pode ser obtido pela fórmula a baixo, que utiliza os valores de refletância dos pixels nas duas bandas especificadas:

$$[(\text{Infravermelho-próximo}) - (\text{vermelho})] / [(\text{Infravermelho-próximo}) + (\text{vermelho})] \quad (1)$$

Dentro dos propósitos da detecção de mudanças no uso e na cobertura do solo, a utilização de imagens transformadas obtidas por Índices de Vegetação é aceita como uma forma válida para detectar alterações quantitativas na cobertura verde do solo, que se correlaciona diretamente à biomassa verde. A forma mais corrente de seu uso é pela subtração das imagens NDVI (DEER, 1995; MAS, 1999).

Possui os mesmos fatores críticos da diferenciação de imagens: identificar o melhor índice de vegetação para os objetivos do trabalho e ajustar os limiares para distinguir as áreas com mudança daquelas que permaneceram inalteradas (LU *et al.*, 2004).

2.3.2.4 Subgrupo de Técnicas com Transformações Lineares

Existem diversas técnicas baseadas em transformações lineares que podem ser aplicadas na detecção de mudanças no uso e na cobertura do solo a partir da comparação de duas imagens com n-dimensões, ou bandas e espaçadas no tempo. Variando o tratamento matemático dos dados, todas compartilham o mesmo princípio de descorrelacionamento dos dados, buscando concentrar as informações pertencentes às menores modificações estatísticas

²⁶ Do inglês “*Normalized Difference Vegetation Index*”.

nos componentes ortogonais para ressaltar as diferenças (COPPIN *et al.*, 2004) ²⁷.

2.3.2.4.1 Análise de Componentes Principais (PCA)

Dentre as várias técnicas de transformação linear de imagens digitais está a técnica PCA. Ela é caracterizada por ser útil na redução da dimensionalidade dos dados, pois ao serem aplicada a uma imagem gera novas imagens (componentes) a partir do descorrelacionamento dos dados apoiado na criação de um novo sistema ortogonal de coordenadas orientado para realçar as diferenças estatísticas entre os dados. Assim, concentra os dados significativos nas primeiras componentes, sob uma nova distribuição espacial.

O uso da PCA na detecção de mudanças deriva do fato dela permitir o tratamento de duas imagens concomitantemente em um espaço “2n-dimensional”, onde o número n é o número de bandas utilizadas na comparação (COPPIN *et al.*, 2004).

Outra faculdade que lhe propicia bom emprego na detecção de mudanças é a redução da redundância nos dados, proporcionando a comparação das componentes principais, para uma diferenciação mais eficiente na qual o novo histograma de distribuição dos pixels tende a localizar as mudanças ocorridas nas duas caudas da curva de distribuição (CAKIR, KORRAM e NELSON, 2006).

Além destas qualidades, a PCA guarda a maior parte das informações nos primeiros componentes, alocando neles as mudanças mais fortes (regionais) e nos componentes de menor ordem as variações locais, mais tênues, onde uma criteriosa aplicação de limiares, até no nível do pixel, pode revelá-las com grande eficiência (Byrne apud HUANG, 2000).

Esta técnica, que por vezes é referida como a Transformada de Hotelling, ou a Transformação Discreta de Karhunen-Loeve é essencialmente uma transformação linear dos dados matriciais da imagem original, pela definição de um novo sistema ortogonal de coordenadas, onde eles não têm correlação e a matriz de covariância, assim, passa a ser uma matriz diagonal. Os eixos deste

²⁷ A detecção de mudanças usando a Transformada de Gram-Schmidt foi dispensada de comentário por ser utilizada na técnica “Tasseled Cap”, não agregando informações específicas.

novo sistema de coordenada são definidos pelos “*eigenvectors*”²⁸ obtidos através das matrizes de covariância originais. A transposição dos dados originais para o novo sistema ocorre pela multiplicação vetorial dos dados originais pelos “*eigenvectors*”, retornando novas coordenadas para cada pixel e gerando uma nova imagem. Nesta operação cada “*eigenvector*” produz uma nova imagem, ou “banda transformada”, onde as coordenadas dos pixels podem ser interpretadas como uma quantidade de brilho. (DEER, 1995).

A aplicação desta técnica requer que as imagens sejam “empilhadas”, constituindo um único conjunto de dados, subdividido em bandas. O número de bandas será igual ao de componentes principais, porém deve ser notado que não há relação banda-componente e o analista deverá ter condições de identificar quais componentes melhor representam as mudanças e os melhores limiares (LU et al., 2004).

Uma forma simplificada de seu uso na detecção de mudanças é a comparação de duas bandas de imagens com datas distintas, que neste caso é realizada através das duas componentes geradas, na primeira estarão concentradas as informações compartilhadas nas duas imagens, na segunda, as informações que pertencem a apenas uma delas (Chavez e Kwarteng *apud* MAS.1999).

Normalmente, ocorre de a primeira componente (PC1) representar a variância global (similar a uma imagem de albedo) e as demais componentes altas (PC2, PC3 etc.) representarem as mudanças ocorridas na variância da imagem, mais sensíveis às mudanças entre as datas e mais úteis para a detecção das mudanças entre elas. Ressalta-se que a análise com PCA baseia-se apenas nas propriedades estatísticas dos dados das imagens, resultando que é muito limitada no caso de comparações entre componentes. Além disto, a natureza da construção dos “*eigenvectors*” é muito influenciada pelas áreas com maior variância, causando resultados ruins por contaminação quando há

²⁸ O termo “*eigenvector*” não foi traduzido por ser conceitual, a palavra “*eigen*” é da língua alemã e significa *próprio*, de forma que o termo pode ser entendido como o “*vetor próprio*”, ou “*vetorespecífico*” do vetor original. A compreensão é auxiliada analisando a equação “*eigenvalue*”: $A\mathbf{x} = \lambda\mathbf{x}$, onde A é a função de linear transformação vetorial, \mathbf{x} é um vetor não zero, definido como “*eigenvector*” se satisfaz a igualdade na qual λ o escalar que corresponde ao “*eigenvalue*”, por analogia significando “*valor próprio*”. Informações complementares podem ser obtidas em http://en.wikipedia.org/wiki/Eigen_Vectors#Definitions:_the_eigenvalue_equation.

mudanças fortes na cena que não são o objetivo da detecção (ROGAN e CHEN, 2004).

2.3.2.4.2 Transformada Kauth-Thomas ²⁹ (KT)

Apresentada originalmente em 1976 ³⁰ por R. J. Kauth e G. S. Thomas esta técnica objetivou, através de uma aproximação empírica, propor uma interpretação para as concorrências encontradas nos padrões das respostas espectrais do solo, da massa verde e da umidade (ou amarelecimento), durante o ciclo das culturas, que eram captados pelas bandas do vermelho visível e do infravermelho, das imagens MSS. Na sua formulação básica levava em conta, que o solo exposto criava uma linha (linha do solo) nos histogramas de duas dimensões (vermelho e infravermelho próximo), conforme variava de claro para escuro e que sobre ela era possível ortogonalizar novos eixos que melhor diferenciavam a fase de emergência das culturas, quando aumenta a resposta no infravermelho próximo e diminui a do vermelho (absorção pela clorofila). Também ocorre algo parecido na fase do crescimento das culturas, que é capaz de ser enfatizada quando o solo é sombreado e tem que abaixar sua resposta no vermelho (o ângulo solar e a cor clara do solo são neste caso importantes), mas há um grande incremento de ganho no infravermelho próximo. Por fim, na fase de maturidade das culturas, que se encerra na senescência, o realce se torna possível quando o denso dossel praticamente elimina a influência do solo e as leituras no infravermelho próximo e no vermelho cai até ponto de colheita, assinalado por uma queda abrupta no infravermelho. Esta trajetória quando descrita em um sistema de coordenadas toma a forma similar de um gorro de lã, curvo na ponta, donde o nome vulgar de “*Tassel Cap*” (WATKINS, s.d.)

Possivelmente inspirada na redução da dimensionalidade dos dados da técnica PCA, a KT também produz um novo sistema ortogonal para os dados. Mas como foi visto é independente da matriz de covariância das imagens, pois seus coeficientes de transformação são obtidos a partir de dados independentes (pontos semi-invariantes em imagens e bibliotecas espectrais) e ajustados para

²⁹ Também conhecida como “*Tassel Cap*”.

³⁰ “*The tasseled Cap -- A Graphic Description of the Spectral-Temporal Development of Agricultural Crops as Seen by LANDSAT*”. Anais do Simopósio “*Machine Processing of Remotely Sensed Data*”, publicado pela Universidade de Purdue Indiana.

cada tipo de sensor, inicialmente o MSS, mais tarde para o TM e TM+. Seu processo de transformação se dá através da ortogonalização sucessiva dos dados, pelo processo Gam-Schmidt e na forma proposta originalmente pelos autores, adaptada ao sensor MSS, são produzidas quatro componentes: intensidade de brilho, intensidade de verde intensidade no amarelo e nenhuma ³¹. A disponibilização das imagens TM exigiu a revisão dos coeficientes da técnica KT, para que tratasse imagens hexadimensionais, quando passou a ter seis componentes, dos quais apenas os três primeiros têm significância: intensidade de brilho, intensidade de verde e intensidade de umidade ³² (GLERIANI, ANTUNES e EPIPHANIO, 2003).

Já foi mencionado antes que a KT originalmente destinava-se a imagens do sensor MSS e que ser aplicada nas imagens hexadecimais do sensor TM necessitou de uma atualização incluindo uma nova matriz de conversão (6 X 6) com os respectivos coeficientes de multiplicação e um novo vetor de coeficientes aditivos, valores expostos na Tabela 1.

Tabela 11 – Matriz de Conversão KT adaptada de Crist, Laurin e Cicone (1986).

Componentes	Coeficientes						Vetor
	TM1	TM2	TM3	TM4	TM5	TM7	
Brilho	0.2909	0.2493	0.4806	0.5568	0.4438	0.1706	103.695
Verdor	-0.2728	-0.2174	-0.5508	0.7221	0.0733	-0.1648	-0.7310
Umidade	0.1446	0.1761	0.3322	0.3396	-0.6210	-0.4186	-33.828

Interessa particularmente à detecção de mudanças com esta técnica, o fato dela operar a partir de coeficientes definidos por conjuntos de assinaturas espectrais de alvos independentes, com isto é capaz de determinar a presença de feições no nível subpixel, desde que seja possível assumir que não há interação maior entre estes subcomponentes, apenas a presença física dos materiais da cena. Para cada imagem TM a KT produz três transformadas com significância, aptas à comparação na detecção de mudanças no brilho, no verde e na umidade, portanto, é capaz de extrair, inclusive informações físicas da cena, e sua precisão pode ser considerada boa, sempre que a informação de fundo (solo ou substrato) não é hegemônica sobre a vegetação, (e.g. áreas onde

³¹ Livre tradução do original em inglês “*brighthness*”, “*greeness*”, “*yellowness*” e “*non-such*”.

³² Porposta por Crist e Cicone em 1984 como “*wetness*”.

a floresta é rala e plantios nos estágios iniciais) (ROGAN *et al.*, 2003; ROGAN e CHEN, 2004). As características desta técnica, portanto, apontam para um bom potencial na detecção de mudanças tênues, como por exemplo, o desmatamento seletivo ou a ausência de pastejo. Nestes casos as pequenas alterações no brilho, a presença de solo e as quantidades de umidade podem fornecer contrastes suficientes para o realce das áreas não transformadas.

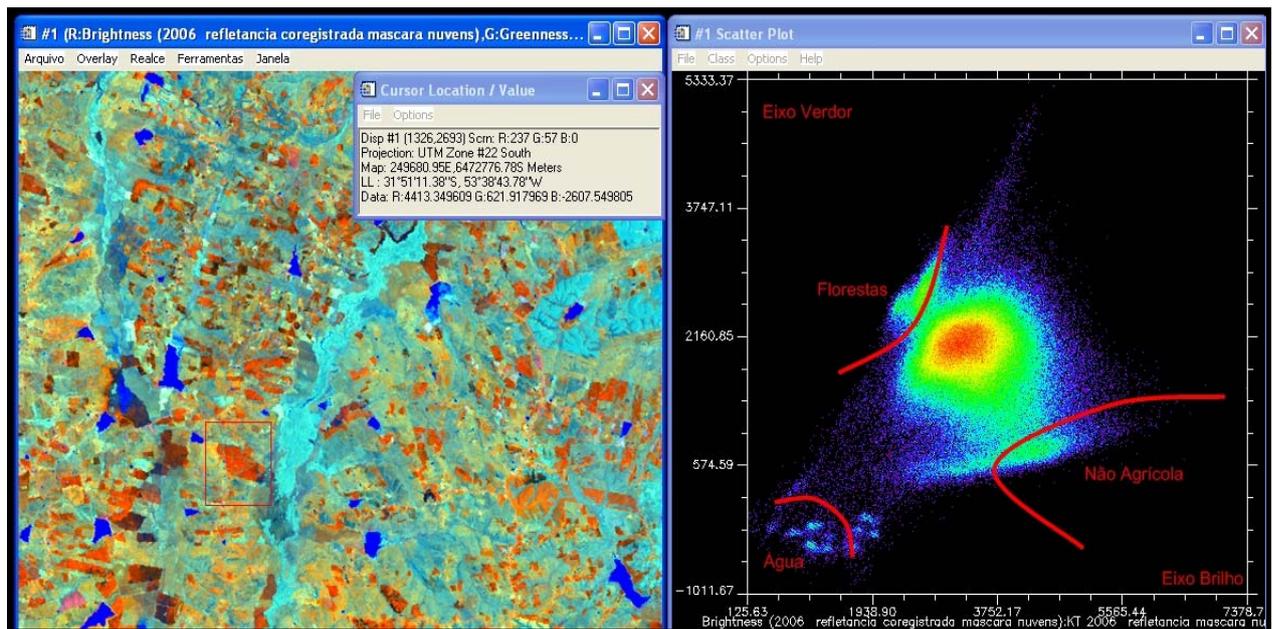


Ilustração 11 – Imagem KT do ano de 2006 na composição RGB Brilho Verdor Umidade e gráfico de dispersão Verdor X Brilho com detalhe das regiões das feições.

Na detecção de mudanças, a independência dos dados da cena e a redução da dimensionalidade (redundância) dos dados produzem um realce de diferentes informações em diferentes componentes; esta qualidade configura uma de suas principais vantagens. Já a desvantagem principal, reside na dificuldade inerente a sua interpretação, logo de sua classificação, que são ampliadas pela impossibilidade de gerar uma matriz de mudanças completa e pelo cuidado que deve ser tomado na fixação de limiares de diferenciação entre os pixels transformados e os estáveis, recomendando que se evite qualquer uso generalizado desta técnica, além de cenas onde há preponderância da vegetação e presença de solo agrícola (LU *et al.*, 2004).

2.3.2.4.3 Transformada Chi-Quadrado

Esta técnica é aplicada raramente, porém, possui a interessante característica de produzir uma só imagem transformada (imagem mudança), a partir do tratamento simultâneo das múltiplas bandas das duas imagens em comparação. O tratamento consiste na seguinte equação de bandas:

$$Y = (X - M)^T \Sigma^{-1}(X - M) \quad (2)$$

Onde Y representa o contador digital do pixel na imagem diferença, X é o vetor da diferença dos valores do pixel em cada banda das duas imagens, M é o vetor dos resíduos médios de cada banda tomando a cena inteira, T é a transversa da matriz (X - M) e Σ^{-1} é a inversa da matriz de covariância das bandas das duas imagens. Dela resulta que Y assume uma distribuição Chi Quadrado, similar a de uma variável randômica, com tantos graus de liberdade quantas são as bandas que por sua vez possuem uma distribuição multivariada normal; nestes termos, o conjunto dos valores de Y pode ser compreendido como uma imagem, na qual as mudanças serão evidenciadas pelo distanciamento do valor zero, que representa a não mudança do pixel correspondente. Esta técnica é muito dependente dos dados, e, por isso, não é recomendada para imagens com grandes regiões transformadas (RIDD e LIU, 1988).

2.3.2.5 Subgrupo de Técnicas com Modelos

Foram encontrados, na bibliografia consultada, o modelos de refletância em Li-Strahler (Macomber e Woodcock *apud* LU *et al.*, 2004) e um método de parametrização biofísica (Lu, 2001 e Lu *et al.*, 2002 *apud* LU *et al.*, 2004) como passíveis de utilização na detecção de mudanças, mas por guardarem um grande caráter experimental e extrapolarem os limites deste trabalho, não serão pormenorizados. Além destes, o Modelo de Mistura Espectral (SMA) também foi encontrado, de forma bastante freqüente e será descrito a seguir.

2.3.2.5.1 Análise por Modelo de Mistura Espectral (SMA) ³³

O crescimento da dimensionalidade dos dados pela elevação da resolução espectral dos sensores oportunizou o desenvolvimento da técnica de Análise da Mistura Espectral. A premissa desta técnica é compreender que cada elemento de uma imagem é composto por um conjunto de assinaturas espectrais puras, ou “*endmembers*” ³⁴. É possível então, construir um modelo de mistura espectral que traduza a totalidade da refletância dos elementos da imagem em diferentes composições de “*endmembers*”, a partir dos pesos que suas coberturas possuam na superfície. Na detecção de mudanças esta técnica é aplicada através da análise das alterações destas composições no tempo, pressupondo que se os “*endmembers*” que compõe (ou assinam) um pixel ou elemento da imagem muda, então ele sofreu alteração durante o tempo transcorrido entre as imagens. Normalmente os “*endmembers*” são escolhidos para representar a assinatura espectral de coberturas de interesse (*e.g.* copa das árvores, solo, sombra), por serem capazes de prover medições padronizadas da presença física das frações destas coberturas. Eles podem ser colhidos em bibliotecas espectrais de referência, ou por dados de campo, ou ainda diretamente da imagem, mas neste caso com suporte de dados de referência (COPPIN, 2004).

As principais vantagens desta técnica residem nos significados biofísicos que estas frações detêm, na capacidade de extrair as proporções com que participam em cada pixel e nos resultados acurados, suportando escalas grandes, sem deixar de serem estáveis e repetíveis. As maiores dificuldades centram-se na escolha dos “*endmembers*” e na definição, baseada neles, dos limiares que representam cada classe de cobertura (LU *et al.*, 2004),

2.3.2.6 Técnicas Experimentais ou Infrequentes

Dentre as técnicas utilizadas na detecção de mudanças, há um subconjunto delas que possui um caráter experimental, seja porque não foi

³³ Do inglês “Spectral Mixture Analysis” (SMA).

³⁴ Não é possível a tradução de “*endmember*” por ser conceitual: são refletâncias espectrais de materiais bem característicos, que se misturam para produzir o espectro dos pixels de interesse na imagem.

testada suficientemente, seja porque apresentou resultados indiferenciados em relação a técnicas clássicas como a subtração de imagens, requerendo aprimoramentos.

Independentemente do grau de complexidade resultados e comprovações, todas estas técnicas guardam potencial e assim não poderiam ser deixadas de lado. No entanto, não há motivo para um detalhamento maior, de forma que serão apenas listadas:

- Medição da Dependência Espacial (Henebry, 1993 *apud* LU *et al.*, 2004).
- Sistemas Especialistas de Visualização (Wang, 1993 *apud* LU *et al.*, 2004).
- Método de Produção por Área (Hussin *et al.*, 1994 *apud* LU *et al.*, 2004).
- Combinação de Índices (vegetação, temperatura da superfície estrutura espacial) (Lambin e Strahler, 1994b *apud* LU *et al.*, 2004).
- Curvas de Mudança (Lawrence e Ripple 1999 *apud* LU *et al.*, 2004).
- Modelos Lineares Generalizados (MORISSETTE e KHORRAM, 1997)
- Abordagem pelo teorema da curva (Yue *et al.*, 2002 *apud* LU *et al.*, 2004).
- Abordagem pela estrutura (Zhang *et al.*, 2002 *apud* LU *et al.*, 2004).
- Método Espacial baseado em estatísticas (Read e Lam, 2002 *apud* LU *et al.*, 2004).
- Análise Correspondente (CAKIR, KHORRAM e NELSON, 2006).

2.4 PERSPECTIVAS FUTURAS

O esforço de pesquisa no desenvolvimento de técnicas de detecção de mudanças vem se mantendo intenso ao longo das últimas duas décadas e a tendência é que se mantenha assim por muito tempo. A exemplo disto os

Estados Unidos da América, preparam uma nova edição de um conjunto de imagens e mapas temáticos recobrando toda sua extensão e mais a de Porto Rico, com dados colhidos em torno de 2001 (Vogelmann *apud* LUNETTA *et al.*, 2006).

Grandes projetos, como o citado acima, são desafios significativos a serem enfrentados pelos governos e comunidade científica, pois mesmo envolvendo custos altos e demora na obtenção dos resultados (e.g. atraso de seis anos entre a coleta das imagens e a disponibilização das informações), oferecem uma inestimável fonte de informações estratégicas que podem ser imediatamente utilizadas nas principais questões sociais, ambientais e econômicas.

Ideal seria já poder contar, no Brasil, com diversos produtos e projetos como estes freqüentes e atualizados, que permitissem a extração de informações complementares, como a forma e a natureza das mudanças ocorridas.

Neste rumo, dentre as perspectivas futuras dos projetos de detecção de mudanças no âmbito de abrangência de grandes extensões, constam a necessidade de aprimoramentos metodológicos urgentes que lhes permitam controlar a influência da fenologia dos diferentes ecossistemas e o desenvolvimento de métodos cada vez mais robustos para a identificação e controle de erros. Quanto às técnicas, de uma forma geral, as perspectivas convergem para o aprimoramento da capacidade de estimar a quantidade de biomassa verde ou fotossintetizante referida por vezes como Biomassa Fotossintetizante Ativa (BFA), donde se espera uma intensidade cada vez maior na aplicação dos diversos índices de vegetação (LUNETTA *et al.*, 2006).

A cada geração de novos sensores, há um incremento na resolução espacial e em alguns casos, na espectral também, impactando progressivamente a quantidade de dados que das imagens. Neste novo contexto, as ferramentas clássicas de classificação, baseadas na estatística multivariada, estão dando sinais de exaustão, seja porque a redução da área recoberta na superfície por um pixel torna as informações espectrais mais variadas dentro de amostras tomadas para configurar as classes e limiares tornam se difíceis de fixar, seja por que a dimensionalidade dos dados está alcançando níveis não suportados pela capacidade de processamento comum.

Esta evolução induz, inexoravelmente, a necessidade de novas abordagens na detecção de mudanças no uso e na cobertura do solo, especialmente nas etapas de qualificação essencialmente classificatórias.

Mais de uma década atrás esta tendência já podia ser notada, ao se antever o potencial de desenvolvimento das áreas da computação visual, sistemas especialistas e inteligência artificial, segmentação de imagens e lógica de conjuntos nebulosos ³⁵ na detecção de mudanças, boa parte já foi confirmada (DEER, 1995).

Atualmente em plena sintonia com estas mudanças, no cenário do sensoriamento remoto, cresce sensivelmente o conjunto de trabalhos e pesquisas que utilizam o binômio da segmentação de imagens com classificadores nebulosos. Estas técnicas que utilizam intensivamente a classificação orientada a objetos (segmentos), ao invés da orientada a pixel, estão acumulando bons resultados em termos de precisão, seja com imagens de alta, seja com imagens de média resolução. (ORUC, MARANGOZ e BUYUKSALIH, 2004; ZHANG e MAXWELL, 2006).

Outras tecnologias que despontam promissoras e crescem na produção científica são os Sistemas Especialistas, com algoritmos baseados em inteligência artificial, que começam deixar o plano conceitual da detecção de mudança e se apresentam potencialmente para superar os limites dos classificadores puramente estatísticos. Nestes sistemas é possível aliar à informação espectral em conjunto com outros tipos de dados, como aqueles relativos às formas das feições, ou aos relacionamentos entre os tipos de cobertura (classes) e até mesmo, dados sócio-econômicos. Ao utilizarem um conjunto tão complexo de informações e de fontes de dados, para guiar e assistir a classificação estes sistemas realmente se aproximam da conduta de um analista, mas de uma forma muito mais rápida e precisa, porém dentro dos limites de sua programação (COPPIN *et al.*, 2004; IM, JENSEN e TULLIS, 2005).

Modelos baseados em redes neurais e em árvores de decisão também estão cada vez mais presentes na pesquisa dos últimos anos, em especial no tratamento de imagens de alta resolução, onde a quantidade de feições e seus componentes distinguíveis são desafiadores. O bom desempenho deste grupo de

³⁵ Do inglês “*Fuzzy Set*”.

técnicas é freqüentemente atestado pelos incrementos na acurácia dos resultados relatados na bibliografia científica, mais recente mesmo quando confrontados com métodos tradicionais e robustos como a máxima verossimilhança ou PCA. Duas vantagens que explicam em parte estes resultados: a capacidade de detectar de mudanças que possuem relacionamentos não lineares com as assinaturas espectrais dos alvos e a possibilidade de tratarem informações não espectrais nas suas células, ou neurônios. Resta, porém avaliar se o incremento na acurácia é realmente compensador, face aos custos em programação e as altas exigências para o processamento, principalmente em rotinas direcionadas para a detecção de mudanças, (ROGAN *et al.*, 2003; COPPIN *et al.*, 2004; PACIFICI *et al.*, 2007).

Ao lançar um olhar sobre toda evolução recente da detecção de mudanças no uso e na cobertura do solo, em especial aquela baseada no sensoriamento remoto, se nota a tendência de mesclá-la com geoprocessamento, dentro de Sistemas de Informação Geográfica (SIGs) e vice-versa. Funções de SIG (*e.g. buffers, custos, distâncias*) freqüentemente encontram novas utilidades no tratamento e análise de dados espectrais, assim como as funções do sensoriamento remoto estão servindo para derivar produtos geográficos cada vez mais complexos. Além disto, esta tendência não pode ser considerada como muito nova, pois os primeiros trabalhos neste sentido dataram da década de 70, em que pese o processo de convergência ter se intensificado recentemente, tomando forma e se apresentando freqüentemente nos principais projetos de detecção de mudanças, em especial aqueles voltados para o estudo e o monitoramento de ecossistemas complexos, onde estudos fenológicos e a investigação das causas das transformações exigem a utilização de diversos tipos de dados (ROGAN e MILLER, 2006).

O impulso deste desenvolvimento tecnológico que o sensoriamento remoto e do geoprocessamento estão sentindo atualmente também contribui para o alinhamento da detecção de mudanças no uso e cobertura do solo à tendência de convergir com os SIGs e ao mesmo tempo amplia seu campo de atuação. Estudos envolvendo fatores de mudanças agressivos, como fogo, vento, enchentes, por lidarem com distúrbios muito grandes nas respostas espectral dos alvos, que até a pouco tempo, praticamente excluía a possibilidade de

êxito de uma classificação, dada a entropia que causavam. Nestes casos, grandes avanços estão sendo viabilizados pela detecção de mudanças apoiada em ferramentas de SIG (ROGAN e MILLER, 2006).

Há, porém, a necessidade de referenciar uma peculiaridade da detecção de mudanças, que se apresenta como um desafio ainda por ser equacionado. O caráter cumulativo da maior parte das mudanças, que pode ser sumarizado regional ou globalmente revelando que, embora sejam detectáveis, as mudanças estão longe de serem explicadas suficientemente, donde a importância de se investir esforço na construção de modelos que permitam generalizações a partir da compreensão das causas das mudanças. A modelagem correta é o que permitirá avaliar as tendências melhor e revelar os ciclos e seqüências recorrentes, úteis principalmente para prever os impactos no meio ambiente e nos sistemas humanos de ocorrências recorrentes; pavimentando desta forma, o caminho para projetos consistentes de desenvolvimento sustentável em qualquer escala.

A dificuldade de explicar completamente a mudança ocorrida, principalmente quanto as suas causas e desdobramentos esperados é o maior obstáculo para o avanço da detecção de mudanças e no futuro deve receber muita atenção do esforço de pesquisa mundial, pois não deve ser adiada, por muito mais tempo a proposição de uma teoria geral para as transformações no uso e na cobertura do solo que afirme a condição indissociável entre a mudança e sua trajetória, pois só por este meio será possível explicar a ocorrência das mudanças e seus desdobramentos na forma de cenários que contemplem as características das forças que as impulsionaram e seus resíduos (LAMBIN, 1997).

2.5 COMPARAÇÕES ENTRE AS TÉCNICAS

A comparação entre técnicas as de detecção de mudanças é, por vezes, objeto de pesquisa, mas são poucos os trabalhos que se debruçam sobre uma análise comparativa sistemática de várias técnicas, amarrada a uma metodologia rígida; na maioria resumem-se a comparação entre duas, ou três possibilidades e quase sempre comparam apenas os resultados entre si, inferindo as acurácias.

A primeira referência de uma comparação entre métodos de detecção de mudanças encontrada na bibliografia consultada foi realizada em 1977 confrontando a diferenciação de imagens, a pós-classificação e a análise composta, mas não utilizou controles de campo (Westmiller *et al.*, *apud* DEER, 1995).

Na década de 80 vários trabalhos foram desenvolvidos com o objetivo de comparar os resultados de diversas técnicas de detecção de mudanças, mas ainda sem ultrapassar os limites de uma análise qualitativa. Só no final daquela década, sob uma abordagem diferente à automatização das técnicas de detecção de mudanças em áreas de floresta foi produzido um trabalho comparativo extenso, englobando a comparação as técnicas (1) diferenciação de imagens, (2) diferenciação de transformadas de NDVI, (3) divisão de imagens, (4) regressão de imagens, (5) análise de componentes principais, (6) análise composta e (7) de pós-classificação. Neste trabalho também foram aplicadas diversas técnicas de realce espacial (filtragem, subtração de fundo, realce de limites e texturas) e realizados testes para estipular o melhor limiar em cada cauda das distribuições. Suas principais conclusões apontaram para a regressão de imagens (banda 2 do Landsat MSS) como o método de maior acurácia e para indiferença nos resultados obtidos com a diferenciação e a divisão de imagens em segundo lugar em acurácia, além de pouca ou nenhuma resposta aos tratamento de realce espacial. A Pós-classificação foi dada como a técnica de menor acurácia (Singh, 1989 *apud* DEER, 1995).

Sob uma metodologia bastante rígida, utilizando o coeficiente Kappa ³⁶ para estimar a acurácia dos resultados e investigar os limiares, foi possível compara a diferenciação, a divisão e a análise de componentes principais em outro trabalho realizado no final da década de 80. Os resultados obtidos então registraram que a PCA apresentou a maior acurácia dentre as técnicas comparadas, porém em alguns tipos de classes de mudança, as outras técnicas foram superiores (Fung e Ledrew, 1989 *apud* DEER, 1995).

³⁶ Este coeficiente relaciona na matriz de erro de uma classificação o total de classificações obtidas com êxito, situadas na diagonal principal, com o total de amostras, retornando uma medida geral da acurácia do resultado.

Apoiado neste mesmo tipo de metodologia diferindo, apenas na normalização do coeficiente Kappa, e visando melhorar seu desempenho, quatro algoritmos de detecção de mudanças foram aplicados à um conjunto de imagens TM obtidas nos anos de 1986 e 1990 da região de Salt Lake Valley, nos EUA. As duas imagens forneceram seis bandas para comparação, as quais foram tratadas, duas a duas, por diferenciação e regressão, e num segundo momento em conjunto pela KT e pela Transformada do Chi quadrado. No total este trabalho cruzou dezesseis imagens diferenças com um conjunto de verdades de campo, sob sete classes (mais a não-mudança) ³⁷. A acurácia das técnicas em termos da capacidade de diferenciação entre mudança e não mudança apresentou grandes diferenças na comparação dos índices Kappa normalizados, corroborando com a idéia de que não há uma técnica ideal. A acurácia global dos métodos em termos da diferenciação entre as classes de mudança, apresentou resultados igualmente dispares, revelando que tratamentos de detecção de mudança se comportam de forma diferente em relação a classes de mudança diferentes. A diferenciação e a regressão foram em geral, mais eficientes nas mudanças que envolviam solo e materiais inertes, mas foram suplantadas quando as classes envolviam vegetação ou matérias inertes. Nestes casos as transformadas responderam melhor pela subtração das componentes de verdor e de brilho da KT, respectivamente (RIDD e LIU, 1998).

Na mesma linha metodológica de comparação entre técnicas através dos valores calculados para o índice Kappa, seis delas foram comparadas utilizando imagens Landsat MSS da costa mexicana, tomadas em fevereiro de 1974 e abril de 1991 e fornecidas pelo EROS Digital Image Processing Center, como produtos do tipo NALC Triplicate ³⁸. O conjunto das técnicas incluiu a diferenciação (bandas 2 e 4), diferenciação de NDVI, PCA, análise composta e a pós-classificação, com e sem mascara de mudança. Contrapondo-se a alguns resultados anteriores, neste a detecção de mudanças com pós-classificação aferiu os melhores resultados, fato atribuído a alta acurácia obtida na classificação de cada imagem e a correta junção das classes que não

³⁷ As classes foram: obra para nova habitação, nova habitação para habitação com vegetação, fazenda para obra, fazenda para comércio ou indústria, solo para vegetação e mudança de cor no solo.

³⁸ Para uma visão do projeto NALC ver o item 2.1.5.

contrastaram bem. Os tratamentos de realce neste caso concordaram com os resultados anteriores, não melhorando a acurácia de nenhuma técnica. Resumidamente as demais conclusões obtidas apontaram a banda 2 como aquela que forneceu as melhores performances e a banda 4 as piores, explicado pela refletância das vegetações herbáceas nas áreas clareadas. A acurácia da diferenciação de NDVI aproximou-se da obtida na diferenciação da banda 2 e a da PCA foi um pouco superior a ela. As aparentes contradições dos resultados deste trabalho em relação a muitos outros, que atribuíram à pós-classificação os piores resultados, pode ser explicada em parte, por uma forte influência da fenologia e das condições ambientais (água, luz, umidade no solo) quando são comparadas imagens de épocas do ano bem distintas (MAS, 1999).

Trabalhos que abrangem grandes e complexas extensões territoriais requerem um esforço no sentido de encontrar as técnicas mais adequadas para as diferentes situações de campo, onde feições, interferências climáticas e tipos de mudança podem variar substancialmente dentro da área de estudo. Um exemplo pode ser obtido no programa C-CAP conduzido pela Administração Nacional de Oceanos e Atmosfera ³⁹ dos Estados Unidos da América, que utiliza concomitantemente sete técnicas de detecção de mudanças em seus trabalhos de detecção de mudanças, a saber, (1) análise composta, (2) análise de componentes principais, (3) álgebra de bandas por diferenciação, (4) álgebra de bandas por razão, (5) pós-classificação, (6) vetorização manual de mudanças e (7) aplicação de máscaras temporais, todas em conjunto com dados históricos e de aerofotogrametria. Os testes comparativos realizados neste programa recomendam a adoção de metodologias mistas, que utilizem técnicas de pós-classificação, máscaras e dados históricos (DOBSON *et al.*, 1995).

Por vezes, não é possível fixar uma diferença significativa entre os métodos, haja vista a comparação entre as técnicas de análise da trajetória espectral, diferenciação de imagens e componentes principais, que foi levada a termo utilizando imagens do sensor TM, previamente convertidas para refletância de três locações muito distantes (Chile, Estados Unidos e Egito). Os resultados apontaram para acurácias não significativamente diferentes entre as técnicas, tanto em termos da acurácia do produtor (classificador), quanto do

³⁹ *National Oceanic na Atmospheric Administration - NOAA*

usuário, na detecção de mudanças na cobertura do solo entre duas datas diferentes, através da comparação das assinaturas espectrais das principais coberturas ⁴⁰ com outras derivadas de uma imagem do sensor AVHRR ⁴¹ (HUANG *et al.*, 2000).

Neste contexto de projetos cobrindo grandes extensões, a acurácia na identificação de mudanças na cobertura da vegetação da Califórnia, nos Estados Unidos da América (USA) entre o ano de 1990 e o de 1996, foi estudada com dados do sensor TM transformados em imagens componentes pela aplicação das técnicas de transformação de Kauth-Thomas (KT) e de modelo de mistura multiespectral (SMA). Elas foram classificadas por máxima verossimilhança e árvore de decisão sob cinco classes ⁴², revelando que a classificação por árvore de decisão superou a máxima verossimilhança, independente da transformada. Este resultado foi atribuído à melhor capacidade dos classificadores não paramétricos em lidar com as distribuições não normais que ocorreram nas amostras ⁴³. Quanto à comparação das técnicas de transformação, o melhor desempenho foi obtido pelo modelo de mistura espectral, independente do método de classificação, resultado reputado à impossibilidade de flexibilizar os coeficientes do KT, para captar a desvegetação por fogo, pois este tratamento não lida com dados de refletância do solo exposto, causando uma grande desvantagem quando o estudo abrange áreas não homoganeamente vegetadas (ROGAN *et al.*, 2002).

A despeito dos fatores de seleção das técnicas nos diferentes trabalhos, todas elas podem ser vistas como complementares em que pese à subtração de imagens, a PCA e a pós-classificação serem as técnicas mais utilizadas até o momento, porém, de alguns anos para cá, o modelo de mistura espectral, as redes neurais e a integração com GIS estão se tornando mais recorrentes. O conjunto destas técnicas, que partem de princípios muito distintos, dificilmente

⁴⁰ Desflorestamento e Urbanização nos Estados Unidos expansão da agricultura por revegetação no Egito e desflorestamento, rebrota e alagamento no Chile.

⁴¹ “Advanced Very High Resolution Radiometer”

⁴² Aumento da vegetação, diminuição da vegetação, lagos, áreas não vegetadas e sem mudança.

⁴³ Corretamente o estudo registrou que a acurácia do classificador de máxima verossimilhança poderia ter sido incrementada, caso as probabilidades *a priori* das classes tivessem sido indicadas.

poderá ser analisado sob um só prisma, toda via, podem ser indicadas algumas tendências extraídas das comparações pesquisadas que estão listadas a seguir:

- a) quando os objetivos são simplesmente qualitativos, basta a interpretação visual, ou a análise composta, de um conjunto bi ou multitemporal de imagens e quando os objetivos circunscrevem a discriminação da mudança da não mudança então a diferenciação de bandas e a PCA são mais úteis;
- b) se na análise além da detecção da mudança, há a interpretação “de-para,” então a pós-classificação é mais indicada, mesmo que seja muito exigente em amostras de treinamento;
- c) sob dados de diferentes fontes, a melhor alternativa é integrar a detecção de mudança a um ambiente de SIG;
- d) índices de vegetação e a KT são indicados para estudos de detecção em cenas dominadas por cobertura vegetal por possuírem uma correlação que qualquer banda isoladamente, lidam mais eficientemente com os principais fatores da resposta espectral: volume de biomassa verde, sua composição, estrutura e condição, solo e umidade;
- e) caso as correções atmosféricas não possam ser feitas, as técnicas que na fase de classificação precisam generalizar amostras entre regiões e datas devem ser evitadas, possivelmente seja mais adequada a análise com pós-classificação nestas situações;
- f) independentemente da técnica, o efeito sazonal inerente à comparação de imagens de épocas distintas do ano é muito grande. Sua presença causa um viés de alta nos erros, na medida em que são comparadas as mesmas coberturas vegetais em condições, volume e massa distintos;

- g) quando houver muita complexidade e várias classes de mudança, ou então a acurácia dos resultados é muito importante, preconizam-se as técnicas mais avançadas, como redes neurais e os modelos de mistura espectral;
- h) a banda 2 do TM (região do verde) apresenta, normalmente os melhores resultados na detecção de mudanças e a banda 4 deve ser considerada com muito cuidado;
- i) utilizar técnicas lineares e paramétricas com imagens de alta definição não surte bons resultados, nestes casos a segmentação das imagens e a utilização de classificadores avançados (redes neurais, lógica de conjuntos nebulosos) e sistemas especialistas é o melhor caminho (DEER, 1995; RIDD e LUI, 1998; MAS, 1999; COPPIN *et al.*, 2004; LU *et al.*, 2004; ORUC, MARANGOZ e BUYUKSALIH, 2004; ZHANG e MAXWELL, 2006).

2.6 TRATAMENTOS E CORREÇÕES DE PRÉ-PROCESSAMENTO

A comparação de imagens distanciadas no tempo, sob qualquer forma, traz vários tipos de problemas que devem ser considerados minuciosamente em todas as etapas do trabalho, sob pena de invalidar as conclusões obtidas, dado o caráter acumulativo dos erros e sua independência da fonte.

Quando a comparação foca na detecção de mudanças este problema se avulta, pois os algoritmos empregados nestas técnicas não são capazes de evitá-los e na maior parte das situações, também não conseguem controlá-los, de forma que as estimações da ocorrência e da influência sobre os resultados dependerão em grande parte da experiência do operador em se precaver, isolando as variáveis independentes o quanto puder.

Neste caso, a principal questão que se coloca na detecção de mudanças no uso e cobertura do solo a partir de imagens de satélite, é a capacidade de se afirmar a veracidade das transformações detectadas e definir os intervalos de

segurança de sua aplicabilidade conforme os dois tipos de erro que a estatística moderna utiliza: afirmar verdadeira uma informação falsa e afirmar falsa uma informação verdadeira.

Em termos práticos, as próprias imagens são as maiores fontes de erro da detecção de mudanças e por tanto, deve ser assegurado que nelas, a menor parte possível dos dados tenha, realmente, algum potencial de representar mudanças. Isto acarreta o fato de que raramente é possível prescindir dos tratamentos de corretivos nas imagens, devido às diferenças que ocorrem naturalmente de uma data de aquisição para outra, na geometria, iluminação e condição dos alvos.

O efeito aditivo dos processos de correção é o que permite a comparação das imagens, autorizando a obtenção de resultados confiáveis, aptos a interpretações, porém deve ser sempre considerado que nem todas as inconsistências dos processos comparativos entre imagens podem ser tratadas e mesmo dentro das passíveis de tratamento, o grau de sucesso é muito variável.

É o caso da contribuição dos fenômenos fenológicos, que permanece sem um tratamento específico, levando diversos autores a lamentar a ausência de um modelo de “correção fenológica”, quando os trabalhos envolvem o aumento ou diminuição de classes vegetais em comparações com imagens datadas de épocas distintas do ano (Mas; Waller; Hall e Goetz, *apud* ROGAN, 2003).

Situação similar ocorre quando há uma disparidade muito grande na geometria dos imageamentos em comparação, nestes casos uma imagem pode estar concentrando as informações do topo das feições e a outra as dividindo entre topo e as laterais (e.g. floresta pouco densa), o que aumenta a contribuição de classes como solo e sombra.

Por fim, reconhecendo que nada impede a utilização de imagens de sensores diferentes na detecção de mudanças, mediante alguns procedimentos a mais como a reamostragem dos pixels, é sempre recomendável muita cautela na interpretação dos resultados, pois há uma relação direta de proporcionalidade entre o afastamento das condições ideais (imagens do mesmo sensor, o campo de visada instantâneo (IFOV) constante, imagens pouco deslocadas do nadir e da mesma época do ano) e o aumento da imprecisão na detecção (DOBSON et al., 1995).

A seguir serão discutidos os tratamentos dos fatores de erro mais importantes na detecção de mudanças no uso e na cobertura do solo, lembrando que a apresentação em separado deles é um mero recurso para facilitar a compreensão, pois na realidade, além de ocorrerem concomitantemente tendem a se potencializar entre si, ocasionado seguidamente a necessidade de aplicação do conjunto inteiro de correções, sob pena de não ser atingida uma diminuição efetiva da imprecisão dos resultados.

2.6.1 Correção Geométrica

Na detecção de mudanças que compara pixel a pixel de cada imagem, o menor erro de registro ⁴⁴ entre as imagens podem acarretar falsas mudanças, frutos da comparação de pixels que representam locais diferentes da cena e ocasionar uma superestimação das transformações entre as cenas (CAKIR, KORRAM e NELSON, 2006; Stow *apud* SHALABY, TATEISHI, 2007).

O registro de uma imagem em relação à outra, sob um sistema de coordenadas, é importante também para que outros tratamentos corretivos sejam melhores aplicados, como a correção atmosférica baseada em modelos (RIDD, LIU, 1998).

Simple e eficiente a correção geométrica das imagens é realizada mediante a identificação de pontos de controle em ambas as imagens, ou outros obtidos por trabalhos de campo, ou em mapas. Estes pontos servirão à aplicação da equação polinomial de ajuste que co-registrará uma imagem a outra (imagem para imagem), ou elas a um sistema de coordenadas único para georreferenciá-las (imagem para mapa). A correção geométrica deve ser seguida de uma etapa de reamostragem, interpolação dos dados, ou deslocamento por proximidade para ajustar o tamanho dos pixels à nova geometria do imageamento (RICHARDS, JIA, 1999 p.57-61; RIDD, LIU; 1988 e SHALABY, TATEISHI, 2007).

⁴⁴ É recorrente aceitar meio pixel de erro quadrático médio (EQM) como um parâmetro máximo (LUNETTA; ELVIDGE 1998 *apud* SHALABY; TATEISHI, 2007 e DOBSON et al., 1995).

2.6.2 Correção Atmosférica

Da energia total irradiada pelo sol por unidade de tempo (fluxo radiante) que chega à superfície terrestre uma parcela é refletida hemisfericamente em todas as direções. Uma parcela é transmitida hemisfericamente através de alguma superfície e por fim, uma parcela é absorvida. Estas três interações básicas entre a energia eletromagnética e a matéria fundamentam o sensoriamento remoto, pois cada material possui sua forma peculiar de interação com a energia em cada comprimento de onda, consignando assim, o que se reconhece como as assinaturas espectrais dos alvos.

A energia que chega ao sensor, vinda da superfície terrestre é acumulada e medida por ele de forma segmentada, conforme os comprimentos de onda da sua resolução espectral. Estas medições são registradas em unidades de radiância ⁴⁵ que posteriormente são convertidas nos valores discretos dos contadores digitais dos pixels da imagem e representam desta forma, o brilho dos materiais que ocorre na superfície imageada.

Ocorre que a energia eletromagnética interage com a atmosfera intensamente antes de chegar ao sensor, tanto no caminho de ida da fonte até a superfície quanto no caminho de volta, da superfície até o sensor. Nestas interações atmosféricas uma parcela dos fótons é perdida por absorção e outra é agregada ao fluxo que chega até o sensor, por contribuições da própria atmosfera e das adjacências dos alvos. Neste contexto, o valor registrado pelo sensor refere se a uma radiância total, ou seja, o brilho da superfície, mais ganhos e menos atenuações causados pela presença dos gases da atmosfera, da água e seus aerossóis e de relações de vizinhança entre os alvos.

São quatro as interações entre o sinal e a atmosfera que imprimem informação ruidosa na radiância total registrada no sensor (que é uma função do ângulo de visada) e que devem ter suas contribuições isoladas e subtraídas de cada banda, para a obtenção da refletância pura da superfície, ou seja, a contribuição da superfície na ausência de atmosfera e demais interações. A primeira interação se dá na direção da fonte (sol) para superfície onde uma

⁴⁵ Radiância é definida como o fluxo radiante por unidade de ângulo sólido deixando uma fonte extensa em uma dada direção por unidade de área projetada nesta direção, sua unidade é watts por metro quadrado por steradiano.

porção dos fótons que deveria chegar à superfície é espalhada e toma uma trajetória complexa chegando ao sensor na forma de ruído, pois não carrega informações sobre a superfície (as demais se dão na porção restante dos fótons, que ilumina a cena, chegando à superfície para ser e refletida de volta até o sensor). A segunda interação tem efeito atenuante para o sinal refletido dos alvos e é devida a absorção e espalhamento pelos constituintes da atmosfera (ela é maior ou menor, conforme o ângulo de visada). A terceira interação se dá no mesmo sentido alvo-sensor. Deve-se a contribuições da refletância das adjacentes entre os alvos captados pelo sensor, que também sofre o espalhamento, portanto é aditiva. Por fim, resta uma pequena parcela da radiância total recepcionada pelo sensor, que é devida ao retro-espalhamento de fótons (RICHARDS e JIA, 1999).

Na detecção de mudanças, quando duas imagens de datas distintas são comparadas, as condições da atmosfera destas duas datas estão registradas nos dados das imagens e participarão da comparação, causando diferentes efeitos, principalmente quanto maior ou menor for a presença de água e aerossóis (névoa) nos instantes das tomadas.

Na maioria dos casos o problema da contribuição atmosférica exigirá algum tratamento porque a interferência atmosférica é seletiva em relação aos comprimentos de onda e alguns alvos podem parecer refletir menos em determinadas bandas e assim, introduzir erros na detecção, pois, é sempre desejável que apenas naquelas regiões onde houve alguma mudança dos materiais biofísicos da superfície as imagens apresentem diferentes respostas espectrais dos pixels. (DOBSON *et al.*, 1995; VERMOTE *et al.*, 1995 e 1997 *apud* BAPTISTA, 2006).

Preventivamente à redução das informações ruidosas, mas sem substituir nenhum tratamento corretivo, é recomendável sempre que possível utilizar imagens aniversariantes e do mesmo sensor, pois adquiridas na mesma hora do dia e na mesma época do ano não trazem diferenças de iluminação, além das outras vantagens citadas anteriormente (CAKIR, KORRAM e NELSON, 2006).

Existem diversas maneiras de proceder a uma correção atmosférica, a mais simples é a empírica ⁴⁶, que se vale de pixels de conhecida refletância (*e. g.* pixels escuros) para estipular um parâmetro de correção para toda cena em cada banda. Embora simples, nem sempre é aplicável, pois acontece de não haver pixels com refletância conhecida na cena, além disto, uma fraqueza deste método é a linearidade presumida na contribuição atmosférica, igual para toda cena, o que é muito difícil de ocorrer (MATEW *et al.*, 2000).

A forma empírica de correção pertence ao grupo de algoritmos de correção relativa, caracterizados por assumirem que os valores iguais dos contadores digitais representam sempre uma mesma refletância, independente do valor que poderiam assumir na superfície do solo. As técnicas relativas mais frequentes é a subtração de objetos negros, operada pela identificação de pixels que representem objetos negros e que possuam valores diferentes de zero, uma vez contabilizados estes valores eles são subtraídos de todos os pixels da imagem (valores negativos são convertidos em zero). Opcionalmente também pode ser realizada a correção por objetos próximos da invariância, neste caso são identificados grupos de pixels que representem materiais que se mantiveram constantes nas duas imagens (rochas, asfalto, água profunda) e deles são extraídas amostras de treinamento para a construção de um modelo linear de correção atmosférica (SONG *et al.*, 2001).

O outro conjunto de técnicas corretivas é o dos algoritmos absolutos, impulsionado a partir de 1997, pelos estudos de Kaufman, sobre as relações estáveis que ocorrem entre as refletâncias de superfície observadas em vegetações densas e escuras, nas bandas do infravermelho médio, no azul e vermelho (Kaufman, 1997 *apud* SONG *et al.*, 2001).

As informações obtidas neste estudo auxiliaram a construção de modelos de transferência radiativa para a atmosfera que dispensassem medidas empíricas da profundidade óptica da atmosfera, por inferi-las diretamente a partir dos dados das imagens. Na correção atmosférica absoluta os contadores digitais dos pixels são corrigidos diretamente para os valores calculados de refletância de superfície, ou seja, os efeitos atmosféricos são integralmente retirados da cena, por meio do modelo de correção, que é aplicado pixel a pixel e

⁴⁶ Usualmente referida como Técnica do Pixel Negro.

assim evitando que as variações na atmosfera ao longo da cena não sejam levadas em conta, o que de fato os modelos relativos não conseguiam resolver.

Antes destes avanços, uma das primeiras iniciativas de correção absoluta dos efeitos atmosféricos da absorção e do espalhamento, foi desenvolvida em meados da década de oitenta, propondo um modelo capaz de expressar a refletância aparente da atmosfera, baseado na teoria da transferência relativa. Este algoritmo é comumente conhecido por 5S ⁴⁷ e utiliza os dados do ângulo zenital e ângulo azimutal do sol e o comprimento de onda, a radiância, o fluxo solar no topo da atmosfera e o valor do cosseno do ângulo zenital do sensor, no cálculo dos valores de correção (Tanré *et al.*, 1986 *apud* BAPTISTA, 2006).

Este modelo relaciona a refletância aparente de uma superfície uniforme (lambertiana) à transmitância total dos gases (absorção) e a refletância atmosférica (espalhamento) na trajetória sol-superfície-sensor, mas de forma isolada, não considerando que os fenômenos ocorrem conjuntamente e estabelecem inter-relações (BAPTISTA, 2006, p.79).

Outro algoritmo de correção atmosférica, bastante utilizado em imagens hiperespectrais (*e.g.* AVIRIS) é o Programa de Remoção Atmosférica (ATREM) ⁴⁸. Ele deriva da presença do vapor de água da transmitância atmosférica na trajetória sol-superfície-sensor, a partir das feições centradas nos comprimentos de onda de 0,94 e 1,14 μ m. A seguir calcula os valores de remoção das contribuições do espalhamento e da absorção atmosféricas para cada pixel isoladamente através da técnica de razão de três bandas, para toda a região espectral compreendida entre 0,4 e 2,5 μ m. O algoritmo primeiro encontra o ângulo zenital, pelas informações fornecidas da hora e das coordenadas do voo em seguida calcula a transmitância atmosférica total e a da faixa imageada (o espectro do ozônio vem da geometria solar e das observações referenciadas em tabelas de absorção, a dos demais gases têm o espectro calculado pelo modelo de absorção atmosférica tropical, denominado LOWTRAN7 ⁴⁹), para então encontrar os espectros de vapor de água (mediante o cálculo da absorção do vapor de água, sobre a transmitância total e a transmitância de cada gás). A

⁴⁷ Do inglês “*Simulation of Satellite Signal in the Solar Spectrum (5S)*”.

⁴⁸ Do inglês “*ATmospheric Removal Program*”.

⁴⁹ Do inglês “*Low Resolution Atmospheric Radiance and Transmittance Model*”. Foi desenvolvido pela Air Force Geophysics Laboratory.

partir do cálculo destes dados ele procede de forma similar ao algoritmo 5S extraindo os demais dados necessários: a refletância atmosférica, o albedo esférico, a transmitância do espalhamento da irradiância e a transmitância do espalhamento da radiância, o efeito dos aerossóis é simulado com uma densidade $0,55\mu\text{m}$. Finalmente para obter o espectro de refletância aparente divide-se o espectro de radiância calculado pela curva de irradiância solar no topo da atmosfera. A refletância aparente é um bom estimador para o cálculo dos valores do vapor de água, através da razão de três bandas e também da transmitância do vapor de água, que são cruzados com as transmitâncias dos gases para derivar a refletância do solo (GAO *et al.*, 1993 *apud* BAPTISTA, 2006, p. 84-85).

Mais adiante na linha evolutiva dos algoritmos de correção, situa-se o FLAASH, que incorpora um modelo mais acurado de transferência radiativa da atmosfera, o MODTRAN4⁵⁰, no qual a resolução espectral é incrementada de 20 para 2 cm^{-1} . Além disso, ele permite modelar a absorção atmosférica molecular como uma função da temperatura e da pressão e calcula os parâmetros dos modelos de banda para 12 moléculas gasosas, incluindo a presença variável do gás carbônico. A versão 4 conta com a capacidade de prever efeitos atmosféricos em ambientes nublados e/ou com aerossóis pesados (Berk *et al.*, 1996; Alder-Golden *et al.*, 1998 *apud* LATORRE *et al.*, 2002).

Este algoritmo possui ainda duas funções que atuam incrementando a acurácia do cálculo do espalhamento múltiplo, mas é operacional apenas em imagens de alta resolução espectral, uma que trata nuvens altas e outra para o “polimento” da informação espectral (LATORRE *et al.*, 2002).

Reconhecidamente os métodos absolutos proporcionam uma acurácia maior nos resultados da classificação, porém ela pode não ser vantajosa em todos os casos, se comparada aos resultados de métodos relativos, que são bem mais simples e muito menos exigentes em processamento. Sob condições climáticas favoráveis ao imageamento e em áreas menores, os resultados de ambas as técnicas se aproximam muito (SONG *et al.*, 2001).

⁵⁰ Do Inglês “*Moderate Resolution Atmospheric Radiance and Transmittance Model (MODTRAN)*” e está em desenvolvimento na versão 4 pela Air Force Geophysics Laboratory.

Por fim, as correções podem se tornar opcionais em situações especiais, quando amostras de treinamento para a classificação são retiradas de um local, ou data e aplicadas em outro local ou data. Neste caso, as técnicas de detecção utilizam classificações conjuntas e análise composta, que prescinde a correção atmosférica porque ela não seria capaz de adicionar as informações perdidas pelo espalhamento (SONG *et al.*, 2001).

3 MATERIAL E MÉTODOS

3.1 IMAGENS

Para os tratamentos de detecção de mudanças no uso e na cobertura do solo foram selecionadas três cenas obtidas através do sensor TM, a bordo do satélite Landsat 5, permitindo assim evitar algumas dificuldades inerentes à comparação de imagens com geometria de imageamento e resoluções espacial e espectral diferentes. As principais características das imagens estão apresentadas na tabela a seguir.

Tabela 22 – Sensor, órbita/ponto, data, bandas e formato das imagens utilizadas.

<i>Sensor</i>	<i>Órbita/Ponto</i>	<i>Data de Aquisição</i>	<i>Bandas Utilizadas</i>	<i>Formato</i>
TM	222 - 82	04 11 1988	1, 2, 3, 4, 5, 7	TIFF
TM	222 - 82	10 12 2001	1, 2, 3, 4, 5, 7	GeoTIFF
TM	222 - 82	22 11 2006	1, 2, 3, 4, 5, 7	GeoTIFF

O período de cobertura das imagens é de 18 anos e, as datas foram escolhidas em função dos ciclos produtivos comuns na metade sul do Estado do Rio Grande do Sul. O plantio das culturas anuais nesta região raramente se inicia antes da primeira quinzena de setembro, dadas as baixas temperaturas e, se estende até meados de novembro quando as restrições hídricas que ocorrem normalmente em fevereiro se tornam limitantes. A safra de verão, ou safrinha, não é prática generalizada nesta região, ela aproveita uma janela de tempo em dezembro, quando é realizado o preparo do solo e cultivares precoces são utilizadas.

Outro aspecto importante da configuração deste conjunto de imagens é a escolha de datas próximas, com isto as influências do clima, fenologia e iluminação da cena são minoradas pela comparação de uma mesma época do ano para todas as imagens.

3.2 DEFINIÇÃO DA ÁREA DE ABRANGÊNCIA DO ESTUDO

Como todas as imagens utilizadas no trabalho foram da órbita 222, ponto 82, os cantos superior esquerdo e inferior direito se localizam, aproximadamente, nas coordenadas $30^{\circ} 47' 50''\text{S}$ e $54^{\circ} 10' 57''\text{O}$ e $32^{\circ} 40' 35''\text{S}$ e $52^{\circ} 38' 16''\text{e}$, cada cena cobre aproximadamente 34.000 Km^2 .

Nesta configuração, as cenas incluem uma parcela do território uruguaio e, uma pequena porção da Lagoa do Peixe, ambas desnecessárias para os fins desta pesquisa. Além disto, a imagem obtida em 2001 possui uma grande quantidade de nuvens no primeiro quadrante. Estas condições oportunizaram uma redução da área de estudo.

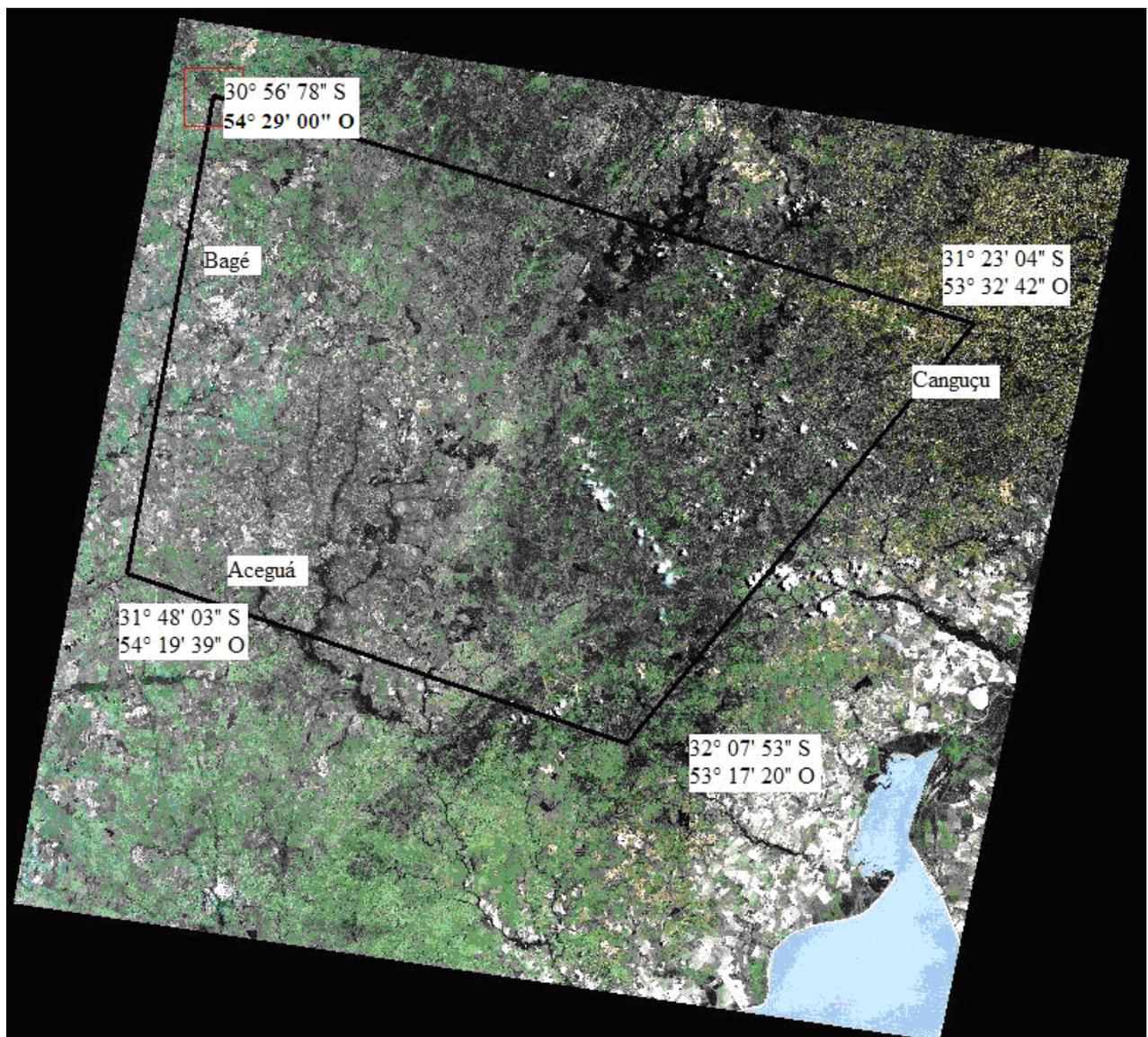


Ilustração 22 – Polígono da área de interesse sobre a cena Landsat 5 de 2006.

A região de interesse foi definida inicialmente como os municípios de Pinheiro Machado e Piratini, ambos situados no centro-direito da cena. Ocorre que ao sul de Bagé entre os municípios de Aceguá, Hulha Negra e Candiota, há uma grande concentração de assentamentos da reforma agrária, sendo que uma boa parte deles foi criada durante o período de tempo abrangido no trabalho. Nestes casos pode-se esperar que tenha havido muitas mudanças no uso e na cobertura do solo, durante a conversão da pecuária tradicional e extensiva para a agricultura familiar, justificando incluir esta região na área estudada.

A região de trabalho, desta forma, foi delimitada por um polígono que inicia nas cercanias da cidade de Bagé e é estendido, rumo sul, até a cidade de Aceguá, deste ponto segue no rumo leste, acompanhando o limite internacional, até um ponto abaixo da cidade de Canguçu, onde passa a rumar ao norte até bem perto dela, por fim, ruma ao oeste até seu fechamento. Ele pode ser visto na ilustração 2.

3.3 PRÉ-PROCESSAMENTO DAS IMAGENS

Atendendo as recomendações de correção prévia das imagens aos procedimentos de detecção de mudanças no uso e na cobertura do solo, foi realizada uma etapa de pré-processamento. Sua finalidade foi dotar a comparação das imagens distanciadas temporalmente da maior segurança possível contra erros de comissão e omissão, que poderiam ser causados por fatores advindos de contribuições atmosféricas, capazes de introduzir artefatos nas imagens e, de erros de registro das imagens, que por sua vez provocariam falsas conclusões pela comparação entre pixels não homólogos.

Atendendo a estas necessidades, a fase de pré-processamento corretivo das três imagens incluiu os tratamentos básicos: correção geográfica, registro, recorte da área de interesse, eliminação de nuvens e correção atmosférica. Eles também contribuíram para eliminar, ou diminuir ao máximo, as discrepâncias entre as cenas, que poderiam advir de fatores independentes, como o deslocamento da plataforma, os diferentes ângulos solares, informações ruidosas e diferenças na calibração do sensor.

3.3.1 Correção Geométrica

Das três imagens disponíveis, duas possuíam informações geográficas de seu posicionamento, a de 2001 e a de 2006. Esta última foi escolhida para ser a imagem base do georreferenciamento, por estar mais atualizada e relação às principais e preferenciais feições para a coleta de pontos de controle em campo: cruzamentos de estradas e de pontes e rios.

A análise preliminar do posicionamento da imagem base revelou que seu formato era padrão GeoTIFF⁵¹ e se encontrava no sistema de referência WGS84. Nestas condições foi aferida a qualidade posicional, que revelou um grande deslocamento.

Considerando que as fontes cartográficas utilizavam o sistema de referência SAD69, a correção do georreferenciamento foi levada em conjunto com a troca para este sistema de referência, de forma que no registro de todas as imagens, utilizando-a como base, o datum e a projeção seriam unificados para as imagens, mapas e dados de campo.

O primeiro passo foi a correção geométrica da imagem utilizando a rotina imagem-mapa do programa Envi 4.4⁵², consistindo na sobreposição do arquivo vetorial obtido através de trabalho de campo, realizado em 15 de agosto de 2006. Nele foram coletadas as coordenadas de algumas estradas e vias de acesso, além de pontes e encruzilhadas, através de um equipamento receptor de sinais do Sistema Global de Posicionamento (GPS)⁵³.

O equipamento receptor utilizado foi da marca Trimble, modelo Juno, que permite a correção diferencial, na qual foram utilizados os dados da Estação Base de Santa Maria, integrante da Rede Brasileira de Bases Comunitárias pelo Instituto Nacional de Geografia e Estatística (IBGE).

A precisão do posicionamento das feições, sob correção diferencial, aumentou em três vezes. O raio mínimo da elipse de erro posicional em campo foi de 15 metros, ou seja, a metade de um pixel, após a correção ela passou o

⁵¹ Arquivo de imagem digital do tipo “*Tagged Image File Format*” (TIFF) que possui informações geográficas.

⁵² Do inglês “*Environment for Visualizing Images*” (ENVI), programa de computador desenvolvido pela ITT *Visual Information Solutions*, informações detalhadas no site <www.itvis.com>. Todos os procedimentos técnicos utilizados neste trabalho utilizaram as rotinas deste programa, nesta versão.

⁵³ Do inglês “*Global Positioning System*” (GPS).

máximo de 5 metros. Os vetores e os pontos coletados estão apresentados na ilustração 3, onde também foram inseridas algumas fotos das feições colhidas nos locais durante o trabalho de registro.

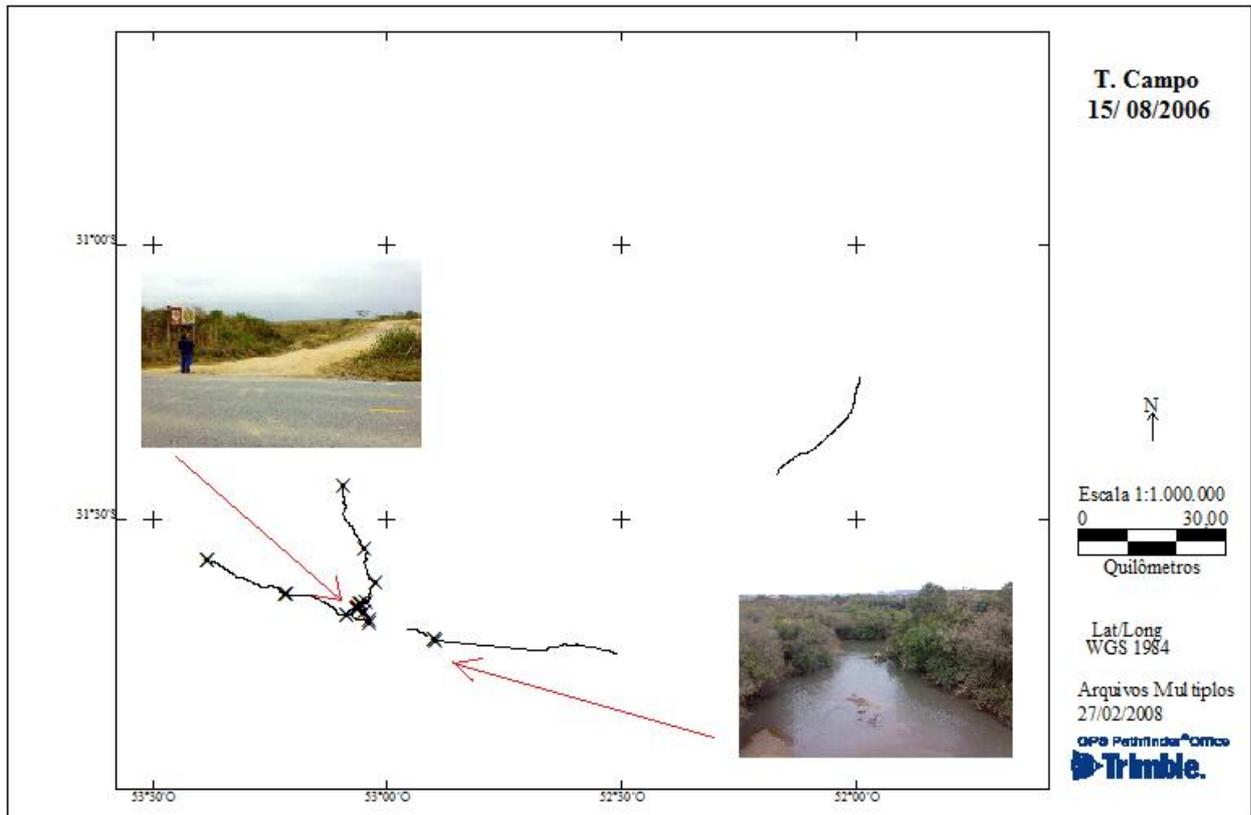


Ilustração 33 - Levantamento de campo realizado com receptor GPS destacando uma encruzilhada e a ponte sobre o Rio Piratini.

O georreferenciamento da imagem base de 2006 exigiu a prévia criação de um arquivo no formato meta, para o conjunto de bandas da imagem. A banda seis, do termal, foi dispensada por não ser relevante para o tipo de detecção do trabalho.

Foi criada uma série de 24 pontos de controle sobre a imagem de 2006, todos ajustados até a obtenção de um erro médio quadrático (RMS) de 0,42 pixel. A reorientação geográfica foi levada a termo através de uma função polinomial de primeiro grau e o método de reamostragem dos pixels aplicado foi o “vizinho-mais-próximo”, para preservar ao máximo as informações espectrais. Os erros quadráticos dos pontos de controle e os coeficientes da polinomial de primeiro grau estão no Anexo 1.

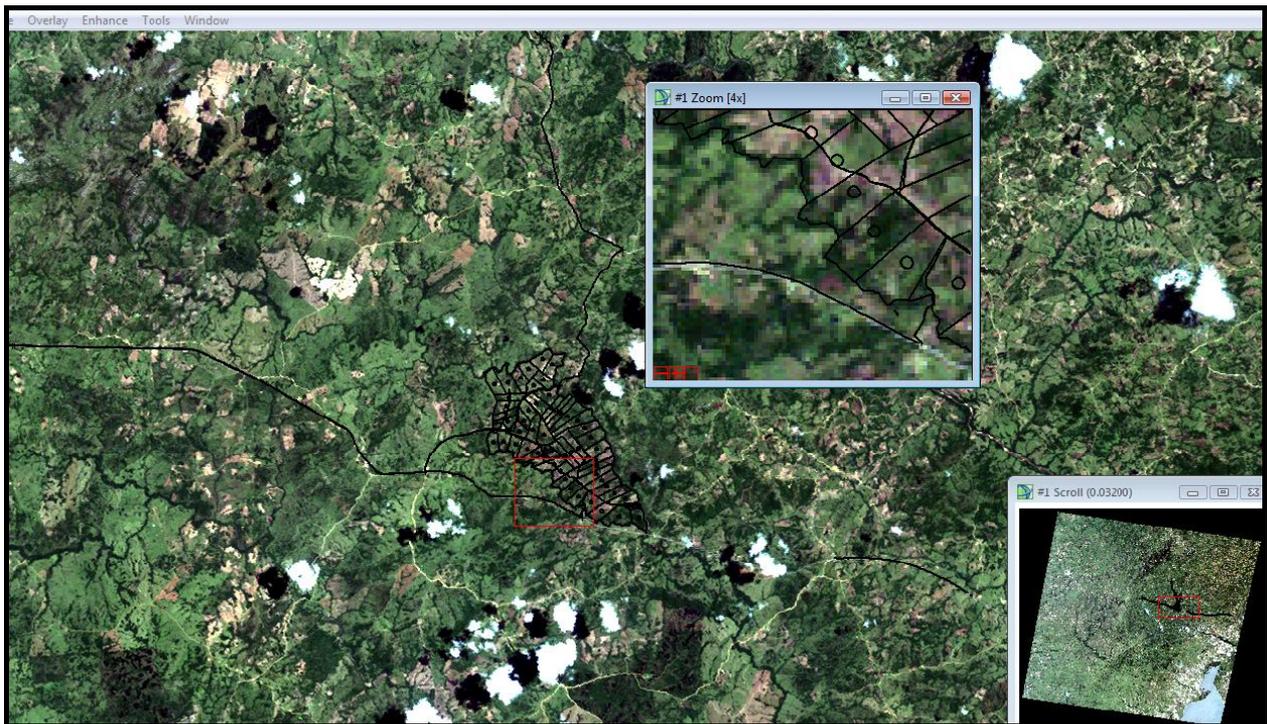


Ilustração 44 – Imagem de 2006 georreferenciada com os arquivos vetoriais sobrepostos.

O resultado do tratamento de correção geométrica, contido na ilustração 4, foi a geração de uma imagem que preservando a informação espectral, foi ajustada em escala, rotação, translação a um sistema de referencia com o datum South América 69 (SAD69) e sistema de coordenadas plano Universal Transversal Mercator (UTM), compatível com os arquivos vetoriais e fontes cartográficas disponíveis.

3.3.2 Registro das Imagens

A partir do georreferenciamento da imagem de 2006, foi efetuado o registro das imagens de 1988 e 2001, desta vez utilizando a ferramenta de georreferenciamento “imagem para imagem”. Note-se que os arquivos finais foram salvos com a rotina “imagem para imagem como se fosse para mapa”, para que compartilhassem o mesmo sistema de coordenadas e datum e, não apenas o registro dos pares de pixels homólogos.

No registro das imagens, o RMS foi apurado até que ficasse menor que 0,5 pixel, em acordo com a literatura consultada. Os valores obtidos foram de 0,23 e 0,19 pixel, e seus coeficientes estão no Anexo 2 e no Anexo 3, respectivamente às imagens de 1988 e 2001

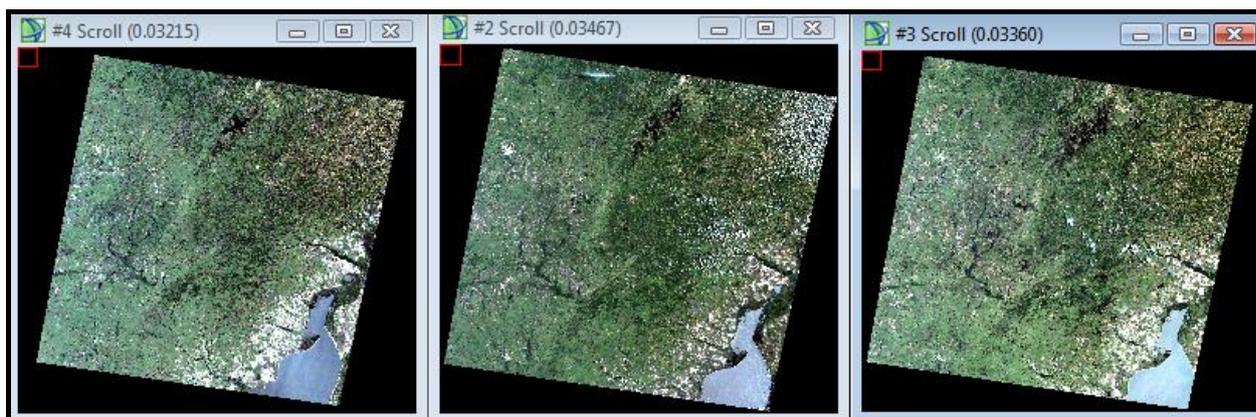


Ilustração 55 – Imagens após o registro, dispostas em seqüência 1988 2001 e 2006, da margem direita para esquerda.

3.3.3 Recorte da área de Interesse

Após o registro das imagens utilizando a imagem georreferenciada de 2006, foi recortada a área de interesse, conforme o polígono definido na seção 3.1. Desta forma foi evitado o tratamento corretivo de dados sem utilidade para os fins do trabalho.

A primeira metodologia testada para a extração das áreas de trabalho das imagens utilizou a ferramenta vetorial ROI⁵⁴, construindo um polígono base na imagem de 2006, para em seguida, abri-lo nas demais imagens e sobre ele construir novos polígonos a fim de gerar os subconjuntos das áreas de estudo, por recorte.

Os polígonos foram extraídos com sucesso, no entanto não foi possível fazê-los perfeitamente coincidentes, pela presença dos resíduos do registro das imagens. Os subconjuntos da área de interesse apresentaram tamanhos ligeiramente diferentes (+ 3 pixels na de 1988 e -2 pixels na de 2001) em relação à imagem base de 2006.

Aparentemente estas diferenças não seriam relevantes, porém quando as imagens foram empilhadas nas etapas seguintes, estas inconsistências causaram reamostragens e alteraram o tamanho dos pixels nas duas imagens. Ocorreu, então, uma inconsistência significativa nas classificações durante a detecção de mudanças, em função do caráter acumulativo das reamostragens.

⁵⁴ Do inglês “Region Of Interest - ROI”.

Foi necessário reconstruir os polígonos das áreas de interesse através de uma ferramenta não vetorial. O procedimento adotado tomou a imagem base de 2006 e o polígono vetorial originalmente gerado de forma vetorial para construir uma máscara a ser aplicada em cada imagem, com o efeito de reduzir todos os pixels fora dela ao valor zero.

Este procedimento por delimitar as áreas de interesse através de um conjunto de pixels da imagem, ao invés de fazê-lo por um vetor amarrado no sistema de coordenadas, permitiu a extração de três recortes com exatamente as mesmas dimensões em pixels, logo perfeitamente coincidentes.

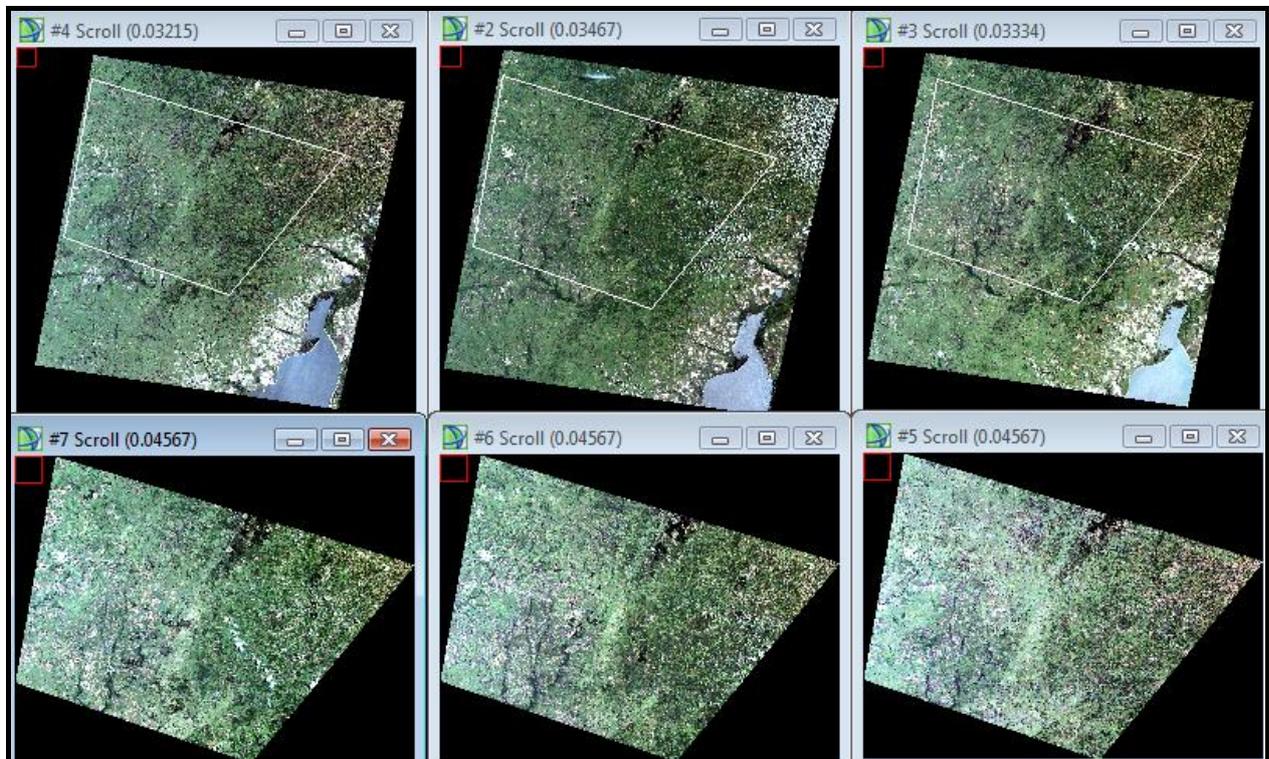


Ilustração 66 – Imagens co-registradas acima e as respectivas áreas de interesse a baixo, dispostas da margem direita para a esquerda, na seqüência 1988, 2001 e 2006.

Como os arquivos permaneciam com o tamanho original, novas regiões de interesse foram criadas, unindo os pixels extremos de cada área extraída pelas mascaras e, desta forma foi possível gerar subconjuntos de cada imagem que eliminavam as regiões sem interesse conforme disposto na Ilustração 6.

A observação desta ilustração também permite notar, com facilidade, a importância da correção geométrica, do registro das imagens e da correção

atmosférica. Os deslocamentos nas passagens do satélite são nítidos, assim como são as diferenças radiométricas entre as imagens.

3.3.4 Mascaramento das Nuvens

Após a obtenção dos subconjuntos das imagens, foi testada a significância da influência das nuvens na classificação das imagens, dado que as regiões sob elas e suas sombras poderiam gerar falsos resultados na detecção de mudanças, por não permitirem comparações temporais.

Os testes se concentraram em formas de classificação e atribuição de custos de classificação para as nuvens e sombras. Em todos os resultados estas duas feições agregaram erros consideráveis e, o algoritmo (Maxver) nunca foi capaz de distinguir corretamente entre as classes *Nuvens* e *Não Agrícola*, independentemente do número e tamanho das amostras, ou dos limiares adotados. Fato semelhante ocorreu nas regiões sombreadas e as bordas das nuvens, mas nestes casos a confusão do algoritmo se deu entre com a classe *Água*. Em qualquer caso, a elevação do custo de classificação acima de 90% acarretava que muitos pixels não eram consignados a nenhuma classe.

Neste contexto entre perder uma porção da informação ou agregar uma quantidade significativa de erro, a opção adotada foi o isolamento destas áreas cobertas por nuvens e sombras para anular seus efeitos e minorar a imprecisão dos resultados.

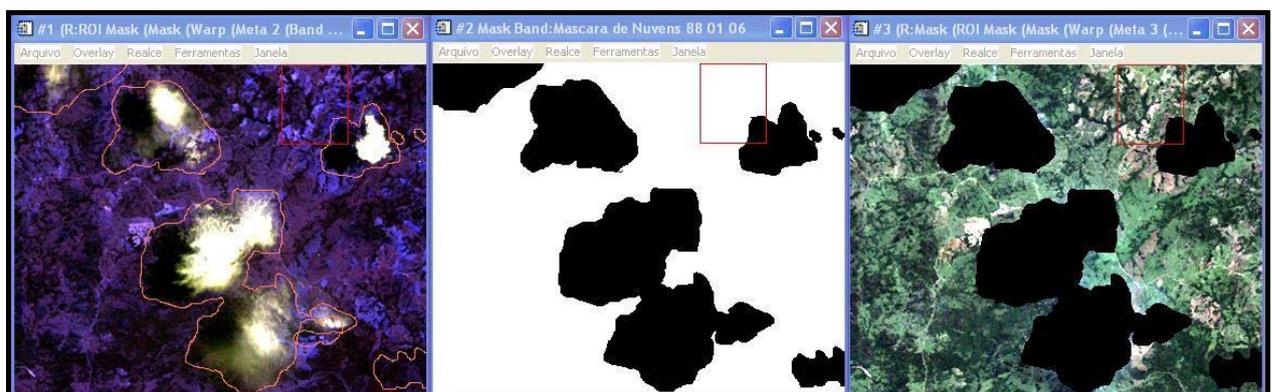


Ilustração 77 – Da margem direita para a esquerda podem ser vistos o subconjunto da imagem 2006, na composição RGB com as nuvens realçadas e os ROIs construídos, a máscara gerada a partir dos ROIs e o resultado da aplicação da máscara.

Sua execução foi baseada na inspeção visual de cada subconjunto das imagens, para a localização das nuvens mediante a abertura deles em uma

composição colorida das bandas 7-2-1 em RGB, aliada a aplicação de realce linear de 2% no histograma. Desta forma as nuvens foram realçadas pela cor amarela, que contrastou fortemente com o solo mostrado em roxo e a vegetação em azul, conforme pode ser visto na Ilustração 7.

Sob este procedimento foi possível delimitar manualmente, por inspeção visual, cada nuvem e cada sombra, com uma região de interesse. Estas regiões serviram à construção de uma máscara, que por sua vez foi aplicada anulando os valores dos pixels sob ela, eliminando-os das classificações e das comparações durante as fases seguintes de detecção de mudanças, em que pese a perda destas informações.

3.3.5 Correção Atmosférica com o Módulo FLAASH

O método de correção aplicado foi o contido no módulo FLAASH ⁵⁵, que permite a correção atmosférica das bandas espectrais do visível, utilizando informações das bandas do infravermelho próximo e do infravermelho curto (até 3 mm) no algoritmo MODTRAN4 ⁵⁶, que possui um modelo de resolução moderada da transferência radiativa da atmosfera.

Sua aplicação requer a prévia normalização radiométrica da imagem, realizada através da conversão da imagem de refletância em imagem de radiância calibrada, a conversão do formato de arquivo banda entrelaçada para linha ou banda entrelaçada por pixel, BIL e BIP ⁵⁷ respectivamente e a apresentação dos dados na forma de ponto flutuante na unidade $\mu\text{W}/\text{cm}^2 * \text{nm} * \text{sr}$.

O primeiro passo é a transformação dos valores discretos dos contadores digitais dos pixels, que representam a refletância dos alvos da superfície acrescida de ruídos e da contribuição atmosférica, nos valores analógicos de radiância que o sensor captou originalmente.

As imagens foram transformadas em valores de radiância através da ferramenta de calibração de imagens Landsat TM ⁵⁸. Ela retorna um meta

⁵⁵ Do inglês “*Fast Line-of-sight Atmospheric Analysis of Spectral Hypercubes*”.

⁵⁶ O código MODTRAN é desenvolvido desde 1989 pelo “*Spectral Sciences Inc.*” patrocinado pelo “*U.S. Air Force Research Laboratory*”.

⁵⁷ Do inglês “*band-interleaved-by-line*” (BIL) e “*band-interleaved-by-pixel*” (BIP), formatos de arquivo onde os pixels são arquivados em grupos por linha de cada banda e em grupos por valor do pixel em cada banda.

⁵⁸ Ferramenta básica de pré-processamento denominada “*Landsat TM Calibration*”.

arquivo para cada imagem contendo as respectivas bandas de interesse: 1,2,3,4,5 e 7, já calibradas e com valores de radiância.

A ferramenta utiliza a fórmula:

$$L_{\lambda} = LMIN_{\lambda} + (LMAX_{\lambda} - LMIN_{\lambda} / QCALMAX) * QCAL \quad (3)$$

Onde L_{λ} é a radiância, QCAL é a radiância escalada, calibrada e quantizada em números digitais, $LMIN_{\lambda}$ é a radiância em $QCAL = 0$, $LMAX_{\lambda}$ é a radiância em $QCAL = QCLMAX$ e QCALMAX é a amplitude da radiância re-escalada em números digitais. $LMAX_{\lambda}$ e $LMIN_{\lambda}$ são derivados das tabelas providas pela NASA⁵⁹. A radiância é retornada na unidade watts por metro quadrado por esterorradiano por micron.

O segundo passo foi converter o formato do arquivo original BSQ⁶⁰ para algum formato digital intercalado por pixel. Neste caso, foi adotado o formato BIL⁶¹ e, a conversão procedida pela respectiva ferramenta com uma interação mínima.

Em seguida a unidade é convertida conforme foi comentado anteriormente. Bastando introduzir o fator de escala 10 no cabeçalho da imagem (ou informá-lo diretamente no FLAASH, quando a imagem a ser corrigida é aberta). Ele pode ser o mesmo para todas as bandas, ou ter valores diferentes para cada uma.

O FLAASH só consegue calcular a quantidade de água na atmosfera se estiverem disponíveis bandas com comprimentos de onda entre 1050-1210 nm, 770-870 nm e 870-1020 nm, assim é recomendável utilizá-lo apenas em imagens com resolução espectral de pelo menos 15nm. O espectro na região do termal não é utilizado. As bandas, os respectivos comprimentos de onda e seus centros (FWHM)⁶² devem estar indicados no cabeçalho das imagens, ou em um arquivo texto em separado, como foi o caso⁶³.

⁵⁹ In "Landsat Technical Notes, 1986".

⁶⁰ Do inglês "Band-sequential" (BSQ), formato de arquivo digital que armazena os valores dos pixels na ordem seqüencial de cada banda e a imagem na ordem seqüencial das bandas.

⁶¹ Do inglês "Band Interleaved by Line" (BIL), formato de arquivo digital que armazena os valores dos pixels da primeira linha da primeira banda seguida da primeira linha da segunda banda e esta seguida da primeira linha da terceira banda até a última linha da última banda.

⁶² Do inglês "width half maximum" (FWHM).

⁶³ Arquivo texto com as seguintes colunas: n°. banda - centro de banda em nm - valor em nm do máximo da largura da banda (full width half maximum - FWHM): 1 - 0.485000 - 0.070000; 2 -

Atendidas estas exigências prévias, o módulo FLAASH inicia o tratamento das imagens aplicando uma equação padrão de radiância, para um determinado pixel L e aplicável a todos os comprimentos de onda da luz solar, considerando materiais planos de propriedade lambertiana equivalente:

$$L_e = (A\rho / 1 - \rho_e S) + (B\rho_e / 1 - \rho_e S) + L_a \quad (4)$$

Onde ρ é a refletância de superfície do pixel, ρ_e é a média da refletância de superfície do pixel e sua vizinhança, S é o albedo esférico da atmosfera, L_a é a radiância da contribuição do espalhamento atmosférico e A e B são coeficientes determinados pelas condições atmosféricas e geométricas da cena; note-se que cada variável depende do comprimento de onda da banda para a qual está sendo utilizada.

Nesta equação o primeiro termo corresponde a radiância refletida da superfície até o sensor e o segundo termo, a radiância das contribuições do espalhamento atmosférico e a distinção entre ρ e ρ_e é devida à contabilidade da mistura espacial entre pixels vizinhos, importante quando há presença de nebulosidade na cena acentuando as diferenças entre os contrastes nas cenas.

O valor dos coeficientes A , B , S e L_a é diretamente determinado pelo código MODTRAN4, por meio de cálculos que consideram as informações supridas do ângulo solar e da elevação média da superfície, conjuntamente ao modelo de atmosfera, tipo de aerossol e alcance da visibilidade inicial.

Todos eles são dependentes da quantidade de água presente na atmosfera (coluna de vapor) que varia dentro da cena e é raramente conhecida. Logo o algoritmo deve calculá-la para cada pixel, através dos valores obtidos nas bandas especificadas para a absorção, no conjunto de comprimentos de onda centrado em 1.130 nm e dos valores de referência que são obtidos das bandas com comprimentos de onda fora da absorção.

Após este cálculo, a equação 4 pode ser resolvida para a refletância de superfície de cada pixel de cada banda e, em seguida, para a radiância média de superfície, que considera a vizinhança dos pixels, face as distâncias relativas entre eles.

As variáveis independentes que devem ser informadas diretamente no módulo são a latitude e longitude do centro da cena, tipo do sensor (TM), data e horário da tomada da cena (GTM), altitude do sensor (705 km) elevação solo (0,1 km), modelo atmosférico (subtropical de verão), modelo de aerossol (rural), recuperação de aerossol (não), polimento (não) e visibilidade inicial (40 km). Os parâmetros multiespectrais requeridos para o cálculo da recuperação do aerossol foram mantidos nos valores padrões, ou seja, a banda superior foi consignada como a banda 6 e a inferior a banda 3.

A recuperação do aerossol não foi selecionada por ser desnecessária. Nos ajustes avançados foi informado o fator de escala do aerossol (2), a concentração de CO₂ (390 para 2006 e 2001 e 370 para 1988), correção de adjacências (sim), resolução (15 cm⁻¹), modelo de espalhamento (“*scaled distort*”) e o número de interações ou fluxos (8). O ângulo zenital e o azimutal não foram alterados, o processamento por partes foi requerido, mas o tamanho foi aumentado para 200 Mb, pois o valor original de 100 Mb resultava em erro no processamento. Finalmente, foi informado o fator de escala de saída (10000).

O algoritmo ainda permite ajustar o modelo do aerossol, para os casos nos quais for importante maximizar os resultados, porém esta funcionalidade só está disponível quando houver bandas nos comprimentos de 660 e 2.100nm, que nas imagens multiespectrais utilizadas estão agregadas em outros comprimentos de onda.

Como o FLAASH encontra um valor de correção para cada pixel, em cada banda, ele é altamente intensivo em processamento. Um subconjunto das imagens levava em torno de 40 minutos para ser corrigido e, à saída do módulo era uma nova imagem, com todas as bandas corrigidas, outra imagem do modelo de correção aplicado e um arquivo contendo os parâmetros utilizados e calculados.

Os resultados nas imagens, da aplicação da correção atmosférica utilizando o módulo FLAASH, estão na Ilustração 8 e os parâmetros e resultados do tratamento constam nos Anexos 4, 5 e 6. Note-se a diferença dos valores dos pixels na parte inferior da tela salva.

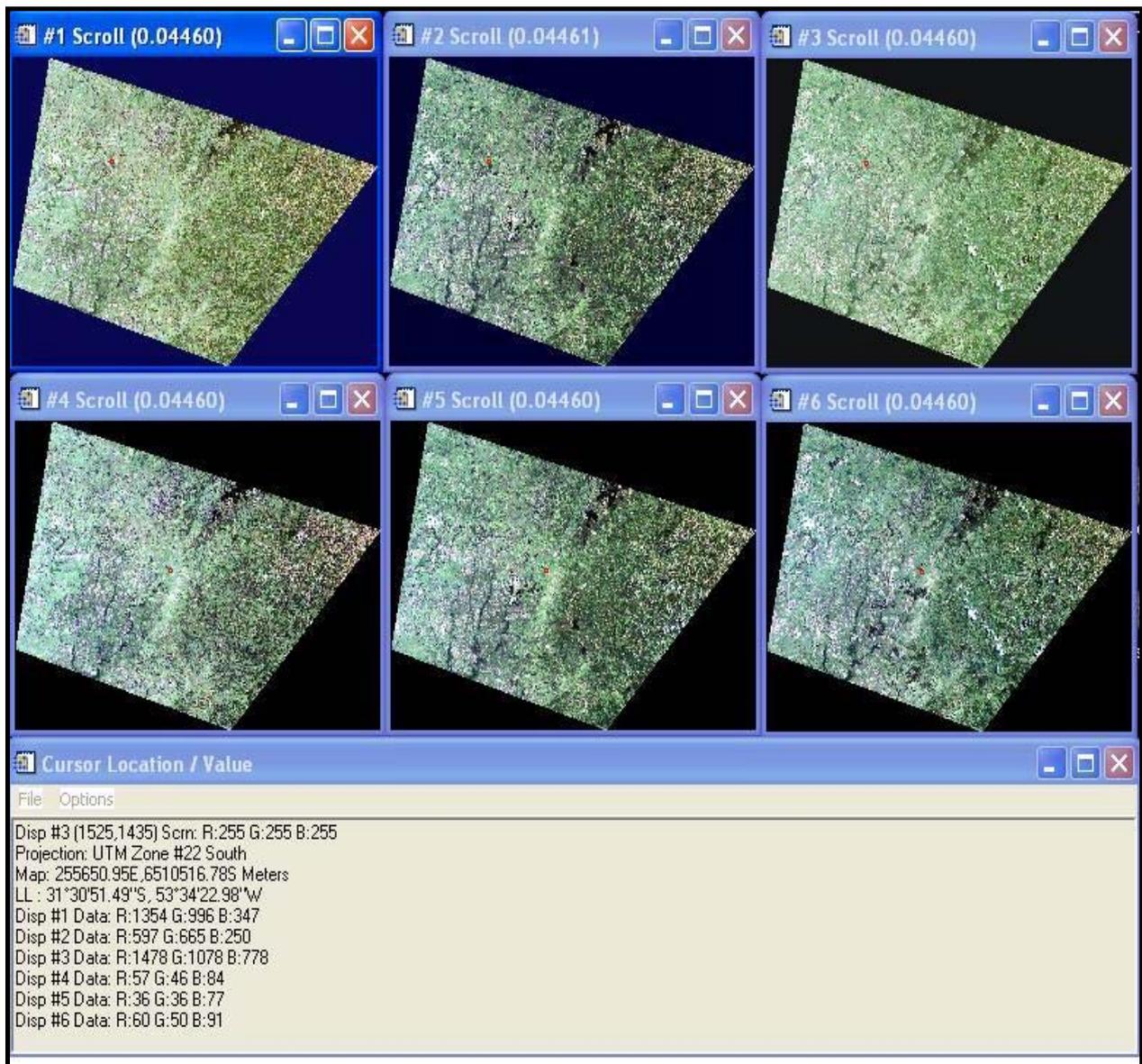


Ilustração 88 – Na primeira linha estão dispostos, da margem direita para a esquerda, os subconjuntos das imagens de 1988, 2001 e 2006 corrigidos pelo FLAASH, no centro respectivos originais e na janela de baixo os valores de um pixel selecionado (em vermelho).

3.4 GERAÇÃO DE TRANSFORMADAS

Várias técnicas de detecção de mudanças baseiam-se na utilização de transformadas, seja porque permitem em a redução da dimensionalidade dos dados e realçam as mudanças, sejam por ressaltam as feições de interesse auxiliando a detecção.

Para o trabalho foi definido o uso de transformadas NDVI e KT escolhidas pelas propriedades no contraste das alterações sofridas pela vegetação, cobertura predominante nas cenas estudadas que são de uma região rural.

3.4.1 Transformada NDVI

A imagem de NDVI foi gerada a partir da ferramenta NDVI, que opera sem maior interação. Deve ser selecionada a imagem e indicado quais são as bandas do infravermelho próximo (NIR) e vermelho do visível (VIS), que no caso do sensor TM são as bandas 4 e 3 e, assim que algoritmo inicia, ele só para quando retorna uma nova imagem transformada de NDVI. Nela os pixels assumem valores de -1 a +1, de forma que nestas imagens a vegetação em estado normal se situa entre os valores 0,2 e 0,8. Visando facilitar os cálculos, o tratamento estatístico e a definição dos limiares da fase qualitativa da detecção de mudanças, os valores dos pixels foram transformados em bytes (0 a 255).

A decisão da utilização do NDVI deveu-se em boa parte as mesmas razões do uso da KT, porém note-se que ela se baseia em um quociente. O crescimento das culturas incrementa constantemente a quantidade de clorofila responsável pela refletância no infravermelho próximo, assim podem ocorrer níveis elevados de refletância e o índice saturar, revelando uma interessante característica com significado potencial para a detecção de mudanças no incremento na massa fotossintetizante ou, nas flutuações de densidade e de estrutura do dossel.

3.4.2 Transformada KT

As componentes da KT produzidas a partir de imagens TM são frutos da rotação do espaço dos dados, a partir de coeficientes e valores não estocásticos. Elas são orientadas para o realce das feições importantes, através de uma transformação linear da imagem, que se vale de dados captados de diferentes assinaturas espectrais de solo e de vegetação, para conformar dois planos espectrais: o plano do solo puro e o plano da vegetação pura, entre eles há uma zona de transição onde se concentram as feições parcialmente vegetadas. São três as suas componentes, ou dimensões; a de Brilho ressalta a participação do solo, a do Verdor a quantidade de massa verde e a Terceira se relaciona com as feições do solo, principalmente a umidade. Só a dimensão do Verdor é correlacionada à massa fotossintetizante da imagem e é obtida pelo contraste

entre os dados da banda infravermelho curto e do infravermelho próximo ⁶⁴ (CRIST, LAURIN, CIONE; 1986).

O processamento foi realizado com a ferramenta denominada “*Tasseled Cap*”, na qual também não há maior interação, uma vez selecionadas as imagens e indicado o sensor (Landsat TM), o algoritmo roda com dados internos e, ao final, são retornadas três imagens componentes: Brilho, Verdor e Umidade ⁶⁵.

A utilização da KT foi definida pelas cenas utilizadas serem preponderantemente rurais, levando a esperar que as mudanças se concentrem na cobertura vegetativa e no solo, todas as feições contempladas nos componentes. Um segundo aspecto considerado nesta escolha fora a independência da KT em relação aos dados da cena. Uma característica interessante para as condições do trabalho, considerando que as comparações se dariam entre três imagens muito espaçadas no tempo e que houve vários períodos críticos no funcionamento do satélite Landsat5 durante este intervalo, além do uso duplo da imagem de 2001. A utilização da técnica de componentes principais seria mais susceptível, pois o cálculo da ortogonalização dos eixos dependente das estatísticas das imagens, como já foi comentado antes.

3.5 DETECÇÃO DE MUDANÇAS COM PÓS-CLASSIFICAÇÃO

A detecção de mudanças com pós-classificação está baseada na obtenção de mapas temáticos de cada data com a maior precisão possível, independente do algoritmo utilizado, pois há que se considerar sempre o efeito multiplicativo do erro nestas comparações.

Cada mapa é confrontado com seu anterior por subtração, de forma a gerar um novo mapa temático resultante desta diferenciação e uma tabela de mudanças entre as classes, do tipo “de-para”.

Alguns autores consideram opcional a correção atmosférica é nesta técnica, haja vista a comparação não se dar diretamente entre as bandas das imagens, mas sobre o resultado da classificação delas. Assim, a informação radiométrica original poderia ter sido utilizada, mas devido aos fins

⁶⁴ Usualmente são referidas pelas suas siglas abreviadas do inglês, SWIR e VNIR respectivamente.

⁶⁵ Em inglês as três componentes são denominadas “*Brightness*”, “*Greenness*” e “*Third*”.

comparativos deste trabalho, a opção foi utilizar os subconjuntos corrigidos das imagens.

Por fim, a definição das classes levou em conta a presença delas em todas as imagens e a representatividade dentro das cenas e, não foram determinados custos de classificação para que não houvesse pixels não classificados.

3.5.1 Classes e Amostras de Treinamento

A definição do número de classes foi auxiliada por exercícios de agrupamento dos pixels, utilizando o apoio de um algoritmo de classificação não supervisionada (DOBSON, 1995).

Foi escolhido o classificador não supervisionado “Isodata” porque calcula, de forma puramente estatística e diretamente no espaço dos dados, as médias mais representativas para as classes, agrupando os pixels em função das distâncias mínimas às médias encontradas. Este algoritmo é parametrizado, devem ser indicados os números mínimos e máximos de classes, a quantidade admissível de interações, os limiares entre classes e a distância mínima para o agrupamento de um pixel. Seu resultado é um mapa temático acompanhado da distribuição dos pixels nas classes estatisticamente definidas.

As simulações realizadas revelaram que mais de sete classes diminuía a segurança dos agrupamentos, incorporando significativa confusão. A ação de fatores como a presença de umidade, o ângulo solar, as misturas espectrais e as diferenças fenológicas, devem ter dificultado a diferenciação das feições mais parecidas (*e.g.* pasto e pastagem). Foram, também, evitadas as classes com poucos pixels (*e.g.* estradas, areia), considerando que estas decisões não diminuiriam a qualidade dos resultados, nem influenciariam um número grande de pixels classificados.

Cada subconjunto das imagens foi aberto em uma composição RGB usando as bandas 3 2 1 do TM e sobre elas foram identificados os conjuntos dos pixels representativos das classes: Solo Agrícola, Lavoura, Pastagem, Mata (nativa), Floresta (plantada), Água e Não Agrícola, através de da ferramenta de regiões de interesse (ROIs).

O número pixels em cada amostra observou o mínimo de cem vezes o número de bandas utilizadas e cada conjunto de amostras foi analisado quanto

à normalidade da distribuição de seus valores, para evitar que ocorresse bimodalidade ou outra anomalia. (RICHARDS e JIA, 1999)

Uma segunda amostragem foi elaborada, visando aumentar a precisão, mas com outra metodologia. As mesmas sete classes foram utilizadas, porém as amostras constituíram-se apenas de pixels que se mantiveram na mesma classe em todos os mapas temáticos produzidos na primeira classificação. Neste caso o conjunto de pixels que compôs as amostras de treinamento foi bem menor, dada dificuldade de localizar estas regiões. Os resultados frustraram as expectativas e os mapas temáticos obtidos desta forma foram descartados.

3.5.2 Classificação e Tematização

A fim de manter uma proximidade comparativa com a maioria dos trabalhos de detecção de mudanças encontrados na produção científica consultada, foi escolhido o algoritmo de classificação máxima verossimilhança para a produção dos mapas temáticos.

Este algoritmo assume uma normalidade nas distribuições das classes em cada banda e as separa com base em suas médias. Os pixels são classificados de acordo com probabilidades, ou custos de classificação, definidos pelo usuário. Se não é imposto nenhum custo, todos os pixels são classificados, de acordo com a maior probabilidade de pertencer a uma classe.

A função discriminante que foi implementada é apresentada seguir:

$$g_i(\mathbf{x}) = \ln p(\omega_i) - \frac{1}{2} \ln |\Sigma_i| - \frac{1}{2} (\mathbf{x} - \mathbf{m}_i)^t \Sigma_i^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{m}_i) \quad (5)$$

Onde i é a classe, x é o dado n -dimensional do pixel, $p(\omega_i)$ é a probabilidade de que a classe ω_i ocorra na imagem, $|\Sigma_i|$ o determinante da matriz de covariância dos dados, Σ_i^{-1} a matriz inversa e m_i o vetor de médias.

O algoritmo foi aplicado em cada subconjunto das imagens, sem custo de classificação e gerou três mapas temáticos, uma para cada data. Todos foram padronizados quanto aos nomes das classes e cores, fornecendo uma unidade visual e cognitiva à interpretação.

Os mapas temáticos originados das classificações dos subconjuntos das imagens podem ser vistos na Ilustração 9, disposta a seguir. Abaixo deles, no centro da ilustração, estão as legendas, com os nomes das classes e as cores

utilizadas nos mapas e, a janela de detalhe, posicionada em uma região com todas as classes. Na última porção da ilustração está a janela de visualização, mostrando a região da cidade de Bagé.

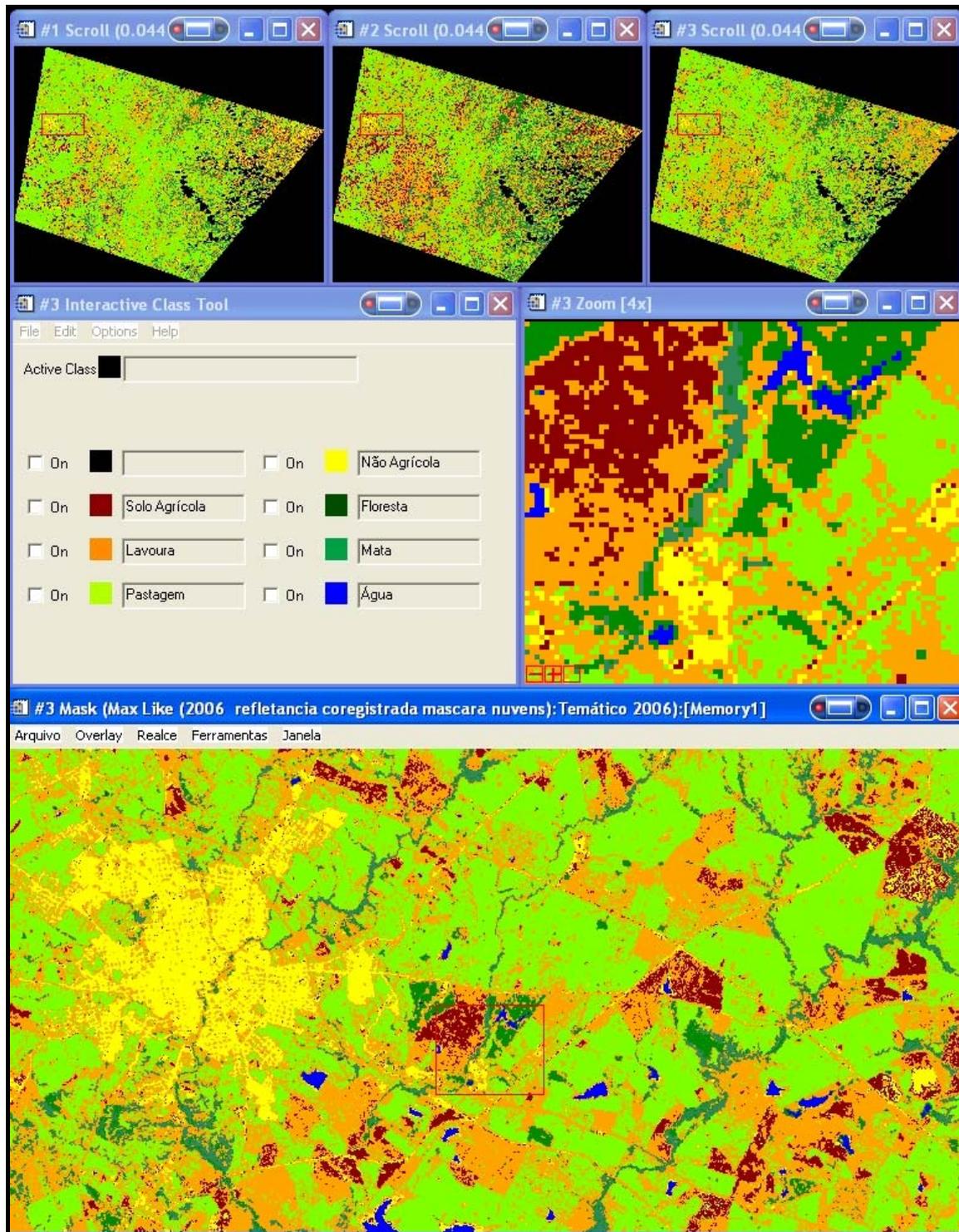


Ilustração 99 – Mapas Temáticos de 1988 (1), 2001 (2) e 2006 (3) a cima, legenda e janela de detalhe no centro e região da cidade de Bagé 2006 em baixo.

3.5.3 Tratamento após a classificação

Os mapas retornados pelo classificador, de uma forma geral, se apresentaram consistentes, porém ocorreram muitos pixels isolados dentro das classes. Este efeito quando ocorre em imagens monocromáticas é conhecido como sal e pimenta. Ele pode ser observado na Ilustração 10, na janela de detalhe original, pela textura rugosa dos limites das classes.

Tratando-se de um trabalho de detecção de mudanças, este tipo de efeito não é desejável, pois não agrega informações confiáveis acerca da ocorrência, ou não, de uma mudança de fato nestes pixels, sendo preferível que sejam reclassificados na classe majoritária que os contorna.

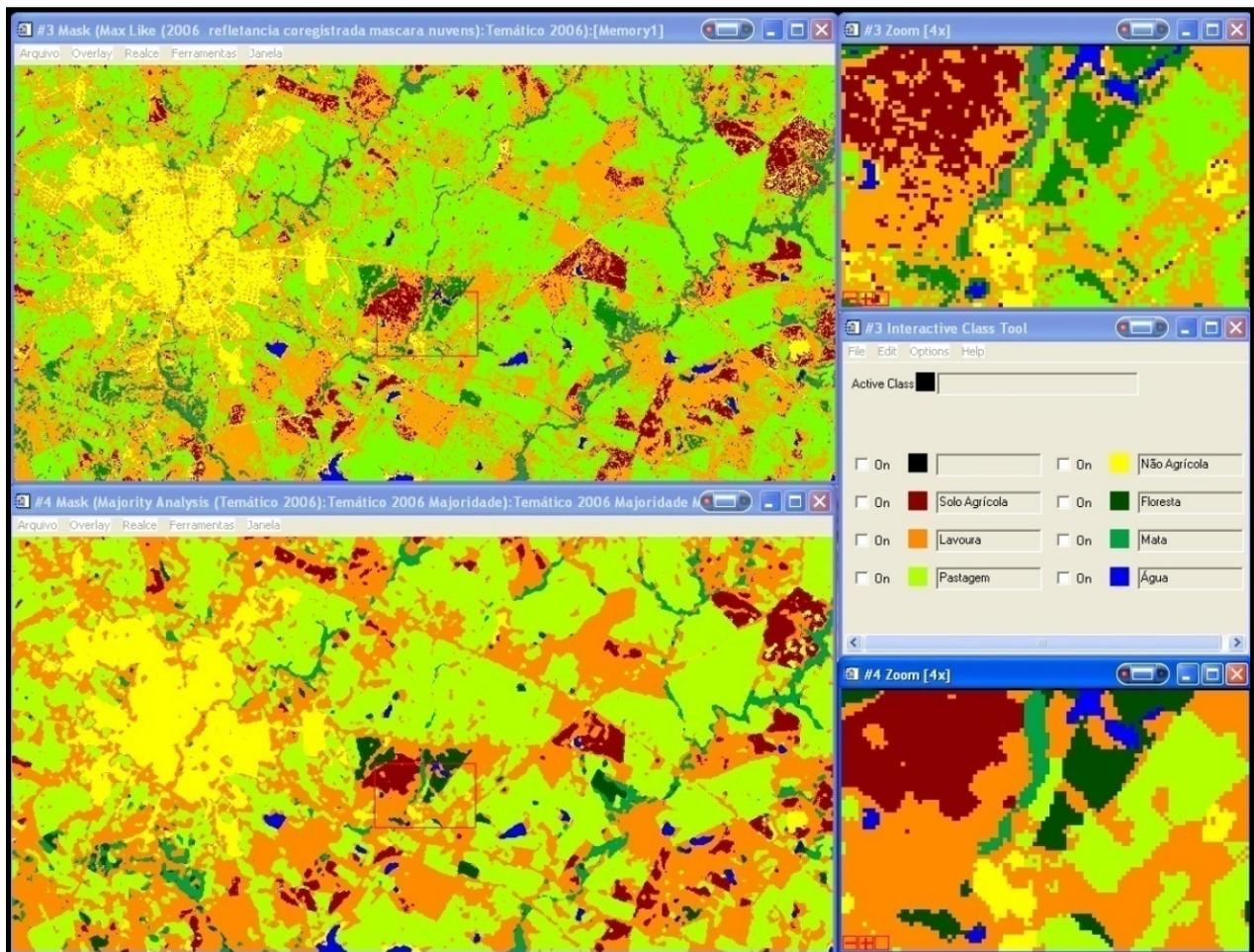


Ilustração 1010 – Classificação original e janela de detalhes acima e classificação tratada e janela de detalhes abaixo, ambas do ano de 2006.

O tratamento escolhido foi a Análise de Majoridade, uma funcionalidade que apresenta o funcionamento similar a um filtro, haja vista, que devem ser definidos o tamanho da janela, no caso 5X5 pixels e, o peso do pixel central, consignado em 3. A passagem por toda a imagem confronta o pixel e seu peso com sua vizinhança, calculando desta forma sua influência. Sempre que a vizinhança for majoritariamente de outra classe, o pixel central é reclassificado para esta classe.

O resultado deste tratamento de pós-classificação pode ser observado na Ilustração 10, onde também pode ser visto um detalhe da mesma região do mapa temático original da imagem de 2006, para fins comparativos.

Os resultados da aplicação da Análise de Majoridade estão nos Anexos 7, 8 e 9, na forma das Matrizes de Confusão que foram elaboradas comparando os pixels das amostras das classes com os resultados da classificação, donde saem os respectivos valores de acurácia geral e índice Kappa ⁶⁶ calculados. Nelas também podem ser examinados os números de pixels por classe e seus pesos percentuais. Nos Anexos 11, 12 e 13 estão os mapas temáticos de 1988, 2001 e 2006.

3.6 DETECÇÃO DE MUDANÇAS COM PRÉ-CLASSIFICAÇÃO

3.6.1 Subtração de Transformadas NDVI

Foi escolhido o NDVI, por ser um dos índices de vegetação mais estudados e consistentes. Foi desenvolvido originalmente em 1973 e é calculado pela diferença da refletância entre NIR e VIS, normalizada pela divisão da soma delas, conforme exposto anteriormente. Seus valores possíveis são todos entre -1 e +1, incluindo 0, os valores negativos normalmente representam nuvens e os próximos de zero, o solo nu, de forma quanto mais próximos de 1, maior o verdor que indicam (LIU, 2007, p. 221).

⁶⁶ Índice geral de precisão da classificação, baseado nos acertos e erros da classificação dos pixels das amostras pelo classificador que permite a comparação entre classificações.

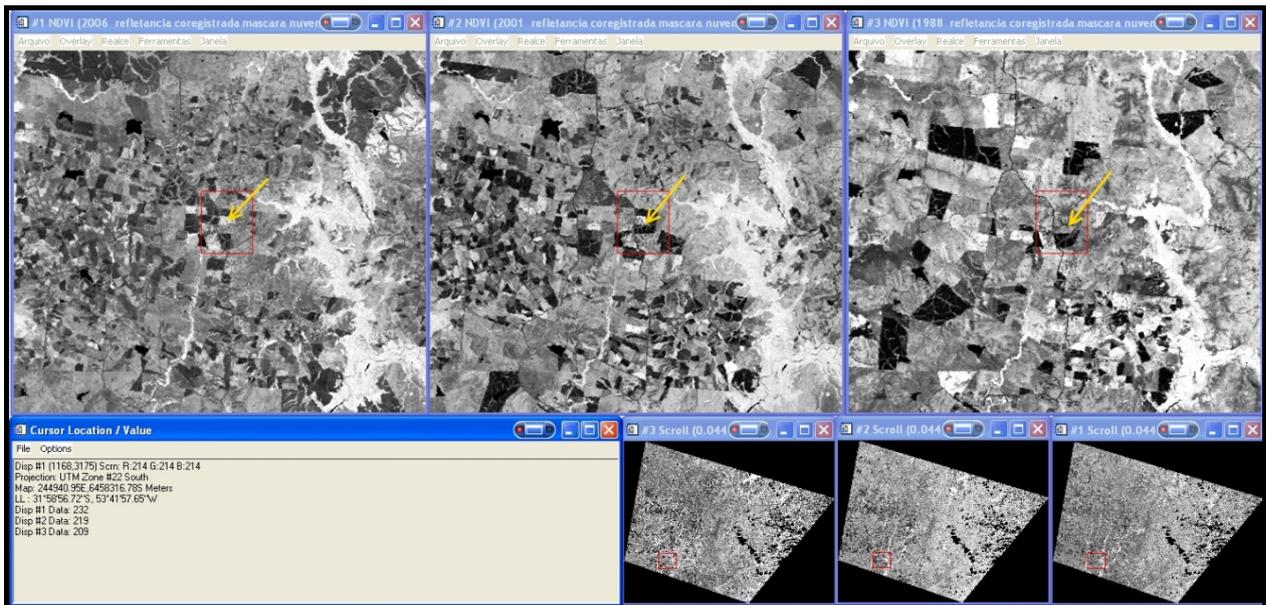


Ilustração 1111 – Imagens de NDVI de 1988, 2001 e 2006 com destaque de uma área que incrementou sucessivamente seu valor: 209, 219 e 232.

A detecção de mudanças foi procedida integralmente utilizando a ferramenta Detecção de Mudanças. A primeira etapa foi a geração dos Mapas de Diferença, iniciando pela subtração da imagem NDVI de 1988 da imagem NDVI de 2001, em seguida a subtração da imagem NDVI de 2001 da imagem NDVI de 2006.

Em ambos os casos foram geradas vinte classes de mudança e uma de não mudança. Este procedimento assegurou que os limiares das classes ficassem igualmente escalonados de dez em dez por cento e a amplitude de detecção de mudanças de - 100% a + 100%.

A forma de detecção foi ajustada para diferença simples e os resultados requeridos na forma normalizada entre 0 e 1, para facilitar a classificação na fase qualitativa. Os resultados, na forma do mapa de diferença, da subtração da imagem de NDVI de 1988 da imagem NDVI de 2001 estão na Ilustração 12.

No formato padrão do Mapa de Diferença, as mudanças para menor (valor de NDVI do pixel na data anterior é o maior) são mostradas em azul e quanto mais escuras, maior o percentual da mudança e, por conseguinte, a diminuição relativa do NDVI daquele pixel. Nas mudanças para maior (valor de NDVI do pixel na data posterior é o maior) ocorre o mesmo, apenas são dispostas em vermelho. Os pixels invariáveis, consignados na classe Sem Mudança são dispostos em cinza.

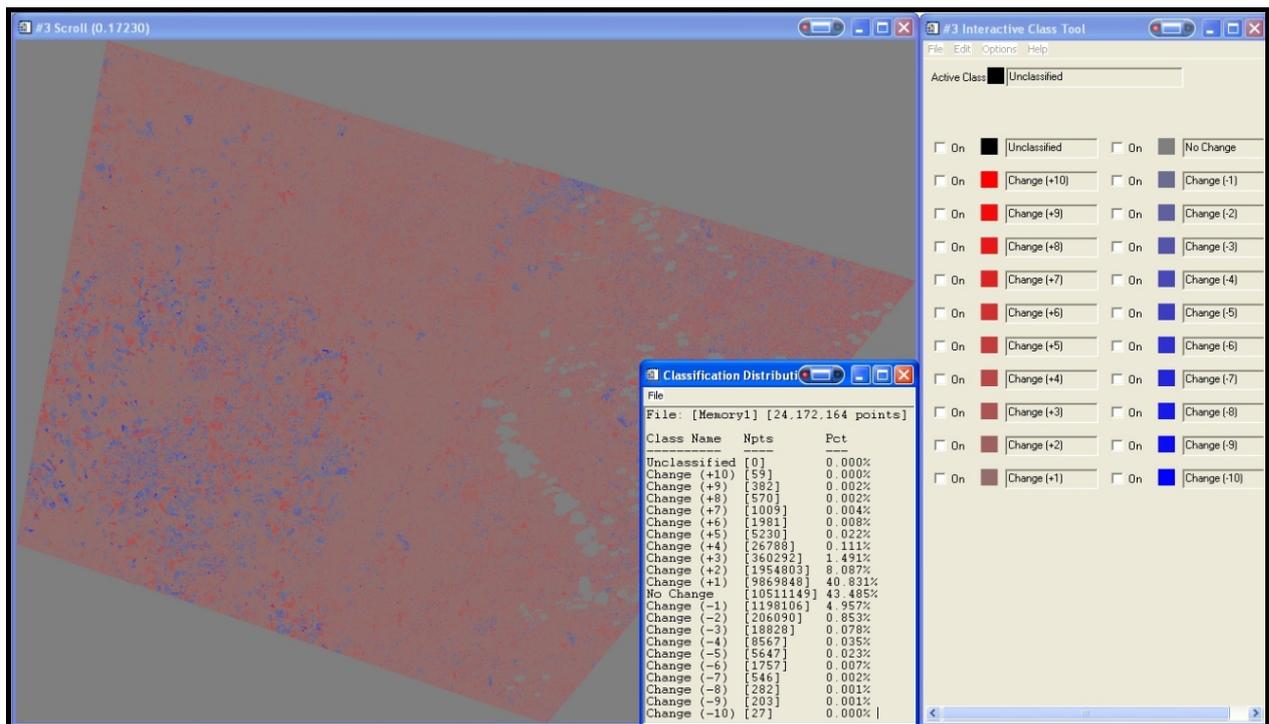


Ilustração 1212 – Mapa de diferença 01 – 88 com a distribuição das classes.

É interessante notar que os pixels do fundo são contabilizados, obviamente como invariantes e a distribuição aponta para uma grande concentração dos pixels da imagem na classe entre 0 e 10% de mudança, onde de fato estão os pixels que se mantiveram inalterados. Outro aspecto interessante da distribuição é o relativo despovoamento das caudas da distribuição, indicando que alterações fortes, de mais de 80%, independentemente do sentido, praticamente não ocorreram, em que pese o pequeno viés para o positivo.

Examinando o padrão da imagem, é fácil notar a concentração das mudanças mais fortes no terceiro quadrante da imagem, configurando polígonos bem delimitados e a preponderância de mudanças em azul nesta região, indicando a diminuição do NDVI entre as datas (1988 e 2001).

Tabela 33 – Freqüência das classes de mudança na subtração das imagens NDVI.

Classe	Pixels 01 - 88	%	Pixels 06 - 01	%
Não Classificado	-	0,0000%	-	0,0000%
Mudança 90 a 100%	59	0,0004%	24	0,0002%
Mudança 80 a 90%	382	0,0028%	109	0,0008%
Mudança 70 a 80%	570	0,0041%	223	0,0016%
Mudança 60 a 70%	1.009	0,0073%	412	0,0030%
Mudança 50 a 60%	1.981	0,0143%	1.250	0,0090%
Mudança 40 a 50%	5.230	0,0378%	4.484	0,0324%
Mudança 30 a 40%	26.788	0,1939%	9.123	0,0660%
Mudança 20 a 30%	360.292	2,6072%	17.869	0,1293%
Mudança 10 a 20%	1.954.803	14,1459%	157.188	1,1375%
Mudança 0 a 10%	9.869.848	71,4230%	1.397.892	10,1158%
Mudança 0	157.845	1,1422%	225.945	1,6350%
Mudança 0 a -10%	1.198.106	8,6701%	10.291.656	74,4754%
Mudança -10 a -20%	206.090	1,4914%	1.339.797	9,6954%
Mudança -20 a -30%	18.828	0,1362%	345.342	2,4991%
Mudança -30 a -40%	8.567	0,0620%	20.217	0,1463%
Mudança -40 a -50%	5.647	0,0409%	3.210	0,0232%
Mudança -50 a -60%	1.757	0,0127%	1.687	0,0122%
Mudança -60 a -70%	546	0,0040%	884	0,0064%
Mudança -70 a -80%	282	0,0020%	681	0,0049%
Mudança -80 a -90%	203	0,0015%	808	0,0058%
Mudança -90 a -100%	27	0,0002%	59	0,0004%
Totais	13.818.860		13.818.860	

A segunda etapa incluiu a análise dos resultados de cada subtração, na qual a freqüência de cada classe foi examinada para revelar agrupamentos possíveis, que diminuíssem o número das classes, mas aumentasse o contraste entre elas. As freqüências das duas subtrações estão na Tabela 3, onde pode ser notado o deslocamento da média entre a primeira e a segunda época.

3.6.1.1 Tratamento Após a Subtração das Transformadas NDVI

Para melhorar a capacidade de interpretação visual dos mapas e facilitar a classificação na fase qualitativa, foi aplicado o mesmo tratamento de maioria que os mapas temáticos da detecção de mudanças com pós-classificação receberam ⁶⁷. Em seguida, as vinte e uma classes de mudança

⁶⁷ A análise dos dados e das freqüências antes e depois do tratamento mostrou um pequeno impacto sobre o resultado final.

foram agrupadas em cinco classes sintéticas de mudança e, receberam novos nomes e cores.

No mapa 01 – 88, as classes Mudança 0 a 10% e Mudança 0 foram combinadas na classe Sem Mudança, que recebeu a cor branco, a classe Mudança 10 a 20% foi denominada Crescimento da Vegetação e recebeu a cor verde e, todas as demais classes foram combinadas na classe Mudança 90 a 100%, representada na cor verde escuro e nome Alto Crescimento da Vegetação. Na cauda das distribuições negativas a classe Mudança 0 a -10% foi denominada Diminuição da Vegetação e recebeu a cor marrom e, todas as demais foram combinadas na classe Mudança -90 a -100% que recebeu o nome de Alta Diminuição da Vegetação, representadas na cor marrom avermelhado.

No mapa 06 – 01 as mesmas cores foram utilizadas, as aglutinações de classes, no entanto tiveram três ressalvas, relacionadas ao deslocamento da média: a classe combinada com a Mudança 0 foi a Mudança 0 a -10% e a classe Mudança 0 a 10% foi transformada na classe Crescimento da Vegetação e, a classe Mudança -10 a -20% se transformaram na classe Diminuição da Vegetação.

A Ilustração 13 traz nas janelas de visualização os recortes dos mapas temáticos de mudança definitivos, resultantes de uma nova classificação supervisionada por Distância Mínima. A esquerda está o mapa temático da subtração 01 - 88 e a direita, o da subtração 06 – 01. Abaixo de cada mapa estão as janelas de detalhe, com ampliação de quatro vezes, mostrando a mesma região, onde se pode notar a significativa dinâmica das mudanças da região. Ao centro a legenda que relaciona as cores às classes.

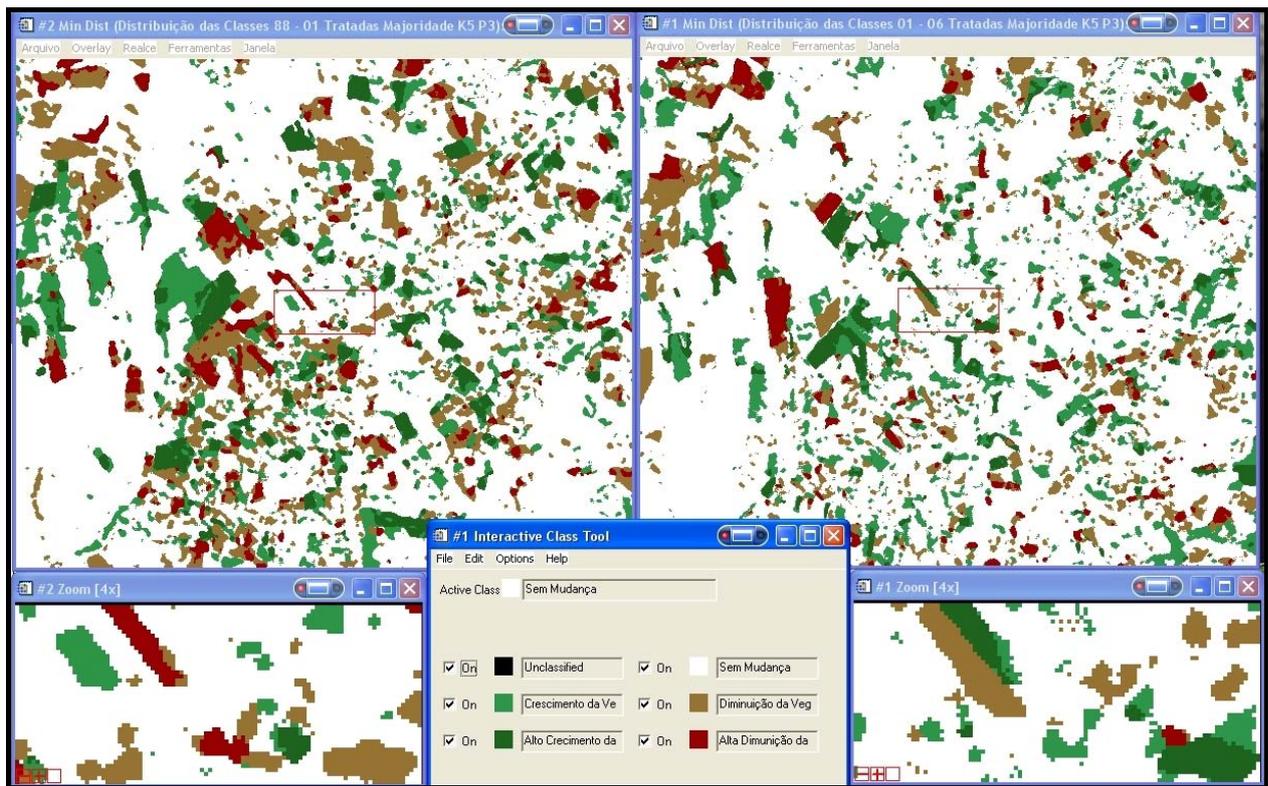


Ilustração 1313 – Detalhes dos Mapas Temáticos de Mudança, obtidos por subtração das imagens de NDVI (01 - 88) - (06 - 01) e reclassificação.

3.6.1.2 Tabela e Mapa de Temático de Tendência das Mudanças NDVI

A geração de um Mapa Temático de Tendência das Mudanças pode ser obtida pela subtração direta dos Mapas Temáticos de Mudança, obtidos na fase anterior, porém haveria grande confusão entre os valores resultantes, uma vez que em ambos os mapas, as classes foram valoradas de 1 a 5 e a subtração retornaria valores iguais para classes diferentes (*e.g.* $4 - 2 = 2$ e $5 - 3 = 2$).

Além disto, o resultado se resumiria a um novo mapa em tons de cinza, mas com menos níveis que o número de classes, pois haveria inconsistências nos resultados produzidos por vários caminhos.

O primeiro passo foi criar um conjunto novo de classes sintéticas que guardassem a informação das classes sintéticas de mudança originais, na forma das tendências que descrevem (*e.g.* Alto Crescimento + Alta Diminuição = Decomposição Acentuada).

As novas classes estão dispostas na Tabela 8, na coluna “Classe”. A leitura da tabela por linha mostra a formação de cada classe. Na coluna “D”

está a classe sintética de mudança inicial, ou seja, aquela que o pixel ocupava no primeiro momento (2001 - 1988) e, na coluna “Para” está a classe sintética de mudança final, aquela que o pixel ocupou no segundo momento (2006 - 001).

Tabela 44 - Classes Sintéticas de Tendência das Mudanças.

De	Para	Classe
Crescimento	Crescimento	Crescimento Estável
Alto Crescimento	Crescimento	Crescimento Desacelerado
Sem Mudança	Crescimento	Crescimento
Diminuição	Crescimento	Revegetação
Alta Diminuição	Crescimento	Revegetação Acentuada
Crescimento	Alto Crescimento	Crescimento Acelerado
Alto Crescimento	Alto Crescimento	Vegetando
Sem Mudança	Alto Crescimento	Crescimento Acentuado
Diminuição	Alto Crescimento	Recomposição
Alta Diminuição	Alto Crescimento	Recomposição Acentuada
Crescimento	Sem Mudança	Recomposto
Alto Crescimento	Sem Mudança	Revegetado
Sem Mudança	Sem Mudança	Estável
Diminuição	Sem Mudança	Decomposto
Alta Diminuição	Sem Mudança	Desvegetado
Crescimento	Diminuição	Desvegetação
Alto Crescimento	Diminuição	Decomposição
Sem Mudança	Diminuição	Diminuição
Diminuição	Diminuição	Diminuição Estável
Alta Diminuição	Diminuição	Diminuição Desacelerada
Crescimento	Alta Diminuição	Desvegetação Acentuada
Alto Crescimento	Alta Diminuição	Decomposição Acentuada
Sem Mudança	Alta Diminuição	Diminuição Acentuada
Diminuição	Alta Diminuição	Diminuição Acelerada
Alta Diminuição	Alta Diminuição	Desvegetando

O número de classes sintéticas de tendência das mudanças foi igual ao número correspondente da combinação das classes dos mapas originais, mais uma para os pixels não sem mudança totalizando vinte e cinco.

Para proceder à classificação foi necessária a construção de uma árvore de decisão, capaz de analisar e classificar os dados em função das tendências

evidenciadas em cada período, considerando assim as classes originais e não apenas o resultado da subtração.

Ela foi programada de forma visual e, recebeu operadores lógicos, por meio dos quais, foi possível consignar as novas classes sintéticas de tendência das mudanças, considerando as cinco classes sintéticas de mudança originais envolvidas em cada interação.

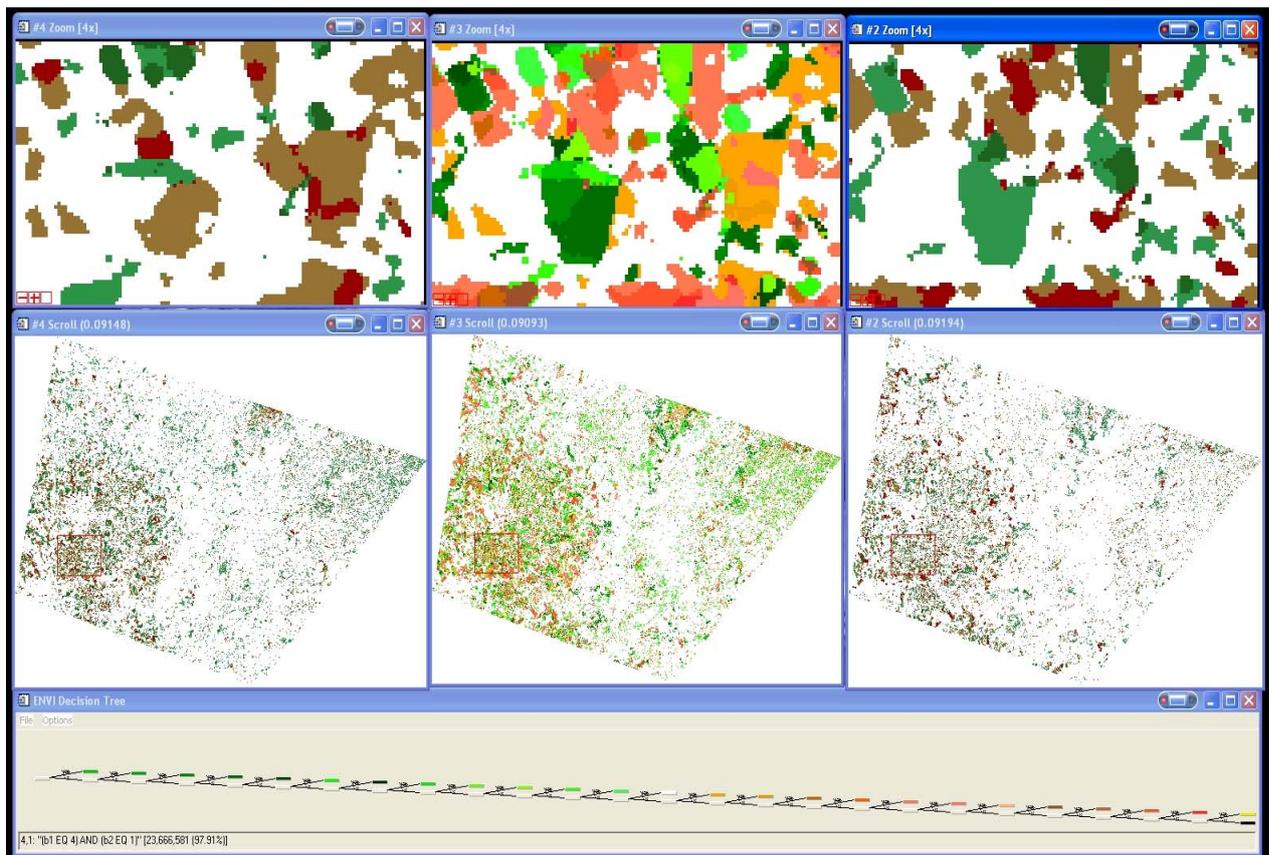


Ilustração 1414 – Detalhe e Mapa de Tendência das Mudanças no centro, acompanhado dos detalhes e Mapas Temáticos de Mudança nos dois lados: (01 - 88) à direita e (06 - 01) à esquerda. Abaixo a árvore de decisão utilizada.

A Ilustração 14, na sua parte superior traz detalhes dos Mapas de Mudança originais (à direita 2001-1988 e a esquerda 2006-2001) e do Mapa de Tendência das Mudanças (no centro), resultante da subtração e classificação por Arvore de Decisão dos mapas originais. Na parte inferior da ilustração está uma visão da Árvore de Decisão

3.6.2 Subtração da Componente KT Verdor

Para preservar capacidade de comparação com os resultados obtidos das imagens NDVI, foi escolhida a componente KT verdor, para os processamentos da detecção de mudanças, pois esta componente busca contrastar os dados relativos à massa fotossintetizante presentes na cena.

Além deste aspecto, na bibliografia consultada há menções do seu potencial de ressaltar e caracterizar mudanças no uso e cobertura do solo, mesmo tênues.

Os procedimentos seguiram os mesmos passos da detecção de mudanças com transformadas NDVI, ou seja, a componente KT verdor de 1988 foi subtraída da componente KT verdor de 2001 e a componente KT verdor 2001 foi subtraída da componente KT verdor 2006.

As subtrações das imagens foram executadas pelo mesmo algoritmo de detecção de mudanças, com os mesmos parâmetros: subtração simples e resultados normalizados entre 0 e 1.

Os limiares das intensidades das mudanças também foram os mesmos utilizados, ou seja, degraus de 10% resultando em vinte classes de mudanças originais, mais uma para não a mudança. A amplitude abrangeu de -100% a +100% de mudança, preservando assim o potencial comparativo dos dois tratamentos.

O agrupamento das vinte e uma classes originais escalonadas com limiares de 10% de mudança (*i.e.* <-90%, <-80 até -90%, ... , 0%, <0% até +10%, ... , <90%) seguiu a mesma metodologia utilizada nas NDVI, ou seja, foi precedido de filtragem para a eliminação de pixels isolados e realizado com base na análise da distribuição dos pixels.

As mesmas cores e denominações de classe foram adotadas: Alta Diminuição da Vegetação de <-20%, Diminuição da Vegetação de -20% até -10%, Sem Mudança de -10% até +10%, Crescimento da Vegetação <10% até 20% e Alto Crescimento da Vegetação <20%.

Esta medida foi necessária na KT, assim como o foi na NDVI, também porque as cenas apresentaram dinâmicas de mudança bastante intensas e, as

influências do clima, fenologia e do sensor estavam presentes da mesma forma que antes.

São as prováveis causas do esvaziamento da classe original Sem Mudança e, da concentração dos pixels no intervalo entre +10% e -10% de mudanças. Os demais dados estavam contidos entre +10% e +20% e -10% e -20%, com uma pequena fração dispersa entre +20 e +40% e -20% e -40%, as classes superiores estavam despovoadas.

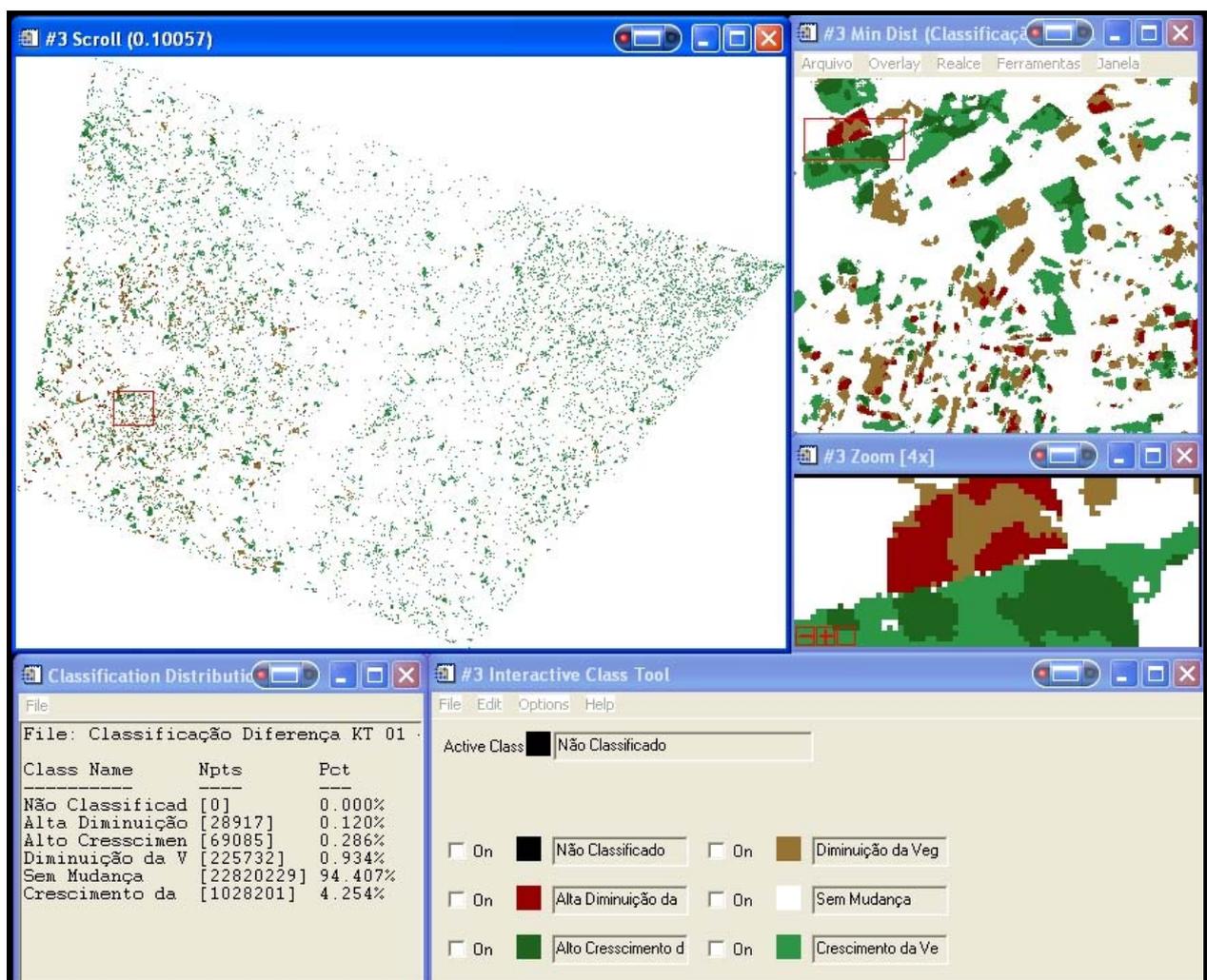


Ilustração 1515 – Mapa Temático de Mudanças por subtração das componentes KT Verdor 2001 – 1988.

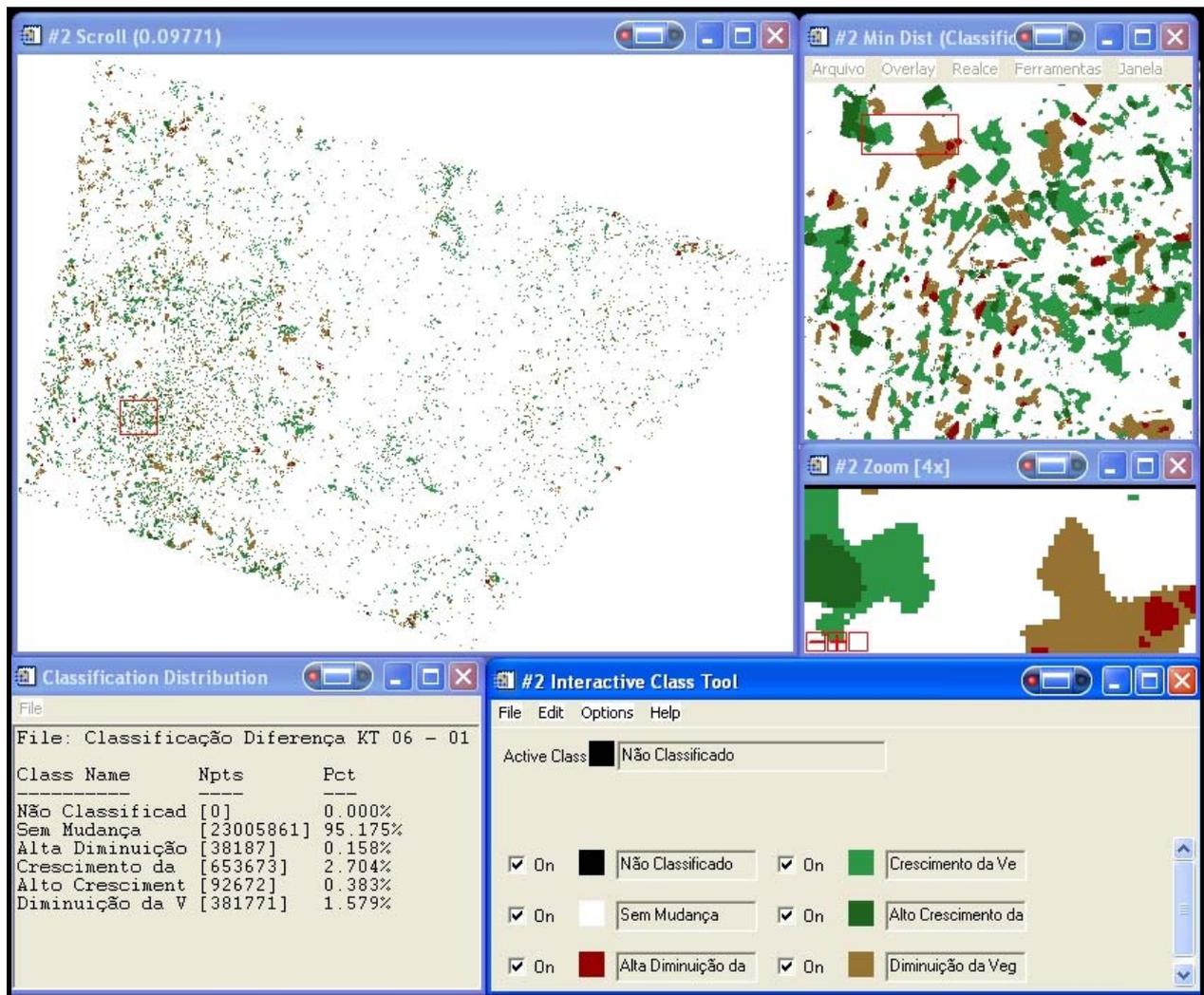


Ilustração 1616 - Mapa Temático de Mudanças por subtração das componentes KT Verdor 2006 – 2001.

3.6.2.1 Tratamento Após a Subtração da Componente KT Verdor

Uma vez obtidos os mapas de diferença, também foi seguida a mesma metodologia adotada de pós-classificação nas imagens NDVI. A ferramenta de análise de maioria dos pixels foi aplicada com os mesmos parâmetros (peso 3 do pixel central e tamanho do “kernel” 5).

A aglutinação das vinte e uma classes de mudança que resultou em cinco classes sintéticas de mudança também foi executada, mantendo as mesmas cores e denominações, configurando unicidade à interpretação dos resultados.

A eliminação das classes vazias seguiu o mesmo procedimento utilizado anteriormente, ou seja, por uma nova classificação supervisionada utilizando o

classificador supervisionado Distância Mínima. Os resultados podem ser analisados em detalhes nas Ilustrações 15 e 16.

3.6.2.2 Tabela de Tendência das Mudanças KT Verdor

A tabela de tendência das mudanças foi gerada com a mesma metodologia utilizada na NDVI, ou seja, por subtração dos mapas temáticos de mudança das componentes KT Verdor, contudo não foi produzido um Mapa de Tendência, pois a comparação dos resultados foi definida, nesta etapa, apenas sobre os dados, excluindo-se a comparação visual dos produtos gráficos.

Foram mantidas as mesmas classes sintéticas de tendência das mudanças já utilizadas, assegurando assim a comparação entre os resultados, como pode ser visto na Tabela 13.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 PRÉ-PROCESSAMENTO

Nas aplicações que envolvem mais de uma imagem de satélite independentemente de serem de um mesmo sensor, ou de sensores diferentes e, próximas ou afastadas no tempo ou na época, é recomendável, segundo a maioria dos trabalhos consultados, a realização de tratamentos de pré-processamento que auxiliem a análise dos dados.

Quanto às correções geométricas, foram obtidos RMS de 0,420589 no georreferenciamento da imagem de 2006 e de 0,196756 e 0,238751 no registro respectivo das imagens de 2001 e 1988, em relação a imagem base de 2006. Valores de RMS abaixo de meio pixel são requeridos para a precisão geral da detecção de mudanças, e devem ser sempre os menores possíveis.

A importância destes resultados foi confirmada na etapa de detecção de mudanças, pois até que as imagens fossem recortadas através de uma máscara, persistiram as inconsistências nas comparações, causadas pelo algoritmo de detecção de mudanças que ao empilhar reamostrava os subconjuntos das imagens, simulando assim um erro de registro.

As normalizações radiométricas e a correção dos efeitos atmosféricos também contribuíram para o sucesso nos resultados, que depende diretamente da utilização de dados, os mais puros o possível e, consignando, de fato, a refletância dos alvos com o mínimo de ruído. Só assim os erros qualitativos, que são impossíveis de ser isolados durante o tratamento estatístico podem ser reduzidos.

O algoritmo matemático de correção atmosférica absoluta que foi utilizado, a saber, o FLAASH trouxe os coeficientes necessários para dar conta dos fatores relativos ao sensor e, um modelo de transmitância atmosférica capaz corrigir, com resolução média, cada pixel, extraíndo as informações necessárias para estimar as quantidades de vapor de água e de aerossóis na cena das informações espectrais.

Os fatores intrínsecos ao sensor levados em consideração pelo FLAASH no tratamento das informações foram: a altura da plataforma em relação ao geóide,

o posicionamento do centro da cena, o ângulo de imageamento, a calibração do sensor e, os fatores extrínsecos foram: a coluna de gás carbônico no ano do imageamento, o ângulo solar, a topografia, a região do imageamento em relação ao trópico, a época, se inverno ou verão e, o ambiente, se urbano ou rural.

Os resultados obtidos pela aplicação do FLAASH, em especial o cálculo da profundidade óptica da atmosfera, suportam a afirmação da importância de sua implementação. Os valores calculados para as imagens de 1988 e 2006 ficaram bem próximos, 37,87 km e 45,14 km respectivamente, mas em comparação, o valor da imagem de 2001 foi muito maior, 300,00 Km. Os parâmetros utilizados estão dispostos nos Anexos 4, 5 e 6.

A correção atmosférica, embora não tenha sido testada contra uma testemunha (mesma comparação sem correção), nem comparadas metodologias diversas - pois estes testes não compuseram os objetivos do trabalho - seguramente contribuiu para reduzir a quantidade de artefatos presentes nas imagens e, por conseguinte, a quantidade de erros de comissão e omissão que ocorreram na fase classificadora das detecções de mudanças, bastando tomar a visibilidade, relacionada à profundidade óptica da atmosfera, como um bom estimador da intensidade das contribuições atmosféricas.

Estas fontes de erro são mais importantes quando a detecção de mudanças se vale de imagens de sensores diferentes, ou do mesmo sensor, mas em condições bem diferentes (*e.g.* visadas laterais).

4.2 METODOLOGIA

A adoção de datas próximas de aniversário para as imagens em comparação foi acertada, elas ajudaram a controlar a qualidade dos resultados na detecção de mudanças, que neste trabalho buscou evidenciar as substituições e as conversões que ocorreram no uso e na cobertura do solo, quando da comparação das imagens. Sob objetivos diferentes, como um estudo da fenologia das espécies presentes, ou da localização de uma determinada prática de rotação de culturas, a comparação de épocas diferentes poderia ter sido habilitada como um fator de realce das mudanças de interesse.

Ressalta-se que neste estudo, mesmo as diferenças relativamente pequenas, de trinta e cinco dias entre as datas de aquisição das imagens de

1988 e a de 2001 e, de dezessete dias entre as datas de aquisição de 2006 e 2001, puderam ser sentidas, principalmente nas classes envolvidas nos ciclos das culturas agrícolas, especialmente o preparo do solo e o crescimento das culturas, conforme os resultados obtidos com a detecção de mudanças na pós-classificação.

Constatou-se também o potencial que o sentido das diferenças de tempo entre as datas, em relação às práticas culturais naquela região, tem para influir nos resultados.

Na Tabela 5, por exemplo, o efeito da subtração dos valores de NDVI de 04 de novembro dos valores de NDVI de 10 de dezembro, pode ser sentido no viés de alta da distribuição das frequências dos pixels. Já quando os valores de NDVI de 10 de dezembro são subtraídos dos de 22 de novembro, a distribuição apresenta um viés de baixa.

Estes dados corroboram com a curva de crescimento das culturas e das pastagens nesta região rural, nesta época. No caso do espaçamento entre as datas de aquisição for maior, segundo os dados observados, pode-se esperar efeitos progressivamente maiores, em acordo com o que foi evidenciado por Cihlar (2000) e, Hal e Goetz (1991) *apud* ROGAN (2002), acerca da necessidade do desenvolvimento de modelos de correção fenológica, para apoiar a detecção de mudanças.

A coleta de amostras de treinamento para a classificação das imagens com pixels invariantes - pixels onde a cobertura do solo, ou seu uso, não variou de imagem para imagem - não resultou em incremento acurácia da Pós-classificação Supervisionada, pelo contrário a diminuiu.

A conclusão possível, acerca da imprecisão agregada por usar este tipo de amostragem, é a da impossibilidade de anular a influência da subjetividade do operador, na medida em que procede a um julgamento *a priori*, para escolher pixels invariantes. Sob esse procedimento a amostragem é enviesada, no sentido de ressaltar as mudanças, e assim ocorre a contaminação do conjunto das amostras, por variáveis, como a umidade do solo, a iluminação e a presença de classes parecidas visualmente, não configurando um conjunto de amostras viáveis do ponto de vista estatístico.

4.3 DETECÇÃO DE MUDANÇAS COM PÓS-CLASSIFICAÇÃO

A Pós-classificação Supervisionada se manteve em um patamar muito bom de eficiência, em que pese o efeito aditivo dos erros ter pressionado a acurácia nas comparações. A acurácia da subtração dos mapas temáticos (2001-1988) alcançou 79% e, a acurácia da subtração dos mapas temáticos (2006-2001) atingiu 80%.

Seus resultados qualitativos estão expostos nas Tabelas Detecção de mudanças (Tabelas 5 e 6) e, acompanharam o bom desempenho da acurácia deste tratamento, demonstrando sensibilidade aceitável para o emprego na escala de trabalho regional.

4.3.1 Resultados da Detecção de Mudanças com Pós-classificação

A detecção de mudanças com mapas temáticos acontece *ex post* sobre os resultados das classificações e, se constitui da subtração direta de cada pixel classificado de uma imagem do pixel homólogo classificado na outra imagem, de forma a revelar todas as alterações nas classes dos pixels, sempre que o resultado seja diferente de zero.

Quando o valor de um pixel (valor da classe) é confrontado, por subtração, a outro e não resulta em zero, então este resultado é utilizado para consignar a mudança e a trajetória do pixel em relação às classes, que neste caso poderiam ser quarenta e duas, mais sete de permanência unificadas na não mudança, mas guardando a informação da classe original. Estes resultados são facilmente interpretados na forma tabelada que é fornecido pela funcionalidade Calcular Estatísticas de Mudança.

Nas Tabelas 3 e 4 estão os resultados das diferenciações entre os mapas, apresentados na forma “de-para”, note-se a cronologia das subtrações, a imagem mais antiga é sempre subtraída da mais recente e que a leitura dos dados, na horizontal, é o resultado da classificação posterior, assim como a leitura, na vertical, apresenta o estado inicial dos pixels, conforme a classificação anterior. Ao calcular as mudanças e suas estatísticas é permitida a geração de mapas temáticos por classe, onde apenas os pixels que mudaram são mostrados ao final e todos os restantes são anulados.

Tabela 55 – Detecção de Mudanças 2001 – 1988.

<i>Em Pixels</i>	Solo Agrícola	Lavoura	Não Agrícola	Floresta	Mata	Água	Pastagem	<i>Total 2001</i>
Solo Agrícola	249.026	431.965	111.327	5.966	51.677	1.772	495.930	1.347.663
Lavoura	327.229	1.724.365	178.750	14.951	307.832	2.098	2.374.341	4.929.566
Não Agrícola	9.676	15.892	55.059	408	1.961	622	17.745	101.363
Floresta	17.807	129.417	10.241	75.190	102.070	504	166.604	501.833
Mata	29.378	404.928	16.174	112.190	996.173	22	282.007	1.840.872
Água	20.146	8.610	5.586	179	1.660	43.317	17.570	97.068
Pastagem	117.441	570.192	88.359	3.091	52.478	512	4.168.422	5.000.495
Total 1988	770.703	3.285.369	465.496	211.975	1.513.851	48.847	7.522.619	13.818.860
Reclassificados	521.677	1.561.004	410.437	136.785	517.678	5.530	3.354.197	6.507.308
Classificados	576.960	1.644.197	(364.133)	289.858	327.021	48.221	(2.522.124)	

<i>Em Percentagem</i>	Solo Agrícola	Lavoura	Não Agrícola	Floresta	Mata	Água	Pastagem	<i>Total 2001</i>
Solo Agrícola	32,31%	13,15%	23,92%	2,81%	3,41%	3,63%	6,59%	85,82%
Lavoura	42,46%	52,49%	38,40%	7,05%	20,33%	4,30%	31,56%	196,59%
Não Agrícola	1,26%	0,48%	11,83%	0,19%	0,13%	1,27%	0,24%	15,40%
Floresta	2,31%	3,94%	2,20%	35,47%	6,74%	1,03%	2,21%	53,91%
Mata	3,81%	12,33%	3,47%	52,93%	65,80%	0,05%	3,75%	142,14%
Água	2,61%	0,26%	1,20%	0,08%	0,11%	88,68%	0,23%	93,18%
Pastagem	15,24%	17,36%	18,98%	1,46%	3,47%	1,05%	55,41%	112,96%
Total 1988	100,00%							
Reclassificados	67,69%	47,51%	88,17%	64,53%	34,20%	11,32%	44,59%	
Classificados	-14,18%	96,59%	-84,60%	-46,09%	42,14%	-6,82%	12,96%	

<i>Em Área (ha)</i>	Solo Agrícola	Lavoura	Não Agrícola	Floresta	Mata	Água	Pastagem	<i>Total 2001</i>
Solo Agrícola	22.412	38.877	10.019	537	4.651	159	44.634	121.290
Lavoura	29.451	155.193	16.088	1.346	27.705	189	213.691	443.661
Não Agrícola	871	1.430	4.955	37	176	56	1.597	9.123
Floresta	1.603	11.648	922	6.767	9.186	45	14.994	45.165
Mata	2.644	36.444	1.456	10.097	89.656	2	25.381	165.678
Água	1.813	775	503	16	149	3.899	1.581	8.736
Pastagem	10.570	51.317	7.952	278	4.723	46	375.158	450.045
Total 1988	69.363	295.683	41.895	19.078	136.247	4.396	677.036	1.243.697
Reclassificados	46.951	140.490	36.939	12.311	46.591	498	301.878	585.658
Classificados	51.926	147.978	(32.772)	26.087	29.432	4.340	(226.991)	

Tabela 66 - Detecção de Mudanças 2006 – 2001.

<i>Em Pixels</i>	Solo Agrícola	Lavoura	Não Agrícola	Floresta	Mata	Água	Pastagem	<i>Total 2006</i>
Solo Agrícola	77.161	84.218	3.704	4.198	1.911	462	108.809	280.463
Lavoura	892.072	2.486.077	39.979	170.700	397.995	22.990	890.866	4.900.679
Não Agrícola	13.835	151.973	1.053	85.424	1.169.023	1.130	37.929	1.460.367
Floresta	12.075	14.431	47.049	678	407	7.350	13.497	95.487
Mata	43.000	163.016	887	142.062	74.135	1.539	113.278	537.917
Água	1.960	4.563	577	939	2.559	52.924	2.760	66.282
Pastagem	307.560	2.025.288	8.114	97.832	194.842	10.673	3.833.356	6.477.665
Total 2001	1.347.663	4.929.566	101.363	501.833	1.840.872	97.068	5.000.495	13.818.860
Reclassificados	1.270.502	2.443.489	54.314	359.771	671.849	44.144	1.167.139	6.011.208
Classificados	(1.067.200)	(28.887)	(5.876)	36.084	(380.505)	(30.786)	1.477.170	

<i>Em Percentagem</i>	Solo Agrícola	Lavoura	Não Agrícola	Floresta	Mata	Água	Pastagem	<i>Total 2001</i>
Solo Agrícola	5,73%	1,71%	3,65%	0,84%	0,10%	0,48%	2,18%	14,68%
Lavoura	66,19%	50,43%	39,44%	34,02%	21,62%	23,68%	17,82%	253,20%
Não Agrícola	1,03%	3,08%	1,04%	17,02%	63,50%	1,16%	0,76%	87,60%
Floresta	0,90%	0,29%	46,42%	0,14%	0,02%	7,57%	0,27%	55,60%
Mata	3,19%	3,31%	0,88%	28,31%	4,03%	1,59%	2,27%	43,56%
Água	0,15%	0,09%	0,57%	0,19%	0,14%	54,52%	0,06%	55,71%
Pastagem	22,82%	41,08%	8,00%	19,49%	10,58%	11,00%	76,66%	189,65%
Total 2001	100,00%							
Reclassificados	94,27%	49,57%	53,58%	71,69%	36,50%	45,48%	23,34%	
Classificados	-85,32%	153,20%	-44,40%	-56,44%	-12,40%	-44,29%	89,65%	

<i>Em Área (ha)</i>	Solo Agrícola	Lavoura	Não Agrícola	Floresta	Mata	Água	Pastagem	<i>Total 2001</i>
Solo Agrícola	6.944	7.580	333	378	172	42	9.793	25.242
Lavoura	80.286	223.747	3.598	15.363	35.820	2.069	80.178	441.061
Não Agrícola	1.245	13.678	95	7.688	105.212	102	3.414	131.433
Floresta	1.087	1.299	4.234	61	37	662	1.215	8.594
Mata	3.870	14.671	80	12.786	6.672	139	10.195	48.413
Água	176	411	52	85	230	4.763	248	5.965
Pastagem	27.680	182.276	730	8.805	17.536	961	345.002	582.990
Total 2001	121.290	443.661	9.123	45.165	165.678	8.736	450.045	1.243.697
Reclassificados	114.345	219.914	4.888	32.379	60.466	3.973	105.043	541.009
Classificados	(96.048)	(2.600)	(529)	3.248	(34.245)	(2.771)	132.945	

4.3.2 Índice de Estabilidade e Indicador de Tendência

A fim de facilitar as interpretações das Tabelas 5 e 6, foram gerados Índices de Estabilidade das Classes (IE) e um Indicador de Tendência (IT) sobre o ganho ou redução da área da classe no período comparado para cada classe além de serem destacadas as relações de ganho e doação de pixels mais intensas entre elas. Os valores calculados de IE e IT estão dispostos na Tabela 7, a seguir.

O IE foi calculado para cada classe por meio da subtração número dos pixels que se mantiveram na classe (após a subtração dos mapas temáticos - não mudança) do número total de pixels da classe na data inicial, em seguida o resultado foi dividido pela soma dos mesmos dois números, para que os resultados fossem normalizados entre 0 e 1.

Dentre os resultados, ressalta-se o comportamento da Classe Pastagem, que na detecção de mudanças (2001 - -1988) perdeu para a Classe Lavoura 32% de sua área e, no período (2006 - 2001) recuperou 18%. A aparentemente este fato poderia ser considerado uma inconsistência nos resultados, mas se as datas das imagens são analisadas em conjunto, uma boa parte da concorrência entre as classes pode ser explicada pelo fato de que na primeira comparação, a defasagem entre as aquisições, além de maior, se deu a favor da época de preparo do solo e, na segunda, com uma defasagem menor, o sentido se inverteu, conforme foi comentado anteriormente.

Este fato corrobora com a importância de buscar sempre imagens de datas muito próximas, para evitar que mudanças entre classes, ocasionadas por substituições no uso ou cobertura dentro de um ciclo de uma cultura agrícola, sejam tomadas como uma mudança, ocorrida de fato, na cobertura ou no uso do solo, causada por uma conversão daquela região.

Neste rumo, é interessante examinar as instabilidades das classes Solo Agrícola e Lavoura, onde há significativas substituições dentro dos ciclos anuais de preparo, plantio e colheita. Note-se que podem ocorrer também conversões temporárias, delas e para elas, envolvendo a Classe Pastagens, resultado, possivelmente, da prática de pousios na cultura do arroz irrigado, onde é preconizado, a cada três ou quatro anos de cultivo, um de descanso para o controle de invasoras.

Tabela 77 – Valores de IE e IT para as Classes de Uso e Cobertura do Solo.

<i>Índices e Indicadores 2001-1988</i>	<i>Índice de Estabilidade</i>	<i>Pixels Classificados Líquidos</i>	<i>Pixels Reclassificados Líquidos</i>	<i>Indicador de Tendência</i>	<i>Maior Receptora</i>	<i>Pixels Reclassificados</i>	<i>Percentual sobre o Total</i>	<i>Maior Doadora</i>	<i>Pixels Classificados</i>	<i>Percentual sobre o Total</i>
Solo Agrícola	0,51	1.098.637	521.677	0,36	Lavoura	327.229	42%	Pastagem	495.930	37%
Lavoura	0,31	3.205.201	1.561.004	0,34	Pastagem	570.192	17%	Pastagem	2.374.341	48%
Não Agrícola	0,79	46.304	410.437	[0,80]	Lavoura	178.750	38%	Pastagem	17.745	18%
Floresta	0,48	426.643	136.785	0,51	Mata	112.190	53%	Pastagem	166.604	33%
Mata	0,21	844.699	517.678	0,24	Lavoura	307.832	20%	Lavoura	404.928	22%
Água	0,06	53.751	5.530	0,81	Lavoura	2.098	4%	Solo Agrícola	20.146	21%
Pastagem	0,29	832.073	3.354.197	[0,60]	Lavoura	2.374.341	32%	Lavoura	570.192	11%
Média	0,38	929.615,43	929.615,43	0,12		553.233,14	30%		578.555,14	27%
Desvio Padrão	0,22	1.001.708,69	1.093.187,59	0,55		762.189,29	15%		761.382,45	12%
<i>Índices e Indicadores 2006-2001</i>	<i>Índice de Estabilidade</i>	<i>Pixels Classificados Líquidos</i>	<i>Pixels Reclassificados Líquidos</i>	<i>Indicador de Tendência</i>	<i>Maior Concorrência</i>	<i>Pixels Reclassificados</i>	<i>Percentual sobre o Total</i>	<i>Maior Doadora</i>	<i>Pixels Classificados</i>	<i>Percentual sobre o Total</i>
Solo Agrícola	0,89	203.302	1.270.502	[0,72]	Lavoura	892.072	66%	Pastagem	108.809	39%
Lavoura	0,33	2.414.602	2.443.489	[0,01]	Pastagem	2.025.288	41%	Solo Agrícola	892.072	18%
Não Agrícola	0,22	291.344	671.849	[0,40]	Lavoura	397.995	22%	Lavoura	151.973	10%
Floresta	0,37	48.438	54.314	[0,06]	Lavoura	39.979	39%	Lavoura	14.431	15%
Mata	0,56	395.855	359.771	0,05	Lavoura	170.700	34%	Lavoura	163.016	30%
Água	0,29	13.358	44.144	[0,54]	Lavoura	22.990	24%	Lavoura	4.563	7%
Pastagem	0,13	2.644.309	1.167.139	0,39	Lavoura	890.866	18%	Lavoura	2.025.288	31%
Média	0,40	858.744,00	858.744,00	(1,27)		634.270,00	35%		480.021,71	22%
Desvio Padrão	0,24	1.065.432,37	790.176,60	0,36		661.686,43	15%		691.414,34	11%

A conversão, por outro lado, pode ser mascarada se análise envolver culturas de ciclos longos. No primeiro período de comparação, a Classe Floresta apresentou tendência expansiva, recebendo quase quatro vezes mais área que cedeu, avançando principalmente sobre a pastagem e a lavoura. No segundo período aparentemente ficou estável, perdendo e ganhando quase a mesma extensão.

Este comportamento se for analisado em conjunto com outras informações, *e.g.* a topologia das mudanças no campo e, o ciclo da cultura florestal (15 a 25 anos ou mais), revela que a expansão, na verdade continuou constantemente.

Houveram áreas florestais colhidas entre os pontos médios das comparações, distantes quase dez anos, que ressurgiram em outras classes, após terem sido replantadas. Estas áreas estão representadas nas perdas para a Classe Pastagens, pois se tratam de plantios novos, com muita contribuição das entrelinhas e nas perdas para a Classe Lavoura que representam áreas em preparo para o replantio. Neste contexto a área convertida para florestas durante os 18 anos do estudo deve passar de 80 mil hectares, bem mais que o pico de 2001 de 45 mil hectares.

Estes resultados concordam com o caráter complementar das técnicas de detecção de mudanças e, com a perspectiva de haver uma grande convergência entre elas e as técnicas de geoprocessamento no futuro próximo, quando então será possível cruzar, de forma bem mais abrangente, dados do sensoriamento remoto com dados outras fontes e, de outras formas.

O Indicador de Tendência (IT) não auferiu bons resultados e merece uma avaliação futura. Ele é calculado pela subtração dos pixels reclassificados líquidos dos pixels classificados líquidos de cada classe, dividido pela soma destes mesmos valores.

O IT, desta forma, pode assumir quaisquer valores entre -1 e +1 e como os pixels classificados líquidos são os pixels invariantes, ou seja, aqueles que permaneceram na mesma classe após a subtração, o IT ao se afastar de zero indica a intensidade da perda ou ganho de pixels das classes, na forma de uma tendência, uma vez que o sentido do tempo é captado.

A principal fraqueza do IT se revelou na impossibilidade dele indicar de forma qualitativa quais as classes em concorrência e que as proporções careciam de significado, aparentemente não permitindo comparações diretas entre as classes.

Com estes resultados, não foi possível vislumbrar uma utilização direta do IT, compreendendo que ele agregou pouca informação auxiliar na interpretação das mudanças ocorridas entre as classes de uso e cobertura do solo.

4.4 DETECÇÃO DE MUDANÇAS COM PRÉ-CLASSIFICAÇÃO

Na detecção de mudanças com pré-classificação é possível o emprego de diversas técnicas, a subtração direta de bandas, por exemplo, mas há vantagens na utilização de imagens transformadas.

Neste sentido devem ser ressaltados os índices de vegetação, que são desenvolvidos desde os primórdios do sensoriamento remoto digital da terra e, são adaptados ao realce da vegetação em diversas situações. No ano de 1995 eles receberam uma grande revisão que encontrou mais de 40 diferentes índices todos criados nos últimos 20 anos (Bannari, Morin e Bonn, 1995 *apud* LIU, 2007, p.217). São altamente correlacionados com a cobertura vegetal da cena, donde a sua principal utilidade, inferir sobre a distribuição espacial e as condições da massa fotossintetizante. Eles operam geralmente através de funções matemáticas, cruzando os dados espectrais das faixas do visível (0,4 a 0,7 μm) e do infravermelho próximo (0,725 a 1,1 μm), VIS e NIR respectivamente.

4.4.1 RESULTADOS DA SUBTRAÇÃO DAS TRANSFORMADAS NDVI

A aglutinação das vinte e uma classes de mudança originais em cinco classes sintéticas de tendência das mudanças gerou classes vazias.

Visando eliminá-las, dois novos Mapas Temáticos foram produzidos utilizando as mesmas cores e nomes.

Eles foram gerados através do classificador supervisionado Distância Mínima e, estão nas Ilustrações 17 e 18 e, as respectivas distribuições de freqüência podem ser examinadas na Tabela 8, a seguir.

Tabela 88 – Frequência das classes sintéticas.

Classe	Pixels 01 - 88	%	Pixels 06 - 01	%
Alto Crescimento da Vegetação	348.976	2,53%	150.383	1,09%
Crescimento da Vegetação	1.188.280	8,60%	777.281	5,62%
Sem Mudança	11.329.545	81,99%	11.719.659	84,81%
Diminuição da Vegetação	750.600	5,43%	831.466	6,02%
Alta Diminuição da Vegetação	201.459	1,46%	340.071	2,46%
Totais	13.818.860		13.818.860	

A determinação dos limares foi bastante complexa em todos os tratamentos, em acordo com as diversas referências encontradas nos trabalhos científicos consultados.

A detecção de mudanças no uso e na cobertura do solo por se dar na menor porção dos pixels das imagens e, ser fortemente influenciada por fatores acidentais (registro, contribuições atmosféricas, diferenças na condição do imageamento ou mesmo do sensor, presença de umidade) exige uma prévia e criteriosa avaliação dos dados, antes da determinação de qual valor percentual, para mais ou para menos, realmente pode ser definido como uma mudança no uso e ou na cobertura do solo quando são comparados dois pixels homólogos.

A utilização de limiões incrementados e decrementados em dez por cento, partindo o valor zero demonstrou se eficaz, para revelar as mudanças no tratamento NDVI, assim como no KT.

Este escalonamento do limiar manteve a coerência e a capacidade de comparação entre as técnicas. Além disso, caso um escalonamento menor tivesse sido implementado, haveria uma tendência a detalhar o conjunto dos pixels acumulados entre zero e mais ou menos dez por cento. Nesta faixa, concentrarem os pixels que não sofreram nenhuma mudança, mas também o maior potencial dos erros de comissão por fatores acidentais, fato que elevaria o risco de imprecisão nos resultados.

Ressalva-se que nos trabalhos desenvolvidos sob uma escala local, onde a detecção de nuances menor pode ser o objetivo, a utilização de uma escala menor para os limares pode se justificar.

A análise das distribuições também foi importante porque deu segurança à aglutinação das classes para um contraste maior, pois se os limiões originais tivessem sido utilizados diretamente nas comparações, a análise qualitativa se

daria sobre uma quantidade considerável de classes, mas com um número muito pequeno de pixels distribuídos nelas, dificultando as conclusões ineficazes para a finalidade e escala do trabalho.

A construção de classes sintéticas de tendência a partir da aglutinação das vinte e uma classes originais em cinco para gerar o Mapa de Tendências das Mudanças demonstrou-se viável, mediante a comparação dos dois resultados de detecção de mudanças obtidos com as transformadas de NDVI realizada por subtração e posterior classificação por árvore de decisão.

As informações herdadas das classes originais de mudança não foram perdidas e puderam ser utilizadas na interpretação dos resultados do Mapa de Tendência das Mudanças.

4.4.1.1 Resultados da Subtração dos Mapas de Mudança NDVI

A partir da geração dos mapas de mudanças obtidos através da subtração das imagens NDVI, se tornou possível compará-los, em termos das tendências das mudanças detectadas. Bastando, para tal, que fosse procedida a subtração destes mapas temáticos, através da ferramenta de Detecção de Mudanças e sua funcionalidade: Gerar Estatísticas de Diferença, indicando nela que o mapa temático de mudanças (01 - 88) era o estágio inicial e o mapa de mudanças (06 - 01) o estágio final, além disso, método de subtração requerido foi o simples. Os resultados estão na Tabela 9, a seguir.

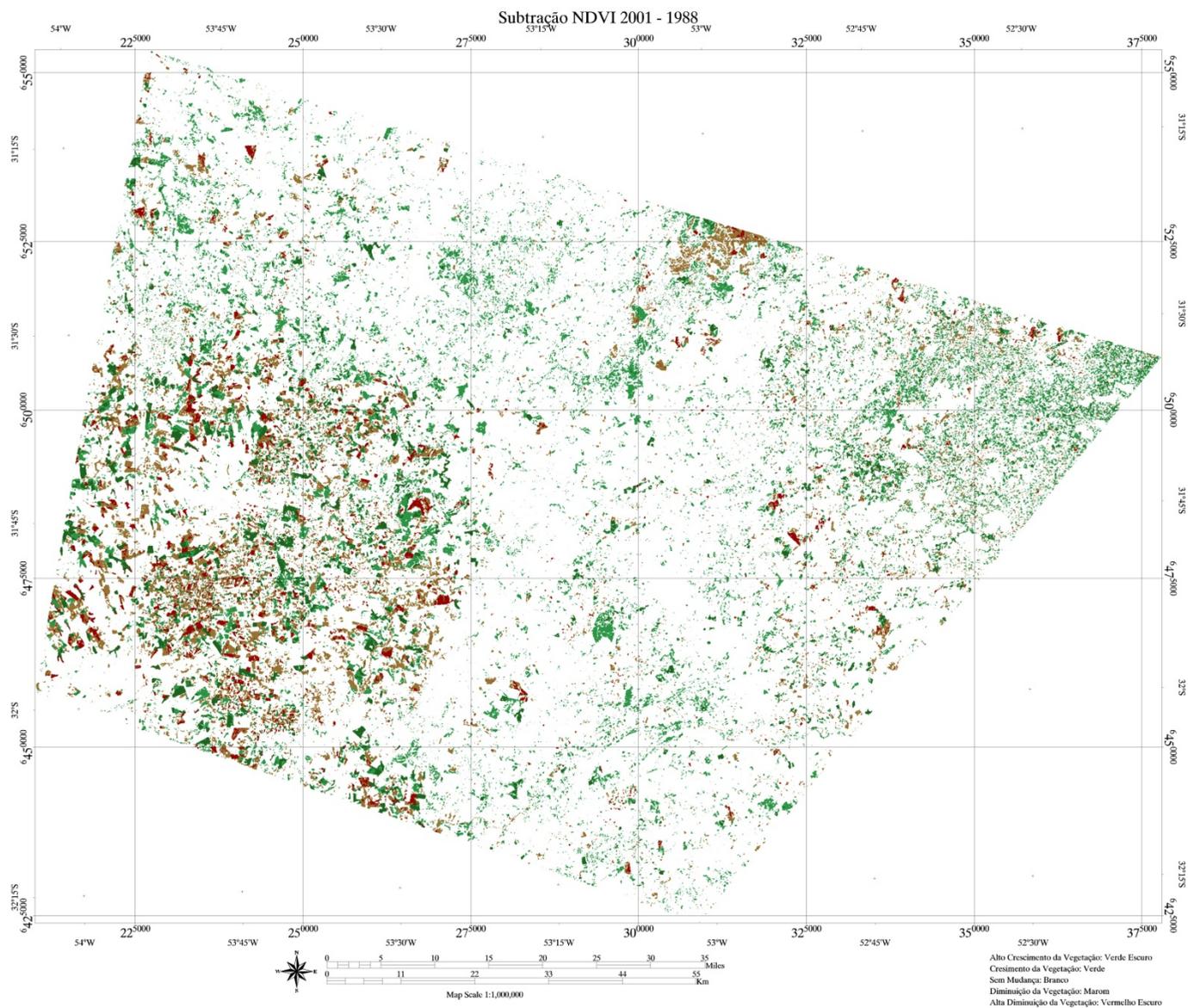


Ilustração 1717 – Mapa de Tendência de Mudança por Subtração de Transformadas NDVI (2001 – 1988).

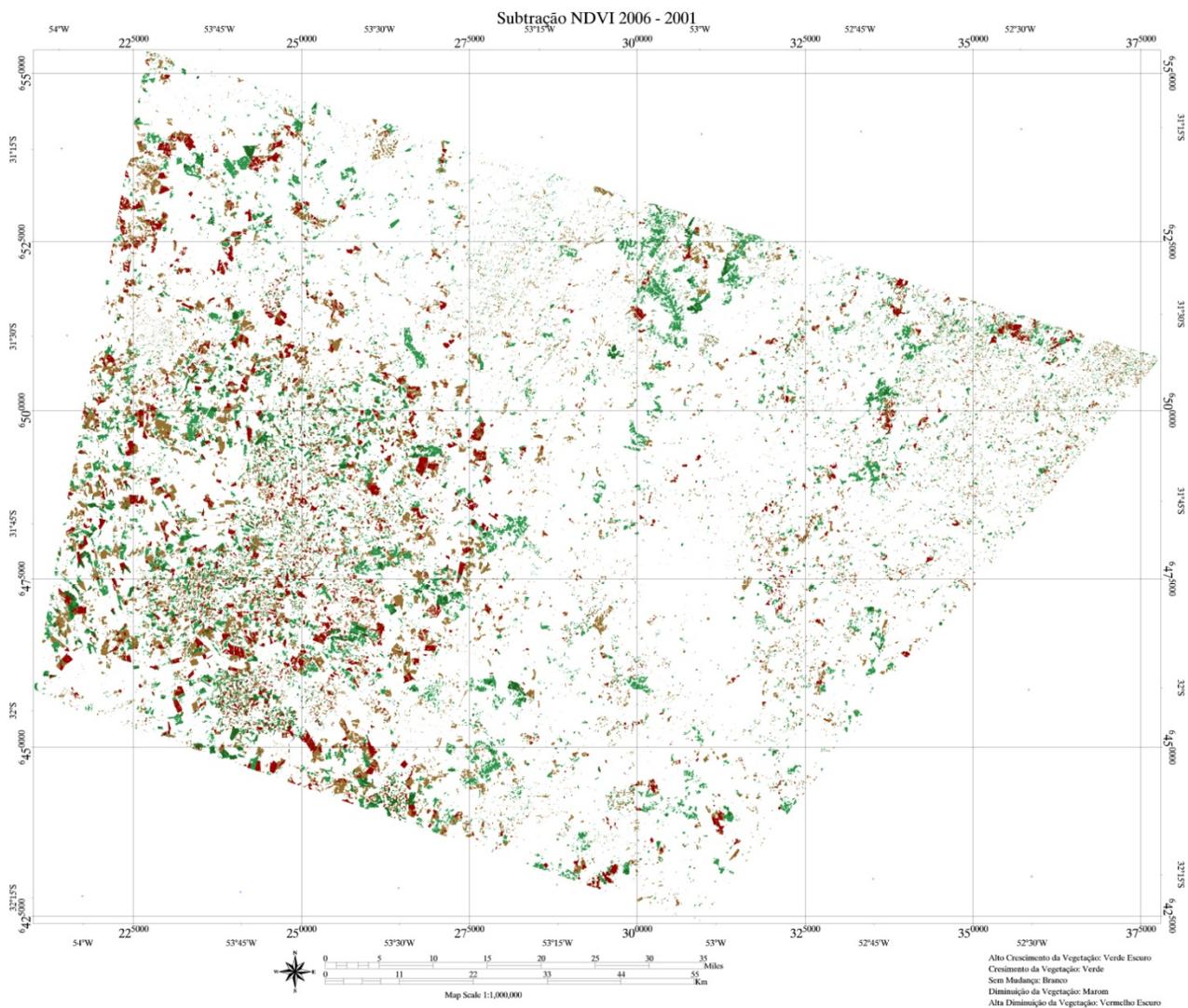


Ilustração 1818 - Mapa de Tendência de Mudança por Subtração de Transformadas NDVI (2006 – 2001).

Tabela 99 – Tabela de Tendência das Mudanças NDVI ((01 - 88) - (06 - 01)).

<i>Em Pixels</i>	Alto			Alta		<i>Total 2006-2001</i>
	Crescimento da Vegetação	Crescimento da Vegetação	Sem Mudança	Diminuição da Vegetação	Diminuição da Vegetação	
Alto Crescimento da Vegetação	7.843	5.941	25.640	39.097	71.862	150.383
Crescimento da Vegetação	16.159	60.957	428.467	211.362	60.336	777.281
Sem Mudança	242.774	946.210	10.060.161	412.975	57.539	11.719.659
Diminuição da Vegetação	51.665	126.974	574.230	69.910	8.687	831.466
Alta Diminuição da Vegetação	30.535	48.198	241.047	17.256	3.035	340.071
Total 2001-1988	348.976	1.188.280	11.329.545	750.600	201.459	13.818.860
Reclassificados	341.133	1.127.323	1.269.384	680.690	198.424	3.616.954
Classificados	(198.593)	(410.999)	390.114	80.866	138.612	

<i>Em Percentagem</i>	Alto			Alta		<i>Total 2006-2001</i>
	Crescimento da Vegetação	Crescimento da Vegetação	Sem Mudança	Diminuição da Vegetação	Diminuição da Vegetação	
Alto Crescimento da Vegetação	2,25%	0,50%	0,23%	5,21%	35,67%	43,85%
Crescimento da Vegetação	4,63%	5,13%	3,78%	28,16%	29,95%	71,65%
Sem Mudança	69,57%	79,63%	88,80%	55,02%	28,56%	321,57%
Diminuição da Vegetação	14,80%	10,69%	5,07%	9,31%	4,31%	44,18%
Alta Diminuição da Vegetação	8,75%	4,06%	2,13%	2,30%	1,51%	18,74%
Total 2001-1988	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	
Reclassificados	97,75%	94,87%	11,20%	90,69%	98,49%	
Classificados	-56,15%	-28,35%	221,57%	-55,82%	-81,26%	

<i>Em Área (ha)</i>	Alto			Alta		<i>Total 2006-2001</i>
	Crescimento da Vegetação	Crescimento da Vegetação	Sem Mudança	Diminuição da Vegetação	Diminuição da Vegetação	
Alto Crescimento da Vegetação	706	535	2.308	3.519	6.468	13.534
Crescimento da Vegetação	1.454	5.486	38.562	19.023	5.430	69.955
Sem Mudança	21.850	85.159	905.414	37.168	5.179	1.054.769
Diminuição da Vegetação	4.650	11.428	51.681	6.292	782	74.832
Alta Diminuição da Vegetação	2.748	4.338	21.694	1.553	273	30.606
Total 2001-1988	31.408	106.945	1.019.659	67.554	18.131	1.243.697
Reclassificados	30.702	101.459	114.245	61.262	17.858	325.526
Classificados	(17.873)	(36.990)	35.110	7.278	12.475	

4.4.1.2 Resultado do Mapa Temático de Tendência das Mudanças NDVI

Após a obtenção da tabela de tendência de mudanças, gerou-se um Mapa de Tendência das Mudanças, disposto na Ilustração 19, através da utilização de uma árvore de decisão programada com vinte e cinco classes sintéticas de tendência das mudanças.

Estas classes e suas freqüências podem ser examinadas na Tabela 10, a seguir, que também mostra os resultados obtidos na classificação em termos das freqüências das classes. Eles guardam coerência com os dados obtidos anteriormente, através da funcionalidade de estatísticas da detecção de mudanças.

Tabela 1010 – Freqüências da Distribuição das Classes Sintéticas de Tendência das Mudanças NDVI.

Classe	Nº Pixels	%
Crescimento Estável	60.957	0,44%
Crescimento Desacelerado	16.159	0,12%
Crescimento	428.467	3,10%
Revegetação	211.362	1,53%
Revegetação Acentuada	60.336	0,44%
Crescimento Acelerado	5.941	0,04%
Vegetando	7.843	0,06%
Crescimento Acentuado	25.640	0,19%
Recomposição	39.097	0,28%
Recomposição Acentuada	71.862	0,52%
Recomposto	946.210	6,85%
Revegetado	242.774	1,76%
Estável	10.060.161	72,80%
Decomposto	412.975	2,99%
Desvegetado	57.539	0,42%
Desvegetação	126.974	0,92%
Decomposição	51.665	0,37%
Diminuição	574.230	4,16%
Diminuição Estável	69.910	0,51%
Diminuição Desacelerada	8.687	0,06%
Desvegetação Acentuada	48.198	0,35%
Decomposição Acentuada	30.535	0,22%
Diminuição Acentuada	241.047	1,74%
Diminuição Acelerada	17.256	0,12%
Desvegetando	3.035	0,02%
Total	13.818.860	

É útil esclarecer que as classes definidas para o mapa de tendência foram baseadas nos estágios inicial e final buscando descrever a direção da tendência que foi captada, ao combinar os três instantes de imageamento nas duas comparações (2001 – 1988 e 2006 – 2001).

No Anexo 10 está a programação da Árvore de Decisão que resultou no Mapa de Tendência das Mudanças.

4.4.2 RESULTADOS DA SUBTRAÇÃO DE COMPONENTES KT VERDOR

A Tabela 11 organiza os resultados do pós-processamento das imagens diferença KT e nos Anexos 17 e 18 podem ser analisados os Mapas Temáticos das diferenças das componentes de Verdor da KT após os procedimentos de pós-classificação.

Tabela 1111 - Freqüência das classes no Pós-processamento KT.

Classe	Pixels 01 - 88	%	Pixels 06 - 01	%
Alto Crescimento da Vegetação	69.085	0,50%	92.672	0,67%
Crescimento da Vegetação	1.028.201	7,44%	653.673	4,73%
Sem Mudança	12.466.925	90,22%	12.652.557	91,56%
Diminuição da Vegetação	225.732	1,63%	381.771	2,76%
Alta Diminuição da Vegetação	28.917	0,21%	38.187	0,28%
Totais	13.818.860		13.818.860	

Tabela 1212 – Tabela de Tendência das Mudanças KT Verdor ((01 - 88) - (06 - 01)).

<i>Em Pixels</i>	Alto			Alta		<i>Total 2006-2001</i>
	Crescimento da Vegetação	Crescimento da Vegetação	Sem Mudança	Diminuição da Vegetação	Diminuição da Vegetação	
Alto Crescimento da Vegetação	342	1.508	42.192	37.781	10.849	92.672
Crescimento da Vegetação	1.252	20.834	536.868	88.065	6.654	653.673
Sem Mudança	54.189	940.229	11.548.758	98.146	11.235	12.652.557
Diminuição da Vegetação	10.053	58.127	311.738	1.680	173	381.771
Alta Diminuição da Vegetação	3.249	7.503	27.369	60	6	38.187
Total 2001-1988	69.085	1.028.201	12.466.925	225.732	28.917	13.818.860
Reclassificados	68.743	1.007.367	918.167	224.052	28.911	2.247.240
Classificados	23.587	(374.528)	185.632	156.039	9.270	

<i>Em Percentagem</i>	Alto			Alta		<i>Total 2006-2001</i>
	Crescimento da Vegetação	Crescimento da Vegetação	Sem Mudança	Diminuição da Vegetação	Diminuição da Vegetação	
Alto Crescimento da Vegetação	0,50%	0,15%	0,34%	16,74%	37,52%	55,23%
Crescimento da Vegetação	1,81%	2,03%	4,31%	39,01%	23,01%	70,17%
Sem Mudança	78,44%	91,44%	92,64%	43,48%	38,85%	344,85%
Diminuição da Vegetação	14,55%	5,65%	2,50%	0,74%	0,60%	24,05%
Alta Diminuição da Vegetação	4,70%	0,73%	0,22%	0,03%	0,02%	5,70%
Total 2001-1988	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	
Reclassificados	99,50%	97,97%	7,36%	99,26%	99,98%	
Classificados	-44,77%	-29,83%	244,85%	-75,95%	-94,30%	

<i>Em Área (ha)</i>	Alto			Alta		<i>Total 2006-2001</i>
	Crescimento da Vegetação	Crescimento da Vegetação	Sem Mudança	Diminuição da Vegetação	Diminuição da Vegetação	
Alto Crescimento da Vegetação	31	136	3.797	3.400	976	8.340
Crescimento da Vegetação	113	1.875	48.318	7.926	599	58.831
Sem Mudança	4.877	84.621	1.039.388	8.833	1.011	1.138.730
Diminuição da Vegetação	905	5.231	28.056	151	16	34.359
Alta Diminuição da Vegetação	292	675	2.463	5	1	3.437
Total 2001-1988	6.218	92.538	1.122.023	20.316	2.603	1.243.697
Reclassificados	6.187	90.663	82.635	20.165	2.602	202.252
Classificados	2.123	(33.708)	16.707	14.044	834	

4.4.2.1 Resultados da Tabela de Tendências das Mudanças KT Verdor

A Tabela 12 foi obtida diretamente da ferramenta de Detecção de Mudanças, através da funcionalidade de gerar Estatísticas de Diferença.

O estágio inicial informado foi o mapa temático da subtração das componentes KT Verdor (01 - 88) e, como estágio final, foi informado o mapa temático da subtração das componentes KT Verdor (06 - 01).

Os resultados da transformação das classes sintéticas de mudança em classes sintéticas de tendência estão na Tabela 13 que foi obtida seguindo a mesma metodologia utilizada na subtração dos mapas temáticos de mudança NDVI.

Tabela 1313 - Freqüências da Distribuição das Classes Sintéticas de Tendências das Mudanças KT Verdor.

Classe	Nº Pixels	%
Crescimento Estável	20.834	0,15%
Crescimento Desacelerado	1.252	0,01%
Crescimento	536.868	3,89%
Revegetação	88.065	0,64%
Revegetação Acentuada	6.654	0,05%
Crescimento Acelerado	1.508	0,01%
Vegetando	342	0,00%
Crescimento Acentuado	42.192	0,31%
Recomposição	37.781	0,27%
Recomposição Acentuada	10.849	0,08%
Recomposto	940.229	6,80%
Revegetado	54.189	0,39%
Estável	11.548.758	83,57%
Decomposto	98.146	0,71%
Desvegetado	11.235	0,08%
Desvegetação	58.127	0,42%
Decomposição	10.053	0,07%
Diminuição	311.738	2,26%
Diminuição Estável	1.680	0,01%
Diminuição Desacelerada	173	0,00%
Desvegetação Acentuada	7.503	0,05%
Decomposição Acentuada	3.249	0,02%
Diminuição Acentuada	27.369	0,20%
Diminuição Acelerada	60	0,00%
Desvegetando	6	0,00%
Total	13.818.860	

Metodologicamente, a diferença foi não foi gerar um Mapa de Tendência das Mudanças pela programação de uma árvore de decisão, por ser desnecessário para os objetivos do trabalho, uma vez que a comparação possível entre as tendências de mudança detectadas com as imagens subtrativas de NDVI e de verdor da KT, é perfeitamente possível de ser realizada comparando, duas a duas, as Tabelas 9 e 12 e, 10 e 13.

4.5 DETECÇÃO DE MUDANÇAS E DESENVOLVIMENTO RURAL

A região escolhida para o trabalho, como foi comentado no capítulo 3, detêm uma grande concentração de Projetos de Assentamentos (PAs) de agricultores familiares criados pelo INCRA ou reconhecidos por ele, quando criados em parceria com o Governo do Estado. No Anexo 14 está a lista completa de todos os assentamentos, com a data de criação e número de famílias assentadas e área oficiais, além do município.

Em grandes números, na área de estudo, há 70 Projetos de Assentamento, criados entre 1992 e 2003, abrangendo uma área aproximada de sessenta e dois mil e oitocentos hectares distribuídos entre duas mil e duzentas famílias, ou seja, em torno de trinta hectares por família.

É importante ressaltar que a distribuição destes PAs não é pulverizada. Há um grande maciço ao sul de Bagé, que se estende até as cercanias da cidade de Aceguá ao sul e Candiota ao leste, o que pode ser observado na Ilustração 20 a seguir.

Outro aspecto importante é o fato de que a maior parte dos PAs (60%) foi criada entre dois anos antes e dois anos após 2001, considerando que as imagens comparadas na detecção de mudanças datam dos finais de 1988, 2001 e 2006, se espera que os efeitos da implantação destes PAs sejam sentidos mais fortemente na comparação 2006/2001.

Assumindo uma correlação forte entre a detecção de mudanças no uso e na cobertura do solo e o nível de atividade econômica na área de estudo durante o período examinado e, aproveitando os bons resultados do Índice de Estabilidade e o razoável desempenho do Indicador de Tendência que foram propostos anteriormente, foi derivada uma metodologia comparativa entre as áreas fora e dentro dos polígonos que circunscrevem os PAs.

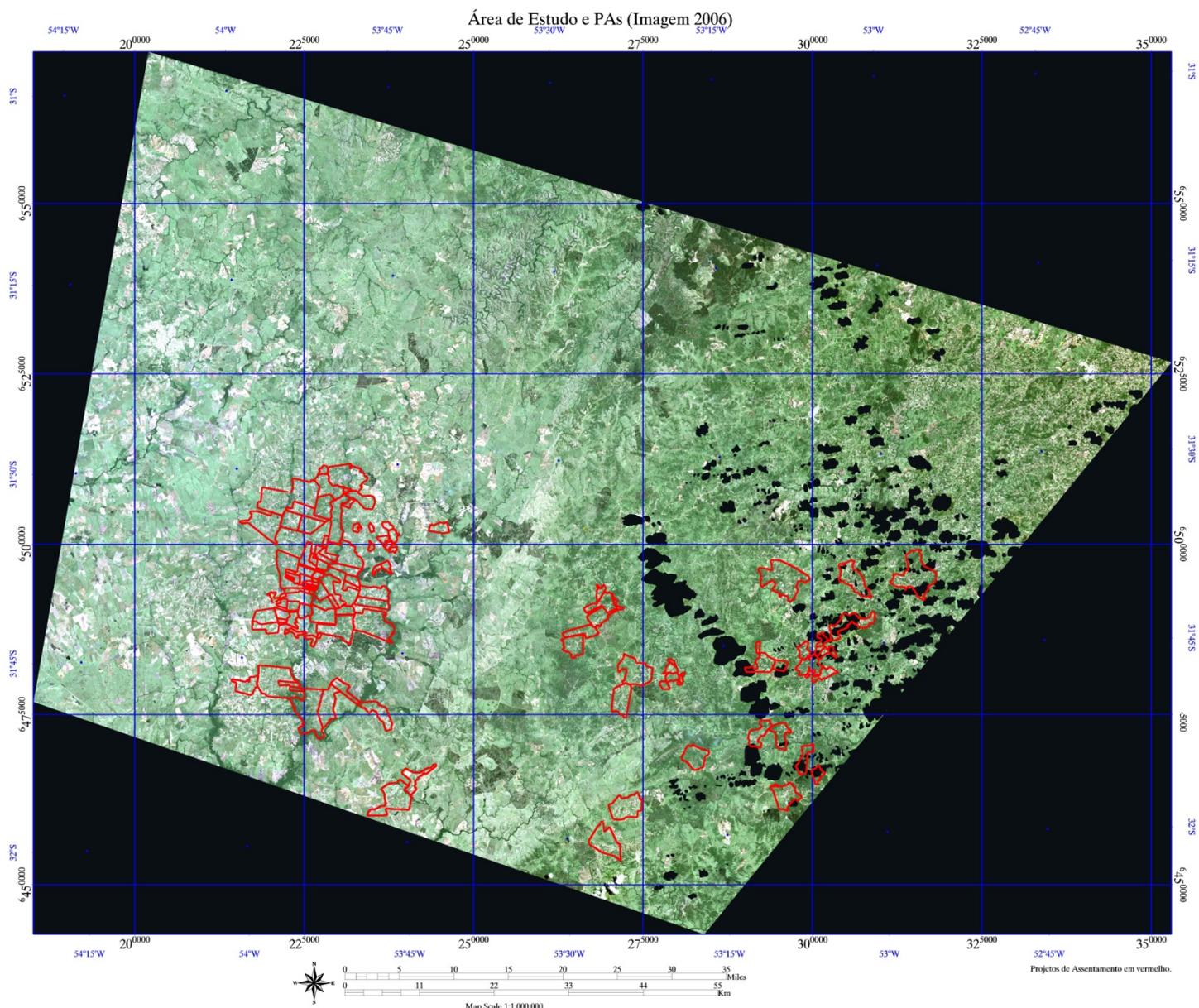


Ilustração 2020 – Imagem da Área de Estudo de 2006 com os PAs sobrepostos.

O primeiro passo foi a construção de duas máscaras, uma para recortar os PAs e outra para eliminar o que não estivesse contido neles. O segundo passo foi aplicá-las nos mapas temáticos que haviam sido produzidos nas etapas anteriores deste trabalho, mediante a classificação supervisionada por máxima verossimilhança dos subconjuntos das imagens de 1988, 2001 e 2006. Estes procedimentos geraram dois novos grupos de mapas temáticos, um grupo com as informações da classificação das áreas dentro dos PAs e outro com as informações fora.

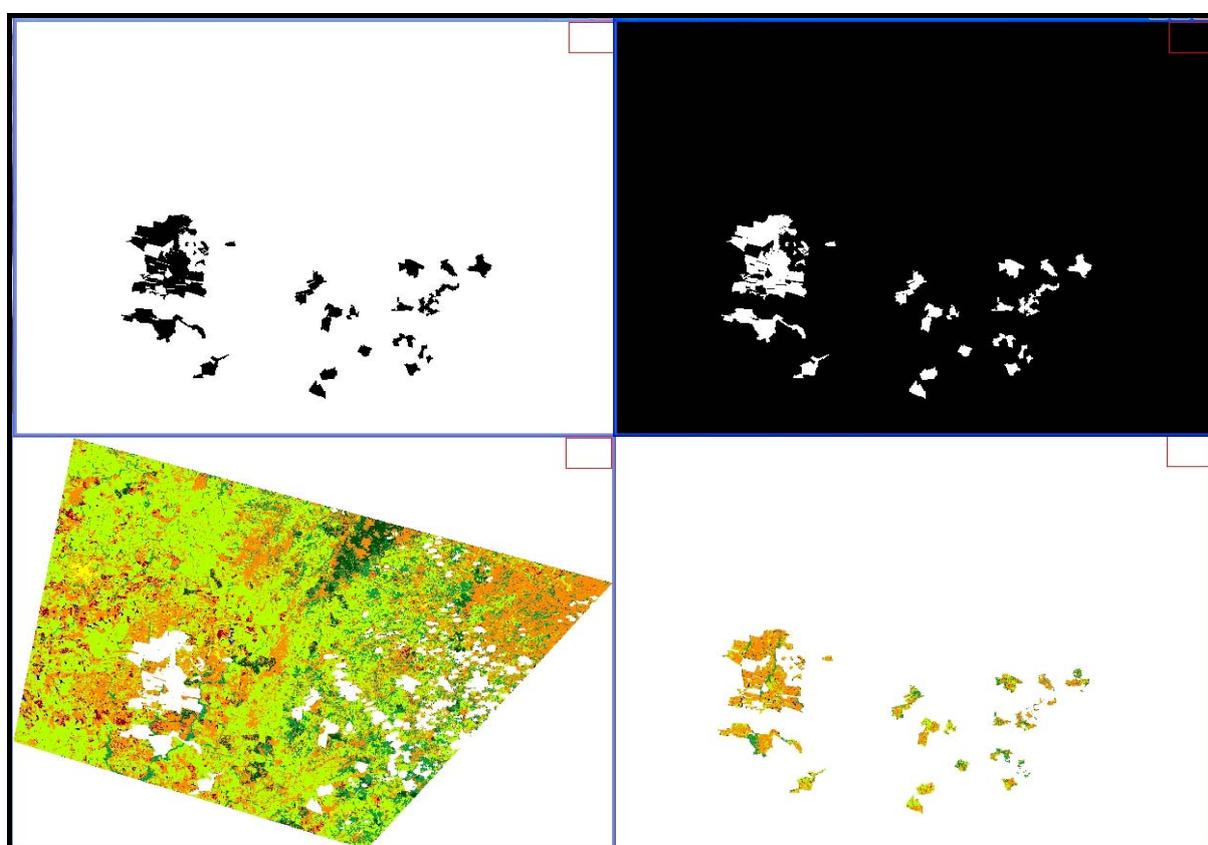


Ilustração 2121 – Máscaras e resultados das aplicações sobre o Mapa Temático de 2006.

A terceira etapa foi a subtração dos novos mapas temáticos para a detecção das mudanças. Neste caso cada conjunto foi subtraído separadamente na mesma ordem: 2001 – 1988 e 2006 – 2001.

Cada subtração gerou uma tabela do tipo “de-para” que serviram de base para o cálculo do índice e do indicador propostos. As tabelas estão dispostas a seguir.

Tabela 1414 – Detecção de Mudanças 2001 – 1988 Fora dos PAs.

<i>Em Pixels</i>	Solo Agrícola	Lavoura	Não Agrícola	Floresta	Mata	Água	Pastagem	<i>Total 2001</i>
Solo Agrícola	237.907	404.820	109.757	5.701	44.924	1.380	445.261	1.249.750
Lavoura	295.957	1.614.035	172.589	14.062	271.320	1.759	2.154.205	4.523.927
Não Agrícola	9.545	15.620	54.677	398	1.887	560	17.363	100.050
Floresta	17.185	126.404	10.091	75.020	98.278	397	160.111	487.486
Mata	26.757	386.324	15.536	106.960	938.469	22	261.697	1.735.765
Água	18.646	8.326	5.084	181	1.584	39.913	17.182	90.916
Pastagem	115.630	570.192	87.654	3.015	51.729	521	4.125.635	4.954.376
Total 1988	721.627	3.125.721	455.388	205.337	1.408.191	44.552	7.181.454	13.142.270
Reclassificados	483.720	1.511.686	400.711	130.317	469.722	4.639	3.055.819	6.056.614
Classificados	528.123	1.398.206	[355.338]	282.149	327.574	46.364	[2.227.078]	

<i>Em Percentagem</i>	Solo Agrícola	Lavoura	Não Agrícola	Floresta	Mata	Água	Pastagem	<i>Total 2001</i>
Solo Agrícola	32,97%	12,95%	24,10%	2,78%	3,19%	3,10%	6,20%	85,29%
Lavoura	41,01%	51,64%	37,90%	6,85%	19,27%	3,95%	30,00%	190,61%
Não Agrícola	1,32%	0,50%	12,01%	0,19%	0,13%	1,26%	0,24%	15,66%
Floresta	2,38%	4,04%	2,22%	36,54%	6,98%	0,89%	2,23%	55,28%
Mata	3,71%	12,36%	3,41%	52,09%	66,64%	0,05%	3,64%	141,91%
Água	2,58%	0,27%	1,12%	0,09%	0,11%	89,59%	0,24%	93,99%
Pastagem	16,02%	18,24%	19,25%	1,47%	3,67%	1,17%	57,45%	117,27%
Total 1988	100,00%							
Reclassificados	67,03%	48,36%	87,99%	63,46%	33,36%	10,41%	42,55%	
Classificados	-14,71%	90,61%	-84,34%	-44,72%	41,91%	-6,01%	17,27%	

<i>Em Área (ha)</i>	Solo Agrícola	Lavoura	Não Agrícola	Floresta	Mata	Água	Pastagem	<i>Total 2001</i>
Solo Agrícola	21.412	36.434	9.878	513	4.043	124	40.073	112.478
Lavoura	26.636	145.263	15.533	1.266	24.419	158	193.878	407.153
Não Agrícola	859	1.406	4.921	36	170	50	1.563	9.005
Floresta	1.547	11.376	908	6.752	8.845	36	14.410	43.874
Mata	2.408	34.769	1.398	9.626	84.462	2	23.553	156.219
Água	1.678	749	458	16	143	3.592	1.546	8.182
Pastagem	10.407	51.317	7.889	271	4.656	47	371.307	445.894
Total 1988	64.946	281.315	40.985	18.480	126.737	4.010	646.331	1.182.804
Reclassificados	43.535	136.052	36.064	11.729	42.275	418	275.024	545.095
Classificados	47.531	125.839	[31.980]	25.393	29.482	4.173	[200.437]	

Tabela 1515 – Detecção de Mudanças 2006 – 2001 Fora dos PAs.

<i>Em Pixels</i>	Solo Agrícola	Lavoura	Não Agrícola	Floresta	Mata	Água	Pastagem	<i>Total 2006</i>
Solo Agrícola	35.010	47.794	15.605	1.125	4.612	165	165.592	269.903
Lavoura	422.771	1.678.924	263.412	26.809	356.700	7.494	1.732.385	4.488.495
Não Agrícola	5.641	12.488	47.121	256	690	4.341	23.070	93.607
Floresta	20.578	142.084	10.205	62.826	76.603	674	209.993	522.963
Mata	17.427	275.262	13.213	106.918	817.092	76	153.301	1.383.289
Água	12.767	4.447	1.727	258	1.920	29.810	9.102	60.031
Pastagem	204.056	957.278	104.012	7.107	150.126	1.992	4.899.411	6.323.982
Total 1988	718.250	3.118.277	455.295	205.299	1.407.743	44.552	7.192.854	13.142.270
Reclassificados	683.240	1.439.353	408.174	142.473	590.651	14.742	2.293.443	5.572.076
Classificados	(448.347)	1.370.218	(361.688)	317.664	(24.454)	15.479	(868.872)	

<i>Em Percentagem</i>	Solo Agrícola	Lavoura	Não Agrícola	Floresta	Mata	Água	Pastagem	<i>Total 2001</i>
Solo Agrícola	4,87%	1,53%	3,43%	0,55%	0,33%	0,37%	2,30%	13,38%
Lavoura	58,86%	53,84%	57,86%	13,06%	25,34%	16,82%	24,08%	249,86%
Não Agrícola	0,79%	0,40%	10,35%	0,12%	0,05%	9,74%	0,32%	21,77%
Floresta	2,87%	4,56%	2,24%	30,60%	5,44%	1,51%	2,92%	50,14%
Mata	2,43%	8,83%	2,90%	52,08%	58,04%	0,17%	2,13%	126,58%
Água	1,78%	0,14%	0,38%	0,13%	0,14%	66,91%	0,13%	69,60%
Pastagem	28,41%	30,70%	22,84%	3,46%	10,66%	4,47%	68,11%	168,67%
Total 1988	100,00%							
Reclassificados	95,13%	46,16%	89,65%	69,40%	41,96%	33,09%	31,89%	
Classificados	-86,62%	149,86%	-78,23%	-49,86%	26,58%	-30,40%	68,67%	

<i>Em Área (ha)</i>	Solo Agrícola	Lavoura	Não Agrícola	Floresta	Mata	Água	Pastagem	<i>Total 2001</i>
Solo Agrícola	3.151	4.301	1.404	101	415	15	14.903	24.291
Lavoura	38.049	151.103	23.707	2.413	32.103	674	155.915	403.965
Não Agrícola	508	1.124	4.241	23	62	391	2.076	8.425
Floresta	1.852	12.788	918	5.654	6.894	61	18.899	47.067
Mata	1.568	24.774	1.189	9.623	73.538	7	13.797	124.496
Água	1.149	400	155	23	173	2.683	819	5.403
Pastagem	18.365	86.155	9.361	640	13.511	179	440.947	569.158
Total 1988	64.643	280.645	40.977	18.477	126.697	4.010	647.357	1.182.804
Reclassificados	61.492	129.542	36.736	12.823	53.159	1.327	206.410	501.487
Classificados	(40.351)	123.320	(32.552)	28.590	(2.201)	1.393	(78.198)	

Tabela 1616 – Valores de IE e IT para as Classes de Uso e Cobertura do Solo Fora dos PAs.

<i>Índices e Indicadores 2001-1988</i>	<i>Índice de Estabilidade</i>	<i>Pixels Classificados Líquidos</i>	<i>Pixels Reclssificad os Líquidos</i>	<i>Indicador de Tendência</i>	<i>Maior Receptora</i>	<i>Pixels Reclssificad os</i>	<i>Percentual sobre o Total</i>	<i>Maior Doadora</i>	<i>Pixels Classificados</i>	<i>Percentual sobre o Total</i>
Solo Agrícola	0,50	1.011.843	483.720	0,35	Lavoura	295.957	41%	Pastagem	445.261	36%
Lavoura	0,32	2.909.892	1.511.686	0,32	Pastagem	570.192	18%	Pastagem	2.154.205	48%
Não Agrícola	0,79	45.373	400.711	[0,80]	Lavoura	172.589	38%	Pastagem	17.363	17%
Floresta	0,46	412.466	130.317	0,52	Mata	106.960	52%	Pastagem	160.111	33%
Mata	0,20	797.296	469.722	0,26	Lavoura	271.320	19%	Lavoura	386.324	22%
Água	0,05	51.003	4.639	0,83	Lavoura	1.759	4%	Solo Agrícola	18.646	21%
Pastagem	0,27	828.741	3.055.819	[0,57]	Lavoura	2.154.205	30%	Lavoura	570.192	12%
Média	0,37	865.230,57	865.230,57	0,13		510.426,00	29%		536.014,57	27%
Desvio Padrão	0,22	906.185,95	1.001.074,70	0,55		691.211,23	15%		689.546,96	12%

<i>Índices e Indicadores 2006-2001</i>	<i>Índice de Estabilidade</i>	<i>Pixels Classificados Líquidos</i>	<i>Pixels Reclssificad os Líquidos</i>	<i>Indicador de Tendência</i>	<i>Maior Receptora</i>	<i>Pixels Reclssificad os</i>	<i>Percentual sobre o Total</i>	<i>Maior Doadora</i>	<i>Pixels Classificados</i>	<i>Percentual sobre o Total</i>
Solo Agrícola	0,91	234.893	683.240	[0,49]	Lavoura	422.771	59%	Pastagem	165.592	61%
Lavoura	0,30	2.809.571	1.439.353	0,32	Pastagem	957.278	31%	Solo Agrícola	422.771	9%
Não Agrícola	0,81	46.486	408.174	[0,80]	Lavoura	263.412	58%	Lavoura	12.488	13%
Floresta	0,53	460.137	142.473	0,53	Lavoura	26.809	13%	Lavoura	142.084	27%
Mata	0,27	566.197	590.651	[0,02]	Lavoura	356.700	25%	Lavoura	275.262	20%
Água	0,20	30.221	14.742	0,34	Lavoura	7.494	17%	Lavoura	4.447	7%
Pastagem	0,19	1.424.571	2.293.443	[0,23]	Lavoura	1.732.385	24%	Lavoura	957.278	15%
Média	0,46	796.010,86	796.010,86	1,71		538.121,29	32%		282.846,00	22%
Desvio Padrão	0,28	931.834,81	746.323,59	0,45		569.040,33	17%		306.747,21	17%

Tabela 1717 – Detecção de Mudanças 2001 – 1988 Dentro dos PAs.

<i>Em Pixels</i>	Solo Agrícola	Lavoura	Não Agrícola	Floresta	Mata	Água	Pastagem	<i>Total 2001</i>
Solo Agrícola	11.317	26.437	1.816	209	6.809	439	50.637	97.664
Lavoura	31.114	109.024	6.284	705	36.504	362	219.565	403.558
Não Agrícola	92	323	347	5	67	91	383	1.308
Floresta	555	3.226	51	268	3.560	99	6.317	14.076
Mata	2.537	18.652	321	5.284	56.585	-	20.571	103.950
Água	1.007	396	459	7	83	3.298	401	5.651
Pastagem	1.768	6.920	683	67	1.154	6	39.785	50.383
Total 1988	48.390	164.978	9.961	6.545	104.762	4.295	337.659	676.590
Reclassificados	37.073	55.954	9.614	6.277	48.177	997	297.874	455.966
Classificados	49.274	238.580	(8.653)	7.531	(812)	1.356	(287.276)	

<i>Em Percentagem</i>	Solo Agrícola	Lavoura	Não Agrícola	Floresta	Mata	Água	Pastagem	<i>Total 2001</i>
Solo Agrícola	23,39%	16,02%	18,23%	3,19%	6,50%	10,22%	15,00%	92,55%
Lavoura	64,30%	66,08%	63,09%	10,77%	34,84%	8,43%	65,03%	312,54%
Não Agrícola	0,19%	0,20%	3,48%	0,08%	0,06%	2,12%	0,11%	6,24%
Floresta	1,15%	1,96%	0,51%	4,09%	3,40%	2,31%	1,87%	15,28%
Mata	5,24%	11,31%	3,22%	80,73%	54,01%	0,00%	6,09%	160,61%
Água	2,08%	0,24%	4,61%	0,11%	0,08%	76,79%	0,12%	84,02%
Pastagem	3,65%	4,19%	6,86%	1,02%	1,10%	0,14%	11,78%	28,75%
Total 1988	100,00%							
Reclassificados	76,61%	33,92%	96,52%	95,91%	45,99%	23,21%	88,22%	
Classificados	-7,45%	212,54%	-93,76%	-84,72%	60,61%	-15,98%	-71,25%	

<i>Em Área (ha)</i>	Solo Agrícola	Lavoura	Não Agrícola	Floresta	Mata	Água	Pastagem	<i>Total 2001</i>
Solo Agrícola	1.019	2.379	163	19	613	40	4.557	8.790
Lavoura	2.800	9.812	566	63	3.285	33	19.761	36.320
Não Agrícola	8	29	31	0	6	8	34	118
Floresta	50	290	5	24	320	9	569	1.267
Mata	228	1.679	29	476	5.093	-	1.851	9.356
Água	91	36	41	1	7	297	36	509
Pastagem	159	623	61	6	104	1	3.581	4.534
Total 1988	4.355	14.848	896	589	9.429	387	30.389	60.893
Reclassificados	3.337	5.036	865	565	4.336	90	26.809	41.037
Classificados	4.435	21.472	(779)	678	(73)	122	(25.855)	

Tabela 1818 – Detecção de Mudanças 2006 – 2001 Dentro dos PAs.

<i>Em Pixels</i>	Solo Agrícola	Lavoura	Não Agrícola	Floresta	Mata	Água	Pastagem	<i>Total 2006</i>
Solo Agrícola	2.712	6.223	6	85	144	6	1.208	10.384
Lavoura	70.151	278.430	921	7.386	29.811	1.414	19.403	407.516
Não Agrícola	237	889	216	9	35	257	175	1.818
Floresta	1.207	8.763	3	986	3.014	10	430	14.413
Mata	1.234	7.852	27	2.433	63.648	57	367	75.618
Água	193	162	41	17	130	3.618	32	4.193
Pastagem	21.903	101.219	94	3.154	7.125	229	28.924	162.648
Total 1988	97.637	403.538	1.308	14.070	103.907	5.591	50.539	676.590
Reclassificados	94.925	125.108	1.092	13.084	40.259	1.973	21.615	298.056
Classificados	(87.253)	3.978	510	343	(28.289)	(1.398)	112.109	

<i>Em Percentagem</i>	Solo Agrícola	Lavoura	Não Agrícola	Floresta	Mata	Água	Pastagem	<i>Total 2001</i>
Solo Agrícola	2,78%	1,54%	0,46%	0,60%	0,14%	0,11%	2,39%	8,02%
Lavoura	71,85%	69,00%	70,41%	52,49%	28,69%	25,29%	38,39%	356,13%
Não Agrícola	0,24%	0,22%	16,51%	0,06%	0,03%	4,60%	0,35%	22,02%
Floresta	1,24%	2,17%	0,23%	7,01%	2,90%	0,18%	0,85%	14,58%
Mata	1,26%	1,95%	2,06%	17,29%	61,25%	1,02%	0,73%	85,57%
Água	0,20%	0,04%	3,13%	0,12%	0,13%	64,71%	0,06%	68,39%
Pastagem	22,43%	25,08%	7,19%	22,42%	6,86%	4,10%	57,23%	145,30%
Total 1988	100,00%							
Reclassificados	97,22%	31,00%	83,49%	92,99%	38,75%	35,29%	42,77%	
Classificados	-91,98%	256,13%	-77,98%	-85,42%	-14,43%	-31,61%	45,30%	

<i>Em Área (ha)</i>	Solo Agrícola	Lavoura	Não Agrícola	Floresta	Mata	Água	Pastagem	<i>Total 2001</i>
Solo Agrícola	244	560	1	8	13	1	109	935
Lavoura	6.314	25.059	83	665	2.683	127	1.746	36.676
Não Agrícola	21	80	19	1	3	23	16	164
Floresta	109	789	0	89	271	1	39	1.297
Mata	111	707	2	219	5.728	5	33	6.806
Água	17	15	4	2	12	326	3	377
Pastagem	1.971	9.110	8	284	641	21	2.603	14.638
Total 1988	8.787	36.318	118	1.266	9.352	503	4.549	60.893
Reclassificados	8.543	11.260	98	1.178	3.623	178	1.945	26.825
Classificados	(7.853)	358	46	31	(2.546)	(126)	10.090	

Tabela 1919 – Valores de IE e IT para as Classes de Uso e Cobertura do Solo Dentro dos PAs.

<i>Índices e Indicadores 2001-1988</i>	<i>Índice de Estabilidade</i>	<i>Pixels Classificados Líquidos</i>	<i>Pixels Reclasificados Líquidos</i>	<i>Indicador de Tendência</i>	<i>Maior Receptora</i>	<i>Pixels Reclasificados</i>	<i>Percentual sobre o Total</i>	<i>Maior Doadora</i>	<i>Pixels Classificados</i>	<i>Percentual sobre o Total</i>
Solo Agrícola	0,62	86.347	37.073	0,40	Lavoura	31.114	64%	Pastagem	50.637	52%
Lavoura	0,20	294.534	55.954	0,68	Solo Agrícola	26.437	16%	Pastagem	219.565	54%
Não Agrícola	0,93	961	9.614	(0,82)	Lavoura	6.284	63%	Pastagem	383	29%
Floresta	0,92	13.808	6.277	0,37	Mata	5.284	81%	Pastagem	6.317	45%
Mata	0,30	47.365	48.177	(0,01)	Lavoura	36.504	35%	Lavoura	18.652	18%
Água	0,13	2.353	997	0,40	Solo Agrícola	439	10%	Solo Agrícola	1.007	18%
Pastagem	0,79	10.598	297.874	(0,93)	Lavoura	219.565	65%	Lavoura	6.920	14%
Média	0,56	65.138,00	65.138,00	0,01		46.518,14	48%		43.354,43	33%
Desvio Padrão	0,32	97.876,20	97.091,50	0,59		71.841,46	25%		73.729,72	16%
<i>Índices e Indicadores 2006-2001</i>	<i>Índice de Estabilidade</i>	<i>Pixels Classificados Líquidos</i>	<i>Pixels Reclasificados Líquidos</i>	<i>Indicador de Tendência</i>	<i>Maior Receptora</i>	<i>Pixels Reclasificados</i>	<i>Percentual sobre o Total</i>	<i>Maior Doadora</i>	<i>Pixels Classificados</i>	<i>Percentual sobre o Total</i>
Solo Agrícola	0,95	7.672	94.925	(0,85)	Lavoura	70.151	72%	Pastagem	1.208	0
Lavoura	0,18	129.086	125.108	0,02	Pastagem	101.219	25%	Solo Agrícola	70.151	0
Não Agrícola	0,72	1.602	1.092	0,19	Lavoura	921	70%	Lavoura	889	0
Floresta	0,87	13.427	13.084	0,01	Lavoura	7.386	52%	Lavoura	8.763	1
Mata	0,24	11.970	40.259	(0,54)	Lavoura	29.811	29%	Lavoura	7.852	0
Água	0,21	575	1.973	(0,55)	Lavoura	1.414	25%	Lavoura	162	0
Pastagem	0,27	133.724	21.615	0,72	Lavoura	19.403	38%	Lavoura	101.219	1
Média	0,49	42.579,43	42.579,43	(2,82)		32.900,71	45%		27.177,71	31%
Desvio Padrão	0,31	56.365,61	45.096,70	0,50		35.680,77	19%		38.054,04	24%

Comparando os resultados, especificamente as Tabelas 7, 16 e 19, é possível notar que há uma grande similaridade entre os dados obtidos no período (2001 – 1988) quando o conjunto dos dados da imagem é utilizado (Tabela 7) e quando os PAs são extraídos (Tabela 16), comprovada pela proximidade das médias do IE (0,38 e 0,37) e seus respectivos desvios padrão (0,22 e 0,24).

O IE revela por meio de sua média que a taxa de mudanças é alta (IE abaixo de 0,5) e que há pouca influência dos PAs no período, que condiz com a pequena presença dos assentamentos neste período.

O exame do subconjunto dos dados dos PAs no mesmo período revela que a média do IE alcança 0,56 e o desvio padrão 0,36 e, neste caso, também há congruência porque a criação dos PAs só foi acelerada a partir de 2000 ocasionando que os efeitos destas intervenções agrárias não possam ser completamente captados através da comparação (2001 – 2001).

Nesta época e nesta região predomina o efeito das propriedades rurais no estágio inicial, antes da desapropriação ⁶⁸ e nestes casos uma taxa de mudança no uso e cobertura do solo ainda menor pode ser esperada, haja vista que o IE capta, na verdade, os indícios da improdutividade destas fazendas.

Já quando a comparação é estabelecida entre os períodos, ela revela um distanciamento maior entre as médias e o desvio padrão do Índice de Estabilidade.

Utilizando o conjunto dos dados (Tabela 7) a média do IE é 0,38 e o desvio padrão 0,22 no período (2001 - 988), no período (2006 – 2001) é 0,40 e 0,24 respectivamente. Há, portanto, um crescimento da média do IE de 5,26%.

No subconjunto dos dados obtido pela exclusão dos PAs o incremento é bem superior, no período (2001 - 988) a média do IE é 0,37, porém no período (2006 – 2001) alcança 0,46. O incremento na média do IE é de 24,37%, revelando que a taxa de mudanças diminui significativamente entre

⁶⁸ A desapropriação de imóveis rurais para fins de reforma agrária se dá, principalmente, pelo não cumprimento da função social da posse da terra, aferida principalmente pela produtividade agrícola derivada do grau de utilização da terra e do grau de eficiência econômica desta exploração.

os períodos analisados nas áreas que não se transformaram em PAs. Na mesma Tabela 16 é possível ver que o motor das mudanças é a conversão de pastagens em lavouras e, que de fato, ele decresce do primeiro para o segundo período (-51% pixels reclassificados líquidos).

Já dentro dos PAs ocorre o inverso, a média do IE diminui entre os períodos. Ela parte de 0,56 e atinge 0,49, reduzindo 12,5%. Fato parcialmente explicado anteriormente pela obtenção de terras improdutivas para a criação dos PAs e ora complementado, pelo aumento da taxa das mudanças no uso e na cobertura do solo que representa a implantação destes assentamentos.

Analisando o impacto dos PAs na quantidade de mudanças detectadas em cada período, através da comparação das Tabelas 7 e 16, período a período, a média do IE cresce 15 pontos percentuais no período (2006 - 2001) e se mantém praticamente estável (-2,6%) no período (2001 - 1988) sob a mesma comparação.

Este comportamento é explicado, em parte, pelo fato de que período (2001 - 1988) haviam poucos PAs criados, como já foi comentado, assim não poderia haver muita diferença entre a exclusão dos PAs e os dados totais, porém no período (2006 - 2001) é possível estabelecer um efeito de 15% a mais na estabilidade do uso e cobertura do solo pela simples exclusão dos PAs.

É possível, assim, ponderar que há uma boa influência dos PAs nas mudanças que ocorreram na região neste período, haja vista a relação direta de proporcionalidade entre a aproximação da média do IE de 1 e a estabilidade no uso e na cobertura do solo. Os quinze pontos percentuais acrescidos na média do IE dizem respeito a apenas 5% da área, ou 4,9% dos pixels totais.

É interessante também examinar a comparação do subconjunto dos dados dos PAs com o subconjunto dos dados sem os PAs. Neste caso a estabilidade do uso e da cobertura do solo diminui dentro dos PAs de um período para o outro enquanto ela aumenta fora deles.

A média e o desvio padrão do IE dos PAs no período (2001 - 1988) são 0,56 e 0,32 respectivamente e os do subconjunto dos dados restantes são

0,37 e 0,22 respectivamente. No período (2006 - 2001) os dados são 0,49 de média e 0,31 de desvio padrão para os PAs contra 0,46 e 0,28 das áreas fora dos PAs.

Lembrando que o estudo utiliza apenas imagens de mesma época do ano, as conversões são mais ressaltadas que as substituições no uso e cobertura do solo, por isso estes fatos são passíveis de explicação, dada a dinâmica do uso do solo na lavoura não ser completamente captada como mudança.

Eventos como estes são esperados onde há uma densidade produtiva maior, dada a menor quantidade de área dos imóveis rurais que determina uma mudança maior no uso e na cobertura do solo, haja vista as reclassificações de pixels entre a lavoura e o solo agrícola terem sido mais intensas nos PAs que no conjunto dos dados (Tabela 7) e, que a conversão de pastagens superou 50% nas áreas dos PAs.

Por fim, ainda sobre as conversões e substituições, no Anexo 15 há um detalhe do mapa de tendências e no Anexo 16 está a região coberta por ele na imagem de 2006. Escolhida por ser uma plantação florestal de Eucalipto na qual podem ser observadas áreas consolidadas em manejo intenso com substituições e novas áreas sendo incorporadas por expansão do plantio onde está ocorrendo conversões da cobertura do solo e seu uso.

Estas tendências estão bem contrastadas nesta região pela ocorrência próxima de Classes de Tendência de Desvegetação e Desvegetação Acentuada e de Revegetação e Revegetação Acentuada, emolduradas por um mosaico de áreas sem mudança, onde estão as áreas de preservação permanente (rios, veredas, com declividade alta), de reserva (mata nativa) e de estradas, rios e campos passíveis de conversão.

Neste sentido é reforçada a idéia de que a construção de classes Sintéticas de Tendência de Mudanças possui um bom potencial para revelar regiões sob regimes de substituição de regiões convertidas, permitindo em alguns casos, distinguir pela classificação sem precisar analisar as relações espaciais, como foi necessário, utilizando-se apenas mapas temáticos na detecção de mudanças do uso e cobertura do solo.

5 CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

5.1 CONCLUSÕES

- a) Foi demonstrada a impossibilidade de se obter dados confiáveis sem um bom registro das imagens, preconizando-se um RMS de no máximo meio pixel.
- b) A presença de nuvens se apresentou inviável de tratamento dentro das rotinas de detecção de mudanças, tanto nas áreas cobertas, quanto nas imediações influenciadas por suas bordas e sombras, revelando um limitante muito forte destas técnicas.
- c) A adoção de imagens com datas próximas foi acertada para os objetivos do trabalho. Elas ajudaram a controlar a qualidade dos resultados e ressaltaram as mudanças importantes para o trabalho.
- d) Considerando a escala regional do trabalho, conclui-se que todos os tratamentos guardaram coerência entre si e, podem ser considerados equivalentes entre si, quanto aos resultados e aplicabilidade.
- e) Nenhuma técnica se destacou das demais, de forma a ser recomendável, isoladamente, para outros casos.
- f) Se os objetivos fossem mais detalhistas e as escalas apropriadas para trabalhos locais, é possível que o tratamento de detecção com pré-classificação de componente KT Verdor se sobressaísse.
- g) A escolha da técnica deve ponderar os objetivos do trabalho, os dados envolvidos e a escala de trabalho. Acessoriamente devem ser consideradas as ferramentas disponíveis, a capacidade de processamento hábil e o conhecimento e familiaridade dos pesquisadores para com as técnicas e regiões em estudo.

- h) A Pós-classificação Supervisionada se manteve em um patamar muito bom de eficiência, corroborando sua dependência à alta acurácia das classificações.
- i) A geração de um Índice de Estabilidade ajudou na interpretação dos resultados da detecção das mudanças, inclusive na diferenciação entre substituições e conversões do uso e da cobertura do solo.
- j) O Indicador de Tendência não alcançou suficientemente os objetivos, carecendo de um ajuste melhor para auxiliar a interpretação das tendências.
- k) Há vantagens significativas na utilização das técnicas de detecção de mudanças de forma complementar.
- l) A aplicação dos tratamentos de pós-classificação do NDVI e da KT demonstrou-se uma forma válida de utilizar a detecção das tendências das mudanças.
- m) Tratar a fase qualitativa, primeiro na perspectiva da captura das mudanças na massa fotossintetizante presente na cena e, depois na interpretação das tendências ajudou na interpretação dos resultados.
- n) A distribuição das classes sintéticas de tendência prova a consistência dos tratamentos pós-classificatórios NDVI e KT Verdor, pois hegemonia da classe Estável, na distribuição dos pixels, foi herdada diretamente dos resultados originais.
- o) As variações na biomassa fotossintetizante, captadas na cena pelos dois tratamentos, NDVI e KT, permitiram uma avaliação consistente das tendências através das Classes Sintéticas de Tendência das Mudanças, ressaltando as concentrações nas classes de Diminuição e Crescimento.
- p) Cruzando informações topológicas do Mapa de Tendências das Mudanças com os dados tabulados, tornou-se possível avaliar as relações das mudanças

especialmente e colher inícios para o estabelecimento de uma razoável discriminação entre as substituições (alterações cíclicas) e conversões, (caráter permanente) no uso e na cobertura do solo.

- q) A subtração das componentes de Verdor da KT se demonstrou propícia para a detecção de mudanças, com uma ligeira maior sensibilidade para as flutuações da biomassa, ao concentrar acima de 94% dos pixels na faixa entre + 10% e - 10% de mudança em relação à zero enquanto a NDVI atingiu 91,3% de teto.
- r) A utilização do IE como parâmetro par avaliar os impactos no uso e na cobertura do solo advindos da criação e implantação de Projetos de Assentamentos se demonstrou útil.
- s) A utilização de mapas temáticos para a detecção de mudanças no uso e na cobertura do solo permite inferir sobre a intensidade dos processos produtivos no meio rural e mostrou potencial para ser realizado como instrumento de apoio às decisões para as políticas públicas de desenvolvimento rural.
- t) O IE conseguiu captar indícios de improdutividade nas áreas que foram posteriormente desapropriadas para a criação dos Projetos de Assentamento, revelando taxas muito baixas de mudanças em comparação ao em torno destas regiões.
- u) O IE não foi eficiente para detectar mudanças por substituições em ciclos “lavoura - solo agrícola” utilizando imagens de mesma época.

5.2 RECOMENDAÇÕES

Dentre as inumeráveis recomendações possíveis diante de um tema tão complexo e estratégico como a detecção de mudanças no uso e na

cobertura do solo, por meio de sensoriamento remoto, é preferível fazer contar apenas duas, altamente estratégicas.

Primeiro, com base nos resultados deste trabalho e de todos os outros aqui apresentados pela revisão bibliográfica, que sejam envidados todos os esforços possíveis, tanto pela comunidade científica brasileira, quanto pelos órgãos governamentais competentes para que seja iniciado, no menor prazo possível, um programa de âmbito nacional de detecção de mudanças, para dar conta de alicerçar um pouco mais a soberania do País, não se deve esquecer, ele é composto por homens e mulheres livres, e a informação é constituinte da liberdade.

Segundo, para que se realize o potencial estratégico da detecção de mudanças no Brasil, o programa espacial brasileiro deve continuar a receber os meios para seu desenvolvimento, ampliando-os sempre que necessário e que o INPE permaneça coerente com sua determinação de fornecer imagens orbitais de altíssima qualidade, sem restrições e gratuitamente ⁶⁹. Uma decisão pioneira, tomada em uma época que mesmo potências mundiais não podiam sonhar com algo similar e que ainda hoje se mostra revolucionária, pois muitas delas, com meios melhores que os nossos, ainda relutam em nos acompanhar.

⁶⁹ Do mundo e das mães, se pode afirmar que são únicos, por isto não podemos nos furtar de conhecê-los o melhor possível, para cuidar-lhes bem.

REFERÊNCIAS

ANDERSON, L. O. *et al.* Assessment of Deforestation in Near Real Time Over the Brazilian Amazon Using Multitemporal Fraction Images Derived From Terra MODIS. In: **IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters**, vol. 2, n. 3, jul. de 2005, p. 315-318.

ANDRADE J. B.; OLIVEIRA, T. S. Análise Espaço-temporal do uso da terra em parte do semi-árido cearense. In: **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, 2004, p. 28:393-401.

ANDRADE N. S. O.; NUMATA, I.; VALÉRIO FILHO, M. Estudo da Dinâmica da Cobertura Vegetal e Uso da Terra na Região de Ji-Paraná/RO In: IX Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 11-18 de setembro 1998, Santos, Brasil. **Anais . . .** São José dos Campos, SP: INPE p. 89-98.

Disponível em:

< http://marte.dpi.inpe.br/col/sid.inpe.br/deise/1999/02.09.14.39/doc/4_64p.pdf > . Acesso em 10 de janeiro de 2007.

BERK, A. *et al.* MODTRAN4 Radioactive Transfer Modeling for Atmospheric Correction. **SPIE Proceeding**. Optical Spectroscopic Techniques and Instrumentation for Atmospheric and Space Research III, vol. 3756, Photo-Optical Instrumentation Engineers, julho de 1999.

BERKOVÁ, V. Application of Remote Sensing and GIS for Change Detection from Various Data Type of Remote Sensing. **Proceedings České Vysoké Učení Technické Workshop 2007**. Czech Technical University, Praga, 19 - 23 fev 2007. Disponível em:

< <http://workshop.cvut.cz/2007/sbornik.php?sekce=14> > . Acesso em: 26 dez. 2007.

BAPTISTA, G. M. M. **Sensoriamento Remoto Hiperespectral**: o novo paradigma nos estudos de solos tropicais. 2006, primeira edição. Ed. Universa Universidade Católica de Brasília, Brasília, DF, p. 212

CÂMARA, G.; VALERIANO, D. M.; SOARES, J. V. Metodologia para o Cálculo da Taxa Anual de Desmatamento na Amazônia Legal. **Instituto Nacional de Pesquisa Espacial - Programa de Cálculo do Desflorestamento da Amazônia**. Revisado em set. 2006. Disponível em: <

<http://www.obt.inpe.br/prodes/metodologia.pdf> > . Acesso em: 23 set. 2007.

COHENCA, D. A **Expansão da Fronteira Agrícola e Sua Relação com o Desmatamento Detectado em Imagens Landsat TM e ETM+ na Região norte da Br 163, Pará entre os Anos de 1999 e 2004**. 2004, 23 p. Monografia apresentada para Pós-Graduação *Latu Sensu* em Gestão e Manejo Ambiental em Sistemas Florestais. Universidade Federal de Lavras, 2005.

CARREIRAS, J. M. B. *et al.* Assessing the extent of agriculture/pasture and secondary succession forest in the Brazilian Legal Amazon using SPOT VEGETATION data. In: **Remote Sensing of Environment**. New York, NY: Elsevier, 2005, n. 101, p. 283–298.

CAKIR, H. I.; KHORRAM, S.; NELSON, S. Correspondence analysis for detecting land cover change. **Remote Sensing of Environment**. New York, NY: Elsevier, n.102, 2006, p. 306–317.

COPPIN, P. *et al.* Digital Change Detection Methods In Ecosystem Monitoring: a review. **International Journal of Remote Sensing**. Taylor e Francis Ltd., n. 9, p. 1565-1596, 10 mai. 2004.

CRIST e. P.; LAURIN, R.; CICONE R. C. Vegetation and Soils Information Contained in Transformed Thematic Mapper Data... **Proceedings of IGARSS'86 Symposium**, p. 1465 – 1470. European Space Agency, Paris, 1986. Disponível, sob autorização dos autores em: < <http://www.ciesin.columbia.edu/docs/005-419/005-419.html> > Acesso em: 20 mai. 2008.

CPDS. Comissão de Políticas de Desenvolvimento Sustentável e da Agenda 21. **Agenda 21 Ações Prioritárias**. 2ª Edição, Ministério do Meio Ambiente 2003. Disponível em: < http://www.mma.gov.br/estruturas/agenda21/_arquivos/acoes2edicao.zip >. Acesso em: 08 jan. 2008.

DEER, P. Digital Change Detection Techniques In Remote Sensing. **Technical Report DSTO – TR - 0169**. Defended Science and Technology Organization, Department of Defense United States of America, n. 169, março de 1995, p. 01 - 53. Disponível em: < <http://www.dsto.defence.gov.au/publications/2231/> >. Acesso em: 30 mai. 2007.

DETER. **Programa Detecção de Desmatamento em Tempo Real**. Desenvolvida pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE). *ca.* 2004. Apresenta informações institucionais sobre o programa e seus resultados. Disponível em: < <http://www.obt.inpe.br/deter> > . Acesso em: 27 de jan. de 2008.

DOBSON, J. E. *et al.* NOAA Coastal Change Analysis Program: Guidance for Regional Implementation. **NOAA Technical Report NMFS 123**. National Marine Fisheries Service Department of Commerce United States of America, abril de 1995, 97 p. Disponível em:

< <http://www.csc.noaa.gov/products/sccoasts/html/pdecrypt.htm> > Acesso em: 09 jul. 2007.

DUVERNOY, I. Use of a Land Cover Model to Identify Farm Typoes in Missiones Agrarian Frontier (Argentina). **Agricultural Systems**, New York, NY: Elsevier, 2000, n.º 64, p. 137 - 149. Disponível em:

< www.elsevier.com/locate/agsy >. Acesso em: 10 jan. 2007.

FERANEC, J. et al. Corine Land Cover Change Detection in Europe (case studies of Netherlands and Slovakia). **Land Use Policy**. New York, NY: Elsevier, n.24, 2007, p.234 - 247. Disponível em:

< www.elsevier.com/locate/foreco >. Acesso em: 12 abr. 2007.

FOODY, G. M. Status of land cover classification accuracy assessment. **Remote Sensing of Environment**. New York, NY: Elsevier, n.80, 2002, p. 185-201. Disponível em: <

http://www.yale.edu/ceo/OEFS/ClassificationArticle_by_Foody_2002.pdf >. Acesso em: 21 jan. 2008.

GAO, J.; LIU, Y.; CHEN, Y. Land Cover Changes During Agrarian Restructuring in Northeast China. **Applied Geography**. New York, NY: Elsevier, n.26, 2006, p.312 - 322.

GLERIANI, J. M.; ANTUNES, M. A. H.; EPIPHANIO, J. C. N. Coeficientes da Transformação Espectral Tasseled Cap Para Uma Cena Com Predomínio de Latossolo Roxo. In: XI Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 05-10 de abril 2003, Belo Horizonte Brasil. **Anais . . .** INPE São José dos Campos, SP: p. 101-107. Disponível em:

< http://marte.dpi.inpe.br/col/ltid.inpe.br/sbsr/2002/11.17.23.25.56/doc/01_353.pdf > . Acesso em 18 de janeiro de 2008.

GOETZ, S. J.; *et al.* Application of Multitemporal Landsat Data to Map and Monitor Land Cover and Land Use Change in the Chesapeake Bay Watershed. In: **Analysis of Multi-temporal Remote Sensing Images** ed. P. Smits and L. Bruzzone p. 223-232. World Scientific Publishers, Singapore 2004. Disponível em

< http://www.whrc.org/resources/published_literature/pdf/GoetzetalWorldScientific.04.pdf > Acesso em: 16 de mar. 2007.

GONZALES, R. C.; WOODS, R. E. **Processamento de Imagens Digitais**. 2000. Editora Edgard Blücher Ltda., São Paulo, SP, 509 p.

HUANG, C. *et al.* Detecting Land Cover Changes Based on Their Trajectories in the Spectral Space. In: **Geoscience and Remote Sensing Symposium**, 2000. IEEE 2000 International, p. 1984-1986, vol.5.

IM, J.; JENSEN, J. R.; TULLIS, J. A. Development of a Remote Sensing Change Detection System Based on Neighborhood Correlation Image Analysis and Intelligent Knowledge-based Systems. **IEEE**. IEEE vol., n.º, 2005, p. 2129 - 2132.

JENSEN, J. R. Biophysical Remote Sensing. In: Association of American Geographers. **Anais . . .** Blackwell Publishing, 73(1), 1983, p.111 - 132.

LAMBIN e. F. Modeling and Monitoring Land-Cover Change Processes in Tropical Regions. **Progress in Physical Geography**. SAGE Publications, vol. 21, n.º 3, 1997, p. 375 - 393. Disponível em: < <http://ppg.sagepub.com> >. Acesso em: 14 de fev. de 2008.

LATORRE M. et al. Correção Atmosférica: Conceitos e Fundamentos. **Espaço & Geografia**, vol. 5, n.º1, 2002, p. 153 – 178.

LILLESAND, T. M.; KIEFER, R. W.; CHIPMAN, J. W. **Remote Sensing and Image Interpretation**. Hoboken, NJ: Wiley, 2004, 5ª ed., 764p.

LIU, Q. J. *et al.* Monitoring Forest Dynamics Using Satellite Imagery – a case study in the natural reserve of Changbai Mountain in China. **Forest Ecology and Management**. New York, NY: Elsevier, n.210, 2005, p.25 – 37.

LIU, W. T. H. **Aplicações de Sensoriamento Remoto**. Editora Uniderp, Campo Grande 1ª ed., 908 p., 2007.

LU, D. *et al.* Change Detection Techniques. **International Journal of Remote Sensing**. Taylor e Francis Ltd., n. 25, p. 2365-2407, 20 jun. 2004. Disponível em: < <http://www.tandf.co.uk/journals> >. Acesso em: 10 jan. 2008.

LULC PROGRAM. **Land-Cover and Land-Use Program**. Desenvolvida pela National Aeronautics and Space Administration (NASA), ca. 2007. Apresenta informações institucionais sobre o programa e seus resultados. Disponível em: < <http://lcluc.umd.edu/index.asp> > . Acesso em: 27 de jan. de 2008.

LUNETTA, R. S. *et al.* Impacts of Temporal Frequency on Land-Cover Change Detection Monitoring. **Remote Sensing of Environment**. New York: Elsevier Science Inc., n. 89, 2004, p. 444-454.

_____.Land Cover Detection Using Multi-Temporal MODIS NDVI Data. **Remote Sensing of Environment**. New York, NY: Elsevier, n.105, 2006, p. 142 - 154.

MASEK, J.G. *et al.* Landsat-7 ETM+ as an observatory for land cover Initial radiometric and geometric comparisons with Landsat-5 Thematic Mapper. **Remote Sensing of Environment**. New York, NY: Elsevier, n.78, 2001, p.118 – 130.

MAS, J. F. Monitoring Land-cover Changes: A Comparison of Change Detection Techniques. **International Journal of Remote Sensing**. Taylor e Francis Ltd., vol. 20, n. 1, p. 139 -152, 1999. Disponível em: < <http://www.tandf.co.uk/journals> >. Acesso em: 10 jan. 2008.

MATEW, M. W. *et al.* Status of Atmospheric Correction Using a MODTRAN4-based Algorithm. **SPIE Proceeding, Algorithms for Multispectral, Hyperspectral, and Ultraspectral Imagery**. Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers, VI, vol. 4049, abr. 2000. Disponível em: < <http://www.spectral.com> >. Acesso em: 16 nov. 2006.

MENDONÇA JR, M. G.; BRITO, J. N. L. S. 2003. Medição Automática de Pontos por Correlação de Imagens: Características dos Locais de Maior Probabilidade de Erro. In: XXI Congresso Brasileiro de Cartografia, 29 de setembro a 03 de outubro, Belo Horizonte MG. **Anais . . .** Disponível em < http://www.cartografia.org.br/xxi_cbc/030-F03.pdf >. Acessado em 21 jan. 2008.

MESQUITA Jr., H. N.; BITENCOURT, M. D. Análise Multitemporal de Fragmentos de Cerrado no Estado de São Paulo com Sensor MODIS. In: XI Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 05 - 10 abril 2003, Belo Horizonte Brasil. **Anais . . .** São José dos Campos, SP: INPE p. 2815 - 2822. Disponível em: < http://marte.dpi.inpe.br/col/ltid.inpe.br/sbsr/2002/11.14.17.34.59/doc/19_213.pdf > . Acesso em: 10 de jan. de 2007.

MILLER, O.; PIKAZ, A.; AVERBUCH, A. Objects Based Change Detection in a Pair of Gray-level Images. *The Journal of Pattern Recognition Society*, n. 38, p. 1976 – 1992, 2005.

MORISSETTE J. T. e KHORRAM, S. An Introduction to Using Generalized Linear Models to Enhance Satellite-based Change Detection. In: **IEEE** vol, n.º, 1997, p. 1769 -1771.

NALC - North American Landscape Characterization Project Campaign Document. **U.S. Geological Survey**. Revisado em 06 abr. 2005 e atualizado em 09 de set 1996. Disponível em: http://eosims.cr.usgs.gov:5725/CAMPAIGN_DOCS/nalc_proj_camp.html >. Acesso em: 22 abr. 2007.

ONU – United Nations. Kioto **Protocol to the United Nations Framework Convention on Climate Change**. 1998. Disponível em: < <http://unfccc.int/resource/docs/convkp/kpeng.pdfm> > . Acesso em: 08 jan. 2008.

ORUC, M.; MARANGOZ, A. M.; BUYUKSALIH, G. Comparison of Pixel-based and Object-Oriented Classification Approaches Using Landsat-7 ETM Spectral Bands. 2004

PACIFICI, F. *et al.* Na Innovative Neural-Net Method to Detect Temporal Changes in High-Resolution Optical Satellite Imagery. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**. IEEE vol 45, n.º 9, set. 2007.

PREVFOGO. **Sistema Nacional de Prevenção e Combate aos Incêndios Florestais**. Desenvolvida pelo Instituto Brasileiro do Meio Ambiente e dos Recursos Naturais Renováveis (IBAMA), c.a. 2008. Apresenta as informações institucionais sobre o sistema, resultados e instruções de combate e prevenção a queimadas. Disponível em:
< <http://www.ibama.gov.br/prevfogo> > . Acesso em: 27 de jan. de 2008.

PRODES. **Programa de Cálculo do Desflorestamento da Amazônia**. Desenvolvida pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), ca. 2008. Apresenta informações institucionais sobre o programa e seus resultados. Disponível em: < <http://www.obt.inpe.br/prodes/index.html> > . Acesso em: 27 de jan. de 2008.

QUEIMADAS. **Monitoramento de Queimadas em Tempo Quase-Real**. Desenvolvida pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), ca. 2007a. Apresenta as perguntas mais freqüentes dos usuários do sistema. Disponível em:
< <http://sigma.cptec.inpe.br/sigma/queimadas/queimadas/perguntas.html> > . Acesso em: 27 de jan. de 2008.

_____. **Monitoramento de Queimadas em Tempo Quase-Real**. Desenvolvida pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), ca. 2007b. Apresenta as informações institucionais a evolução do sistema. Disponível em:
< <http://sigma.cptec.inpe.br/sigma/queimadas/queimadas/evolucao.html> > . Acesso em: 27 de jan. de 2007.

RICHARDS, J. A.; JIA, X. **Remote Sensing Digital Image Analysis: an introduction**. 1999. 5ª ed., Springer-Verlag Berlin Heidelberg, New York eUA. 363 p.

RIDD, M. K.; LIU, J. A Comparison of Four Algorithms Four Change Detection in Urban Environment. **Remote Sensing of Environment**. New York: Elsevier Science Inc., n. 63, 1998, p. 95-100.

ROGAN, J.; CHEN, D. M. Remote sensing technology for mapping and monitoring land-cover and land-use change. **Progress in Planning**, New York: Elsevier Science Inc n. 61, 2004, p. 301-325.

ROGAN, J. *et al.* Land-Cover Change Monitoring with Classification Trees Using Landsat TM and Ancillary Data. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, vol. 69, n.º 7, p. 793-804, jul. de 2003. ASPRS American Society for Photogrammetry and Remote Sensing.

ROGAN, J. MILLER, J. Integrating GIS and Remotely Sensed Data for Mapping Forest Disturbance and Change. **Understanding Forest Disturbance and Spatial Pattern**. M.A. Wulder e S.E. Franklin Editors (no prelo em 21 de mar. 2006), cap. 6, p. 133 – 170.

ROGAN, J.; FRANKLIN, J.; ROBERTS, D.A. A Comparison of Methods for Monitoring Multitemporal Vegetation Change Using Thematic Mapper Imagery. **Remote Sensing of Environment**. New York, NY: Elsevier, n. 80, 2002, p. 143–156.

RYMASHEUSKAYA, M. Land Cover Change Detection in Northern Belarus. In: The 11th Scandinavian Research Conference on Geographical Information Science de 5 a 7 de setembro de 2007 em Norway. **Proceedings ScanGIS'2007**. Norwegian University of Life Sciences, Department of Mathematical Sciences and Technology, Pombo 5003, N-1432 Ås, Norway. Disponível em:
< http://www.scangis.org/scangis2007/papers/e10_rymasheuskaya.pdf >. Acesso em 07 de janeiro de 2008.

SERRA, P.; PONS, X.; SAURÍ, D. Evolución metodológica i instrumental en la detección de les cobertes i usos del sòl en l'anàlisi dels seus canvis. **Butlletí de la Institució Catalana d'Història Natural** n. 71, p. 21-37, 2004. Disponível em:
< <http://www.iec.es/institucio/societats/ICHistoriaNatural/butlleti71.htm> >. Acesso em 20 de jan. 2008.

SHALABY, A.; TATEISHI, R. Remote Sensing and GIS for Mapping and Monitoring Land Cover and Land-use in Northwestern Coastal Zone of Egypt. **Applied Geography**. New York, NY: Elsevier, n. 27, 2007, p. 28–41.

SHIMABUKURO, Y. E. *et al.* **Detecção de Áreas Desflorestadas em Tempo Real**: Conceitos Básicos, Desenvolvimento e Aplicação do Projeto. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2005, 63 p.

SHRIVASTAVA, R. J. e GEBELEIN, J. L. Land Cover Classification and Economic Assessment of Citrus Groves Using Remote Sensing. **ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing**, New York, NY: Elsevier, n. 61, 2007, p. 341 – 353.

SONG, C. et al. Classification and Change Detection Using Landsat TM Data: When and How to Correct Atmospheric Effects? **Remote Sensing of Environment**. New York, NY: Elsevier Science Inc., n. 75, 2001, p. 230 - 244.

WATKINS, T. The Tasseled Cap Transformation in Remote Sensing. [ON LINE] (s.d.) Disponível em
< <http://www.sjsu.edu/faculty/watkins/tassel.htm> >. Acessado em 14 de março de 2008.

ZHANG, Y.; MAXWELL, T. A Fuzzy Logic Approach to Supervised Segmentation for Object-oriented Classification. Conferência Anual ASPRS 2006. **Anais . . .** ASPRS American Society for Photogrammetry and Remote Sensing, Reno, Nevada 1 – 5 de maio de 2006.

ZHANG, J. e ZHANG, Y. Remote Sensing Research Issue of the National Land Use Change Program of China. **ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing**, New York, NY: Elsevier, n. 62, 2007, p. 461 – 472.

APÊNDICE A

BREVE DISCUSSÃO SOBRE A MUDANÇA E SUA DETECÇÃO

1 O INSTANTE AS MUDANÇAS, A TRANSFORMAÇÃO, O DEVIR

Uma imagem qualquer é em última análise o registro de uma cena real em um determinado instante por meio de um sensor, gravado em alguma forma de mídia, sob algum formato e sabendo-se quase inumeráveis as possibilidades de obtê-la, resta lembrar que os fins deste trabalho exigem considerar apenas aquelas obtidas através de sensores espectrais a bordo de satélites, armazenadas em formato digital e abrangendo uma região da Terra.

Neste tipo de imagem estão presentes todos os elementos principais: a cena, o tempo de captura, o sensor e a mídia de armazenagem, mas são suas características herdadas da tecnologia de captação e do formato de armazenagem que definem os limites e potencialidades de seu uso.

A cena real para ser registrada na forma de uma imagem digital deve sofrer uma grande simplificação, a fim de que possa ser representada em quantidades discretas da energia eletromagnética útil, refletida ou emitida, até o sensor durante sua exposição. Esta é a principal característica do imageamento digital e revela sua natureza integradora, onde os elementos reais captados da cena participam do registro com uma contribuição parcial, integrados na informação total de cada elemento pictorial, ou pixel (GONZALES e WOODS, 2000).

Sob estes esclarecimentos é possível conceituar a imagem digital, dentro dos fins deste trabalho, como um conjunto de informações

eletromagnéticas captadas de uma cena real, por um sensor, que foram transformadas, integradas e armazenadas na forma dos valores discretos dos pixels em uma ou mais bandas espectrais conforme os comprimentos de onda, sob um formato de arquivo digital em um meio de armazenamento qualquer.

Neste contexto deve ser lembrado em que pese o senso comum, que o imageamento, analógico ou digital, necessita de um intervalo de tempo para ser realizado, de forma que além da informação, na imagem também está integrado o tempo que a cena levou para ser registrada no tempo de exposição.

No caso dos sensores que operam montando uma imagem digital em partes, ou faixas, a integração do tempo tende a ser maior, pois o tempo de exposição precisa ser subdividido na carga e na descarga do sensor, para cada parte captada da imagem e mesmo no caso dos sensores que captam a cena toda de uma só vez. Quando todos os diodos iniciam a sensibilização ao mesmo tempo, por dependerem da natureza analógica da informação eletromagnética, não atingem juntos a quantidade necessária para a sensibilização, durante o tempo de exposição.

Não se pode extrair um efeito prático da existência desta integração temporal no imageamento digital, além de que seja a mais reduzida possível. De fato, as escalas de tempo são tão grandes que as mudanças na realidade durante o imageamento podem ser desconsideradas com total segurança.

Importa apenas a natureza única do registro da imagem, que garante às mudanças ocorridas durante o imageamento a impossibilidade de serem detectadas lhes configurando qualidade de um instante indivisível de tempo. Depreende-se daí que uma só imagem não sirva à detecção de mudanças; bastando, para dissipar toda obviedade desta definição a lembrança de que o axioma Zenão ⁷⁰ só foi resolvido pelos matemáticos modernos muitos séculos depois, através do desenvolvimento da teoria de limites.

⁷⁰ Filósofo naturalista grego, do período pré-socrático, nascido em Eléia (495 a.C. - 430 a.C), que propunha em uma corrida entre o herói grego Aquiles e uma tartaruga, se fosse dada pequena vantagem em distância para a tartaruga ele jamais a alcançaria, pois quando Aquiles chegasse ao ponto donde a tartaruga partira ela já teria se movimentado e assim ao infinito.

A detecção de mudanças, então, necessita de pelo menos duas *imagens-instante* da mesma cena, tomadas em momentos distintos, suficientemente distanciados no tempo, para que a quantidade de mudança entre elas seja efetivamente maior que a capacidade de detecção agregada de sua imprecisão; além disto, deve-se considerá-la limitada **ao que onde e quanto** se transformou, jamais **quando** aconteceu a transformação.

Neste sentido a detecção das mudanças depende de uma quantidade de transformação da realidade que na formulação de outro filósofo clássico, Parmênides ⁷¹, é o resultado do conflito sobre o equilíbrio, é ele que torna o ser em não-ser e novamente em ser ⁷².

A transformação, por sua vez, só pode ser captada através das *imagens-instante* porque está registrada na diferença de cada elemento da cena em cada momento. Quando se tratam de imagens digitais, a comparação é pixel a pixel, pois eles são os elementos da imagem e neles estão contidas as informações das assinaturas espectrais de cada elemento real da cena.

Os pixels, por serem elementos lógicos, permitem o pareamento de homólogos, donde se dá o caminho para a comparação direta entre o ser e o novo ser de cada pixel em cada *imagem-instante*. Através dos valores dos contadores digitais que podem crescer, diminuir ou permanecer, esta comparação se parametrizada, permite discriminar probabilidades de ocorrência real de transformações e assim revelar mudanças em duas dimensões relativas: temporal (instantes) e material (substância, quantidade e localidade). Lembrando sempre que o registro digital, como já foi comentado exige uma grande simplificação da realidade e desta forma, além da transformação total nunca ser captada, também é inerente ao processo de digitalização a presença de insegurança.

As transformações, quando detectadas também podem ter uma taxa de ocorrência que seja capaz de medir sua intensidade, mas neste caso são

⁷¹ Filósofo grego do período clássico, pré-socrático, nascido em Eléia (530 a.C. - 460 a.C.).

⁷² Nos estágios da transformação o *ser* primeiro deve *não-ser* mais, quando então, de fato *não é* e só assim pode passar a *vir-a-ser*, quando de fato então torna a ser e *é*. O *ser* e o *não-ser* são necessários para a transformação, são eles que, ocorrendo conjuntamente resultam no *vir-a-ser*.

necessárias três ou mais *imagens-instante* que conformem uma série temporal.

A comparação entre resultados de comparações de diversos pares de *imagens-instantes* permite estimar a rapidez com que uma mudança ocorre, pois ao se tomar cada instante relativamente aos seus instantes seguintes na linha do tempo, a detecção das mudanças se torna relativa e nestes casos a análise da vizinhança dos pixels pode ganhar importância ao viabilizar trabalhos que levam em conta a topologia das mudanças, para inferir sobre suas características de transitoriedade suas tendências e relações de impacto e co-ocorrência.

Por este caminho a detecção de mudanças deixa de lidar apenas com comparações instantâneas, passando a trabalhar o fluxo temporal da transformação e embora continue sendo impossível definir os momentos das mudanças, torna-se possível contabilizar e analisar os avatares dos pixels, correlacionando causas e efeitos e remetendo a detecção de mudanças a outra categoria da filosofia clássica, absolutamente atual: o *Devir*, formulado por Heráclito ⁷³ como a mudança incessante que acontece em todas as coisas, a alternância entre contrários (e.g. quente e frio) que faz a realidade não acontecer nas alternativas, que são apenas partes dela, mas apenas na própria mudança.

1.1 A DETECÇÃO DE MUDANÇAS

A base para qualquer procedimento de detecção de mudanças é a comparação de registros da realidade até que se pudesse contar com formas de sensoriamento apoiado em instrumentos, os sentidos foram os únicos meios disponíveis para se produzir registros e sistematizar informações para uso futuro.

Historicamente o trabalho de campo, com observação direta, foi o primeiro método de identificação e análise de regiões de interesse evidentemente carregado com toda gama de problemas voluntários e involuntários, inerentes a uma forma de trabalho baseada na percepção e

⁷³ Filósofo grego do período clássico, pré-socrático, nascido em Éfeso, falecido na Jônia (540 a.C. – 470 a.C.).

subjetividade dos observadores, sempre interferindo e limitando muito as quantificações sistematizadas e a precisão dos mapeamentos (SERRA, PONS, SAURÍ, 2003).

No Brasil, como mera ilustração, o primeiro registro oficial pode ser considerado a carta de Pero Vaz Caminha ao rei de Portugal e a ele seguiram-se muitos outros, em maioria, artísticos e pictoriais, como a série de Debret, iniciada em 1816 ⁷⁴.

O conjunto dos registros do botânico francês Augustin François César Prouvençal de Saint-Hilaire durante sua estada entre 1816 e 1822 ⁷⁵, por exemplo, é considerado um marco dentre estes primeiros registros e é possivelmente o primeiro com métodos e controles, sistematizado por um cientista, que versou sobre a paisagem, flora e fauna brasileiras, além dos costumes do século XIX, e ainda hoje é referência obrigatória em trabalhos de várias áreas.

Poucos anos mais tarde em 1839, houve o advento da fotografia na Europa e com ela a forma da humanidade registrar a realidade e por tanto, pensá-la foi modificada inexoravelmente. Ainda nos instantes iniciais esta tecnologia já foi testada e recomendada aos levantamentos de campo como instrumento eficaz para comparações e quantificações, mesmo que ainda fossem pouco precisas. Ela teve rápida expansão do seu emprego e em pouco tempo, fez surgir o imageamento de altura através de balões, pois o avião só pode ser usado como plataforma em 1908, quando foi inaugurada uma nova e importante fase na fotografia: a fotografia aérea que consagrou o apelo militar das tecnologias de imageamento (LILLESAND, KIEFER e CHIPMAM, 2004, p. 60 e 61).

A fotografia por ser capaz de expressar e registrar o presente para o futuro e também registrar informações do passado no presente como ocorre em algumas observações astronômicas que investigam fenômenos a grandes distâncias (quando o tempo que a luz leva para percorrer todo caminho é

⁷⁴ Para maiores detalhes ver MORAES, Rubens Borba de. Manual Bibliográfico de Estudos Brasileiros. Rio de Janeiro: Gráfica Editora Souza, 1949. p. 32.

⁷⁵ Para maiores detalhes ver Brasiliana Brasileira da Biblioteca Nacional: Guia das Fontes Sobre o Brasil, Rio de Janeiro: Fundação Biblioteca Nacional, 2001. 637 p. e Viagem ao Rio Grande do Sul (1820-1821) Saint-Hilaire tradução de Adroaldo Mesquita da Costa. 2ª ed., Porto Alegre: Martins Livreiro, 1987.

significativo), recebeu ao longo dos mais de cento e cinquenta anos de sua existência inúmeras aplicações, se disseminando por quase todos os campos da ciência.

A primeira referencia encontrada na pesquisa sobre o uso de fotografias aéreas na detecção de mudanças foi em 1957 em um estudo comparativo sobre interpretação de fotografias aéreas sobre as modificações sazonais dos padrões da agricultura (Brunshweiler, 1957 *apud* FERRANEC *et al.*, 2006).

1.2 A DETECÇÃO DIGITAL DE MUDANÇAS

Recentemente com o advento da tecnologia digital de imageamento a fotografia sofreu nova revolução abrangendo seus usos, aplicações, processamento, armazenagem e acesso, que praticamente se generalizou.

A avaliação criteriosa destes acontecimentos está muito além do escopo deste trabalho, mas é relevante lembrar que a detecção de mudanças, ao depender da comparação de dois ou mais registros distanciados no tempo, só conseguiu evoluir de fato sobre esta nova base tecnológica, quando pode contar com métodos de controle e redução das inconsistências, inerentes aos processos subjetivos de análise e classificação que foram os únicos meios disponíveis, até o surgimento da estatística moderna. Isto posto resta lembrar que as imagens digitais têm uma capacidade de processamento e análise que está longe de serem esgotadas, dadas suas características e como praticamente toda tecnologia e métodos envolvidos na detecção de mudanças baseiam-se nelas na atualidade eles também estão em constante evolução, como de resto todo campo do sensoriamento remoto.

Tanto é assim que mesmo persistindo uma boa parcela da problemática da fotografia analógica, como lidar com os problemas de subjetividade de sua manipulação pelo operador, ou o grande tempo envolvido na sua análise e produção ela nunca paralisou sua evolução. Note-se, por exemplo, o caso da fotografia aérea, que comparada aos métodos tradicionais, incorporou avanços inegáveis e ao longo do tempo sempre foi acrescentando inovações, como à sensibilização por calor, o uso

de filtros e lentes especiais e a capacidade de construir de modelos de terreno bem precisos, (SERRA, PONS, SAURÍ, 2003).

Neste contexto a detecção de mudanças pode ser compreendida, *latu sensu*, como uma funcionalidade da tecnologia de imageamento e está altamente concentrada na tecnologia digital, ao ponto de na atualidade ser praticamente indissociável dela, porém não deve ser vista como restrita ao sensoriamento remoto.

A videografia digital, por exemplo, está voltada para a identificação dos locais, dentro do campo de visada, onde ocorreram mudanças estruturais entre duas imagens co-registradas, que são os quadros do vídeo digital. Utiliza vários tipos de algoritmos e sistemas, ou máquinas, de visão artificial, tais como interfaces inteligentes, segmentação de objetos em movimento e análise de tráfego e nos vídeos típicos, onde a iluminação da cena é praticamente constante entre os quadros, o principal desafio é a quantidade das informações analisadas, que exige a compressão dos dados e alguma forma de segmentação das imagens, pois as mudanças devem ser detectadas a partir dos objetos, dado que além de ocorrerem em uma pequena parcela da cena elas também podem ocorrer parcialmente dentro dos objetos, (Chang, Chen e Chang, Lai e Chang, Wren et al., Shi e Malik, Meier e Nagan, Nagel *apud* MILLER, PIKAZ, AVERBUCH; 2005).

E quando os dados de entrada não se limitam à normalidade como em situações onde que a captura dos vídeos se dá em horas diferentes, ou dias diferentes e com plataformas diversas - inclusive com captura diurna e noturna - o ruído deve ser considerado em conjunto com os acontecimentos causais e os algoritmos devem ser capazes de reconhecer um mesmo objeto em cenas diferentes, sob circunstâncias igualmente diferentes, que pode estar parcialmente alterado. Grosso modo, são possíveis três grupos de metodologias de detecção digital de mudanças para vídeos digitais: métodos estatísticos de tratamento de imagens, métodos de modelagem de superfícies e métodos baseados no contraste invariável (MILER, PIKAZ e AVERBUCH; 2005).

Uma vez aceita a centralidade da imagem digital na detecção de mudanças na atualidade ela deve ser compreendida na sua forma mais

simples, que equivale a um registro monocromático, discretizado e integralmente capaz de ser representado por um função $f(x,y)$, onde x e y representam as coordenadas espaciais e f o valor do brilho em qualquer ponto da matriz produzida por $(n_x * n_y)$ é central para todo campo da detecção de mudanças. Os valores de f normalizados para uma escala, são transformados em níveis de cinza (usualmente 0 para preto e 255 para branco) e representam os valores dos elementos da matriz da imagem, ou elementos da imagem: pixels (GONZALES e WOODS, 2000).

Uma analogia compreensiva, acerca de seu uso na detecção de mudanças, pode ser proposta em relação à mecânica clássica no sentido da sua organização em três campos distintos, a saber: nas imagens isoladas há apenas informações instantâneas, que se aproximam do conceito de estática, o primeiro e mais elementar campo da mecânica; já quando se comparam imagens duas a duas, a informação é relativa e o tempo decorrido entre as *imagens-istantes* se aproxima da noção de distância que encontramos na cinética; por fim, quando as comparações envolvem três ou mais imagens em seqüenciada cronológica, além das informações relativas de todas as comparações possíveis, é possível ser extraída informação das próprias comparações, projetando-as contra uma linha de tempo e examinando a intensidade as relações e a direção no tempo em que ocorreram, lembrando o terceiro campo da mecânica clássica, a dinâmica.

É plausível, considerando o que foi exposto até o momento e para os fins deste trabalho, que deste ponto em diante a detecção de mudanças fique restrita ao processamento digital de imagens, dele herdando a ampla aplicação e ilimitada potencialidade de forma que para avançar, seja necessário tomá-la no *stricto sensu* do sensoriamento remoto.

Referindo-se exclusivamente ao conjunto de técnicas e metodologias utilizadas nas comparações bi, ou multitemporais, de imagens digitais co-registradas, obtidas por sensores espectrais a bordo de satélites, procedidas visando à detecção das transformações ocorridas na superfície do planeta, causadas por fenômenos temporais, cíclicos ou não (*i.e.* meteorológicos, antrópicos, fenológicos, naturais, acidentais) quanto à localização, dimensão, qualidade quantidade e relacionamentos das

mudanças no uso e cobertura do solo (*e.g.* áreas alagadas, queimadas, contaminadas), assim como das taxas de desenvolvimento e tendências destas mudanças (*e.g.* previsão de safra, taxa de desmatamento, crescimento anual, urbanização) quando forem utilizadas séries temporais (LILLESAND, KIEFER e CHIPMAN, 2004, p. 596; SHALABY, TAEISHI, 2007, FERRANEC et al., 2007; CAKIR, KORRAM e NELSON, 2006).

1.3 A DETECÇÃO DIGITAL DE MUDANÇAS NO SENSORIAMENTO REMOTO

A detecção de mudanças no sensoriamento remoto está presente em vários trabalhos de pesquisa, todos de pleno consenso sobre o fato dela ser uma técnica de geoprocessamento, intensiva em sensoriamento remoto (KREMER e RUNNING, 1993; EHRLICH et al., 1994, apud MESQUITA Jr. e BITENCOURT, 2003).

Seus avanços estão propiciando o acesso cada vez mais fácil aos dados do sensoriamento remoto voltados para análise das transformações ocorridas na superfície da terra, fazendo com que o uso deste tipo de informação seja crescente e em alguns segmentos científicos, já tenha se generalizado, como nos estudos sobre as mudanças climáticas globais, onde a precisão na identificação das alterações é fundamental para a compreensão das causas humanas e suas repercussões ambientais (RYMASHEUSKAYA, 2007; HUANG *et al.*, 2000).

É fato que a partir da cobertura mundial de imagens de satélite que cresce em quantidade e qualidade o monitoramento das mudanças no planeta pode ser amplamente acompanhado pela comparação de imagens adquiridas em diferentes datas, ou através dos produtos gerados a partir delas, mas nestes casos com mais precaução, pois erros significativos podem ser introduzidos pela comparação direta de mapas temáticos desconsiderando a precisão com que foram feitos (HUANG *et al.*, 2000).

O exame dos principais projetos de observação orbital do planeta fornece uma dimensão clara da importância que a detecção de mudanças no planeta assumiu nos últimos anos. Todos eles têm vários produtos dedicados ao estudo e ou identificação de alterações planetárias e permitem o acompanhamento, o monitoramento e a análise das modificações em

curso na terra, oceano e atmosfera (SERRA, PONS e SAURÍ, 2004; BERKOVÁ, 2007)

Um bom exemplo é o Projeto Landsat, que representa bem esta prioridade até pela sua evolução, pois iniciou como uma ação piloto da agência espacial americana ⁷⁶ e hoje é gerido por vários órgãos da administração do governo norte americano ⁷⁷ que lhe conferiram um status de ação governamental.

Ele é uma das maiores bases de dados e informações disponíveis, sua série de satélites foi coroada a 15 abril de 1999, quando o Landsat-7, foi posto em órbita, dando continuidade aos 29 anos de aquisição contínua de dados, que iniciou em 1972, com o satélite ERTS ⁷⁸ - depois denominado Landsat-1. Durante todo este tempo a série Landsat forneceu dados multiespectrais da cobertura do planeta e evoluiu a cada lançamento, comprovando seu valor para o estudo dos recursos naturais e do desenvolvimento da humanidade. O sucesso desta missão propiciou o lançamento em dezembro de 1999 do Sistema de Observação da Terra (EOS) ⁷⁹, denominado Plataforma Espacial Terra, dando continuidade ao projeto no futuro e representando um forte compromisso de continuar aprimorando a observação do planeta (MASEK, 2001).

Na esteira da importância da detecção de mudanças através do sensoriamento remoto se assenta o aquecimento global, que já assumiu prioridade no debate dos rumos da humanidade e está diretamente relacionado às mudanças no uso e na cobertura do solo, assim como da atmosfera. Uma temática atual e premente que foi contemplada nas ações previstas pelas nações que subscreveram o protocolo de Kioto, se comprometendo a aumentar a eficiência energética, a preservar e manejar

⁷⁶ National Aeronautics and Space Administration (NASA)

⁷⁷ National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA) e United States Geological Survey (USGS).

⁷⁸ Abreviatura de Earth Resources Technology Satellite.

⁷⁹ EOS significa “*Earth Observing System's*” que está a bordo do satélite Terra, lançado em 18, de dezembro de 1999. Seu principal objetivo é adquirir dados sobre as mudanças climáticas e carrega cinco sensores, cada um focado em um tipo específico de informação: ASTER, ou “Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer”, CERES, ou “Clouds and Earth's Radiant Energy System”, MISR, ou “Multi-angle Imaging Spectroradiometer”, MODIS, ou “Moderate-resolution Imaging Spectroradiometer” e MOPITT, ou “Measurements of Pollution in the Troposphere”.

de forma sustentável as reservas florestais, a reconstituir as condições ambientais das áreas degradadas. Além disso, há o compromisso de mudar o paradigma produtivista da agricultura do século passado, substituindo-o por formas baseadas no uso de fontes renováveis e técnicas de ciclagem do carbono, além de estimularem de forma geral a redução de gases de efeito estufa em todos os setores de suas economias (ONU, 1998).

Estes temas deverão organizar nos próximos anos uma grande quantidade das tomadas de decisão estratégicas de todas as nações. No Brasil ainda mais, porque em que pese só ter ratificado a assinatura do protocolo de abril 1998 em 2002, desde 16 de fevereiro de 2005, quando assumiu a participação efetiva no grupo das nações engajadas está pondo em prática diversas ações concretas de monitoramento da emissão de gases do efeito estufa, de combate ao desmatamento na Amazônia, de desenvolvimento dos biocombustíveis e de proteção dos mananciais de água doce.

Corroborando com esta expectativa está a Agenda 21 brasileira, principal documento de diretrizes para o desenvolvimento sustentável nacional. Ela é coordenada pelo Ministério do Meio Ambiente e inclui no seu rol de objetivos e ações estratégicas diversas propostas baseadas - ou com potencial usar - em técnicas de detecção de mudanças no uso e na cobertura do solo por sensoriamento remoto. Destacam-se a busca de informação e conhecimento para o desenvolvimento sustentável, a retomada do planejamento estratégico da infra-estrutura e da integração regional e o desenvolvimento sustentável do Brasil rural este último com a promoção da agricultura sustentável e a preservação da qualidade e da quantidade da água nas bacias hidrográficas, além do monitoramento dos recursos naturais estratégicos: água, biodiversidade e florestas (CPDS, 2003).

Estes e outros inumeráveis motivos ratificam a importância do desenvolvimento da capacidade de detecção de mudanças a partir das técnicas de sensoriamento remoto orbital que focam as transformações ocorridas na superfície do planeta em qualquer escala.

1.4 FUNÇÕES

A detecção de mudanças encontra aplicações em diversos campos da ciência, da defesa, do planejamento estratégico e para a avaliação dos resultados de ações governamentais e privadas. O presente trabalho investigada as metodologias e técnicas da detecção de mudanças no uso e cobertura do solo, mas colateralmente também atenta para o enfrentamento de alguns problemas que a humanidade está vivenciando neste início de século em especial àqueles atinentes ao desenvolvimento rural e sustentável. Isto posto é válido olhar três funções da detecção de mudanças no uso e na cobertura do solo que podem ser válidas para superar os desafios que este tema apresenta.

1.4.1 Acompanhamento

A detecção de mudanças no uso e cobertura do solo, na perspectiva do acompanhamento das mudanças, se detém na observação da evolução destas através das imagens analisadas, neste caso prescindindo de qualquer processo de análise e focando apenas nos resultados das comparações, que são seqüenciados e organizados, conforme os objetivos do acompanhamento.

A abordagem funcionalista do acompanhamento empresta um viés ferramental às técnicas de detecção de mudanças, que por vezes podem ser até aplicadas isoladamente sem maior consideração dos elementos estratégicos envolvidos nos processos de tomada de decisão. Um exemplo singelo pode ser obtido pelo emprego destas técnicas na quantificação, pura e simples, das áreas desmatadas de uma dada região.

1.4.2 Monitoramento

A função de monitoramento que a detecção de mudanças pode receber é muito mais complexa que o simples acompanhamento *supra*.

É claro que a componente de acompanhamento faz parte da função de monitoramento, mas ao acoplar uma dimensão de análise evita o viés funcionalista, lida tanto com os dados evolutivos fornecidos pela fase de acompanhamento, quanto com seus cruzamentos produzindo novos

conhecimentos a partir das informações disponíveis na forma de informações secundárias, naturalmente integrantes de qualquer processo de decisão.

Outro aspecto importante da função de monitoramento que a detecção de mudanças no uso e cobertura do solo pode assumir é possibilidade de integrar várias informações diferentes extraídas de processos de acompanhamento igualmente distintos, tratadas na forma de índices e ou indicadores, aptos a serem vertidos sobre escalas temporais que auxiliem o entendimento da dinâmica das mudanças.

Esta função tem sido estimulada, sobretudo no desenvolvimento da automatização de etapas a todo o processo da detecção de mudanças. Um exemplo claro deste esforço é o projeto de previsão de safras por sensoriamento remoto desenvolvido em parceria entre o INPE e a Companhia Nacional de Abastecimento (CONAB), que além de ser integrador de diversas informações, demanda processamento em escalas de tempo próximas do tempo real.

1.4.3 Análise

A função de análise que a detecção de mudanças no uso e na cobertura do solo também pode assumir é a mais complexa e se vincula principalmente à capacidade de fornecer informações tanto do todo, que são úteis no monitoramento e no acompanhamento, quanto das partes das mudanças.

Esta capacidade lhe propicia a qualidade de avaliar a natureza das mudanças, suas proporções, funções e relações, permitindo destacá-las para servir a trabalhos específicos, desde que todo trabalho todo tenha sido estruturado com esta perspectiva, pois a fase de classificação deverá incluir formas que assegurem a coerência entre as mudanças e as causas apontadas, nem sempre levadas em consideração pela dificuldade que agregam. A dimensão temporal de um trabalho sob esta função é crítica e deve garantir que o tempo necessário à detecção da mudança também sirva à explicação das suas causas.

Um estudo, por exemplo, das mudanças que ocorrem dentro de um mesmo bioma (*i.e.* pampa, cerrado), desde que utilize classes distintas para sucessões e para conversões, pode permitir a averiguação, de forma segmentada e sob diferentes aspectos, dos os impactos locais de uma seca, ou do fogo, assim como de algumas causas e ocorrências cíclicas, como o processo natural de sucessão das espécies.

ANEXO 1

1. Tabela de Pontos de Controle e coeficientes da poligonal de georreferenciamento da imagem órbita 222 ponto 82 de 22 de novembro de 2006:

Mapa		Imagem		Previsão		Erro		Erro RMS
X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	
304462.85	6495165.67	4493.00	2530.80	4492.75	2530.92	-0.25	0.12	0.27
280068.93	6501078.76	3659.40	2457.40	3659.79	2457.22	0.39	-0.18	0.43
307932.39	6500712.34	4580.74	2331.54	4580.34	2331.32	-0.40	-0.22	0.45
301054.84	6520059.36	4260.33	1729.53	4260.33	1729.08	-0.00	-0.45	0.45
306684.93	6492593.45	4578.00	2604.20	4578.56	2604.52	0.56	0.32 0	.64
320075.08	6489215.07	5037.80	2649.60	5037.29	2649.35	-0.51	-0.25	0.57
319883.77	6489316.10	5030.80	2647.20	5030.47	2646.97	-0.33	-0.23	0.40
341723.70	6487382.82	5761.40	2602.60	5761.67	2602.46	0.27	-0.14	0.30
346318.73	6488681.48	5906.55	2537.25	5906.95	2537.00	0.40	-0.25	0.47
347452.43	6488514.07	5945.60	2536.40	5945.25	2536.90	-0.35	0.50	0.61
274993.68	6504290.65	3477.00	2376.80	3477.39	2376.72	0.39	-0.08	0.40
274577.66	6504060.97	3465.20	2386.00	3464.76	2386.33	-0.44	0.33	0.55
281043.24	6500940.95	3693.12	2457.01	3692.57	2456.92	-0.55	-0.09	0.56
285130.06	6499373.09	3834.80	2488.20	3834.75	2488.25	-0.05	0.05	0.07
287918.10	6499319.21	3927.02	2476.26	3926.97	2476.22	-0.05	-0.04	0.06
300682.49	6493880.14	4373.70	2592.06	4374.17	2591.91	0.47	-0.15	0.50
302046.26	6493915.29	4418.89	2584.19	4419.03	2584.00	0.14	-0.19	0.23
305761.68	6506260.98	4481.64	2159.53	4481.89	2159.58	0.25	0.05 0	.26
306688.50	6501447.94	4536.20	2312.60	4535.76	2313.29	-0.44	0.69	0.82
301206.88	6516734.77	4281.19	1837.39	4281.35	1837.67	0.16	0.28 0	.32
306038.44	6496553.05	4537.93	2477.52	4538.03	2477.49	0.10	-0.03	0.11
305479.61	6507266.99	4467.78	2127.98	4467.73	2127.89	-0.05	-0.09	0.10
295077.87	6497655.41	4170.89	2495.48	4171.09	2495.50	0.20	0.02 0	.20
299774.68	6495166.56	4337.93	2554.07	4338.02	2554.10	0.09	0.03 0	.09

Erro RMS Total: 0.420589

2. Coeficientes da Polinomial de Grau 1 de Registro:

$k_x =$ 3541.8370984643 -0.1404443676
 0.9913463343 -0.0000046476
 $k_y =$ 2933.8002178265 -0.9865680235
 -0.1484847375 -0.0000000829

ANEXO 2

1. Tabela de Pontos de Controle e coeficientes da poligonal de georreferenciamento da imagem órbita 222 ponto 82 de 10 de dezembro de 2001:

Mapa		Imagem		Previsão		Erro		Erro RMS
X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	
2174.44	4376.56	1730.50	4090.40	1730.22	4090.21	-0.28	-0.19	0.34
2229.71	2303.43	1510.14	2036.29	1510.31	2036.15	0.17	-0.14	0.22
2263.00	2430.86	1560.00	2157.00	1560.05	2157.04	0.05	0.04	0.07
4874.86	2532.00	4151.00	1875.00	4151.06	1875.05	0.06	0.05	0.08
4579.57	4204.29	4100.14	3569.00	4099.87	3568.86	-0.27	-0.14	0.30
4621.14	4281.86	4152.57	3639.29	4152.38	3639.35	-0.19	0.06	0.19
3752.29	3241.29	3142.21	2739.04	3142.36	2739.22	0.15	0.18	0.23
3606.00	3194.00	2990.91	2713.93	2990.92	2713.93	0.01	-0.00	0.01
785.14	5225.00	453.57	5130.29	453.87	5130.39	0.30	0.10	0.32
976.29	5105.43	629.73	4984.47	629.78	4984.49	0.05	0.02	0.05
6334.29	5551.00	6049.86	4641.86	6049.91	4641.95	0.05	0.09	0.10
6060.00	2009.43	5241.98	1185.77	5241.94	1185.95	-0.04	0.18	0.19
3459.43	1948.71	2673.44	1506.30	2673.48	1506.27	0.04	-0.03	0.05
3507.14	1769.00	2695.56	1321.92	2695.52	1321.92	-0.04	-0.00	0.04
1618.57	3372.14	1046.68	3180.37	1046.51	3180.17	-0.17	-0.20	0.26
1937.86	3595.14	1392.29	3353.29	1392.14	3353.59	-0.15	0.30	0.34
1583.14	1665.86	790.29	1501.29	790.31	1501.48	0.02	0.19	0.19
4684.86	3250.86	4067.00	2612.71	4067.17	2612.38	0.17	-0.33	0.37
4675.14	3017.57	4023.97	2383.49	4023.93	2383.53	-0.04	0.04	0.06
4595.14	3148.71	3963.52	2524.51	3963.65	2524.67	0.13	0.16	0.20
4672.71	5005.43	4307.95	4345.98	4307.96	4346.02	0.01	0.04	0.04
3465.14	2805.14	2797.71	2350.86	2797.65	2350.71	-0.06	-0.15	0.16
3131.57	3814.14	2606.14	3395.57	2606.11	3395.31	-0.03	-0.26	0.26
4374.14	6405.86	4209.71	5771.86	4209.67	5771.90	-0.04	0.04	0.06
4650.00	2132.86	3871.69	1513.97	3871.68	1513.95	-0.01	-0.02	0.02
3577.14	4491.57	3142.69	3998.75	3142.64	3998.83	-0.05	0.08	0.09
6536.14	3581.43	5951.00	2668.29	5950.93	2668.17	-0.07	-0.12	0.14
6350.71	5278.00	6024.65	4370.05	6024.86	4370.06	0.21	0.01	0.21

Erro RMS Total: 0.196756

2. Coeficientes da Polinomial de Grau 1 de Registro:

kx =	-968.9822232701	0.1221452029
	0.9749847223	0.000046978
ky =	89.0139234658	0.9867681179
	-0.1463393480	0.0000000620

ANEXO 3

1. Tabela de Pontos de Controle e coeficientes da poligonal de georreferenciamento da imagem órbita 222 ponto 82 de 04 de novembro de 1988:

Mapa		Imagem		Previsão		Erro		Erro RMS
X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	
2173.75	4377.00	2303.50	4595.00	2303.49	4595.16	-0.01	0.16	0.16
4264.75	2734.50	4522.75	2873.75	4522.78	2873.95	0.03	0.20	0.20
3994.00	3001.25	4236.75	3153.75	4237.04	3153.92	0.29	0.17	0.34
3654.80	4397.80	3872.40	4619.00	3872.24	4619.35	-0.16	0.35	0.39
3537.60	4309.40	3748.57	4526.48	3748.61	4526.41	0.04	-0.07	0.09
2555.20	1955.20	2733.72	2056.72	2733.51	2056.67	-0.21	-0.05	0.22
2916.00	5546.00	3079.17	5822.44	3079.22	5822.34	0.05	-0.10	0.11
3748.00	1286.40	3986.80	1354.40	3986.75	1354.10	-0.05	-0.30	0.30
3629.40	1556.40	3861.43	1637.55	3861.34	1637.57	-0.09	0.02	0.10
5664.80	3068.40	5996.17	3225.29	5996.30	3225.14	0.13	-0.15	0.20
5705.40	3178.60	6039.48	3341.11	6039.51	3341.00	0.03	-0.11	0.12
1392.00	2598.00	1504.60	2730.60	1504.24	2730.58	-0.36	-0.02	0.36
1388.80	2398.20	1503.80	2521.20	1504.12	2521.31	0.32	0.11	0.34
942.00	5476.80	978.80	5744.60	978.54	5744.69	-0.26	0.09	0.28
6399.40	4972.00	6784.29	5227.92	6784.12	5227.76	-0.17	-0.16	0.23
6087.20	4072.80	6447.32	4281.60	6447.14	4281.52	-0.18	-0.08	0.19
5973.80	2181.00	6316.93	2292.37	6316.86	2292.19	-0.07	-0.18	0.19
5228.60	1968.80	5534.80	2069.00	5534.81	2069.47	0.01	0.47	0.47
3358.80	2306.00	3573.06	2424.28	3573.12	2424.26	0.06	-0.02	0.06
3482.60	2777.20	3700.09	2918.65	3700.07	2918.64	-0.02	-0.01	0.02
3249.00	3433.00	3449.43	3606.57	3449.51	3606.57	0.08	0.00	0.08
3296.40	3859.20	3496.29	4053.72	3496.44	4053.73	0.15	0.01	0.15
3131.40	3814.00	3322.36	4006.26	3322.42	4006.13	0.06	-0.13	0.14
861.60	3924.60	921.94	4119.62	922.02	4119.44	0.08	-0.18	0.20
3268.40	5225.40	3456.60	5487.20	3456.82	5486.94	0.22	-0.26	0.34
6247.40	5555.60	6626.60	5841.00	6626.62	5841.22	0.02	0.22	0.22

Erro RMS Total: 0.238751

2. Coeficientes da Polinomial de Grau 1 de Registro:

kx = 100.6831059100 -0.0227968809

1.0385885404 0.0000047304

ky = 12.6644807584 1.0461674620

-0.0022919612 0.0000008886

ANEXO 4

1. Parâmetros de correção atmosférica utilizados no módulo FLAASH para o subconjunto da a imagem de 22 de novembro de 2006:

```
;ENVI FLAASH PARAMETERS TEMPLATE (4.4)
;Written Fri Feb 22 20:48:32 2008
;
; Project Parameters
enviacc.prj.radiance_file =
C:\Users\Administrador\Desktop\Mestrado\Dissertação\Imagens\BIL\2006_subset_rad
bil
enviacc.prj.reflect_file =
C:\Users\Administrador\Desktop\Mestrado\Dissertação\Imagens\Calibradas\2006\2006
subset_ref
enviacc.prj.filter_func_file = C:\Program Files\ITT\IDL64\products\envi44\filt_func\tm.sli
enviacc.prj.filter_func_file_index = 6
enviacc.prj.water_band_choice = 1.13
enviacc.prj.red_channel = 3
enviacc.prj.green_channel = 2
enviacc.prj.blue_channel = 0
enviacc.prj.water_abs_channel = 0
enviacc.prj.water_ref_channel = 0
enviacc.prj.kt_upper_channel = 6
enviacc.prj.kt_lower_channel = 3
enviacc.prj.kt_cutoff = 0.1000
enviacc.prj.kt_ratio = 0.4500
enviacc.prj.cirrus_channel = 0
enviacc.prj.water_retrieval = 0
enviacc.prj.user_stem_name = 2006_ref_
enviacc.prj.modtran_directory =
C:\Users\Administrador\Desktop\Mestrado\Dissertação\Imagens\Calibradas\2006\
;
; MODTRAN Parameters
enviacc.modtran.visvalue = 40.0000
enviacc.modtran.f_resolution = 15.0000
```

```
enviacc.modtran.day = 22
enviacc.modtran.month = 11
enviacc.modtran.year = 2006
enviacc.modtran.gmt = 13.3164
enviacc.modtran.latitude = -31.7423
enviacc.modtran.longitude = -53.3862
enviacc.modtran.sensor_altitude = 705.0000
enviacc.modtran.ground_elevation = 0.1000
enviacc.modtran.view_zenith_angle = 180.0000
enviacc.modtran.view_azimuth = 0.0000
enviacc.modtran.atmosphere_model = 2
enviacc.modtran.aerosol_model = 1
enviacc.modtran.multiscatter_model = 2
enviacc.modtran.disort_streams = 8
enviacc.modtran.co2mix = 390.0000
enviacc.modtran.water_column_multiplier = 1.0000
;
; Image Parameters
enviacc.img.nspatial = 5605
enviacc.img.nlines = 4324
enviacc.img.data_type = 4
enviacc.img.margin1 = 0
enviacc.img.margin2 = 0
enviacc.img.nskip = 0
enviacc.img.pixel_size = 30.0000
enviacc.img.sensor_name = Landsat TM5
;
; Analysis Parameters
enviacc.ana.aerosol_scaleht = 2.0000
enviacc.ana.use_adjacency = 1
enviacc.ana.output_scale = 10000.0000
enviacc.ana.polishing_res = 0
enviacc.ana.aerosol_retrieval = 1
enviacc.ana.calc_wl_correction = 0
enviacc.ana.reuse_modtran_calcs = 0
enviacc.ana.use_square_slit_function = 0
enviacc.ana.convolution_method = fft
enviacc.ana.use_tiling = 1
enviacc.ana.tile_size = 200.0000
```

```

;
; Spectral Parameters
enviacc.spc.wavelength_units = micron
enviacc.spc.lambda = [
    0.4850,  0.5600,  0.6600,  0.8300,  1.6500,  2.2150]
enviacc.spc.fwhm = [
    0.070000, 0.080000, 0.060000, 0.140000, 0.200000, 0.270000]
enviacc.img.p_input_scale = [
    10.0000,  10.0000,  10.0000,  10.0000,  10.0000,  10.0000]

```

2. Resultados da correção atmosférica do subconjunto da a imagem de 22 de novembro de 2006:

FLAASH Run Date: Fri Feb 22 21:11:55 2008

Input File:
C:\Users\Administrador\Desktop\Mestrado\Dissertação\Imagens\BIL\2006 subset rad
bil

Output File:
C:\Users\Administrador\Desktop\Mestrado\Dissertação\Imagens\Calibradas\2006\2006
subset ref

Template File:
C:\Users\Administrador\Desktop\Mestrado\Dissertação\Imagens\Calibradas\2006\2006
_ref_template.txt

Visibility = 37.8790 km

Average Water Amount = 2.7848 cm enviacc.img.p_input_scale = [10.0000,
10.0000, 10.0000, 10.0000, 10.0000, 10.0000]

ANEXO 5

1. Parâmetros de correção atmosférica utilizados no módulo FLAASH para o subconjunto da a imagem de 10 de dezembro de 2001:

```
;ENVI FLAASH PARAMETERS TEMPLATE (4.4)
;Written Fri Feb 22 20:11:35 2008
;
; Project Parameters
enviacc.prj.radiance_file =
C:\Users\Administrador\Desktop\Mestrado\Dissertação\Imagens\BIL\2001_subset_rad
bil
enviacc.prj.reflect_file =
C:\Users\Administrador\Desktop\Mestrado\Dissertação\Imagens\Calibradas\2001\2001
_subset_ref
enviacc.prj.filter_func_file = C:\Program Files\ITT\IDL64\products\envi44\filt_func\tm.sli
enviacc.prj.filter_func_file_index = 6
enviacc.prj.water_band_choice = 1.13
enviacc.prj.red_channel = 3
enviacc.prj.green_channel = 2
enviacc.prj.blue_channel = 0
enviacc.prj.water_abs_channel = 0
enviacc.prj.water_ref_channel = 0
enviacc.prj.kt_upper_channel = 6
enviacc.prj.kt_lower_channel = 3
enviacc.prj.kt_cutoff = 0.1000
enviacc.prj.kt_ratio = 0.4500
enviacc.prj.cirrus_channel = 0
enviacc.prj.water_retrieval = 0
enviacc.prj.user_stem_name = 2001_ref_
enviacc.prj.modtran_directory =
C:\Users\Administrador\Desktop\Mestrado\Dissertação\Imagens\Calibradas\2001\
;
; MODTRAN Parameters
enviacc.modtran.visvalue = 40.0000
enviacc.modtran.f_resolution = 15.0000
```

```
enviacc.modtran.day = 10
enviacc.modtran.month = 12
enviacc.modtran.year = 2001
enviacc.modtran.gmt = 13.0664
enviacc.modtran.latitude = -31.7470
enviacc.modtran.longitude = -53.3545
enviacc.modtran.sensor_altitude = 705.0000
enviacc.modtran.ground_elevation = 0.1000
enviacc.modtran.view_zenith_angle = 180.0000
enviacc.modtran.view_azimuth = 0.0000
enviacc.modtran.atmosphere_model = 2
enviacc.modtran.aerosol_model = 1
enviacc.modtran.multiscatter_model = 2
enviacc.modtran.disort_streams = 8
enviacc.modtran.co2mix = 370.0000
enviacc.modtran.water_column_multiplier = 1.0000
;
; Image Parameters
enviacc.img.nspatial = 5605
enviacc.img.nlines = 4324
enviacc.img.data_type = 4
enviacc.img.margin1 = 0
enviacc.img.margin2 = 0
enviacc.img.nskip = 0
enviacc.img.pixel_size = 30.0000
enviacc.img.sensor_name = Landsat TM5
;
; Analysis Parameters
enviacc.ana.aerosol_scaleht = 2.0000
enviacc.ana.use_adjacency = 1
enviacc.ana.output_scale = 10000.0000
enviacc.ana.polishing_res = 0
enviacc.ana.aerosol_retrieval = 1
enviacc.ana.calc_wl_correction = 0
enviacc.ana.reuse_modtran_calcs = 0
enviacc.ana.use_square_slit_function = 0
enviacc.ana.convolution_method = fft
enviacc.ana.use_tiling = 1
enviacc.ana.tile_size = 200.0000
```

```
;
; Spectral Parameters
enviacc.spc.wavelength_units = micron
enviacc.spc.lambda = [
    0.4850,  0.5600,  0.6600,  0.8300,  1.6500,  2.2150]
enviacc.spc.fwhm = [
    0.070000,  0.080000,  0.060000,  0.140000,  0.200000,  0.270000]
enviacc.img.p_input_scale = [
    10.0000,  10.0000,  10.0000,  10.0000,  10.0000,  10.0000]
```

2. Resultados da correção atmosférica do subconjunto da a imagem de 10 de dezembro de 2001:

FLAASH Run Date: Fri Feb 22 20:35:41 2008

Input File:
C:\Users\Administrador\Desktop\Mestrado\Dissertação\Imagens\BIL\2001_subset_rad
bil

Output File:
C:\Users\Administrador\Desktop\Mestrado\Dissertação\Imagens\Calibradas\2001\2001
subset_ref

Template File:
C:\Users\Administrador\Desktop\Mestrado\Dissertação\Imagens\Calibradas\2001\2001
_ref_template.txt

Visibility = 300.0003 km

Average Water Amount = 2.7848 cm

ANEXO 6

1. Parâmetros de correção atmosférica utilizados no módulo FLAASH para o subconjunto da a imagem de 04 de novembro de 1988:

```
;ENVI FLAASH PARAMETERS TEMPLATE (4.4)
;Written Fri Feb 22 18:58:51 2008
;
; Project Parameters
enviacc.prj.radiance_file =
C:\Users\Administrador\Desktop\Mestrado\Dissertação\Imagens\BIL\1988_subset_rad
bil
enviacc.prj.reflect_file =
C:\Users\Administrador\Desktop\Mestrado\Dissertação\Imagens\Calibradas\1988
subset_call
enviacc.prj.filter_func_file = C:\Program Files\ITT\IDL64\products\envi44\filt_func\tm.sli
enviacc.prj.filter_func_file_index = 6
enviacc.prj.water_band_choice = 1.13
enviacc.prj.red_channel = 3
enviacc.prj.green_channel = 2
enviacc.prj.blue_channel = 0
enviacc.prj.water_abs_channel = 0
enviacc.prj.water_ref_channel = 0
enviacc.prj.kt_upper_channel = 6
enviacc.prj.kt_lower_channel = 3
enviacc.prj.kt_cutoff = 0.1000
enviacc.prj.kt_ratio = 0.4500
enviacc.prj.cirrus_channel = 0
enviacc.prj.water_retrieval = 0
enviacc.prj.user_stem_name = f88_
enviacc.prj.modtran_directory =
C:\Users\Administrador\Desktop\Mestrado\Dissertação\Imagens\Calibradas\1988\
;
; MODTRAN Parameters
enviacc.modtran.visvalue = 40.0000
enviacc.modtran.f_resolution = 15.0000
```

```
enviacc.modtran.day = 4
enviacc.modtran.month = 11
enviacc.modtran.year = 1988
enviacc.modtran.gmt = 13.0000
enviacc.modtran.latitude = -31.4744
enviacc.modtran.longitude = -53.2241
enviacc.modtran.sensor_altitude = 705.0000
enviacc.modtran.ground_elevation = 0.1000
enviacc.modtran.view_zenith_angle = 180.0000
enviacc.modtran.view_azimuth = 0.0000
enviacc.modtran.atmosphere_model = 2
enviacc.modtran.aerosol_model = 1
enviacc.modtran.multiscatter_model = 2
enviacc.modtran.disort_streams = 8
enviacc.modtran.co2mix = 370.0000
enviacc.modtran.water_column_multiplier = 1.0000
;
; Image Parameters
enviacc.img.nspatial = 5605
enviacc.img.nlines = 4324
enviacc.img.data_type = 4
enviacc.img.margin1 = 0
enviacc.img.margin2 = 0
enviacc.img.nskip = 0
enviacc.img.pixel_size = 30.0000
enviacc.img.sensor_name = Landsat TM5
;
; Analysis Parameters
enviacc.ana.aerosol_scaleht = 2.0000
enviacc.ana.use_adjacency = 1
enviacc.ana.output_scale = 10000.0000
enviacc.ana.polishing_res = 0
enviacc.ana.aerosol_retrieval = 1
enviacc.ana.calc_wl_correction = 0
enviacc.ana.reuse_modtran_calcs = 0
enviacc.ana.use_square_slit_function = 0
enviacc.ana.convolution_method = fft
enviacc.ana.use_tiling = 1
enviacc.ana.tile_size = 200.0000
```

```
;
; Spectral Parameters
enviacc.spc.wavelength_units = micron
enviacc.spc.lambda = [
    0.4850,  0.5600,  0.6600,  0.8300,  1.6500,  2.2150]
enviacc.spc.fwhm = [
    0.070000,  0.080000,  0.060000,  0.140000,  0.200000,  0.270000]
enviacc.img.p_input_scale = [
    10.0000,  10.0000,  10.0000,  10.0000,  10.0000,  10.0000]
```

2. Resultados da correção atmosférica do subconjunto da a imagem de 04 de novembro de 1988:

FLAASH Run Date: Fri Feb 22 19:22:22 2008

Input File:
C:\Users\Administrador\Desktop\Mestrado\Dissertação\Imagens\BIL\1988_subset_rad
bil

Output File:
C:\Users\Administrador\Desktop\Mestrado\Dissertação\Imagens\Calibradas\1988
subset_call

Template File:
C:\Users\Administrador\Desktop\Mestrado\Dissertação\Imagens\Calibradas\1988\88_t
emplate.txt

Visibility = 45.1475 km

Average Water Amount = 2.7848 cm

ANEXO 7

1. Matriz de Confusão resultante da Classificação da Imagem de 1988, retornada pelo Envi 4.4.

Confusion Matrix: C:\Documents and Settings\roberto.kiel\Desktop\Imagens\Classificações\Temático 1988 Majoridade

Overall Accuracy = (26887/30706) 87.5627%

Kappa Coefficient = 0.8487

Class	Ground Truth (Pixels)				
	Solo Agrícola	Lavoura	Pastagem	Não Agrícola	Floresta
Unclassified	0	0	0	0	0
Solo Agrícola	5976	165	0	5	0
Lavoura [Oran	57	2672	353	0	165
Pastagem [Cha	0	1183	7780	0	19
Não Agrícola	113	55	29	3869	0
Floresta [Gre	28	25	201	0	2171
Mata [Sea Gre	98	449	235	0	208
Água [Blue] 2	28	0	0	0	0
Total	6300	4549	8598	3874	2563

Class	Ground Truth (Pixels)		
	Mata	Água	Total
Unclassified	0	0	0
Solo Agrícola	0	51	6197
Lavoura [Oran	81	0	3328
Pastagem [Cha	119	0	9101
Não Agrícola	0	0	4066
Floresta [Gre	152	0	2577
Mata [Sea Gre	2046	0	3036
Água [Blue] 2	0	2373	2401
Total	2398	2424	30706

Class	Ground Truth (Percent)				
	Solo Agrícola	Lavoura	Pastagem	Não Agrícola	Floresta
Unclassified	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Solo Agrícola	94.86	3.63	0.00	0.13	0.00
Lavoura [Oran	0.90	58.74	4.11	0.00	6.44
Pastagem [Cha	0.00	26.01	90.49	0.00	0.74
Não Agrícola	1.79	1.21	0.34	99.87	0.00
Floresta [Gre	0.44	0.55	2.34	0.00	84.71
Mata [Sea Gre	1.56	9.87	2.73	0.00	8.12
Água [Blue] 2	0.44	0.00	0.00	0.00	0.00
Total	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00

Ground Truth (Percent)

Class	Mata	Água	Total
Unclassified	0.00	0.00	0.00
Solo Agrícola	0.00	2.10	20.18
Lavoura [Oran	3.38	0.00	10.84
Pastagem [Cha	4.96	0.00	29.64
Não Agrícola	0.00	0.00	13.24
Floresta [Gre	6.34	0.00	8.39
Mata [Sea Gre	85.32	0.00	9.89
Água [Blue] 2	0.00	97.90	7.82
Total	100.00	100.00	100.00

Class	Commission (Percent)	Omission (Percent)	Commission (Pixels)	Omission (Pixels)
Solo Agrícola	3.57	5.14	221/6197	324/6300
Lavoura [Oran	19.71	41.26	656/3328	1877/4549
Pastagem [Cha	14.51	9.51	1321/9101	818/8598
Não Agrícola	4.85	0.13	197/4066	5/3874
Floresta [Gre	15.75	15.29	406/2577	392/2563
Mata [Sea Gre	32.61	14.68	990/3036	352/2398
Água [Blue] 2	1.17	2.10	28/2401	51/2424

Class	Prod. Acc. (Percent)	User Acc. (Percent)	Prod. Acc. (Pixels)	User Acc. (Pixels)
Solo Agrícola	94.86	96.43	5976/6300	5976/6197
Lavoura [Oran	58.74	80.29	2672/4549	2672/3328
Pastagem [Cha	90.49	85.49	7780/8598	7780/9101
Não Agrícola	99.87	95.15	3869/3874	3869/4066
Floresta [Gre	84.71	84.25	2171/2563	2171/2577
Mata [Sea Gre	85.32	67.39	2046/2398	2046/3036
Água [Blue] 2	97.90	98.83	2373/2424	2373/2401

ANEXO 8

1. Matriz de Confusão resultante da Classificação da Imagem de 2001, retornada pelo Envi 4.4.

Confusion Matrix: C:\Documents and Settings\roberto.kiel\Desktop\Imagens\Classificações\Temático 2001 Majoridade

Overall Accuracy = (16765/18662) 89.8350%

Kappa Coefficient = 0.8789

Ground Truth (Pixels)						
Class	Solo Agrícola	Lavoura Não Agrícola	Floresta	Mata		
Unclassified	0	0	0	0	0	
Solo Agrícola	3894	330	16	0	8	
Lavoura [Oran	346	2251	0	51	100	
Não Agrícola	26	13	1386	0	0	
Floresta [Gre	61	16	0	1211	43	
Mata [Sea Gre	16	243	0	114	2385	
Água [Blue] 2	0	0	0	0	0	
Pastagem [Cha	3	357	1	45	2	
Total	4346	3210	1403	1421	2538	

Ground Truth (Pixels)			
Class	Água	Pastagem	Total
Unclassified	0	0	0
Solo Agrícola	0	0	4248
Lavoura [Oran	1	105	2854
Não Agrícola	0	0	1425
Floresta [Gre	0	0	1331
Mata [Sea Gre	0	0	2758
Água [Blue] 2	2790	0	2790
Pastagem [Cha	0	2848	3256
Total	2791	2953	18662

Ground Truth (Percent)					
Class	Solo Agrícola	Lavoura Não Agrícola	Floresta	Mata	
Unclassified	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Solo Agrícola	89.60	10.28	1.14	0.00	0.32
Lavoura [Oran	7.96	70.12	0.00	3.59	3.94
Não Agrícola	0.60	0.40	98.79	0.00	0.00
Floresta [Gre	1.40	0.50	0.00	85.22	1.69
Mata [Sea Gre	0.37	7.57	0.00	8.02	93.97
Água [Blue] 2	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Pastagem [Cha	0.07	11.12	0.07	3.17	0.08
Total	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00

Class	Ground Truth (Percent)		Total
	Água	Pastagem	
Unclassified	0.00	0.00	0.00
Solo Agrícola	0.00	0.00	22.76
Lavoura [Oran	0.04	3.56	15.29
Não Agrícola	0.00	0.00	7.64
Floresta [Gre	0.00	0.00	7.13
Mata [Sea Gre	0.00	0.00	14.78
Água [Blue] 2	99.96	0.00	14.95
Pastagem [Cha	0.00	96.44	17.45
Total	100.00	100.00	100.00

Class	Commission	Omission	Commission	Omission
	(Percent)	(Percent)	(Pixels)	(Pixels)
Solo Agrícola	8.33	10.40	354/4248	452/4346
Lavoura [Oran	21.13	29.88	603/2854	959/3210
Não Agrícola	2.74	1.21	39/1425	17/1403
Floresta [Gre	9.02	14.78	120/1331	210/1421
Mata [Sea Gre	13.52	6.03	373/2758	153/2538
Água [Blue] 2	0.00	0.04	0/2790	1/2791
Pastagem [Cha	12.53	3.56	408/3256	105/2953

Class	Prod. Acc.	User Acc.	Prod. Acc.	User Acc.
	(Percent)	(Percent)	(Pixels)	(Pixels)
Solo Agrícola	89.60	91.67	3894/4346	3894/4248
Lavoura [Oran	70.12	78.87	2251/3210	2251/2854
Não Agrícola	98.79	97.26	1386/1403	1386/1425
Floresta [Gre	85.22	90.98	1211/1421	1211/1331
Mata [Sea Gre	93.97	86.48	2385/2538	2385/2758
Água [Blue] 2	99.96	100.00	2790/2791	2790/2790
Pastagem [Cha	96.44	87.47	2848/2953	2848/3256

ANEXO 9

1. Matriz de Confusão resultante da Classificação da Imagem de 2006, retornada pelo Envi 4.4.

Confusion Matrix: C:\Documents and Settings\roberto.kiel\Desktop\Imagens\Classificações\Temático 2006 Majoridade

Overall Accuracy = (26568/29812) 89.1185%

Kappa Coefficient = 0.8703

Class	Ground Truth (Pixels)				
	Solo	Lavoura	Pastagem	Não Agrícola	Floresta
Unclassified	0	0	0	0	0
Solo [Red3] 3	3309	638	0	98	0
Lavoura [Oran	587	4656	56	19	0
Pastagem [Cha	0	593	5163	0	0
Não Agrícola	41	74	0	2485	0
Floresta [Gre	0	163	0	0	4516
Mata [Sea Gre	0	23	0	0	904
Água [Blue] 1	0	0	0	0	0
Total	3937	6147	5219	2602	5420

Class	Ground Truth (Pixels)		
	Mata	Água	Total
Unclassified	0	0	0
Solo [Red3] 3	0	0	4045
Lavoura [Oran	15	0	5333
Pastagem [Cha	0	0	5756
Não Agrícola	0	2	2602
Floresta [Gre	31	0	4710
Mata [Sea Gre	5020	0	5947
Água [Blue] 1	0	1419	1419
Total	5066	1421	29812

Class	Ground Truth (Percent)				
	Solo	Lavoura	Pastagem	Não Agrícola	Floresta
Unclassified	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Solo [Red3] 3	84.05	10.38	0.00	3.77	0.00
Lavoura [Oran	14.91	75.74	1.07	0.73	0.00
Pastagem [Cha	0.00	9.65	98.93	0.00	0.00
Não Agrícola	1.04	1.20	0.00	95.50	0.00
Floresta [Gre	0.00	2.65	0.00	0.00	83.32
Mata [Sea Gre	0.00	0.37	0.00	0.00	16.68
Água [Blue] 1	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Total	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00

Class	Ground Truth (Percent)		Total
	Mata	Água	
Unclassified	0.00	0.00	0.00
Solo [Red3] 3	0.00	0.00	13.57
Lavoura [Oran	0.30	0.00	17.89
Pastagem [Cha	0.00	0.00	19.31
Não Agricola	0.00	0.14	8.73
Floresta [Gre	0.61	0.00	15.80
Mata [Sea Gre	99.09	0.00	19.95
Água [Blue] 1	0.00	99.86	4.76
Total	100.00	100.00	100.00

Class	Commission	Omission	Commission	Omission
	(Percent)	(Percent)	(Pixels)	(Pixels)
Solo [Red3] 3	18.20	15.95	736/4045	628/3937
Lavoura [Oran	12.69	24.26	677/5333	1491/6147
Pastagem [Cha	10.30	1.07	593/5756	56/5219
Não Agricola	4.50	4.50	117/2602	117/2602
Floresta [Gre	4.12	16.68	194/4710	904/5420
Mata [Sea Gre	15.59	0.91	927/5947	46/5066
Água [Blue] 1	0.00	0.14	0/1419	2/1421

Class	Prod. Acc.	User Acc.	Prod. Acc.	User Acc.
	(Percent)	(Percent)	(Pixels)	(Pixels)
Solo [Red3] 3	84.05	81.80	3309/3937	3309/4045
Lavoura [Oran	75.74	87.31	4656/6147	4656/5333
Pastagem [Cha	98.93	89.70	5163/5219	5163/5756
Não Agricola	95.50	95.50	2485/2602	2485/2602
Floresta [Gre	83.32	95.88	4516/5420	4516/4710
Mata [Sea Gre	99.09	84.41	5020/5066	5020/5947
Água [Blue] 1	99.86	100.00	1419/1421	1419/1419

ANEXO 10

1. Árvore de Decisão para a classificação da subtração das imagens temáticas de NDVI.

ENVI Decision Tree Text File (version=1.0)

```
begin node
  name = "1,1"
  type = Decision
  location = 1,1
  expression = "(b1 EQ 1) AND (b2 EQ 1)"
end node
```

```
begin node
  name = "Cresc.Est."
  type = Result
  location = 2,2
  parent name = "1,1"
  parent decision = Yes
  class value = 1
  class rgb = 0,200,0
end node
```

```
begin node
  name = "2,1"
  type = Decision
  location = 2,1
  parent name = "1,1"
  parent decision = No
  expression = "(b1 EQ 2) AND (b2 EQ 1)"
end node
```

```
begin node
  name = "Cresc.Des."
  type = Result
  location = 3,2
  parent name = "2,1"
  parent decision = Yes
  class value = 3
  class rgb = 0,170,0
end node
```

```
begin node
  name = "3,1"
  type = Decision
  location = 3,1
  parent name = "2,1"
  parent decision = No
  expression = "(b1 EQ 3) AND (b2 EQ 1)"
end node
```

```
begin node
  name = "Cresc."
```

```
  type = Result
  location = 4,2
  parent name = "3,1"
  parent decision = Yes
  class value = 4
  class rgb = 0,140,0
end node
```

```
begin node
  name = "4,1"
  type = Decision
  location = 4,1
  parent name = "3,1"
  parent decision = No
  expression = "(b1 EQ 4) AND (b2 EQ 1)"
end node
```

```
begin node
  name = "Reveg."
  type = Result
  location = 5,2
  parent name = "4,1"
  parent decision = Yes
  class value = 5
  class rgb = 0,110,0
end node
```

```
begin node
  name = "5,1"
  type = Decision
  location = 5,1
  parent name = "4,1"
  parent decision = No
  expression = "(b1 EQ 5) AND (b2 EQ 1)"
end node
```

```
begin node
  name = "Reveg.Acn."
  type = Result
  location = 6,2
  parent name = "5,1"
  parent decision = Yes
  class value = 6
  class rgb = 0,80,0
end node
```

```
begin node
  name = "1,2"
  type = Decision
```

```

location = 6,1
parent name = "5,1"
parent decision = No
expression = "(b1 EQ 1) AND (b2 EQ 2)"
end node

```

```

begin node
name = "Cresc.Acl."
type = Result
location = 7,2
parent name = "1,2"
parent decision = Yes
class value = 7
class rgb = 0,255,0
end node

```

```

begin node
name = "2,2"
type = Decision
location = 7,1
parent name = "1,2"
parent decision = No
expression = "(b1 EQ 2) AND (b2 EQ 2)"
end node

```

```

begin node
name = "Vegetado"
type = Result
location = 8,2
parent name = "2,2"
parent decision = Yes
class value = 8
class rgb = 0,50,0
end node

```

```

begin node
name = "3,2"
type = Decision
location = 8,1
parent name = "2,2"
parent decision = No
expression = "(b1 EQ 3) AND (b2 EQ 2)"
end node

```

```

begin node
name = "Cresc.Acn."
type = Result
location = 9,2
parent name = "3,2"
parent decision = Yes
class value = 9
class rgb = 0,230,0
end node

```

```

begin node
name = "4,2"
type = Decision
location = 9,1
parent name = "3,2"

```

```

parent decision = No
expression = "(b1 EQ 4) AND (b2 EQ 2)"
end node

```

```

begin node
name = "Recomp."
type = Result
location = 10,2
parent name = "4,2"
parent decision = Yes
class value = 10
class rgb = 100,255,0
end node

```

```

begin node
name = "5,2"
type = Decision
location = 10,1
parent name = "4,2"
parent decision = No
expression = "(b1 EQ 5) AND (b2 EQ 2)"
end node

```

```

begin node
name = "Recomp.Acn."
type = Result
location = 11,2
parent name = "5,2"
parent decision = Yes
class value = 11
class rgb = 130,255,0
end node

```

```

begin node
name = "1,3"
type = Decision
location = 11,1
parent name = "5,2"
parent decision = No
expression = "(b1 EQ 1) AND (b2 EQ 3)"
end node

```

```

begin node
name = "Recomposto"
type = Result
location = 12,2
parent name = "1,3"
parent decision = Yes
class value = 12
class rgb = 50,255,0
end node

```

```

begin node
name = "2,3"
type = Decision
location = 12,1
parent name = "1,3"
parent decision = No
expression = "(b1 EQ 2) AND (b2 EQ 3)"

```

```

end node

begin node
  name = "Revegetado"
  type = Result
  location = 13,2
  parent name = "2,3"
  parent decision = Yes
  class value = 13
  class rgb = 60,255,60
end node

begin node
  name = "3,3"
  type = Decision
  location = 13,1
  parent name = "2,3"
  parent decision = No
  expression = "(b1 EQ 3) AND (b2 EQ 3)"
end node

begin node
  name = "Estável"
  type = Result
  location = 14,2
  parent name = "3,3"
  parent decision = Yes
  class value = 14
  class rgb = 255,255,255
end node

begin node
  name = "4,3"
  type = Decision
  location = 14,1
  parent name = "3,3"
  parent decision = No
  expression = "(b1 EQ 4) AND (b2 EQ 3)"
end node

begin node
  name = "Degradado"
  type = Result
  location = 15,2
  parent name = "4,3"
  parent decision = Yes
  class value = 15
  class rgb = 255,165,0
end node

begin node
  name = "5,3"
  type = Decision
  location = 15,1
  parent name = "4,3"
  parent decision = No
  expression = "(b1 EQ 5) AND (b2 EQ 3)"
end node

```

```

begin node
  name = "Desvgtado"
  type = Result
  location = 16,2
  parent name = "5,3"
  parent decision = Yes
  class value = 16
  class rgb = 238,154,0
end node

begin node
  name = "1,4"
  type = Decision
  location = 16,1
  parent name = "5,3"
  parent decision = No
  expression = "(b1 EQ 1) AND (b2 EQ 4)"
end node

begin node
  name = "Desvgtção"
  type = Result
  location = 17,2
  parent name = "1,4"
  parent decision = Yes
  class value = 17
  class rgb = 205,100,0
end node

begin node
  name = "2,4"
  type = Decision
  location = 17,1
  parent name = "1,4"
  parent decision = No
  expression = "(b1 EQ 2) AND (b2 EQ 4)"
end node

begin node
  name = "Desvg.Acn."
  type = Result
  location = 18,2
  parent name = "2,4"
  parent decision = Yes
  class value = 18
  class rgb = 255,90,0
end node

begin node
  name = "3,4"
  type = Decision
  location = 18,1
  parent name = "2,4"
  parent decision = No
  expression = "(b1 EQ 3) AND (b2 EQ 4)"
end node

begin node
  name = "Diminuição"

```

```

type = Result
location = 19,2
parent name = "3,4"
parent decision = Yes
class value = 19
class rgb = 255,120,80
end node

```

```

begin node
name = "4,4"
type = Decision
location = 19,1
parent name = "3,4"
parent decision = No
expression = "(b1 EQ 4) AND (b2 EQ 4)"
end node

```

```

begin node
name = "Dimin.Est."
type = Result
location = 20,2
parent name = "4,4"
parent decision = Yes
class value = 20
class rgb = 255,116,100
end node

```

```

begin node
name = "5,4"
type = Decision
location = 20,1
parent name = "4,4"
parent decision = No
expression = "(b1 EQ 5) AND (b2 EQ 4)"
end node

```

```

begin node
name = "Dimin.Desac."
type = Result
location = 21,2
parent name = "5,4"
parent decision = Yes
class value = 21
class rgb = 255,184,132
end node

```

```

begin node
name = "1,5"
type = Decision
location = 21,1
parent name = "5,4"
parent decision = No
expression = "(b1 EQ 1) AND (b2 EQ 5)"
end node

```

```

begin node
name = "Degradação"
type = Result
location = 22,2

```

```

parent name = "1,5"
parent decision = Yes
class value = 22
class rgb = 160,80,45
end node

```

```

begin node
name = "2,5"
type = Decision
location = 22,1
parent name = "1,5"
parent decision = No
expression = "(b1 EQ 2) AND (b2 EQ 5)"
end node

```

```

begin node
name = "Degrd.Acn."
type = Result
location = 23,2
parent name = "2,5"
parent decision = Yes
class value = 23
class rgb = 192,97,56
end node

```

```

begin node
name = "3,5"
type = Decision
location = 23,1
parent name = "2,5"
parent decision = No
expression = "(b1 EQ 3) AND (b2 EQ 5)"
end node

```

```

begin node
name = "Dimin.Acn."
type = Result
location = 24,2
parent name = "3,5"
parent decision = Yes
class value = 24
class rgb = 255,83,46
end node

```

```

begin node
name = "4,5"
type = Decision
location = 24,1
parent name = "3,5"
parent decision = No
expression = "(b1 EQ 4) AND (b2 EQ 5)"
end node

```

```

begin node
name = "Dimin.Acl."
type = Result
location = 25,2
parent name = "4,5"
parent decision = Yes

```

```

class value = 25
class rgb = 255,43,43
end node

```

```

begin node
name = "5,5"
type = Decision
location = 25,1
parent name = "4,5"
parent decision = No
expression = "(b1 EQ 5) AND (b2 EQ 5)"
end node

```

```

begin node
name = "Não Veget."
type = Result
location = 26,2
parent name = "5,5"
parent decision = Yes
class value = 26
class rgb = 238,238,0
end node

```

```

begin node
name = "Não Classificado"
type = Result
location = 26,1
parent name = "5,5"
parent decision = No
class value = 2
class rgb = 0,0,0
end node

```

```

begin variable
variable name = "b1"
file name =
"C:\Mestrado\Dissertação\Imagens\Imagens
Dissertação\Subset
Reflectância\Subtrações NDVI\88
01\Distribuição das 05 Classes 88 - 01
Tratadas Majoridade K5 P3"
file pos = 1
end variable

```

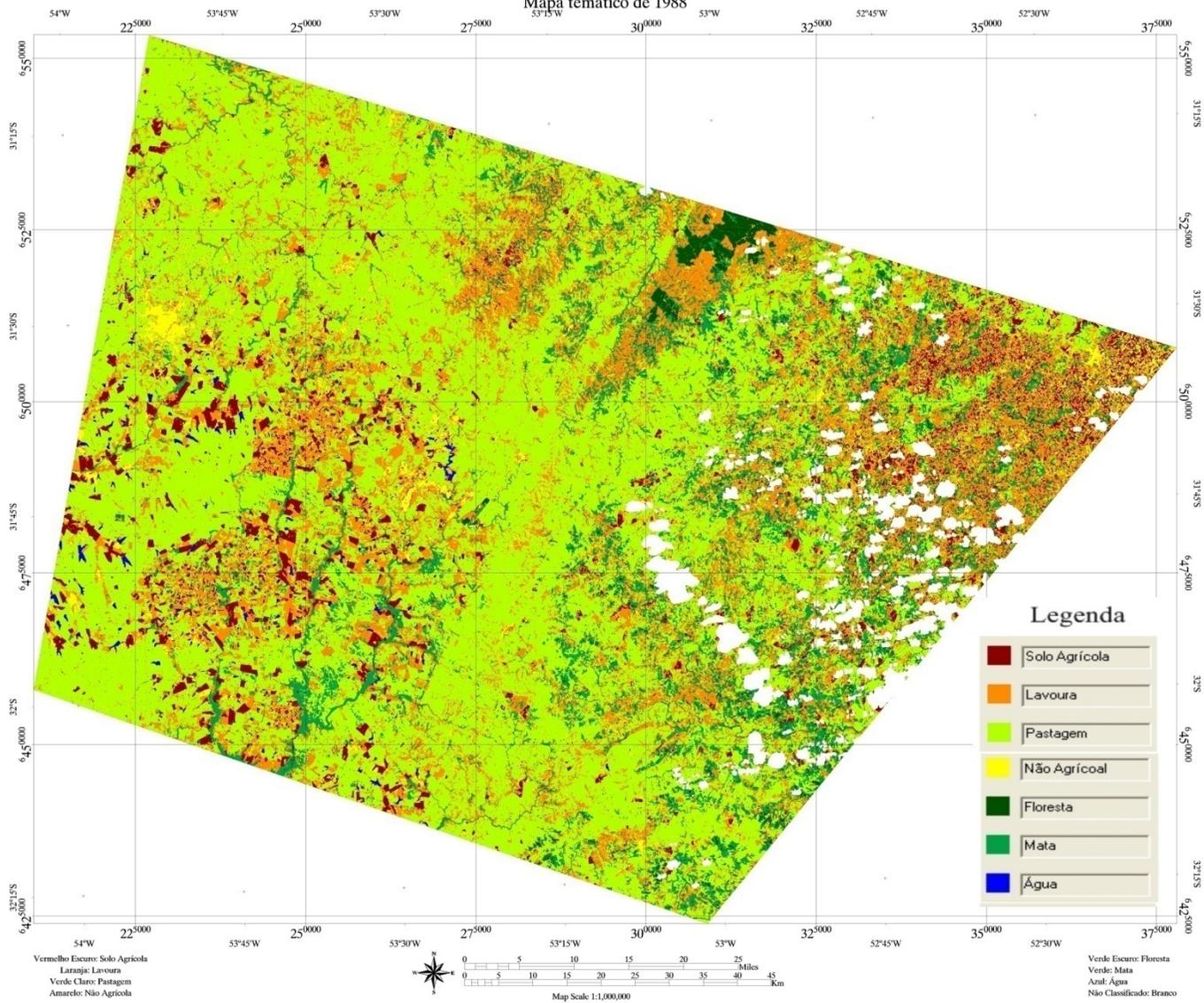
```

begin variable
variable name = "b2"
file name =
"C:\Mestrado\Dissertação\Imagens\Imagens
Dissertação\Subset
Reflectância\Subtrações NDVI\01
06\Distribuição das 05 Classes 01 - 06
Tratadas Majoridade K5 P3" file pos = 1end
variable

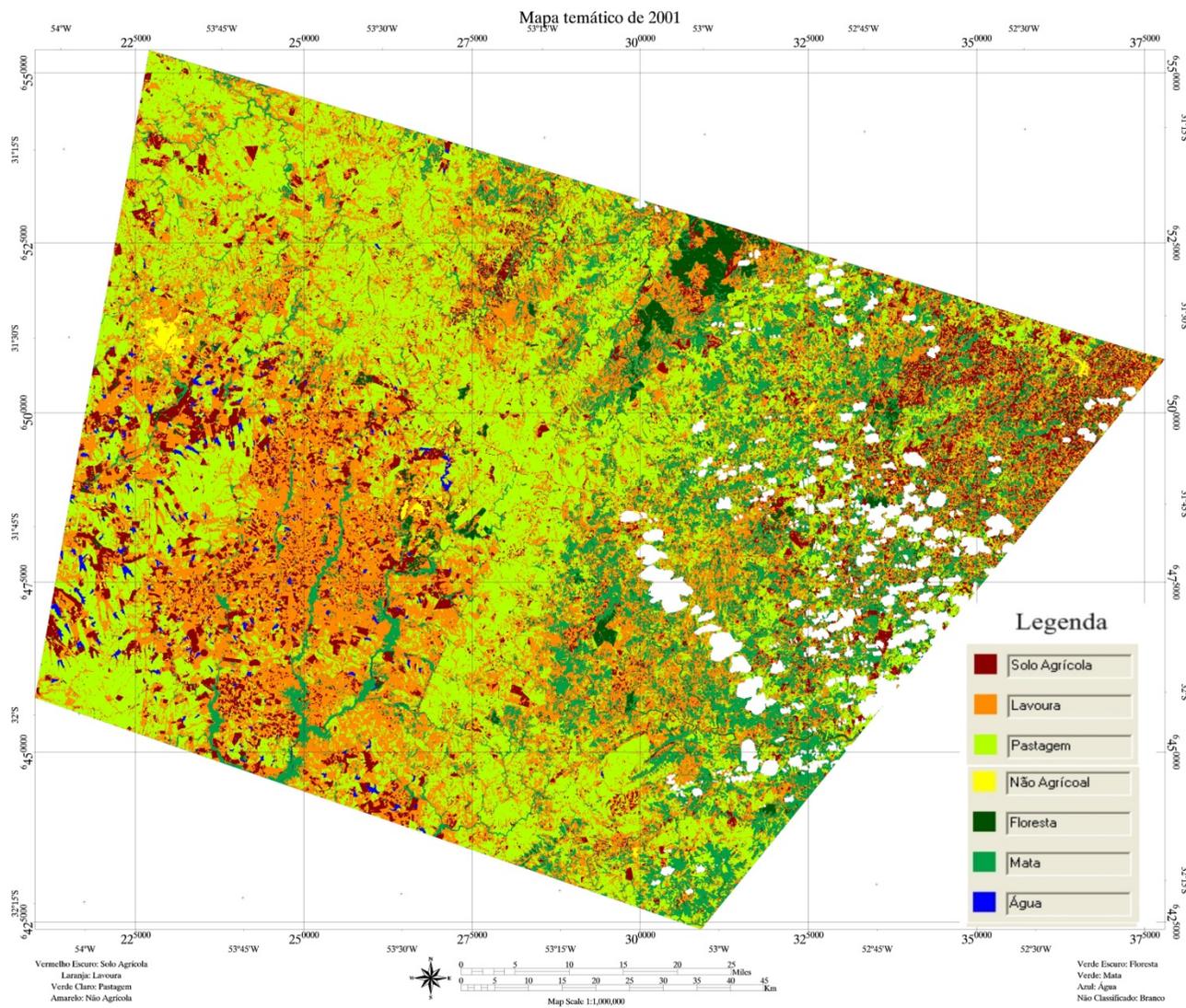
```

ANEXO 11

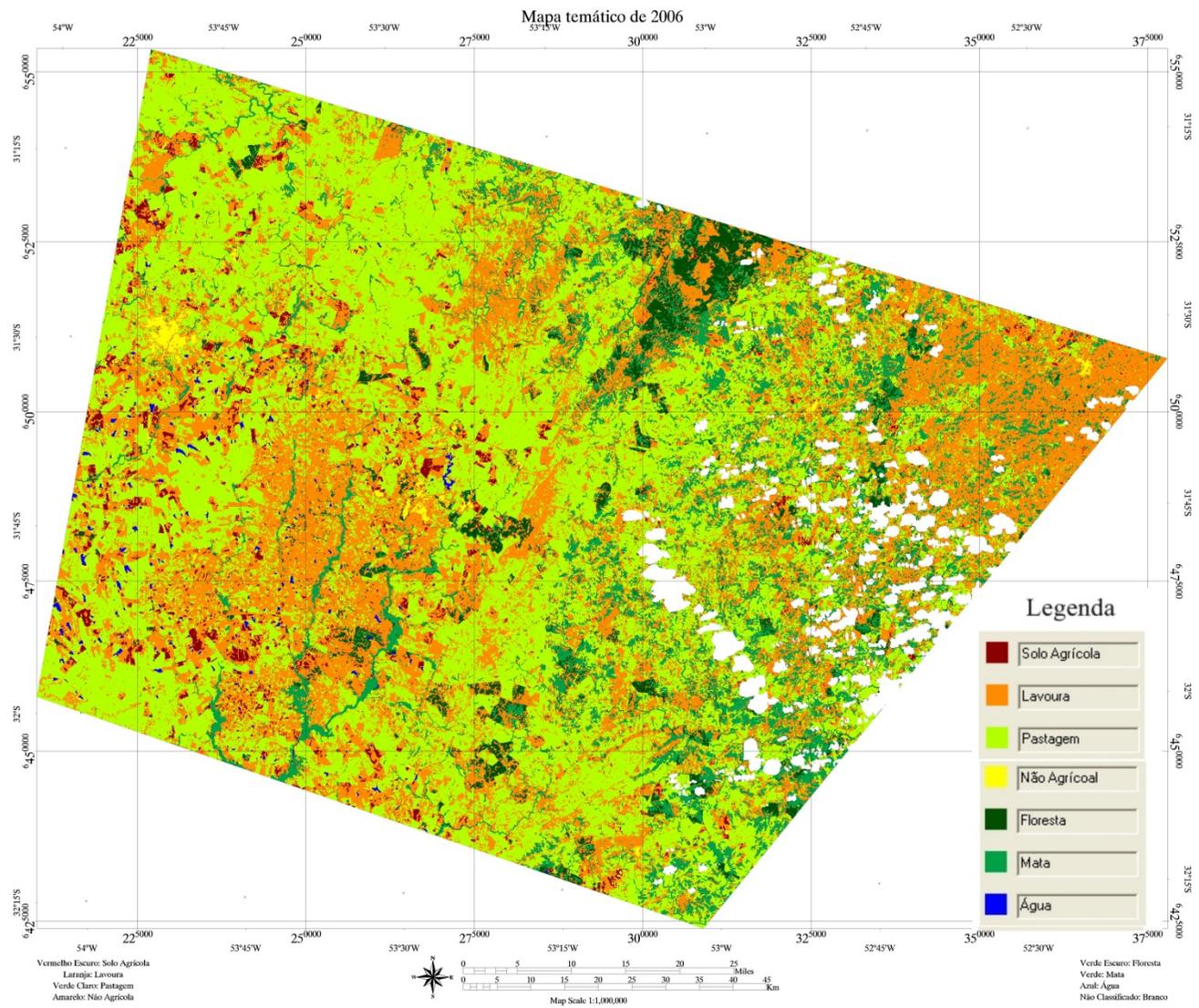
Mapa temático de 1988



ANEXO 12



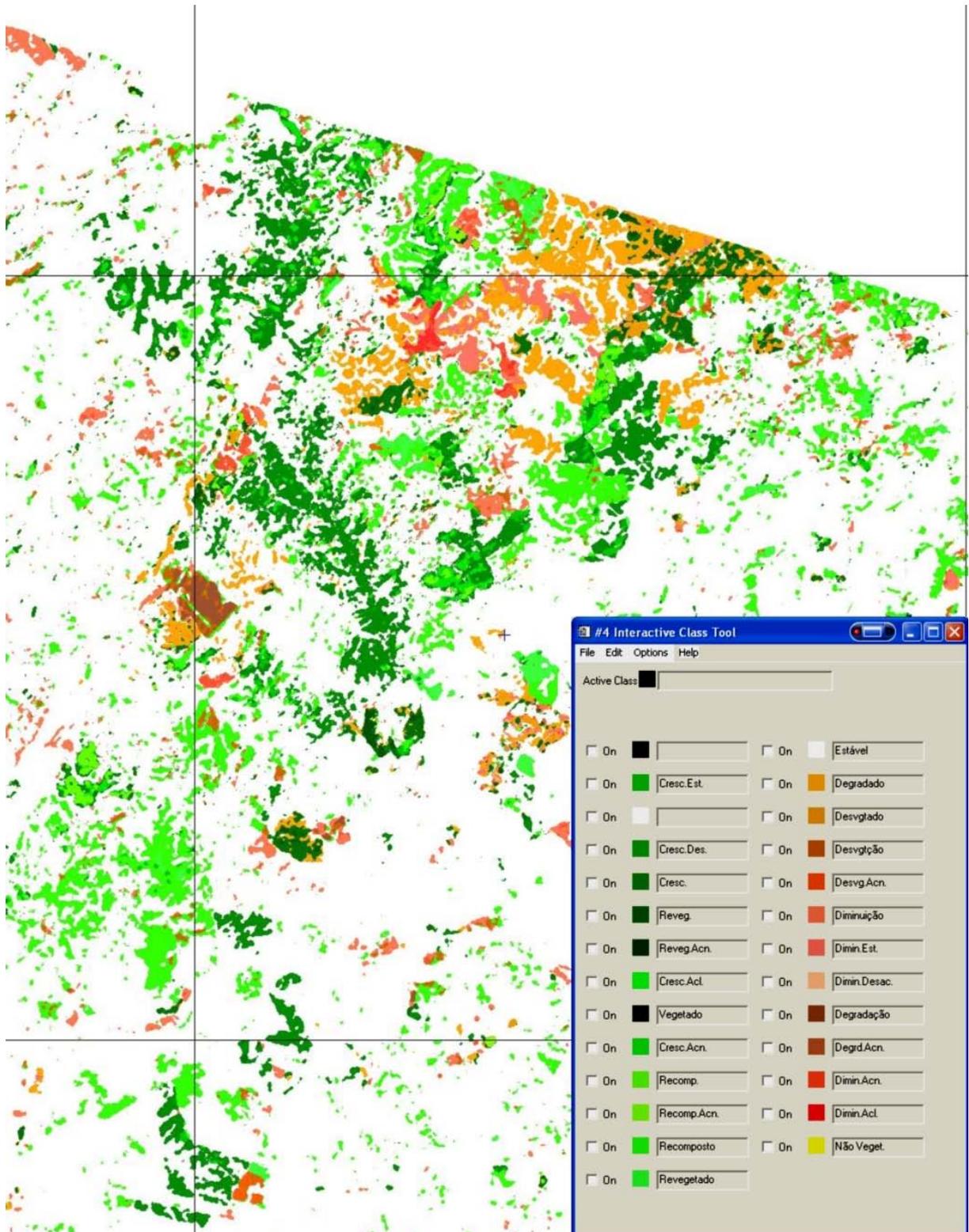
ANEXO 13



ANEXO 14

	<i>Nomes dos Projetos de Assestamento</i>	<i>Criação</i>	<i>Famílias</i>	<i>Área (ha)</i>	<i>Município</i>	<i>UF</i>
1	PA PIRATINI	18/5/92	51	1.238,00	PIRATINI	RS
2	PA FAZENDA SÇO FRANCISCO	10/6/92	49	539,00	CANDIOTA	RS
3	PA UMBÚ	16/5/96	25	982,66	PIRATINI	RS
4	PA CACHOEIRA	21/8/96	19	724,74	PIRATINI	RS
5	PA VIEIRINA	21/8/96	29	1.009,00	PINHEIRO MACHADO	RS
6	PA SANTO ANTONIO	21/8/96	37	1.056,00	PIRATINI	RS
7	PA SANTA FÉ	9/10/96	30	755,87	CANDIOTA	RS
8	PA ITÁOCE	11/11/96	10	598,00	PIRATINI	RS
9	PA SÃO MANOEL	5/12/96	42	1.469,42	PINHEIRO MACHADO	RS
10	PA FERRARIA	10/12/96	36	1.072,15	PIRATINI	RS
11	PA PASSO DORNELES	10/3/97	15	362,00	PIRATINI	RS
12	PA PASSO DA CRUZ	13/3/97	11	314,68	PIRATINI	RS
13	PA FLORESTA/LAGOA	20/6/97	74	2.224,32	PIRATINI	RS
14	PA NOVA HERVAL	29/8/97	61	2.288,66	HERVAL	RS
15	PA JAGUARÇO	2/10/97	113	2.890,00	ACEGUA	RS
16	PA MADRUGADA	2/10/97	45	1.143,00	CANDIOTA	RS
17	PA ESTANCIA DO FUNDO	2/10/97	79	2.135,90	CANDIOTA	RS
18	PA TERRA DO SOL	14/10/97	25	1.021,00	HERVAL	RS
19	PA FIGUEIRA	28/11/97	19	567,45	PINHEIRO MACHADO	RS
20	PA PINHEIRO MACHADO	28/11/97	25	775,56	PINHEIRO MACHADO	RS
21	PA ALEGRIAS	3/12/97	24	726,00	PINHEIRO MACHADO	RS
22	PA SÃO VIRGÍLIO	3/12/97	61	1.664,70	HERVAL	RS
23	PA CAMPO BONITO	3/12/97	30	933,32	PINHEIRO MACHADO	RS
24	PA SANTA INÁCIA	3/12/97	19	550,11	PINHEIRO MACHADO	RS
25	PA SÇO PEDRO II	20/12/97	25	585,63	CANDIOTA	RS
26	PA SANTA RITA III	17/12/98	26	356,58	HERVAL	RS
27	PA CANDIOTA	27/1/99	31	812,00	PEDRAS ALTAS	RS
28	PE CONQUISTA DO ARVOREDO	2/12/99	15	410,00	HULHA NEGRA	RS
29	PE MISSÕES DO ALTO URUGUAI	2/12/99	9	228,00	HULHA NEGRA	RS
30	PE NASCE UMA ESPERANIA	2/12/99	11	282,00	HULHA NEGRA	RS
31	PE NOVA UNIÇÃO I	2/12/99	27	803,00	HULHA NEGRA	RS
32	PE NOVA VITÓRIA	2/12/99	13	399,00	CANDIOTA	RS
33	PE SANTA ELMIRA	2/12/99	51	1.411,00	HULHA NEGRA	RS
34	PE SÇO MIGUEL	2/12/99	11	297,00	CANDIOTA	RS
35	PE VITÓRIA SÃO JOÃO	2/12/99	7	152,00	HULHA NEGRA	RS
36	PE SÃO JOSÉ	16/12/99	13	358,00	CANDIOTA	RS
37	PA SANTA INÉS	20/12/99	18	617,56	PEDRAS ALTAS	RS
38	PE BOA AMIZADE	20/12/99	25	745,00	HULHA NEGRA	RS
39	PA REGINA	21/12/99	70	1.685,00	PEDRAS ALTAS	RS
40	PE UNIDOS VENCEREMOS	3/10/00	7	279,00	HULHA NEGRA	RS
41	PE VITÓRIA 2000	3/10/00	7	223,00	CANDIOTA	RS
42	PE NOVA QUERÊNCIA	3/10/00	54	1.430,00	HULHA NEGRA	RS
43	PE 22 DE DEZEMBRO	3/10/00	40	984,00	CANDIOTA	RS
44	PE CONQUISTA DO FUTURO	3/10/00	32	669,00	HULHA NEGRA	RS
45	PE CHÊ GUEVARA	3/10/00	43	1.187,00	HULHA NEGRA	RS
46	PE OS PIONEIROS	3/10/00	19	446,00	CANDIOTA	RS
47	PE BOA VISTA DO BUTIPE	3/10/00	5	96,00	CANDIOTA	RS
48	PE SEIS DAS ACÁCIAS	3/10/00	6	141,00	CANDIOTA	RS
49	PE SÇO SEBASTIÃO DOS MARMELEIROS	3/10/01	18	379,00	CANDIOTA	RS
50	PE NOVA GERAÇÃO	3/10/01	8	257,00	HULHA NEGRA	RS
51	PA JAGUARÇO GRANDE/SETE POVOS	30/10/01	7	188,59	CANDIOTA	RS
52	PA ESTÂNCIA VELHA I	5/11/01	37	927,74	HULHA NEGRA	RS
53	PA ESTÂNCIA VELHA II/BELA VISTA	5/11/01	5	131,92	HULHA NEGRA	RS
54	PA DOS CERROS/CONQUISTA DOS CERROS	5/11/01	72	1.845,39	CANDIOTA	RS
55	PA TAPETE VERDE/CAMPESINOS	5/11/01	25	655,91	HULHA NEGRA	RS
56	PA MEIA ÁGUA / UNIDOS VENCEREMOS II	5/11/01	82	2.040,27	HULHA NEGRA	RS
57	PA NOSSA SENHORA DAS GRAIAS	12/11/01	14	306,80	PIRATINI	RS
58	PA DAS PALMEIRAS	12/11/01	25	655,99	HULHA NEGRA	RS
59	PA BANHADO GRANDE	21/11/01	28	663,29	HULHA NEGRA	RS
60	PA CAPIVARA II/CONQUISTA DA CAPIVARA	22/11/01	122	2.846,36	HULHA NEGRA	RS
61	PA PARAÏSO/CONQUISTA DO PARAÏSO	22/11/01	55	1.344,75	CANDIOTA	RS
62	PA RUBIRA/CONQUISTA DA LUTA	22/11/01	77	2.368,31	PIRATINI	RS
63	PA SANTO ANTÔNIO II/CONQUISTA DO POVO DE TUPÃ	30/11/01	60	1.356,54	CANDIOTA	RS
64	PE ESTÂNCIA CAMBOATÁ	16/4/02	22	624,72	CANDIOTA	RS
65	PE ESTENCIA SAMUEL	16/4/02	43	1.660,00	HULHA NEGRA	RS
66	PA JAGUARÇO/COMPANHEIROS DE JOÃO ANTÔNIO	2/9/02	32	813,59	CANDIOTA	RS
67	PA ESTANCINHA	2/9/02	18	459,28	CANDIOTA	RS
68	PA PITANGUEIRA II	5/11/02	13	312,39	CANDIOTA	RS
69	PA VISTA ALEGRE	5/11/02	7	279,45	HERVAL	RS
70	PA SANTA LUCIANA	20/5/03	18	476,87	ACEGUA	RS
	Totais		2.262	62.832,47		

ANEXO 15



ANEXO 16

