



Ministério da
**Ciência, Tecnologia
e Inovação**



sid.inpe.br/mtc-m19/2011/05.27.01.43-TDI

**USO E COBERTURA DA TERRA NUMA REGIÃO
AGRÍCOLA DE CERRADO, VIA ANÁLISE POR VETOR
DE MUDANÇA EM IMAGENS LANDSAT
MULTITEMPORAIS**

Enrique Maurício Del Castillo

Dissertação de Mestrado do Curso de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto,
orientada pelo Dr. José Carlos Neves Epiphanyo, aprovada em 15 de abril de 2011

URL do documento original:

<<http://urlib.net/8JMKD3MGP7W/39PC9ES>>

INPE
São José dos Campos
2011

PUBLICADO POR:

Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE

Gabinete do Diretor (GB)

Serviço de Informação e Documentação (SID)

Caixa Postal 515 - CEP 12.245-970

São José dos Campos - SP - Brasil

Tel.:(012) 3208-6923/6921

Fax: (012) 3208-6919

E-mail: pubtc@sid.inpe.br

CONSELHO DE EDITORAÇÃO E PRESERVAÇÃO DA PRODUÇÃO INTELLECTUAL DO INPE (RE/DIR-204):**Presidente:**

Dr. Gerald Jean Francis Banon - Coordenação Observação da Terra (OBT)

Membros:

Dr^a Inez Staciarini Batista - Coordenação Ciências Espaciais e Atmosféricas (CEA)

Dr^a Maria do Carmo de Andrade Nono - Conselho de Pós-Graduação

Dr^a Regina Célia dos Santos Alvalá - Centro de Ciência do Sistema Terrestre (CST)

Marciana Leite Ribeiro - Serviço de Informação e Documentação (SID)

Dr. Ralf Gielow - Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos (CPT)

Dr. Wilson Yamaguti - Coordenação Engenharia e Tecnologia Espacial (ETE)

Dr. Horácio Hideki Yanasse - Centro de Tecnologias Especiais (CTE)

BIBLIOTECA DIGITAL:

Dr. Gerald Jean Francis Banon - Coordenação de Observação da Terra (OBT)

Marciana Leite Ribeiro - Serviço de Informação e Documentação (SID)

Deicy Farabello - Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos (CPT)

REVISÃO E NORMALIZAÇÃO DOCUMENTÁRIA:

Marciana Leite Ribeiro - Serviço de Informação e Documentação (SID)

Yolanda Ribeiro da Silva Souza - Serviço de Informação e Documentação (SID)

EDITORAÇÃO ELETRÔNICA:

Vivéca Sant´Ana Lemos - Serviço de Informação e Documentação (SID)



Ministério da
**Ciência, Tecnologia
e Inovação**



sid.inpe.br/mtc-m19/2011/05.27.01.43-TDI

**USO E COBERTURA DA TERRA NUMA REGIÃO
AGRÍCOLA DE CERRADO, VIA ANÁLISE POR VETOR
DE MUDANÇA EM IMAGENS LANDSAT
MULTITEMPORAIS**

Enrique Maurício Del Castillo

Dissertação de Mestrado do Curso de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto,
orientada pelo Dr. José Carlos Neves Epiphanyo, aprovada em 15 de abril de 2011

URL do documento original:

<<http://urlib.net/8JMKD3MGP7W/39PC9ES>>

INPE
São José dos Campos
2011

Del Castillo, Enrique Maurício.

C278u Uso e cobertura da terra numa região agrícola de Cerrado, via análise por vetor de mudança em imagens Landsat Multitemporais / Enrique Maurício Del Castillo. – São José dos Campos : INPE, 2011.

xxiii + 121 p. ; (sid.inpe.br/mtc-m19/2011/05.27.01.43-TDI)

Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2011.

Orientadores : Dr. José Carlos Neves Epiphânio.

1. Detecção de mudanças. 2. Análise de Vetor de Mudança (AVM). 3. Cerrado. 4. Transformação de *Tasselled Cap*(TTC). 5. Modelo Linear de Mistura Espectral (MLME). 6. Sensoriamento remoto. I.Título.

CDU 528.88

Copyright © 2011 do MCT/INPE. Nenhuma parte desta publicação pode ser reproduzida, armazenada em um sistema de recuperação, ou transmitida sob qualquer forma ou por qualquer meio, eletrônico, mecânico, fotográfico, reprográfico, de microfilmagem ou outros, sem a permissão escrita do INPE, com exceção de qualquer material fornecido especificamente com o propósito de ser entrado e executado num sistema computacional, para o uso exclusivo do leitor da obra.

Copyright © 2011 by MCT/INPE. No part of this publication may be reproduced, stored in a retrieval system, or transmitted in any form or by any means, electronic, mechanical, photocopying, recording, microfilming, or otherwise, without written permission from INPE, with the exception of any material supplied specifically for the purpose of being entered and executed on a computer system, for exclusive use of the reader of the work.

Aprovado (a) pela Banca Examinadora
em cumprimento ao requisito exigido para
obtenção do Título de Mestre em
Sensoriamento Remoto

Dr. Antonio Roberto Formaggio



Presidente / INPE / SJCampos - SP

Dr. José Carlos Neves Epiphânio



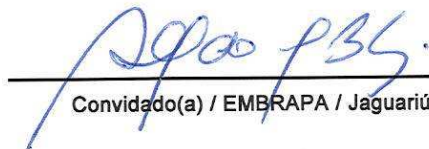
Orientador(a) / INPE / SJCampos - SP

Dr. Yosio Edemir Shimabukuro



Membro da Banca / INPE / São José dos Campos - SP

Dr. Alfredo José Barreto Luiz



Convidado(a) / EMBRAPA / Jaguariúna - SP

Aluno (a): Enrique Maurício Del Castillo

São José dos Campos, 15 de abril de 2011

“Sé útil, sé feliz... Y sobre todo sé bueno”.

Rosario del Castillo

AGRADECIMENTOS

A meus pais e irmã por acreditarem em mim e por sempre me apoiarem, pois de outra forma teria sido impossível terminar este trabalho.

Ao CNPq pela concessão da bolsa de estudos, e ao INPE pela oportunidade de realizar o mestrado.

Ao meu orientador, Prof. Epiphanyo pelos conselhos, paciência e compreensão.

Aos meus colegas da turma de 2009, e em particular aos colegas de república, do LTID e da diretoria, pela amizade sempre demonstrada.

Aos demais amigos e familiares que sempre me apoiaram e em mim confiaram.

E a Deus pela sua benção de todos os dias.

RESUMO

Este trabalho procura identificar mudanças ocorridas no Município de Jataí-GO utilizando dados orbitais multitemporais. O seu objetivo é o de contribuir para o desenvolvimento de uma metodologia confiável para a detecção e identificação das mudanças intraclasses e entre classes de uso e cobertura do solo, com vistas à caracterização da dinâmica da expansão agrícola no Cerrado. Comparou-se a utilização de dois métodos de transformação linear de dados multiespectrais - a transformação de “*Tasselled Cap*” (TTC) e Modelo Linear de Mistura Espectral (MLME) -, de forma a obter as feições de mudança a partir do método de Análise de Vetor de Mudança (AVM). Como fonte de dados, foram utilizadas imagens do sensor TM/Landsat-5 em um total de seis períodos entre os anos de 1984 e 2008 (todas do período de inverno). A área de estudo localiza-se no Cerrado Brasileiro e pertence aos limites do município de Jataí-GO. Os valores de exatidão global dos mapas produzidos situaram-se entre 53% e 67%, e o coeficiente *Kappa* entre 0,4886 (boa) e 0,3226 (razoável). Tanto as imagens fração do MLME como as componentes da TTC tiveram um desempenho semelhante para a detecção e identificação das transições ocorridas. A relação entre o ângulo de mudança e o tipo de mudança ocorrida não pôde ser feita de forma direta, devido à grande variabilidade espectral dos alvos agrícolas. Isso dificultou a identificação de outras mudanças de uso e cobertura do solo, tendo para isso sido utilizadas as imagens de magnitude de mudança e condição do pixel nos períodos em análise.

EVALUATION OF MULTITEMPORAL REMOTE SENSING TECHNIQUES FOR THE ANALYSIS OF AGRICULTURAL AREAS IN THE BRAZILIAN CERRADO

ABSTRACT

The purpose of this work is to identify changes that occurred in the Jataí municipality using multitemporal satellite images. The main objective was to contribute to the development of a reliable change detection method that identifies land use/land cover inner and inter class changes, in areas of agricultural expansion in the Cerrado biome. We compared two linear transformation techniques for multitemporal data, the “*Tasselled Cap*” Transformation (TCT) and Linear Spectral Mixture Analysis (LSMA), as input to the Change Vector Analysis (CVA) in order to produce change features. The sources of data used were TM/Landsat-5 images between 1984 and 2008 in a total of five periods of analysis (all from the dry period). Classification accuracies ranged from 53% to 67%, and the *Kappa* coefficients ranged between 0,4886 (moderate) and 0,3225 (fair). The LSMA and TCT fraction images performed similarly regarding change detection and change recognition capability. Errors were mainly due to high spectral variability of agricultural targets, which constrained the correct identification of other land use and land cover changes. The sole use of winter images is not recommended due to the similar to soil spectral response of agricultural, pasture and natural vegetation classes during this period, thus masking possible change events.

LISTA DE FIGURAS

	<u>Pág.</u>
Figura 2.1 – Distribuição espacial do bioma de Cerrado e área antropizada.	6
Figura 2.2 – Projeção das duas CPs, e a Transformação de “ <i>Tasselled cap</i> ” no espaço de atributos da banda 4 e banda 3 do sensor TM.	16
Figura 2.3 – Vetor de mudança e distância euclidiana do espaço radiométrico de duas bandas.	29
Figura 2.4 – Vetores de mudança ΔG de tamanho e ângulo iguais, representando diferentes tipos de mudança no mundo real.	31
Figura 3.1 – Localização do Município de Jataí e pontos de amostras de campo.	36
Figura 3.2 - Fluxograma de Trabalho.	38
Figura 3.3 – Fase de pré-processamento das imagens para detecção de mudanças.	39
Figura 3.4 – Fluxograma representativo das etapas de retificação radiométrica.	45
Figura 3.5 – Fase de transformação das imagens multiespectrais para três componentes a utilizar na detecção de mudanças.	46
Figura 3.6 – Equações utilizadas para calcular o ângulo alfa, de acordo com o quadrante.	50
Figura 3.7 – Fase de extração de parâmetros e AVM.	53
Figura 3.8 – Matriz de confusão para o mapeamento proposto.	58
Figura 4.1 – Curva espectral dos alvos Água, Vegetação e Solo em reflectância aparente e reflectância de superfície.	62
Figura 4.2 – Curva de reflectância de superfície para os componentes puros do MLME.	64
Figura 4.3 – Imagens fração solo, vegetação verde, e sombra para a imagem de 17/6/2010.	67
Figura 4.4 – Imagens “ <i>Brighthness</i> ”, “ <i>Greenness</i> ”, e “ <i>Wetness</i> ” para a imagem de 17/6/2010. ...	69
Figura 4.5 – Composição TM/Landsat-5 R(3) G(4) B(5) das imagens das datas 16/6/2004 e 29/7/2008, e resultado da AVM para uma área de desmatamento.	73
Figura 4.7 – Diferença da resposta espectral de talhões de milho visualmente iguais.	76
Figura 4.8 – Boxplot dos valores de magnitude de mudança para os três usos do solo analisados.	78

Figura 4.9 – Árvore de decisão para a classificação das imagens MLME.....	79
Figura 4.10 – Árvore de decisão para a classificação das imagens TTC.	79
Figura 4.11 – Área de pastagem natural observada durante o trabalho de campo.	81
Figura 4.12 – Erro presente na classificação pela presença de nuvens..	83
Figura 4.13 – Exemplo de área com erro de registro	85
Figura B.1 – Mapa de uso e cobertura do solo em 1996 e desmatamento entre 1990-1996 gerado a partir do método de TTC.	111
Figura B.2 – Mapa de uso e cobertura do solo em 1996 e desmatamento entre 1990-1996 gerado a partir do método de MLME.....	112
Figura B.3 – Mapa de uso e cobertura do solo em 2001 e desmatamento entre 1996-2001 gerado a partir do método de TTC.	113
Figura B.4 – Mapa de uso e cobertura do solo em 2001 e desmatamento entre 1996-2001 gerado a partir do método de MLME.....	114
Figura B.5 – Mapa de uso e cobertura do solo em 2004 e desmatamento entre 2001-2004 gerado a partir do método de TTC.	115
Figura B.6 – Mapa de uso e cobertura do solo em 2004 e desmatamento entre 2001-2004 gerado a partir do método de MLME.....	116
Figura B.7 – Mapa de uso e cobertura do solo em 2008 e desmatamento entre 2004-2008 gerado a partir do método de TTC.	117
Figura B.8 – Mapa de uso e cobertura do solo em 2008 e desmatamento entre 2004-2008 gerado a partir do método de MLME.....	118

LISTA DE TABELAS

	<u>Pág.</u>
Tabela 3.2 – Valores para calibração de dados Landsat 5-TM.	41
Tabela 3.3 – Valores dos coeficientes “ <i>brightness</i> ” e “ <i>greenness</i> ” em áreas de Latossolo Roxo do Norte do Estado de São Paulo.	44
Tabela 3.4 – Valores dos coeficientes da transformação de TTC, para o sensor Landsat-5 TM.	47
Tabela 3.6 – Classes e direções de mudanças hipotetizadas para o MLME e TTC.	56
Tabela 4.1 – Erro médio quadrático do registro imagem-imagem dos dados multitemporais, para o ano de referência de 2009.	61
Tabela 4.2 – Média dos pontos claros e escuros, antes e depois da normalização para cada data de aquisição.	63
Tabela 4.4 - Valores médios para cada classe de uso e cobertura do solo do MLME para a imagem de 2010.	66
Tabela 4.5 - Valores médios para cada classe de uso e cobertura do solo da transformação de “ <i>tasselled cap</i> ” para a imagem de 2010.	70
Tabela 4.6 – Comportamento das componentes do MLME e da TTC e o número de transições encontradas.	72
Tabela 4.7 – Percentagem de área estimada de cada classe de uso e cobertura do solo para os quatro períodos de análise utilizando as imagens do MLME.	82
Tabela 4.8 - Percentagem de área estimada de cada classe de uso e cobertura do solo para os quatro períodos de análise utilizando as imagens da TTC.	82
Tabela A.1 – Valores de magnitude e direção de mudança para a técnica do MLME.	103
Tabela A.2 – Valores de magnitude e direção de mudança para a técnica de TTC.	106
Tabela C.1 – Valores de exatidão para a classificação das imagens MLME.	119
Tabela C.2 – Valores de exatidão para a classificação das imagens TTC.	120

LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS

5S	- <i>Simulation of the Satellite Signal in the Solar Spectrum</i>
6S	- <i>Second Simulation of the Satellite Signal in the Solar Spectrum</i>
ACP	- Análise por Componentes Principais
AVM	- Análise de vetor de Mudança
CAD	- Classificadores por árvore de decisão
CVA	- <i>Change Vector Analysis</i>
DOS	- <i>Dark object subtract</i>
GLOVIS	- <i>Global Visualization Viewer</i>
IBGE	- Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
INPE	- Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
IPAM	- Instituto de Pesquisa Ambiental da Amazônia
IPCC	- <i>Intergovernmental Panel on Climate Change</i>
MLME	- Modelo Linear de Mistura Espectral
NASA	- <i>National Aeronautics and Space Administration</i>
NDVI	- <i>Normalized Difference Vegetation Index</i>
PPI	- <i>Pixel Purity Index</i>
RMS	- <i>Root Mean Squared error</i>
SMAC	- <i>Simplified Method for Atmospheric Correction</i>
SWIR	- <i>Short Wave Infrared</i>
TM	- <i>Thematic Mapper</i>
TTC	- Transformação de “ <i>Tasselled Cap</i> ”

SUMÁRIO

Pág.

1. INTRODUÇÃO	1
2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	5
2.1. Expansão agrícola no Cerrado Brasileiro.....	5
2.2. Comportamento espectral da vegetação e do solo	8
2.3. Características espectrais, espaciais, e temporais de áreas agrícolas	9
2.4. Pré-processamento de imagens de sensoriamento remoto	11
2.5. Transformações espectrais	14
2.6. Técnicas de detecção de mudanças	22
2.7. Análise por vetor de mudança.....	27
3. MATERIAL E MÉTODOS	33
3.1. Área de estudo	33
3.2. Produtos em formato digital.....	37
3.3. Metodologia	38
3.4. Pré-processamento	38
3.5. Componentes solo, vegetação e sombra para a detecção de mudanças por análise de vetor de mudança	45
3.6. Técnica de detecção de mudanças por análise de vetor de mudança (AVM).....	48
3.7. Extração dos parâmetros das classes de uso e cobertura do solo e obtenção dos dados de mudança	52
3.8. Classificação das imagens de detecção de mudanças	53
3.9. Obtenção dos dados de referência.....	57
3.10. Validação do mapeamento das técnicas de detecção de mudanças.....	57
4. RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	61
4.1. Registro de imagens	61
4.2. Correção atmosférica pelo método <i>DOS</i>	61
4.3. Normalização radiométrica	63
4.4. Modelo linear de mistura espectral	64
4.5. Transformação de “ <i>tasselled cap</i> ”.....	68
4.6. Análise de vetor de mudança	71
4.7. Classificação das imagens AVM do MLME e TTC	78
4.8. Avaliação da classificação das imagens AVM do MLME e TTC.....	83
5. CONCLUSÕES.....	89
REFERÊNCIAS BIBLIOGRAFICAS	93

1 INTRODUÇÃO

As mudanças ambientais, especialmente aquelas com causas antropogênicas, são reconhecidas como uma das questões proeminentes do nosso tempo. Entre as mudanças ambientais, destacam-se aquelas ligadas ao uso e cobertura da terra. No Brasil, assim como no mundo todo historicamente, um dos principais fatores de mudanças de uso e cobertura do solo é a agricultura. Durante a década de 1970, iniciou-se uma rápida expansão da agricultura em direção à região central do Brasil, devido ao relativo esgotamento de áreas livres nas regiões sul e sudeste. A partir desse período, a introdução de novas tecnologias permitiu converter o Cerrado de uma área considerada imprópria para a agricultura em uma das regiões com maior produtividade média do mundo (JESUS, 2009).

Porém, essa contínua expansão da agricultura tem provocado diversas mudanças na paisagem, com consequências em toda a estrutura ecológica local e regional, caracterizadas pela alteração da vegetação natural, da estrutura física dos solos, da população de animais e plantas, entre outros (TURNER et al., 1995; LAMBIN et al., 1999).

Atualmente, estima-se que 40% da área do Cerrado não tenham sofrido algum tipo de antropização, e apenas 15% é preservada como reservas federais. Hoje, a sua taxa de desmatamento é o dobro do que a da Amazônia (SAWYER, 2009) e as ações com vistas à sua preservação estão menos presentes em comparação com a Amazônia. Segundo Arruda (2001), muitos dos efeitos negativos nas áreas do Cerrado brasileiro decorrem do rápido desenvolvimento agrícola causando uma ocupação desordenada e sem planejamento.

Assim, um melhor entendimento das interações entre as mudanças ao longo do tempo, incluindo os seus padrões espaciais e processos de mudança, é importante para que seja possível identificar a tendência e velocidade das transições de uso do solo no Cerrado,

para permitir a execução de políticas apropriadas para o seu desenvolvimento. Porém, pela sua extensão e dinâmica, o monitoramento do Cerrado enfrenta alguns obstáculos metodológicos pela falta de dados quantitativos, especialmente explícitos e estatisticamente significativos sobre o estado dos recursos a preservar (COPPIN et al., 2004).

O sensoriamento remoto orbital tem sido utilizado para o monitoramento do Cerrado de maneira consistente, sendo utilizadas técnicas de análise multitemporal para o monitoramento dos seus recursos ao longo do tempo (JESUS, 2009; SANO et al., 2004).

Assim, o objetivo deste trabalho é o de avaliar a utilização da AVM para a detecção e identificação das mudanças intra-classes (mudanças entre o mesmo tipo de uso, como p. ex. mudanças de cultura agrícola) e entre classes de uso e cobertura do solo (p. ex. mudanças de pastagem para uso agrícola), e assim caracterizar a dinâmica de expansão agrícola no Cerrado.

A hipótese é a de que as diferentes modificações intra-classes e entre classes de uso e cobertura do solo produzem modificações diferenciadas que podem ser inferidas com maior propriedade em função das diferentes componentes de entrada utilizadas. Além disso, como as diferentes técnicas de transformações espectrais têm potencial analítico e base teórica distintas, será possível hierarquizar tais técnicas para a área de estudo.

Os objetivos específicos deste trabalho incluem:

- a) Gerar mapas de uso e cobertura da terra em Jataí-GO, entre os anos de 1984 e 2008;
- b) Comparar a utilização da Análise de Vetor de Mudança (AVM) aliada à transformação de “*Tasselled Cap*” e modelo linear de mistura espectral, para a caracterização da dinâmica das mudanças de uso e cobertura do solo em regiões de Cerrado;

c) Avaliar a relação entre o ângulo de vetor de mudança e o tipo de mudança ocorrida.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

O uso de técnicas de detecção de mudanças, a partir de imagens de sensoriamento remoto, para a análise da expansão agrícola é importante, principalmente pela possibilidade de obter dados quantitativos históricos. Assim, este capítulo visa apresentar uma síntese sobre os conceitos necessários para a realização deste tipo de trabalho.

2.1. Expansão agrícola no Cerrado Brasileiro

O Cerrado é uma savana tropical que cobre aproximadamente 23% do território Brasileiro ou aproximadamente 207 milhões de hectares. Estende-se desde as margens da floresta Amazônica até áreas periféricas nos Estados de São Paulo e do Paraná, se estendendo por mais de 20° de latitude e uma variação altitudinal desde o nível do mar até os 1.800 m (RATTER et al., 1997). Cerca de 90% da sua área original encontra-se concentrada na região do Planalto Central Brasileiro, nos estados de Goiás, Tocantins, Mato Grosso, Mato Grosso do Sul, parte de Minas Gerais, Bahia, Distrito Federal e 10% em alguns fragmentos na região Norte e Sudeste. Possui também cerca de 700.000 km² na Bacia Amazônica, e estende-se por países como Bolívia e Paraguai (RATTER et al., 1997).

Até cerca de 1970, o Cerrado era esparsamente povoado por populações que se dedicavam à criação de gado, sobre pastagens naturais, agricultura de pequena escala, produção de carvão, e a alguma caça e coleta (RATTER et al., 1997; SANO et al., 2010). A economia rural era por isso baseada em elementos existentes na vegetação.

Mudanças de cobertura mais significativas iniciaram-se a partir da introdução da agricultura de grãos, intensiva e mecanizada, para exportação (JEPSON, 2005; KLINK e MACHADO, 2005). Neste período, extensas áreas do Cerrado foram convertidas para a atividade agrícola e pecuária, com incentivo do governo brasileiro, como forma de desenvolver a região central do país, e incorporá-la na economia nacional.

Porém, segundo Sano et al. (2010), esta ocupação deu-se de forma muito assimétrica. Como se pode observar na Figura 2.1, remanescentes de vegetação natural cobrem ainda 61% do bioma. Mas enquanto que fisionomias naturais compreendem 90% da região mais a norte do bioma, apenas 15% permanecem nas regiões mais a sul.

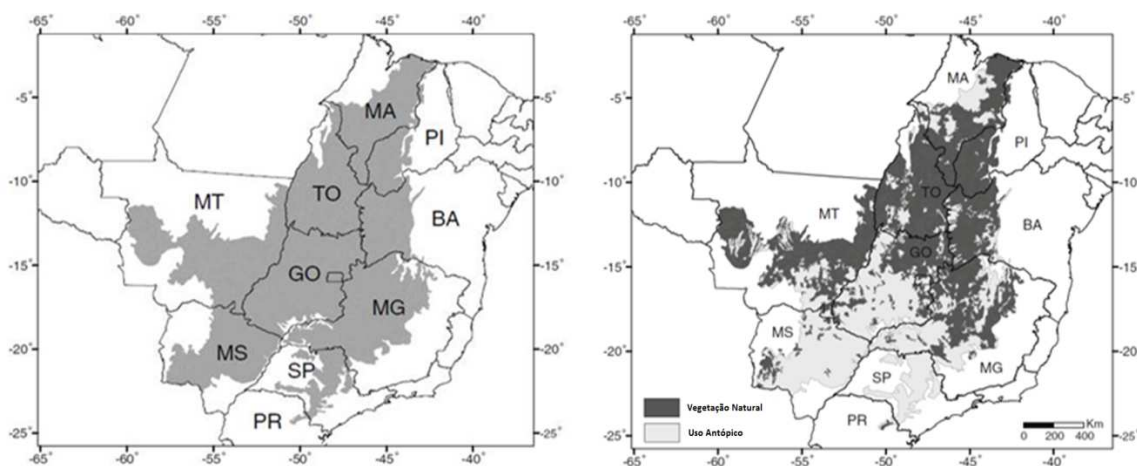


Figura 2.1 – Distribuição espacial do bioma de Cerrado e área preservada.

Fonte: Adaptado de Sano et al. (2010).

Neste contexto, a situação do estado de Goiás é semelhante. Encontrando-se totalmente inserido sob domínio do Cerrado (cerca de 97% da sua área), este Estado tem perdido durante anos áreas de vegetação natural para a agropecuária, como resultado do processo de expansão agrícola. Estima-se que cerca de 60.000 ha são desmatados anualmente em favor da ampliação de áreas para pecuária extensiva e para a monocultura intensiva de grãos (SILVA, 2005). Segundo levantamentos, Goiás encontra-se hoje com cerca de 50% do seu território recoberto por pastagens cultivadas

e/ou áreas de agricultura (SANO et al., 2010), enquanto que apenas 4,89% do seu território referem-se a algum tipo de unidade de conservação (NOVAIS et al., 2003).

Esta situação é extensiva ao ecossistema em geral, pois em decorrência do aprimoramento das técnicas de plantio, a agricultura em áreas de Cerrado passou por profundas transformações nos últimos 40 anos. Entre o período de 1970 e 1990, a área cultivada cresceu de 5 para 11 milhões de hectares e foi acompanhada por um aumento na produtividade de grãos de 1,2 t/ha para 1,9 t/ha, isto é, de 6 para 20,9 milhões de toneladas de produção (JESUS, 2009).

As principais culturas agrícolas são, em ordem de importância, a soja, o milho, a cana de açúcar e o arroz. A soja é a cultura que mais cresceu para o mercado de exportação. Em 1994, ocupava cerca de 3,9 milhões de hectares do Cerrado, produzindo 8,8 milhões de toneladas. Na região Centro-Oeste, a produção da soja teve, em alguns estados, aumentos mais de 800% entre 1990 e 2009 (IBGE - Produção Agrícola Municipal). No final da década de 1990 o Cerrado produzia cerca de 50% da produção nacional de soja (aproximadamente 77 milhões de toneladas), e alcançava os maiores níveis de produtividade. Ainda assim, grande parte da área explorada do Cerrado é destinada para o uso de pastagem, natural ou plantada, utilizando espécies do gênero *Brachiaria*, *Hyparrhenia rufa* e *Panicum maximum* (RATTER et al., 1997).

De fato, o seu desmatamento está associado à expansão do cultivo intensivo de grãos, principalmente da soja, e à procura de novas áreas para pastagem. Estima-se que 70% da área total do Cerrado seja potencialmente apta para a agricultura, e o ritmo de conversão continua acelerado. Segundo o Ministério do Meio Ambiente, a velocidade de desmatamento do Cerrado é de cerca de 20.000 km²/ano, principalmente nas regiões Norte e Nordeste do País, e sobretudo nos estados da Bahia, Piauí e Maranhão. Esta taxa é o dobro da Amazônia, que em 2009 registrava um desmatamento inferior a 10.000 km²/ano (IPAM, 2010).

Com a perspectiva de crescente demanda internacional do mercado da soja, e a mais recente expansão do cultivo da cana-de-açúcar para esta região, será necessário um aumento da produção, que deverá apoiar-se ou num aumento da produtividade ou na expansão da área destinada para o cultivo agrícola. Daí a necessidade do mapeamento dos remanescentes de vegetação natural do Cerrado e das suas áreas convertidas, não apenas para subsidiar a seleção de novas áreas de proteção, mas também como fonte de informação que permita o entendimento das dinâmicas de uso do solo no Cerrado e o desenvolvimento de políticas que propiciem um melhor aproveitamento do uso do solo.

2.2. Comportamento espectral da vegetação e do solo

Segundo Slater (1980), o comportamento espectral de um alvo é definido como o conjunto de medidas de radiância de um objeto, efetuadas sob condições conhecidas ou controladas, onde cada medida corresponde ao valor médio em diferentes intervalos do comprimento de onda.

A interação da radiação eletromagnética com a vegetação é descrita basicamente pelo estudo das propriedades da folha. Por isso, o conhecimento do comportamento espectral da folha permite inferir as propriedades do dossel e a aplicação do sensoriamento remoto no estudo da vegetação.

A curva de reflectância de folhas verdes saudáveis caracteriza-se pela absorção da energia incidente na região do visível ($0,4 - 0,72 \mu\text{m}$) por parte dos pigmentos presentes na folha e utilizada na fotossíntese. Nesta faixa, os pigmentos predominantes absorvem mais a radiação na região do azul e do vermelho, e têm um pico de reflectância na região do verde. Na região do infravermelho próximo ($0,72 - 1,10 \mu\text{m}$), ocorre uma pequena absorção da radiação e considerável espalhamento interno da radiação na folha. Aqui, a reflectância é resultado da interação da energia incidente com a estrutura do

mesófilo (GATES et al., 1965) e é pouco influenciada pelo conteúdo de água, sendo a maior parte da energia transmitida ou refletida. Na região do infravermelho médio (1,10 – 3,2 μm), o conteúdo de água nas folhas afeta a reflectância das folhas, e quanto maior o conteúdo de água, menor é a reflectância da folha.

Quanto à reflectância do solo, ela é influenciada, entre outros, por quatro fatores principais: umidade no solo, conteúdo de matéria orgânica, textura do solo (superfície) e composição mineral. Aqui, o efeito de cada parâmetro é somado ao efeito de todos os outros fatores, resultando num comportamento específico que é a ponderação de todos os efeitos simultaneamente. Em determinadas condições, a influência de um parâmetro sobressai em relação aos outros, resultando em algumas feições específicas desse parâmetro.

Em geral, pode-se afirmar que o comportamento espectral do solo e da vegetação depende de determinadas propriedades físicas e bioquímicas, e que estas podendo variar ao longo do tempo as suas condições, variam também o seu comportamento espectral.

2.3. Características espectrais, espaciais e temporais de áreas agrícolas

As características espectrais, espaciais e temporais são importantes na identificação de alvos a partir de sensoriamento remoto. Ao longo do tempo, as características espectrais (i.e. reflectância) e espaciais (i.e. textura) de alvos agrícolas variam, dependendo do estágio de desenvolvimento da cultura e das práticas de cultivo. Segundo Mandal e Ghosh (2000), pela grande dinâmica das culturas, essas características são essenciais para a geração de informações corretas sobre áreas de uso agrícola.

O estágio de maturação é um dos fatores que determinam a resposta espectral das folhas (BUNNIK, 1978), condicionando assim a identificação das diferentes culturas agrícolas.

Por exemplo, Hixson et al. (1982) demonstram a importância da relação entre o período de aquisição da imagem e o estágio de desenvolvimento da cultura, bem como do número de imagens ao longo do desenvolvimento da cultura, no resultado das classificações. Assim, o melhor resultado obtido a partir da classificação de uma única imagem foi de 85% de exatidão, enquanto que a utilização de mais imagens permitiu melhorar o resultado até 93,2% de exatidão.

Outro aspecto importante é o conhecimento da dinâmica de uso e cobertura do solo de uma determinada área durante a análise multitemporal. Aqui, é importante distinguir os diferentes tipos de análise multitemporal, a análise multitemporal ao longo do mesmo ano/ciclo agrícola, como p. ex. o utilizado por Sanches (2004), e a análise multitemporal entre anos diferentes, como é o caso do presente trabalho. Na análise multitemporal, Ortiz et al. (1997) observam ser comum em áreas agrícolas aquilo a que chamaram tradição de cultivo. Eles mostram que o plantio das mesmas culturas, assim como o manejo do solo são relativamente constantes ao longo de alguns anos para uma mesma área. Isto permite, por exemplo, inferir condições de períodos onde não se possam obter dados de campo, utilizando dados coletados em outra data, pois muitas das condições que se verificam em determinado momento repetem-se ao longo do tempo.

Ainda assim, existem outras dificuldades relacionadas à grande heterogeneidade e complexidade do uso e cobertura do solo em relação às suas características espaciais e espectrais (DENG et al., 2009), dificuldades estas que são ainda maiores em áreas agrícolas. Por exemplo, muitas vezes há dificuldades em classificar como diferente aquilo que é diferente (i.e. pastagem e área agrícola, ou pastagem e vegetação natural), porém, dependendo do objetivo do mapeamento, existe a necessidade de atribuir uma mesma classe a aquilo que é diferente. Por exemplo, em uma classe de uso agrícola, podemos encontrar diversas formas de cobertura do solo, como solo exposto, cultura agrícola em crescimento, em estágio avançado de desenvolvimento, em senescência, etc., e cada uma com a sua resposta espectral, isto é, diferentes entre si do ponto de vista espectral. Ainda nessas regiões, pode-se encontrar uma mesma cultura, com

comportamento espectral muito diferente (p.ex. milho verde e milho seco), o que resulta em dificuldades em classificar como a mesma classe uma mesma cultura em diferentes estádios fenológicos. Isso exige que a classificação de imagens de sensoriamento remoto em áreas agrícolas necessite de outras fontes de informação que não unicamente a espectral. Atributos espaciais e temporais, aliados a classificadores que permitem a inclusão do conhecimento do especialista podem melhorar a exatidão do mapa final.

2.4. Pré-processamento de imagens de sensoriamento remoto

Pela necessidade de comparar e realçar as diferenças entre duas ou mais imagens, a análise multitemporal e a detecção de mudanças são muito dependentes da precisão individual dos dados presentes em cada uma das imagens. Assim, o pré-processamento procura minimizar algumas características das imagens digitais que não pertencem à cena imageada, como as produzidas pela natureza do sensor, atmosfera, nuvens, etc. (MALDONADO, 2004).

Apesar das necessidades de pré-processamento de imagens variarem bastante entre os diferentes métodos de detecção de mudanças, para uma detecção satisfatória, existem alguns requisitos de pré-processamento de imagens multitemporais. Esses requisitos variam conforme a técnica utilizada. Por exemplo, para Sanches (2004), não há necessidade de correção radiométrica das imagens se submetidas apenas a uma análise visual. Lu et al. (2002) sugerem também que imagens submetidas ao modelo linear de mistura espectral não requerem uma correção atmosférica, pois os resultados não são muito afetados.

Porém, segundo Lu et al. (2004a), em geral, antes da implementação da análise para a detecção de mudanças, as seguintes condições devem ser satisfeitas: (1) registro preciso das imagens multitemporais; (2) calibração ou normalização radiométrica e atmosférica

entre as imagens; (3) estádios fenológicos similares entre as imagens multitemporais; (4) seleção da mesma resolução espacial e espectral, se possível.

2.4.1. Correção radiométrica

As condições radiométricas podem ser influenciadas por diferentes fatores, como diferentes períodos de aquisição, ângulo zenital, ângulo de imageamento, condições meteorológicas, como coberturas de nuvens, chuva, neve, etc..

Para gerar rapidamente produtos de classificações estatísticas, os valores digitais de imagens podem ser utilizados sem correções. Porém, quando precisam ser usados em processamentos combinados com outras imagens, os resultados de tais análises geralmente são incorretos, como assinalado por Robinove (1982). Isto porque, os números digitais não representam quantitativamente os valores físicos reais e são usados apenas por conveniência no processamento de dados. Desta forma as correções radiométricas têm a vantagem de permitir a comparação quantitativa de assinatura específica de alvos e manter a consistência entre imagens multitemporais (HILL; STURM, 1991; CHEN et al., 2005). Porém, devido aos efeitos já citados, correções radiométricas são sempre necessárias para.

Desta forma, a correção é feita para remover as distorções introduzidas pelas condições da cena e permitir a comparação quantitativa dos valores entre as imagens multitemporais. Este procedimento normalmente inclui a calibração radiométrica, conversão para reflectância exoatmosférica e correção atmosférica. As atmosféricas são feitas em termos aditivos ou fatores multiplicativos, que relacionam irradiância solar, transparência atmosférica e parâmetros dos sensores utilizados (MALDONADO, 2004). Estas correções tendem a produzir os valores digitais que forneceriam os mesmos sensores nas mesmas condições de imageamento, possibilitando obter sucesso no

mapeamento com imagens multiespectrais (PONS; SOLÉ-SUGRAÑES, 1994; BOYD et al., 1996).

Os valores de radiância e reflectância da cena podem ser obtidos utilizando parâmetros fornecidos pelo sensor (MARKHAM; BARKER, 1987). A conversão para valores de radiância espectral para cada banda é feita a partir do valor de radiância mínimo (L_{min}) e máximo (L_{max}) que o sensor consegue quantizar.

2.4.2. Normalização radiométrica

Como as imagens multitemporais são muitas vezes adquiridas por diferentes sensores, sobre diferentes condições atmosféricas, iluminação solar e ângulo de visada, a normalização radiométrica é necessária para remover estas distorções e para tornar as imagens comparáveis. Esses efeitos podem ser corrigidos com uma normalização absoluta ou relativa.

Para a correção radiométrica absoluta (correção atmosférica), diferentes algoritmos operacionais foram desenvolvidos (p.ex. 6S, 5S, Modtran2, SMAC). O seu principal inconveniente é a necessidade de inferir as condições atmosféricas durante a aquisição das imagens, para estimar os seus efeitos de espalhamento e absorção.

Alguns métodos como, por exemplo, o DOS – *Dark Object Subtraction*, proposto por Chávez (1988), foram desenvolvidos para evitar a necessidade de medições atmosféricas, porém levam em conta apenas o efeito aditivo da atmosfera, ou ainda necessitam de outras informações para efetuar uma correção radiométrica absoluta.

Devido à dificuldade de obter informações de campo e das condições atmosféricas, principalmente para dados históricos, muitos trabalhos utilizam uma calibração radiométrica relativa. Estas técnicas são baseadas em correlações entre as imagens, produzindo uma calibração relativa, que permite trabalhar somente com um conjunto de imagens calibradas.

Por exemplo, Hajj et al. (2008) concluíram que para a análise multitemporal, uma normalização relativa é suficiente e pode até oferecer melhores resultados que a calibração absoluta. Eles afirmam ainda que a normalização relativa suaviza melhor a série de dados e reduz o valor máximo do desvio padrão.

O processo de normalização pode ser reduzido ao cálculo da regressão linear para cada banda espectral (DU et al., 2002). A principal dificuldade desta técnica está na seleção dos alvos invariantes, podendo resultar em uma normalização relativa subjetiva e que não ofereça bons resultados.

A técnica de retificação radiométrica desenvolvida por Hall et al. (1991) é uma das mais utilizadas em análises multitemporais. Ela baseia-se na relação entre conjuntos de controle radiométrico que têm pouca ou nenhuma variação na sua média de reflectância de superfície entre as imagens. Os membros desses conjuntos residem nos extremos não vegetados (solo exposto e água) do diagrama de dispersão da transformação de “*tasselled cap*”.

2.5. Transformações espectrais

O uso de transformações em dados de sensoriamento remoto é muito comum e útil, e tem normalmente como objetivo realçar alguma feição não evidente nos dados originais. Estas transformações podem tornar o produto final mais apropriado para um uso

particular, ao mesmo tempo em que reduzem a dimensão espectral, reduzindo a necessidade de espaço de armazenamento de dados (GLERIANI et al., 2003).

Estas transformações vão desde operações aritméticas simples para a geração de índices espectrais até transformações mais complexas, como as que fazem uso do vetor de médias e matriz de covariância, na análise por componentes principais (ACP), transformação de “*Tasselled cap*”, ou ainda outras como o modelo linear de mistura espectral (MLME), que permitem destacar a presença de determinados elementos presentes na cena.

2.5.1. Transformação de “*Tasselled cap*”

As imagens multiespectrais são geralmente muito correlacionadas. Esta correlação provém normalmente da combinação de semelhanças entre a resposta espectral de alvos predominantes na cena, sombreamento topográfico e sobreposição das bandas espectrais.

Devido a esta redundância, a análise de todas as bandas originais é ineficiente. A ACP é uma transformação do espaço de atributos, desenhada para remover esta redundância espectral (READY; WINTZ, 1973). Esta transformação produz uma rotação dos eixos cartesianos do espaço de atributos da imagem, em relação ao eixo de máxima variância ou espalhamento (eixo principal). Ela produz novas imagens (eixos principais), ortogonais à direção da componente principal de valor imediatamente menor, produzindo imagens descorrelacionadas, em igual número ao número de bandas de entrada.

Estas componentes são somas ponderadas das bandas originais, semelhantes à transformação de “*Tasselled cap*”, que gera os índices “*brightness*” (brilho) e

“greenness” (verdor), relacionados à variação espectral dos solos e do vigor da vegetação (CRIST; CICONE, 1984; JESUS, 2009). Em geral, a transformação de “*Tasselled cap*” conduz a uma melhor separação entre os componentes da cena, particularmente o solo e a vegetação (Figura 2.2).

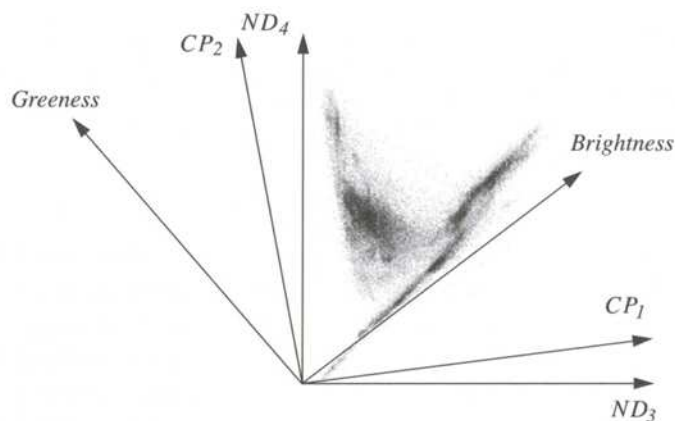


Figura 2.2 – Projeção das duas CPs, e a Transformação de “*Tasselled cap*” no espaço de atributos da banda 4 e banda 3 do sensor TM.

Fonte: Adaptado de Schowengerdt (2007).

Porém, os seus coeficientes de ponderação são específicos dos estudos desenvolvidos por Kauth e Thomas (1976) e Crist e Ciccone (1984), e são geradas por meio de ortogonalizações sucessivas dos eixos. Na Análise por Componentes Principais, os coeficientes são oriundos de relações estatísticas entre as bandas, que podem variar de um conjunto de imagens para outro, assim como a distribuição estatística dos pixels em um dado canal espectral (GLERIANI et al., 2003). Apesar de esta propriedade permitir a ACP adaptar-se a um conjunto específico de dados, ela torna difícil a comparação de ACPs de diferentes conjuntos de imagens. As componentes principais podem ser interpretadas em termos de características físicas para uma dada cena, mas a interpretação deve mudar de imagem para imagem (SCHOWENGERDT, 2007).

A transformação de “*Tasselled cap*” é um caso especial da Equação 2.1, com uma matriz específica de transformação.

$$TC = W_{TC} * DN \quad (2.1)$$

Onde,

W_{TC} - É o peso a dar a cada banda espectral;

DN - É o número digital da imagem;

Ao contrário da ACP, os pesos da matriz da transformação de “*Tasselled cap*” são fixos para cada sistema sensor e independentes da imagem.

No caso de aplicação da transformação de “*Tasselled cap*” para outras áreas agrícolas, em diferentes zonas climáticas, os coeficientes de transformação podem ser ainda interpretados de forma similar, porém, novos elementos de cena podem não estar representados, como vegetação não fotossinteticamente ativa e outros tipos de solo (SCHOWENGERDT, 2007).

A ACP também pode ser utilizada para a análise multitemporal e detecção de mudanças. Porém, deve-se partir do pressuposto de que a área de mudança é pequena em relação às áreas de não mudança, fazendo com que as mudanças sejam detectadas pelas componentes principais de maior ordem (RICHARDS, 1984). Porém, em áreas agrícolas, os processos de mudança nas componentes espectral, temporal e espacial ocorrem constantemente, não permitindo assim diferenciar o tipo de mudança ocorrida i.e., intraclasse ou entre classes.

2.5.2. Modelo linear de mistura espectral

O MLME é uma transformação espectral que tem como finalidade identificar a proporção do padrão de resposta espectral de diferentes alvos que compõem um elemento de cena (GRAÇA, 2004). Isto porque, em uma imagem de sensoriamento remoto, diferentes componentes estão presentes dentro de um mesmo pixel, e a radiância medida pelo sensor é resultado da integração das respostas de cada um desses componentes.

De acordo com Wu e Murray (2003), os modelos de mistura espectral podem ser subdivididos de acordo com as características específicas dos alvos no terreno em: modelos não lineares, quando o espalhamento dos fótons interage com vários tipos de materiais, tais como espalhamento múltiplo pela vegetação e solo, e modelos lineares, quando cada fóton interage com um único tipo de material dentro do campo de visada instantâneo (IFOV).

A abordagem do MLME assume que o espectro medido por um sensor é uma combinação linear do espectro de todos os componentes dentro do pixel (ADAMS et al., 1995; ROBERTS et al., 1998).

Desta forma, a mistura espectral pode ser modelada como a soma do espectro puro dentro do IFOV medido pela fração da área de cada material. O seu modelo matemático pode ser expresso pela Equação 2.2:

$$R_i = \sum_{k=1}^n f_k R_{ik} + \varepsilon_i \quad (2.2)$$

Onde,

R_i - Reflectância de um dado pixel na banda espectral i ;

n - Número de componentes de mistura;

f_k - Fração de cada componente puro k dentro do pixel;

R_{ik} - Reflectância do componente puro k na banda espectral i ;

ε_i - Termo residual que expressa a diferença entre a reflectância do pixel observado R_i e a reflectância do pixel computado a partir do modelo.

As estimativas de proporção de cada componente puro dentro de um pixel são sujeitas às seguintes restrições:

$$\sum_{k=1}^n f_k = 1 \quad \text{e} \quad 0 \leq f_k \leq 1$$

Estas restrições são impostas, pois os valores de f_k representam as proporções de áreas dentro de um pixel (SHIMABUKURO; SMITH, 1991). O MLME supõe que a maior variabilidade nos dados observados é atribuída às variações nas frações f_k . Portanto, o número de componentes puros utilizados como entrada do modelo não pode ser maior que a quantidade de bandas espectrais (BOARDMAN, 1989).

Em geral, os métodos para estimar as proporções dentro de um pixel procuram seleccionar as proporções de modo que a combinação das assinaturas espectrais dos componentes seja a melhor aproximação do valor do pixel observado.

O erro estimado para verificar o ajuste do modelo pode ser calculado através do erro médio quadrático (RMS), cujos pixels não modelados podem ser descritos pela soma

dos quadrados de todos os termos residuais para um dado pixel em relação ao número de bandas espectrais m , conforme a Equação 2.3:

$$\text{RMS} = \sqrt{\left(\sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2\right)/n} \quad (2.3)$$

O RMS é calculado para todos os pixels da imagem. Quanto maior o RMS pior é o ajuste do modelo (MATHER, 1999). Assim, a imagem de erro pode ser utilizada para avaliar se os “*endmembers*” foram selecionados corretamente e se o número de “*endmembers*” é suficiente. A qualidade do resultado depende muito da seleção correta dos “*endmembers*” e de um número suficiente de “*endmembers*” (LU et al., 2003).

Vários métodos foram desenvolvidos para a seleção dos “*endmembers*”. Por exemplo, os “*endmembers*” podem ser obtidos a partir de uma biblioteca espectral, valores de reflectância medidas em laboratório ou campo, da própria imagem, pixels espectralmente puros identificados a partir do algoritmo PPI (Pixel Purity Index) (BOARDMAN et al., 1995), seleção manual de “*endmembers*”, ou ainda a combinação de vários métodos (SMITH et al., 1990).

Para a maior parte das aplicações, os “*endmembers*” são obtidos da própria imagem devido à facilidade de obtenção, representando o espectro medido na mesma escala dos dados da imagem (ROBERTS et al., 1998).

Normalmente, três a sete “*endmembers*” são apropriados para a maior parte das aplicações, dependendo do número de bandas utilizadas e da variância espectral dos componentes da cena (MUSTARD; SUNSHINE, 1999). Por exemplo, segundo Lu et al. (2003), três “*endmembers*” (i.e. Vegetação Verde, Sombra e Solo) ou quatro

“*endmembers*” (i.e. Vegetação Verde, Sombra, Solo e Vegetação Não Fotossinteticamente Ativa) são normalmente utilizados para imagens Landsat-TM.

O MLME, além de suportar a extração repetitiva e quantitativa de informação ao nível do sub-píxel (SMITH et al., 1990; ROBERTS et al., 1998), é considerada uma técnica de processamento digital de imagens baseada em princípios físicos e que pode ser utilizada para a extração de imagens fração representando a proporção de área de cada elemento dentro de um píxel (LU et al., 2004b). Por isso, tem tido várias aplicações para a classificação do uso e cobertura do solo e para o monitoramento do desmatamento (i.e. PRODES (<http://www.obt.inpe.br/prodesdigital/metodologia.html>)). Por exemplo, Adams et al. (1990) demonstraram que mudanças na cobertura da terra ao longo do tempo eram acompanhadas por mudanças nas imagens fração.

Haertel et al. (2004) aplicaram o MLME para detecção de mudanças entre duas datas utilizando dados Landsat-TM. A metodologia proposta por esses autores permite avaliar as mudanças através da análise do aumento ou decréscimo de cada imagem fração gerada.

O MLME foi também utilizado por Souza et al. (2003) para o mapeamento da degradação da floresta originada por incêndios e pela exploração madeireira na Amazônia Oriental. Segundo Lu et al. (2003), o MLME permite a identificação de diferentes tipos de floresta secundária baseada no seu estágio de sucessão, que não são diferenciáveis a partir dos dados originais, na classificação do uso e cobertura do solo na Amazônia. Outros trabalhos também foram realizados utilizando este modelo (p.ex., MONTEIRO et al., 2003) para detecção de pátios de estocagem de madeira na Amazônia.

Ao contrário de outras transformações, como os índices espectrais, durante a elaboração do MLME, dá-se uma espécie de normalização entre os dados, reduzindo o efeito de

condições específicas da cena e compatibilizando a relação dos dados das imagens multitemporais, produzindo imagens fração estáveis e confiáveis (LU et al., 2004b).

2.6. Técnicas de detecção de mudanças

O Sensoriamento remoto é uma ferramenta importante para documentar eventos de mudança relativamente recentes e para monitorar mudanças atuais, importantes para a calibração de modelos de predição de mudanças futuras (RINDFUSS et al., 2004).

Este processo envolve a utilização de dados multitemporais para analisar de forma quantitativa o efeito do tempo no fenômeno. Devido às vantagens de aquisição repetitiva de dados, visão sinóptica e formato compatível ao processamento digital por computador, os dados de sensoriamento remoto, como por exemplo, as imagens adquiridas pelos sensores *Thematic Mapper* (TM) e *Advanced Very High Resolution Radiometer* (AVHRR) têm sido importantes fontes de dados para diferentes aplicações para a detecção de mudanças do uso e cobertura do solo nos últimos anos (LU et al., 2004).

Segundo Singh (1989), detecção de mudanças pode ser definida como o processo de identificação das diferenças no estado de um objeto ou fenômeno, ao observá-lo em diferentes momentos.

Para Deer (1995), a premissa básica na utilização de dados de sensoriamento remoto para a detecção de mudanças é a de que as mudanças nos objetos de interesse deverão resultar em mudanças nos valores de reflectância ou textura locais que sejam separáveis das mudanças provocadas por outros fatores, como diferenças nas condições atmosféricas, iluminação e ângulos de visada, e umidade do solo. Ainda, segundo o mesmo autor, o processo de detecção de mudanças consiste em quatro aspectos em fase: detecção; localização e delimitação; identificação; e análise.

Segundo Green et al. (1994), essas técnicas podem ser utilizadas para: a) tornar possível a detecção ou seleção da informação que contém as feições de interesse; b) medir mudanças; c) atualização da informação de interesse; d) estimar mudanças.

Para uma identificação satisfatória das mudanças do uso e cobertura do solo é necessário que os dados espectrais sejam apropriados para a identificação das mudanças, que as mudanças detectadas durante o processo de detecção representem mudanças efetivas na imagem, e de preferência isolem a mudança de interesse (WARNER et al., 2009).

Estas mudanças podem ser discretas, quando resultam em uma conversão de uma classe para outra, ou contínuas, quando implicam uma modificação ao longo de uma mesma classe, como, por exemplo, o aumento de biomassa em uma área agrícola (COPPIN et al., 2004).

As técnicas de detecção de mudanças podem ser agrupadas em duas abordagens principais: supervisionadas e não supervisionadas. A segunda executa a detecção de mudanças ao transformar duas imagens multiespectrais em uma ou várias imagens, onde as áreas de mudança de uso e cobertura do solo podem ser detectadas. A primeira é baseada nos métodos de classificação supervisionados e requerem a disponibilidade de dados de treinamento apropriados para os classificadores (PACIFICI et al., 2007).

Apesar de a abordagem supervisionada exibir vantagens em relação à não supervisionada (i.e, a capacidade de reconhecimento do tipo de transição de uso e cobertura do solo ocorrida; relativa independência a diferentes condições atmosféricas e de iluminação entre as datas; a habilidade de processar imagens multi-sensores) a geração de um grupo de treinamento apropriado é geralmente uma tarefa difícil (BRUZZONE; PRIETO, 2000).

Os algoritmos de detecção de mudança não supervisionados processam imagens multitemporais para gerar outra imagem. Por exemplo, a diferença de imagens faz uma subtração (pixel a pixel) das imagens multitemporais para produzir uma nova imagem. A imagem de diferença obtida fornece valores significativamente diferentes entre os pixels associados a mudanças de uso e cobertura do solo, e os pixels associados a não mudança. As mudanças são depois identificadas a partir da análise (i.e. limiares) da imagem de diferença, pois, sob a hipótese de poucas mudanças entre os dois períodos, as mudanças podem ser detectadas a partir da função densidade de probabilidade dos valores dos pixels da imagem de diferença (PACIFICI et al., 2007).

Outras técnicas, como a Análise de Vetor de Mudança (AVM), exploram um conceito análogo. No entanto, neste caso os pixels em cada data são representados pelos seus vetores no seu espaço de atributos. Técnicas baseadas na Análise por componentes principais, e por razão de imagens, podem ser também utilizadas para obter a imagem de mudança.

Em todas estas técnicas, a separação entre áreas de mudança e não mudança é dada a partir da magnitude do vetor de mudança resultante, e posterior aplicação de limiares. Elas não permitem de forma explícita identificar que tipos de transições ocorreram numa determinada área (i.e. o fato de uma área de vegetação natural ter sido convertida para uso agrícola).

Assim, estas técnicas são apropriadas para aplicações como, por exemplo, a detecção de áreas de queimada ou desflorestamento. Porém, elas não podem ser utilizadas quando a informação contida unicamente no processo de mudança não é suficiente para a identificação do tipo de mudança ocorrida, como, por exemplo, no monitoramento de mudanças de culturas agrícolas ou crescimento urbano. Nestes casos, é necessário reconhecer os tipos de mudanças ocorridos na área de estudo. A análise de vetor de

mudança permite distinguir entre diferentes direções de mudança, mas por não ser supervisionada, não permite identificar explicitamente as tipologias das transições.

Fung (1990) testou a diferença de imagens, análise de componentes principais e a transformação de “*tasselled cap*” para a detecção de mudanças do uso e cobertura da terra. Concluiu que imagens associadas a mudanças no infravermelho ou a componente “*greenness*” permitem a detecção de mudanças no tipo de culturas agrícolas e mudanças entre áreas de vegetação e não vegetação.

Prakash e Gupta (1998) utilizaram as técnicas de diferença de imagens, razão de imagens e diferença de NDVI para a detecção de mudanças no uso e cobertura da terra na Índia. Concluíram que não existiam grandes diferenças na detecção de mudanças e que cada um dos métodos possuía o seu mérito.

Roberts et al. (1998) utilizaram a técnica de pós classificação (abordagem supervisionada), a partir do MLME associado a quatro imagens fração (vegetação verde, vegetação não fotossinteticamente ativa, solo e sombra) para analisar mudanças no uso e cobertura do solo na Amazônia brasileira e consideraram ser este um bom método (melhor exatidão), comparado a técnicas de classificação convencionais.

Devido à sua dinâmica espaço-temporal, a análise multitemporal em áreas submetidas ao uso agrícola deve ser feita com muito cuidado. Segundo Crews-Meyer (2004), a natureza temporal da mudança agrícola na paisagem, onde os processos intra e interanuais de mudanças são frequentes, o retrato de um momento único dificilmente permite inferências e análises da dinâmica do processo. Mudanças sazonais e a configuração espacial da paisagem pela introdução de cultivos agrícolas podem às vezes parecer alterações permanentes da paisagem quando de fato são simplesmente uma mudança local no arranjo espacial.

Segundo Lu et al. (2004), para o estudo de áreas agrícolas, técnicas de detecção de mudanças não supervisionadas não são recomendadas, pois conduzem a uma má interpretação devido às diferentes características fenológicas das culturas agrícolas. Para esses alvos, são mais recomendadas técnicas de detecção supervisionadas, pois permitem a identificação de características específicas das imagens multiespectrais e aumentam a separabilidade de alvos.

Em geral, estas técnicas de detecção supervisionadas, são mais flexíveis que a técnicas de abordagem não-supervisionada. Em adição à capacidade de identificar as transições de uso e cobertura do solo, elas permitem reduzir os efeitos de diferentes condições de aquisição, bem como a utilização de dados multi-sensores (PACIFICI et al., 2007).

Estas técnicas executam a detecção de mudanças ao comparar os mapas de classificação obtidos a partir da classificação independente de duas imagens da mesma área adquiridas em períodos diferentes. Desse modo, as técnicas de pós-classificação permitem a obtenção de todas as transições “de-para” e a avaliação da dinâmica espacial por classes de forma independente. Na implementação detalhada de transições “de-para”, os resultados são dependentes principalmente da exatidão da classificação para cada data analisada (JENSEN, 2005). Ou seja, o principal problema consiste em desenvolver uma classificação precisa para cada data, pois a exatidão do mapa de mudança é similar ao produto da multiplicação da exatidão das classificações individuais (STOW et al., 1990).

Devido à complexidade de análise em áreas agrícolas, as técnicas de classificação convencionais têm oferecido baixos valores de exatidão (LU et al., 2004b). A melhoria da classificação de imagens e detecção de mudanças é muitas vezes dependente de uma grande quantidade e qualidade de dados de campo. Por outro lado, a grande mobilidade espacial de áreas agrícolas requer uma constante atualização da informação, tornando a dependência de dados de campo custosa e impraticável, sendo assim importante o

desenvolvimento de métodos de detecção de mudanças com abordagem não supervisionada.

2.7. Análise por vetor de mudança

A AVM é uma técnica utilizada para detectar e caracterizar mudanças radiométricas em um conjunto de imagens multitemporais obtidas a partir de sensores remotos. A sua principal vantagem é a habilidade de processar n componentes de entrada, produzir informação detalhada da detecção de mudança e ter uma menor necessidade de intervenção humana comparada à técnica de pós-classificação (LU et al., 2004).

Um vetor de mudança é definido pela diferença na posição espectral de um mesmo pixel em tempos diferentes de sua trajetória, podendo ser representado em um espaço de bandas construído em n dimensões (JOHNSON; KASISCHKE, 1998) e descrito em termos de magnitude e de ângulos que indicam, respectivamente, a intensidade e a natureza de mudanças na superfície terrestre (COLWELL; WEBER, 1981; LAMBIN; STRAHLER, 1994) (Figura 2.3).

A imagem de magnitude é representada pela distância euclidiana entre a posição de dois pontos que representam o mesmo pixel nesse espaço de atributos. Esta diferença pode ser calculada pela Equação 2.4:

$$M = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2} \quad 2.4$$

Onde,

M - Representa a magnitude do vetor;

$(x_2 - x_1)^2, (y_2 - y_1)^2$ - Representam a diferença entre as posições dos pixels entre duas datas sucessivas.

A magnitude de um vetor de mudança apresenta-se igual ou próximo de zero em maior frequência para as áreas onde não ocorreram mudanças, e valores entre zero e infinito para as áreas onde ocorreu uma mudança com o tempo.

Por exemplo, em áreas de desmatamento (i.e. conversão de floresta para solo exposto), são esperados valores de magnitude de mudança elevados, devido ao aumento da reflectância para áreas de solo exposto em relação a áreas de floresta, pelo efeito de sombras presentes em áreas de floresta, devido à irregularidade do dossel, bem como à menor absorção da radiação pelo solo nas regiões do azul e vermelho, e maior reflectância na região do SWIR. Porém, caso haja a manutenção de uma área de floresta, não são esperados grandes valores de magnitude de mudança caso as imagens pertençam ao mesmo período do ano, devido ao comportamento sazonal da vegetação. Esses valores de magnitude de mudança serão resultado de pequenas diferenças no vigor da vegetação, em resposta a variações no regime de precipitação e, conseqüentemente, variação da sua resposta espectral.

As direções dos vetores são determinadas por ângulos que variam conforme o número de componentes utilizadas. Os vetores de mudança podem ser positivos ou negativos, o que possibilita distinguir 2^n tipos de mudanças, ou seja, a utilização de duas componentes para gerar um vetor possibilita a identificação de quatro direções de vetores (MICHALEK et al., 1993). De forma geral, as direções dos vetores são expressas pela Equação 2.5:

$$\alpha = \arctg\left(\frac{x_1 - x_0}{y_1 - y_0}\right) \quad (2.5)$$

Onde,

α - É o ângulo do vetor de mudança;

$x_1 - x_0, y_1 - y_0$ - Representam a diferença entre as posições dos pixels entre duas datas sucessivas.

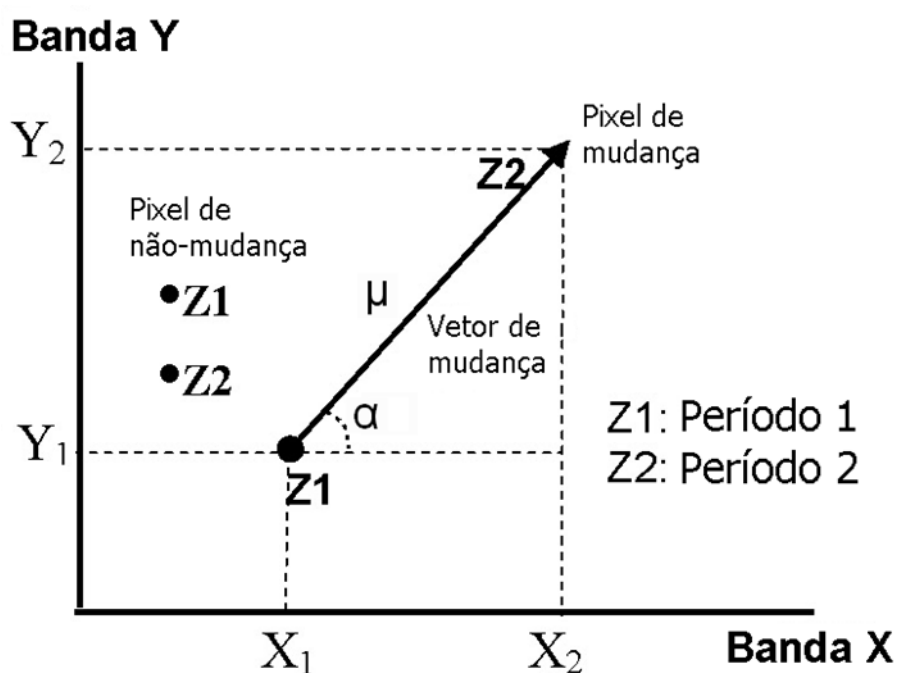


Figura 2.3 – Vetor de mudança e distância euclidiana do espaço radiométrico de duas bandas.

Por exemplo, utilizando as bandas 3 (eixo x) e 4 (eixo y) do sensor Landsat-TM, teremos no caso de um desmatamento, queda do valor da banda 4 e aumento do valor da banda 3 entre t_1 e t_2 , formando assim um vetor de mudança com ângulo entre 270 e 360 graus (4º quadrante). No caso inverso (regeneração), numa transição de solo exposto para floresta, o efeito nas bandas seria contrário, formando assim um ângulo de mudança entre 90 e 180 graus (2º quadrante).

Assim, segundo Lambin e Strahler (1994), o espaço multidimensional pode ser segmentado em conjuntos de direções básicas do vetor para indicar a natureza das mudanças em termos de classes temáticas, referentes à cobertura vegetal e uso da terra.

Lorena et al., (2002) comparou a técnica de AVM com a técnica de pós-classificação por regiões de Bhattacharyya na análise da dinâmica do uso da terra na Amazônia Ocidental (Acre). O resultado mostrou existir coerência entre as duas técnicas aplicadas na detecção de mudanças no uso e cobertura do solo.

Graça (2004) comparou as técnicas de rotação controlada por eixo de não mudança (RCEN), a AVM utilizando o MLME, e a subtração de NDVI para o monitoramento de áreas submetidas à exploração florestal na Amazônia (Mato Grosso), e destacou a AVM como a que apresentou o melhor desempenho.

Jesus (2009) testou a utilização da AVM para a análise da dinâmica do uso e cobertura da terra em área de Cerrado e concluiu ser esta uma boa técnica para a detecção de mudanças no uso e cobertura do solo no Cerrado.

Ainda assim, existem algumas dificuldades relacionadas à grande heterogeneidade e complexidade do uso e cobertura do solo em relação às suas características espaciais e espectrais, dificuldades estas que são ainda maiores para alvos agrícolas.

Por exemplo, Jesus (2009), aplicando a AVM para a detecção de mudanças em áreas agrícolas de cerrado, comenta sobre a ambiguidade na atribuição das classes resultante da legenda durante a análise multitemporal. Do ponto de vista do sensor, uma classe, p.ex. agricultura, pode sofrer mudanças radiométricas resultantes de diferenças no período de desenvolvimento da cultura. Do ponto de vista do analista, a atribuição da classe é feita com base numa legenda definida. Com isso, produz-se uma dificuldade analítica ampliada por mudanças no calendário biofísico natural, variações no manejo agrícola intra e entre anos, bem como a não coincidência das datas de aquisição dos dados de sensoriamento remoto. Ainda Jesus (2009) sugere que essas análises necessitam de aprofundamento tanto em termos de desenvolvimento de novas técnicas de análise multitemporal como de entendimento da dinâmica natural e antrópica para a construção das classes de legenda.

Johnson e Kasischke (1998) mencionam que a dificuldade da AVM reside no fato de os vetores conterem unicamente informação dinâmica, e não informação sobre o estado inicial e/ou final do alvo. Por exemplo, se tivermos, num mesmo talhão, na data 1, uma cultura agrícola em estado de senescência e na data 2 uma cultura agrícola em pleno estado de maturação, teremos um determinado vetor de mudança. Mas se a situação for inversa teremos um vetor de mudança com a direção inversa à verificada anteriormente. Apesar disto, nas duas situações mantém-se o mesmo uso agrícola do solo.

A necessidade da utilização de informação acrescida ao dado de magnitude e direção de mudança é também apresentada por Kontoes (2008), devido à possibilidade de estes não representarem tipos de mudança de uso únicos. Como se pode ver na Figura 2.4, a utilização única da direção e magnitude de mudança pode levar à identificação do mesmo vetor de mudança para transições de uso diferentes.

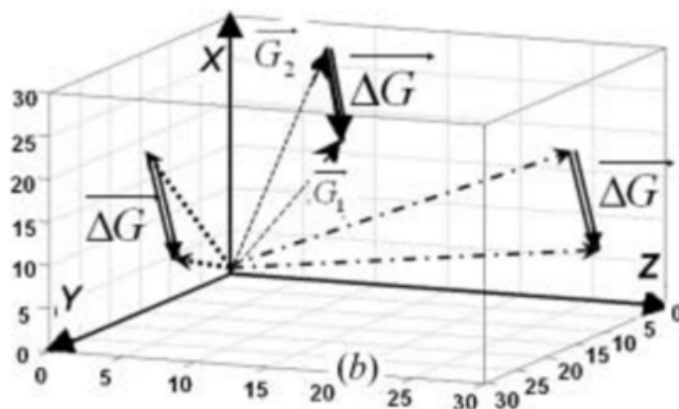


Figura 2.4 – Vetores de mudança $\vec{\Delta G}$ de tamanho e ângulo iguais, representando diferentes tipos

de mudança no mundo real.

Fonte: Adaptado de Kontoes (2008).

Assim, a utilização de outras fontes de informação, que não apenas a referente à dinâmica da mudança em si é importante para a discriminação das diferentes transições em áreas com grande número de transições ocorrendo simultaneamente.

3 MATERIAL E MÉTODOS

3.1. Área de estudo

A área de estudo localiza-se na região Sudoeste do Estado de Goiás e corresponde ao Município de Jataí (Figura 3.1). O município abrange uma área de 7.127 km², compreendida entre as coordenadas 17°16'26'' e 18°31'14'' de Latitude Sul, e 52°18'21'' e 18°06'03'' de Longitude Oeste, fazendo divisa com os municípios de Aparecida do Rio Doce, Caçu, Caiapônia, Itarumã, Mineiros, Perolândia, Rio Verde e Serranópolis. A sede municipal está a 708 metros de altitude em relação ao nível do mar, e dista 320 km de Goiânia e 528 km de Brasília. O município é servido por importantes rodovias federais e estaduais, que fornecem saídas para o centro do Estado de Goiás, Mato Grosso, Mato Grosso do Sul, Minas Gerais e São Paulo. Segundo o IBGE (2009), o Município de Jataí tem uma população estimada de 86.447 habitantes, sendo que 90% localizam-se em área urbana.

O Município situa-se na Serra do Caiapó, que faz divisa com as bacias do Araguaia e do Parnaíba. A sua rede hidrográfica pertence à bacia do Paraná. Predominam aqui solos minerais profundos e muito profundos do tipo Latossolo Vermelho-Escuro, Latossolo Roxo e Areias Quartzosas em algumas regiões de aluvião. É de destacar que os Latossolos prestam-se frequentemente ao uso intensivo com lavouras temporárias, devido à sua estabilidade e elevada aptidão (HERMUCHE et al., 2009). O município forma parte do Planalto Meridional, com um relevo plano a suavemente ondulado, com presença de formas tabulares em superfícies dissecadas a Leste e Nordeste. O seu clima é de tipo tropical mesotérmico, com duas estações bem definidas pelo regime sazonal de chuvas. A época das chuvas compreende os meses de outubro a abril, e o período de seca vai de maio a setembro. A precipitação média anual é de cerca de 1.800 mm. A sua cobertura vegetal é dominada por diferentes formas de Cerrado: o cerradão, cerrado denso, cerrado ralo e cerrado sujo.

Este Município foi selecionado como área de estudo por ter passado por uma rápida expansão e intensificação da atividade agrícola nos últimos 30 anos - um período de análise compatível com a disponibilidade de imagens de sensoriamento remoto.

A principal atividade econômica em Jataí é a agricultura. Ela ocupa cerca de 50% da área do Município e é responsável por aproximadamente 40% do seu PIB. Entre o ano de 1990 e 2008 a área plantada cresceu 210%, apresentando uma aparente estabilização desde o ano de 2004. As principais culturas no município são a soja e o milho, que correspondem a 96% da produção agrícola municipal. Segundo o IBGE, em 2009 o Município de Jataí foi o décimo terceiro município do Brasil quanto ao valor da produção agrícola, o oitavo em termos de produção total de soja, o segundo na produção total de milho e o primeiro produtor nacional de sorgo.

Com o objetivo de familiarização com a área de estudo, garantir uma melhor relação imagem-realidade de campo, bem como extrair amostras de campo para a identificação das classes de uso e cobertura do solo existentes, realizou-se durante o mês de Julho de 2010 o trabalho de campo no município de Jataí, coincidindo aproximadamente com o período de aquisição das demais imagens multitemporais.

Como auxílio durante o trabalho de campo, foi utilizada a imagem de Junho de 2010. Nele, foram identificadas e classificadas visualmente, 172 amostras de campo (talhões), e identificadas entre elas 16 classes de uso e cobertura do solo. As classes identificadas em campo foram:

- Vegetação Natural Densa (4 “áreas”)
- Braquiária Cuidada (19 talhões)
- Braquiária Rala (9 talhões)
- Braquiária Vigorosa (2 talhões)
- Pastagem Natural (7 talhões)

- Solo Arado (4 talhões)
- Solo Exposto (8 talhões)
- Solo Exposto com Capim (6 talhões)
- Cana de Açúcar Colhida (2 talhões)
- Cana de Açúcar Verde (6 talhões)
- Milheto (16 talhões)
- Milho Colhido (6 talhões)
- Milho Seco (61 talhões)
- Milho Verde (13 talhões)
- Sorgo Seco (2 talhões)
- Sorgo Verde (7 talhões)

Após a amostragem de campo, foram definidas as 17 classes de uso e cobertura de solo para a área de estudo, incluindo a classe água, que, apesar de não ter sido identificada em campo, foi identificada de forma visual na imagem. A amostragem de campo esteve condicionada à proximidade de estradas para permitir a acessibilidade. Outras puderam ser identificadas ao subir a pontos mais altos, permitindo visualizar áreas de difícil acesso.

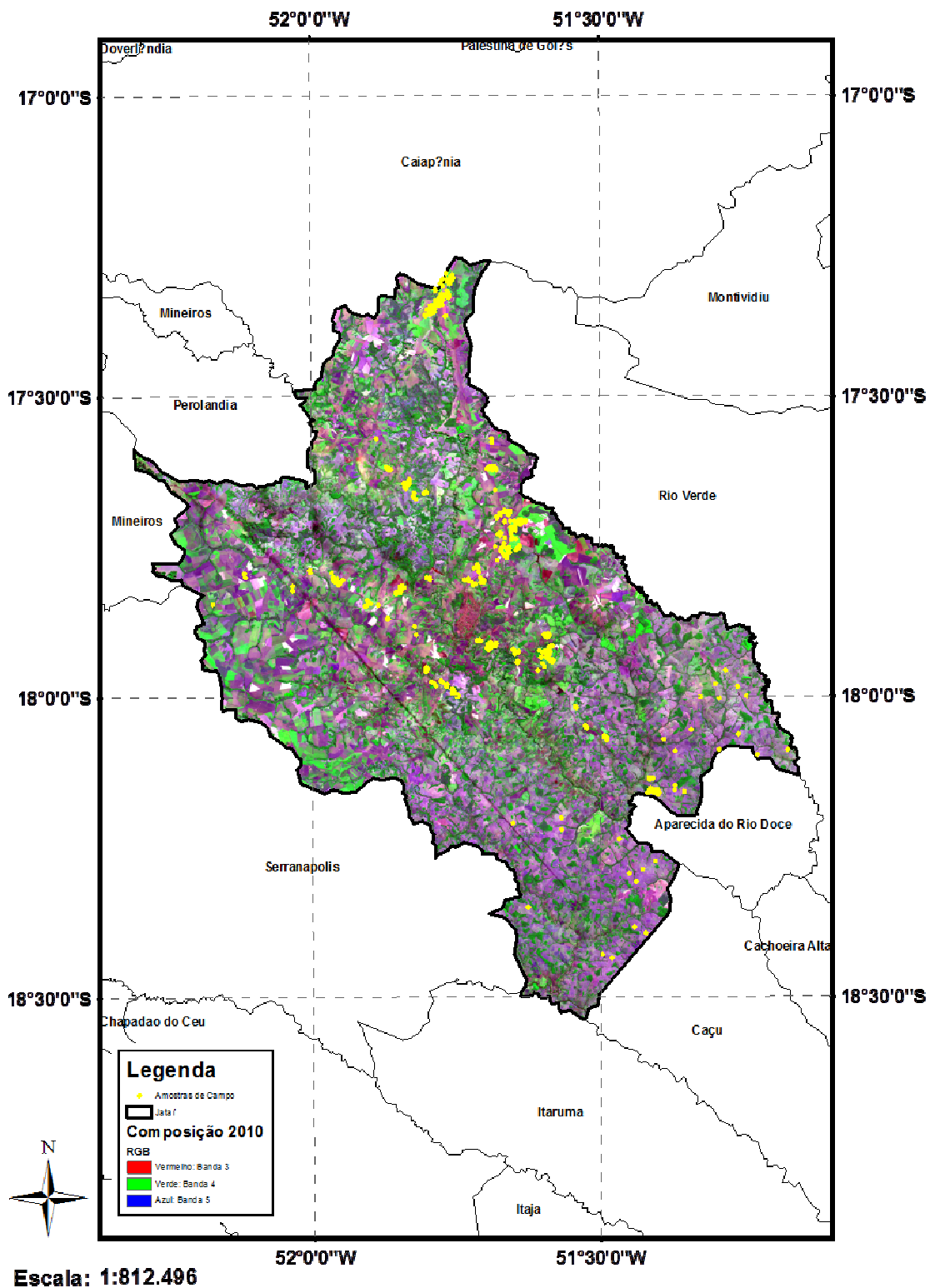


Figura 3.1 – Localização do Município de Jataí e pontos de amostras de campo (em amarelo).
Composição TM/Landsat R(3) G(4) B(5).

3.2. Produtos em formato digital

As imagens utilizadas neste trabalho, apresentadas na Tabela 3.1, foram obtidas pelo sensor TM Landsat 5 correspondentes as bandas 1, 2, 3, 4, 5 e 7, órbita/ponto 223/72 e 223/73, referentes aos anos de 1984, 1990, 1996, 2001, 2004, 2008 e 2010. Estas imagens foram adquiridas através da plataforma do Catálogo de Imagens do INPE (<http://www.dgi.inpe.br/CDSR/>) e da plataforma GLOVIS da NASA (<http://glovis.usgs.gov/>), todas em formato GeoTiff.

Tabela 3.1 – Imagens utilizadas para a detecção de mudanças.

Sensor	Data	Órbita	Ponto	Fonte
TM	9/6/1984	223	72	INPE
TM	9/6/1984	223	73	INPE
TM	10/6/1990	223	72	INPE
TM	10/6/1990	223	73	INPE
TM	25/5/1996	223	72	INPE
TM	25/5/1996	223	73	INPE
TM	8/6/2001	223	72	INPE
TM	8/6/2001	223	73	INPE
TM	16/6/2004	223	72	INPE
TM	16/6/2004	223	73	INPE
TM	29/7/2008	223	72	INPE
TM	29/7/2008	223	73	INPE
TM	11/4/2009	223	72	GLOVIS
TM	11/4/2009	223	73	GLOVIS
TM	17/6/2010	223	72	INPE
TM	17/6/2010	223	73	INPE

As imagens do Catálogo de Imagens possuem correção de nível 1G, isto é, possuem uma correção geométrica feita a partir de um modelo fotogramétrico e reamostragem - por interpolador de vizinho mais próximo e correção radiométrica, que procura diminuir as diferenças de sensibilidades radiométricas entre os detectores de cada banda espectral. As imagens da NASA possuem correção de nível 1T, isto é, correção geométrica e radiométrica com a utilização de Modelo Digital de Elevação e pontos de controle sobre a superfície.

3.3. Metodologia

Este trabalho foi dividido em três etapas, que podem ser observadas na Figura 3.2:

- a) Pré-processamento das imagens multitemporais;
- b) Avaliação da AVM na detecção de mudanças em áreas de expansão agrícola no município de Jataí-GO;
- c) Caracterização das mudanças de uso e cobertura do solo em áreas de expansão agrícola no município de Jataí-GO;

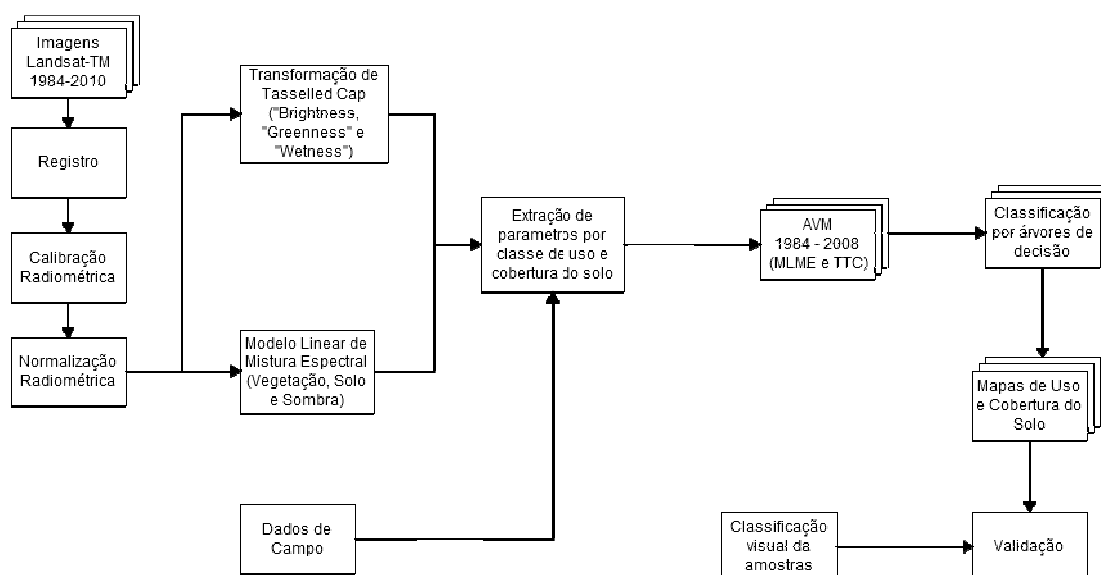


Figura 3.2 - Fluxograma de Trabalho.

3.4. Pré-processamento

Assim como mostra a Figura 3.3, esta fase é a primeira etapa do processamento e envolveu os processos de registro, calibração radiométrica, correção atmosférica e normalização radiométrica. Esta fase procurou minimizar algumas características das

imagens digitais que não pertencem à cena imageada, como as produzidas pela natureza do sensor, atmosfera, nuvens, etc.

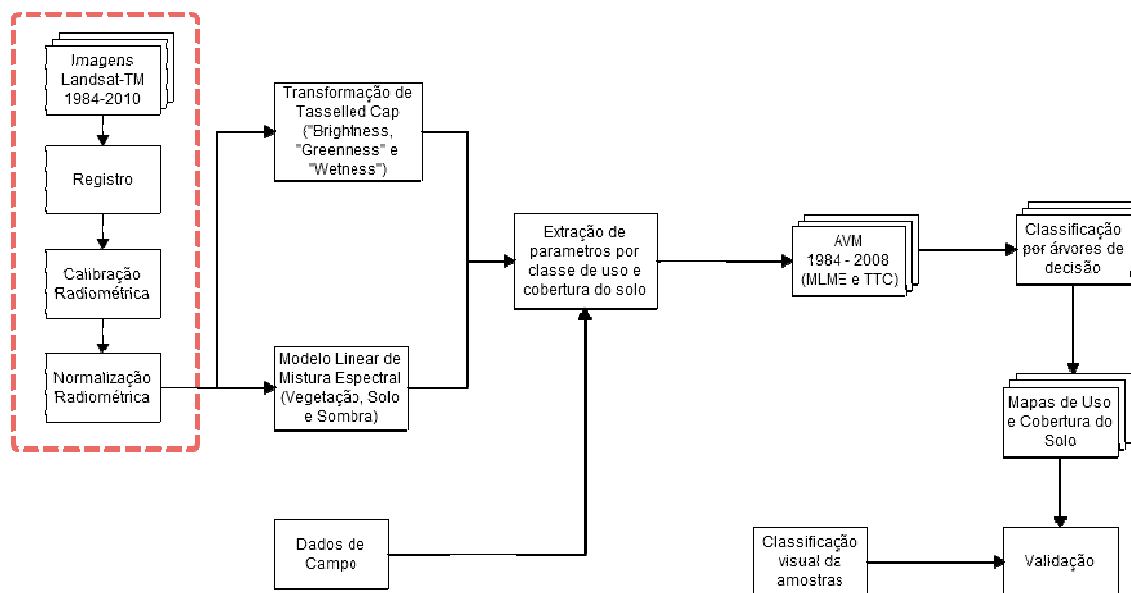


Figura 3.3 – Fase de pré-processamento das imagens para detecção de mudanças.

3.4.1. Registro das imagens multitemporais

A precisão do registro das imagens multitemporais é fundamental para a aplicação de métodos de detecção de mudanças. A importância de um registro preciso é óbvia, pois muitos resultados “errôneos” serão produzidos caso haja um deslocamento entre as imagens. Geralmente, se aceita como adequado um registro geométrico ao nível de sub-pixel (JIANYA et al., 2008).

Assim, as imagens foram todas registradas de forma a minimizar os efeitos de distorção e colocá-las no mesmo sistema geodésico de referência. Tomou-se como referência a imagem de Abril de 2009, obtida da base de dados de imagens do sistema GLOVIS, disponibilizadas pela NASA.

Foi realizada a transformação utilizando um polinômio de 1° grau, e empregado o algoritmo de reamostragem por vizinho mais próximo. O limiar de aceitação foi de um erro médio quadrático (RMS) inferior a um pixel para todas as imagens. Todas as cenas foram convertidas para a projeção UTM e datum WGS 84, com a exatidão necessária para a detecção de mudanças.

3.4.2. Calibração radiométrica

Para as imagens fornecidas em bruto, os valores digitais são simplesmente equalizados (corrigidos para o comportamento individual de cada elemento detector) e é aplicado neles um contraste digital (HAJJ et al., 2008). Assim, o primeiro passo para a correção radiométrica é a conversão para reflectância exoatmosférica de cada imagem. Esta fase toma em consideração: a) parâmetros de calibração para a data de aquisição; b) ângulo zenital solar; e c) irradiância solar normalizada. Estes parâmetros são dependentes da data do imageamento e permitem compatibilizar radiometricamente as imagens multitemporais.

Por isso, e após o registro das imagens, todas elas foram submetidas a uma correção radiométrica. Inicialmente, foram convertidos os dados digitais das imagens em valores de radiância espectral, em que foram utilizadas as seguintes equações:

$$L_{\lambda} = G_{rescale} * Q_{cal} + B_{rescale} \quad (3.1)$$

Onde,

$$G_{rescale} = \left(\frac{LMAX_{\lambda} - LMIN_{\lambda}}{Q_{cal\ max}} \right) \quad (3.2)$$

$$B_{rescale} = LMIN_{\lambda} \quad (3.3)$$

Estes coeficientes foram obtidos a partir dos parâmetros de calibração fornecidos por Chander e Markham (2003) (Tabela 3.2).

Tabela 3.2 – Valores para calibração de dados Landsat 5-TM.

Data de Processamento	De 1 de Março de 1984				Após 5 de Maio de 2003				
	$LMIN_{\lambda}$	$LMAX_{\lambda}$	Mi	$G_{rescale}$	$B_{rescale}$	$LMIN_{\lambda}$	$LMAX_{\lambda}$	$G_{rescale}$	$B_{rescale}$
Banda									
1	-1,52	152,1	0,602431	-1,52	-1,52	193	0,762824	-1,52	
2	-2,84	296,81	1,1751	-2,84	-2,84	365	1,44251	-2,84	
3	-1,17	204,3	0,805765	-1,17	-1,17	264	1,03988	-1,17	
4	-1,51	206,2	0,814549	-1,51	-1,51	221	0,872588	-1,51	
5	-0,37	27,19	0,108078	-0,37	-0,37	30,2	0,119882	-0,37	
6	1,2378	15,303	0,055158	1,2378	1,2378	15,303	0,055158	1,2378	
7	-0,15	14,38	0,05698	-0,15	-0,15	16,5	0,065294	-0,15	

Fonte: Adaptado de Chander e Markham (2003)

Em seguida, para obter as imagens de reflectância foi feita uma conversão dos valores de radiância em valores de reflectância aparente ou exoatmosférica. A equação utilizada foi:

$$\rho P = \frac{\pi * L_{\lambda} * d^2}{ESUN_{\lambda} * \cos \theta_s} \quad (3.4)$$

Onde,

ρP - É a reflectância exoatmosférica;

L_{λ} - É a radiância espectral;

d - É a distância Terra-Sol em unidades astronômicas;

$ESUN_{\lambda}$ - É a irradiância solar;

θ_s - É o ângulo zenital solar.

3.4.3. Correção atmosférica

Para a correção atmosférica, foi utilizado o método DOS (CHAVEZ, 1988). Apesar de esta técnica não levar em consideração o efeito de absorção dos gases presentes na atmosfera nas faixas do infravermelho próximo e médio, e apenas tomar em conta o efeito de espalhamento da atmosfera nas faixas do visível, como mencionado por Hajj et al. (2008) e por Song et al. (2001), ao proceder a análises multitemporais e detecção de mudanças, o importante é que a radiometria das imagens esteja em uma escala relativa, não sendo necessária uma estimativa exata da reflectância de superfície. Além disso, a ausência de dados sobre as condições da atmosfera no momento de aquisição das imagens não permite a utilização de outros modelos mais complexos. A inferência sobre as condições atmosféricas sem dados de campo pode produzir um efeito multiplicativo dos erros pela combinação de dados multitemporais (JESUS, 2009).

3.4.4. Normalização radiométrica

A retificação radiométrica foi aplicada neste estudo para que as imagens obtidas para as diferentes datas fossem comparáveis radiometricamente. A imagem do ano de 2010 serviu como referência para intercalibrar o conjunto de imagens durante a normalização. Ela foi escolhida por ser a data mais próxima do período do trabalho de campo e pela ausência de nuvens na imagem.

Assim, foi feita a normalização radiométrica das imagens multitemporais utilizando a metodologia proposta por Hall et al. (1991). Esta técnica baseia-se na regressão linear

estabelecida através dos valores de alvos considerados invariantes ao longo do tempo, com alta e baixa reflectância espectral, como solo exposto, água, sombras, etc. A sua transformação linear é descrita pelas Equações 3.5 a 3.7:

$$T_i = m_i * X_i + b_i \quad (3.5)$$

Onde,

$$m_i = \frac{(Br_i - Dr_i)}{(Bs_i - Ds_i)} \quad (3.6)$$

$$b_i = \frac{(Dr_i * Bs_i - Ds_i * Br_i)}{(Bs_i - Ds_i)} \quad (3.7)$$

Onde,

T_i - Imagem normalizada;

X_i - Imagem original a ser normalizada;

Br_i - Média do conjunto de referência claro;

Dr_i - Média do conjunto de referência escuro;

Bs_i - Média do Conjunto claro a ser normalizado;

Ds_i - Média do conjunto escuro a ser normalizado;

i - Bandas do sensor;

Para a seleção dos conjuntos de controle radiométrico de alvos claros e escuros, foram identificados nas imagens pixels de água e de área construída localizados nos extremos do diagrama de dispersão gerado pela transformação de “*Tasselled Cap*”, utilizando os coeficientes fornecidos por Gleriani et al. (2003), apresentados na Tabela 3.3.

Tabela 3.3 – Valores dos coeficientes “*brightness*” e “*greenness*” em áreas de Latossolo Roxo do norte do Estado de São Paulo.

Componente	Pesos por banda					
	1	2	3	4	5	7
“ <i>Brightness</i> ”	0,0143	0,0657	0,215	0,1805	0,5388	0,7914
“ <i>Greenness</i> ”	-0,0176	-0,027	-0,1965	0,9374	0,1365	-0,2508

Desta maneira, realizou-se a regressão linear, em que a variável independente representa os valores de nível digital da imagem de referência (2010), e a variável dependente representa os valores de nível digital da imagem a ser normalizada.

Como se pode observar na Figura 3.4, as imagens das componentes “*brightness*” e “*greenness*” foram originadas a partir da imagem de referência e daquela a ser retificada. A partir destas componentes foi possível extrair um intervalo de nível de cinza dos alvos claros e escuros, baseado no padrão de resposta espectral de pontos de controle pseudo-invariantes presentes na imagem. Este procedimento foi realizado para as seis bandas das imagens de referência (2010) e para todas as imagens retificadas (1984, 1990, 1996, 2001, 2004 e 2008).

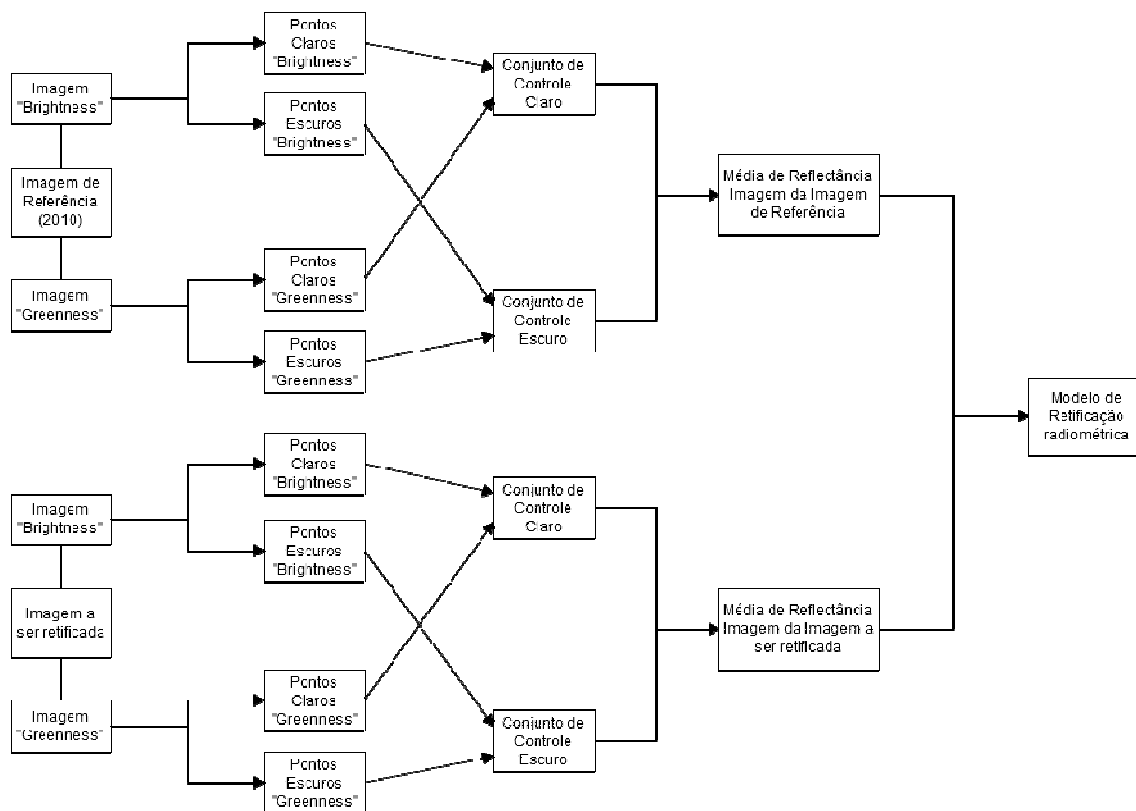


Figura 3.4 – Fluxograma representativo das etapas de retificação radiométrica.

3.5. Componentes solo, vegetação e sombra para a detecção de mudanças por análise de vetor de mudança

De forma a produzir feições de mudança apropriadas para a identificação da mudança, as imagens foram transformadas utilizando as transformações lineares de “*Tasselled Cap*”, e do Modelo Linear de Mistura Espectral. A transformação de “*Tasselled Cap*” desenvolve índices ortogonais baseados nos dados de reflectância do solo e não assume a interação entre os componentes do sub-pixel (CRIST; CICCONE, 1984). O modelo linear de mistura, por outro lado, deriva linhas de mistura, utilizando espectros de componentes puros da imagem ou de medições de campo/laboratório, a partir do pressuposto de mistura linear entre os elementos. Essas duas abordagens em relação a outras (p.ex. ACP) são baseadas em princípios físicos da cena (ROGAN et al., 2002).

Esta fase corresponde à parte destacada na Figura 3.5.

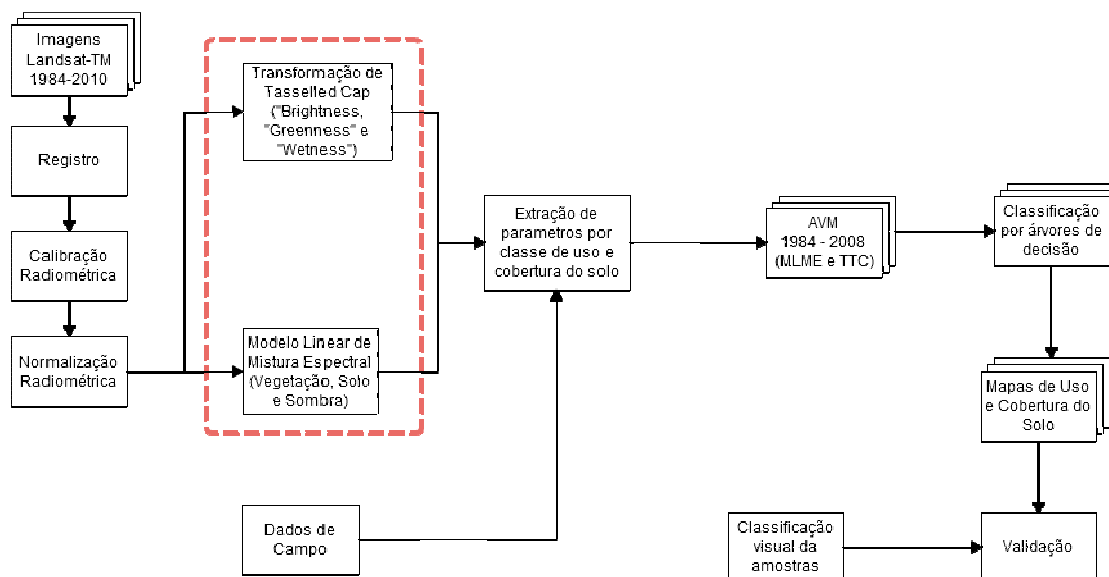


Figura 3.5 – Fase de transformação das imagens multiespectrais para três componentes a utilizar na detecção de mudanças.

Essas técnicas permitiram a detecção de mudanças a partir da:

- AVM por análise dos componentes “*brightness*”, “*greenness*” e “*wetness*” da transformação de “*Tasseled Cap*”;
- AVM por análise das imagens fração dos componentes puros “solo”, “vegetação verde” e “sombra” obtidos a partir de um modelo linear de mistura espectral;

A avaliação do desempenho da melhor técnica de detecção foi realizada para os pares de imagens 1990-1996, 1996-2001, 2001-2004 e 2004-2008, tendo como referência os resultados da classificação visual das amostras para cada conjunto de imagens.

3.5.1. Transformação de “*Tasselled Cap*” (TTC)

Aplicaram-se os coeficientes propostos por Crist et al. (1986) às bandas do TM, para a obtenção dos componentes “*Brighness*”, “*Greenness*” e “*Wetness*” para imagens Landsat-5 TM. A Tabela 3.4 mostra os coeficientes utilizados na transformação:

Tabela 3.4 – Valores dos coeficientes da transformação de TTC, para o sensor Landsat-5 TM.

Componente	Pesos por banda					
	1	2	3	4	5	7
“ <i>Brighness</i> ”	0,2909	0,2493	0,4806	0,5568	0,4438	0,1706
“ <i>Greenness</i> ”	-0,2728	-0,2174	-0,5508	0,7221	0,0733	-0,1648
“ <i>Wetness</i> ”	0,1446	0,1761	0,3322	0,3396	-0,6210	-0,4186

Esta técnica permitiu a inclusão da informação de todas as bandas espectrais, na derivação de três componentes que mostram a variação dos solos, vegetação e umidade/sombra. A componente “*brighness*” foi obtida a partir do plano dos solos, definido pela assinatura de áreas não vegetadas, sendo assim uma medida do solo. A componente “*greenness*”, ortogonal à componente “*brighness*”, é derivada da direção das assinaturas das áreas vegetadas, sendo assim uma medida da vegetação. E a componente “*wetness*” é derivada de forma a mostrar a variação da umidade do solo e vegetação (SCHOWENGERDT, 2007).

3.5.2. Modelo linear de mistura espectral (MLME)

As imagens das bandas do TM foram transformadas usando um modelo linear de mistura espectral para a obtenção das imagens fração solo, sombra e vegetação.

Os componentes puros utilizados no modelo de mistura foram selecionados na própria imagem. Os pixels candidatos foram selecionados dos extremos do diagrama de

dispersão das bandas 3 e 4 para o caso da vegetação verde, e utilizando também a banda 5 para a seleção das amostras de solo. Esses pixels candidatos foram obtidos utilizando o algoritmo de Índice de Pureza de Pixel – PPI (BOARDMAN et al., 1995), implementado no ENVI.

Esses pixels foram inspecionados quanto à curva espectral e comparados aos espectros de amostras de cobertura do solo de vegetação verde e solo exposto identificadas em campo, de forma a obter os pixels os mais puros possíveis.

Devido ao pressuposto de normalização radiométrica entre as imagens, os “*endmembers*” foram obtidos da imagem de 2010 (imagem de referência) e adotados para as demais datas de análise, de forma a gerar as imagens fração solo e vegetação verde.

3.6. Técnica de detecção de mudanças por análise de vetor de mudança (AVM)

A implementação da AVM dividiu-se em duas etapas: 1) A geração da imagem de magnitude do vetor de mudança, obtida pela diferença das componentes Solo/”*Brighness*”, Vegetação Verde/”*Greenness*” e Sombra/”*Wetness*”, para cada técnica de obtenção (MLME e TTC), para cada período de análise (1984-1990, 1990-1996, 1996-2001, 2001-2004, e 2004-2008); 2) A geração de imagens de ângulo de mudança alfa, formado pelo vetor de mudança das frações Solo/”*Brighness*” e Vegetação Verde/”*Greenness*” em α_1 e α_2 , com valores que variam entre 0 e 360°, e do ângulo beta, formado pelo vetor de mudança da fração Sombra/”*Wetness*”, com valores que variam de -90 a 90°.

Para o cálculo da magnitude do vetor de mudança, utilizou-se a Equação 3.8:

$$\mu = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2 + (z_2 - z_1)^2} \quad (3.8)$$

Onde,

μ - Representa a magnitude do vetor;

$(x_2 - x_1), (y_2 - y_1), (z_2 - z_1)$ - Representam a diferença entre as posições dos pixels entre t_1 e t_2 para cada imagem fração/componente.

E para o cálculo do ângulo alfa, utiliza-se a Equação 3.9:

$$\alpha = \arctg\left(\frac{x_2 - x_1}{y_2 - y_1}\right) \quad (3.9)$$

Onde,

α - É o ângulo alfa do vetor de mudança;

$(x_2 - x_1)$ - Representam a diferença entre as posições dos pixels na componente Solo/“*Brighthness*” entre t_1 e t_2 .

$(y_2 - y_1)$ - Representam a diferença entre as posições dos pixels na componente Vegetação Verde/“*Greenness*” entre t_1 e t_2 .

Porém, esta equação só permite gerar ângulos entre -90° e 90° , para o primeiro e quarto quadrantes, sob a suposição de que $\Delta x > 0$. Assim, para a identificação do quadrante de α , foram aplicadas as seguintes condições a partir da relação de senos e cossenos:

- a) Se $\sin \alpha \geq 0$, e $\cos \alpha \geq 0$, então α está no 1º quadrante;

- b) Se $\sin \alpha \geq 0$, e $\cos \alpha \leq 0$, então α está no 2º quadrante;
- c) Se $\sin \alpha \leq 0$, e $\cos \alpha \leq 0$, então α está no 3º quadrante;
- d) Se $\sin \alpha \leq 0$, e $\cos \alpha \geq 0$, então α está no 4º quadrante;

A Figura 3.6 expõe as equações utilizadas conforme o quadrante:

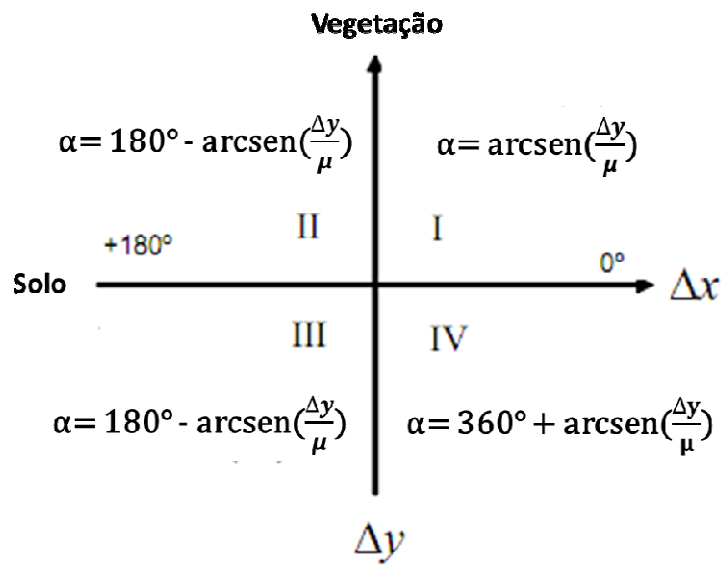


Figura 3.6 – Equações utilizadas para calcular o ângulo alfa, de acordo com o quadrante.

Para o cálculo do ângulo beta, que representa a variação da fração Sombra/”Wetness”, utiliza-se a Equação 3.10:

$$\beta = \arcsen \left(\frac{(z_2 - z_1)}{\mu} \right) \quad (3.10)$$

Onde,

β - É o ângulo do vetor de mudança;

$(z_2 - z_1)$ - Representam a diferença entre as posições dos pixels na componente Sombra/"Wetness" entre t_1 e t_2 ;

μ - É a magnitude de mudança entre os períodos t_1 e t_2 .

A direção de mudança é caracterizada de acordo com as mudanças ocorridas entre a data inicial e final das imagens das componentes Solo/"Brighness", Vegetação Verde/"Greenness" e Sombra/"Wetness". No sistema de coordenadas esféricas, a direção do vetor de mudança é indicada conforme a Tabela 3.5.

Tabela 3.5 – Direção do vetor de mudança no sistema de coordenadas esféricas.

Octantes da esfera		Direção de mudança entre os períodos t_1 e t_2		
Alfa (α)	Beta (β)	Solo/"Brighness"	Vegetação Verde/"Greenness"	Sombra/"Wetness"
0 a 90°	0 a 90°	-----	-----	-----
90 a 180°	0 a 90°	Perda	ENSLAGanho	Ganho
180 a 270°	0 a 90°	Perda	Perda	Ganho
270° a 360°	0 a 90°	Ganho	Perda	Ganho
0 a 90°	-90 a 0°	Ganho	Ganho	Perda
90 a 180°	-90 a 0°	Perda	Ganho	Perda
180 a 270°	-90 a 0°	Perda	Perda	Perda
270° a 360°	-90 a 0°	-----	-----	-----

Para duas imagens adquiridas em diferentes datas, t_1 e t_2 , após rigorosa normalização radiométrica, as diferenças espectrais entre duas classes de uso e cobertura do solo em qualquer das datas, são similares às mudanças espectrais entre t_1 e t_2 (CHEN et al., 2003).

Assim, com base nas classes de uso e cobertura do solo identificados em campo para a imagem de referência (2010), foram calculados os vetores de mudanças para todas as transições consideradas possíveis. Esses vetores podem ser considerados equivalentes

aos vetores de mudança calculados para as mudanças de uso e cobertura do solo entre os períodos em análise.

3.7. Extração dos parâmetros das classes de uso e cobertura do solo e obtenção dos dados de mudança

Como forma de analisar o potencial de cada um dos métodos empregados na AVM, extraíram-se os parâmetros para cada uma das classes de uso e cobertura do solo definidas após o trabalho de campo. Esses parâmetros são os valores de magnitude e direção de mudança, obtidos a partir dos valores médios de cada uma das classes de uso e cobertura do solo, para os valores de fração solo, vegetação e sombra do MLME, e componentes “*brightness*”, “*greenness*” e “*wetness*” da TTC.

Essas médias foram obtidas através da seleção aleatória de 30 amostras (pixels) dentro dos talhões identificados durante o trabalho de campo para cada classe de uso e cobertura do solo.

Aqui, também devido ao pressuposto de normalização radiométrica entre os dados multitemporais, os valores de magnitude e ângulo de mudança entre os talhões identificados na imagem de 2010 serão aproximadamente os mesmos valores para as mesmas mudanças das classes de uso e cobertura do solo ocorridas entre as imagens multitemporais (t_1 e t_2), e conseqüentemente os parâmetros de mudança entre as imagens. Assim, esses parâmetros foram utilizados para auxiliar a análise da AVM para cada uma das técnicas propostas, bem como auxiliar na identificação do tipo de transição ocorrida. Esses valores foram ainda utilizados para a classificação por árvore de decisão das mudanças de uso e cobertura do solo entre os períodos de análise.

As etapas que compreendem esta fase do processamento são destacadas do fluxograma geral na Figura 3.7.

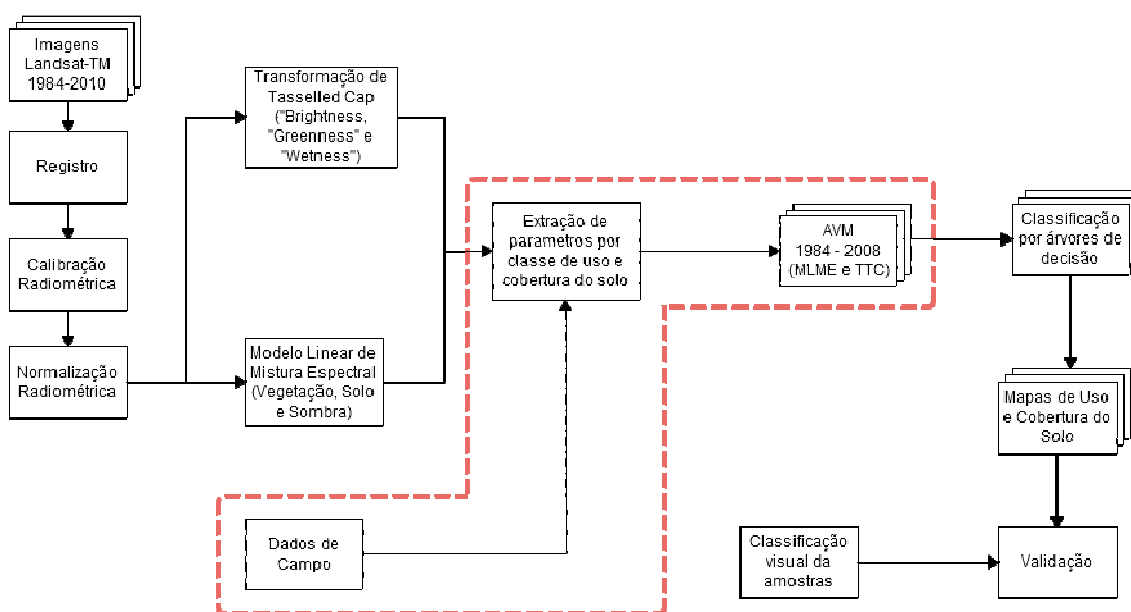


Figura 3.7 – Fase de extração de parâmetros e AVM.

3.8. Classificação das imagens de detecção de mudanças

Utilizando os classificadores por árvore de decisão, disponíveis no ENVI 4.7, obtiveram-se os mapas de mudança. Aqui, foram utilizadas as imagens dos componentes (TTC)/imagens fração (MLME), imagens AVM derivadas de cada um dos métodos, e a imagem de magnitude do período de análise anterior. Isto porque, em áreas agrícolas, as direções de mudança “perdem” sentido devido à dinâmica espectro-temporal das culturas agrícolas. Assim, a direção de mudança perde importância, e ganha importância a análise temporal da magnitude de mudança, bem como a condição do pixel na data inicial e final.

Para a identificação do processo (i.e. perda ou ganho de biomassa), a direção de mudança permanece de grande importância, pois determinados eventos podem exibir direções de mudança típicas. Porém, nessas áreas agrícolas, mudanças grandes nas imagens fração entre t_1 e t_2 não significam necessariamente uma mudança de uso do solo. Assim, para a identificação do uso do solo e a transição ocorrida, é necessário analisar a condição do pixel em t_1 e t_2 , bem como as direções e os valores de magnitude de mudança.

Como se pode observar na Tabela 3.6, os valores de ângulo de mudança e magnitude de mudança não são suficientes para a separação de mudanças entre áreas agrícolas e mudanças entre áreas de pastagem, ou ainda para separar áreas onde tenha ocorrido um desmatamento. Por isso, as classes finais foram definidas a partir do uso da imagem AVM do período anterior ao período em análise, da imagem AVM do mesmo período de análise, e também das imagens das transformações espectrais das datas t_1 e t_2 .

Utilizando um classificador por árvores de decisão, foram utilizados os valores de média para cada classe de uso e cobertura do solo em cada uma das componentes (TTC) e imagens fração (MLME), bem como as direções e magnitude de mudanças calculadas para todas as transições possíveis entre as classes de uso e cobertura do solo.

Assim, seis classes foram definidas para a classificação das imagens de AVM: (1) Agrícola; (2) Regeneração; (3) Degradação; (4) Desmatamento; (5) Vegetação Natural; (6) Água.

A classe “Agrícola” identifica todos os pixels que no período de análise e no período anterior apresentaram um comportamento compatível com mudanças em áreas agrícolas. Esta mudança caracteriza-se pelo mesmo pixel apresentar valores de magnitude de mudança muito elevados entre t_1 e t_2 .

A classe “Regeneração” incluiu todos os pixels que possuem, nos dois períodos em análise, valores médios de magnitude de mudança, isto é, maiores que o limiar mínimo de mudança, e em pelo menos um período de análise, um valor de magnitude menor que o valor característico de uma grande mudança. Para esta classe, o *pixel* deverá apresentar um aumento da fração vegetação verde/componente “*greenness*” entre t_1 e t_2 , indicando assim um aumento do vigor da vegetação.

A classe “Degradação” incluiu todos os pixels que possuem, nos dois períodos em análise (t_1 e t_2), valores de magnitude de mudança maiores que o limiar mínimo de mudança, e menores do que o valor de magnitude característico de uma grande mudança em pelo menos um período de análise. Porém, ao contrário da classe “Regeneração”, eles deverão apresentar uma redução da componente vegetação/componente “*greenness*” entre t_1 e t_2 , indicando assim uma redução no vigor da vegetação.

As classes “Regeneração” e “Degradação” representam áreas de uso antrópico, mas que não podem ser classificadas com certeza como de uso agrícola. Nesta classe, estão contidas as áreas de pastagem e de uso agrícola que não puderam ser identificadas como tal. Por conveniência, durante a produção dos mapas finais, estas classes serão combinadas e classificadas como áreas de “Pastagem”.

A classe “Desmatamento” indica as áreas onde houve remoção da vegetação natural de uma data para outra. Esta mudança é caracterizada pela redução da fração sombra/“*wetness*”, um valor de magnitude de mudança elevado para o período em análise, e um valor baixo para o período anterior.

A classe “Vegetação Natural” identifica todas as áreas que permaneceram com uma cobertura de vegetação natural durante o período em análise. Estas áreas deverão

apresentar nos dois períodos um valor de magnitude de mudança baixo, e manter valores elevados da fração sombra/”wetness”.

A classe “Água” incluiu todos os corpos de água durante o período em análise. Eles foram identificados aplicando um limiar elevado de fração sombra/”wetness”.

Para as classes de mudança, são apresentadas na Tabela 3.6 as suas características hipotéticas de mudança, obtidas a partir da análise das médias dos valores das imagens fração (MLME) e das componentes (TTC) para cada uma das classes de uso e cobertura do solo identificadas em campo.

Tabela 3.6 – Classes e direções de mudanças hipotetizadas para o MLME e TTC.

Classes de Mudança	MLME (Modelo Linear de Mistura Espectral)				TTC (Transformação de Tasseled Cap)			
	Comportamento das frações	Magnitude	Ângulo Alfa	Ângulo Beta	Comportamento das componentes	Magnitude	Ângulo Alfa	Ângulo Beta
Vegetação Natural para Pastagem	Perda da fração sombra e aumento da fração solo. Fração Vegetação Verde depende do tipo de pastagem final.	Valores altos sem grande variabilidade.	Em geral, valores de 270° a 360°.	Valores de -90° a 0°.	Perda da componente "wetness" e aumento da componente "brighness". Componente "greenness" depende do tipo de pastagem final.	Valores altos sem grande variabilidade.	Em geral, valores de 270° a 360°.	Valores de -90° a 0°.
Vegetação Natural para Agricultura	Perda da fração sombra. Incerteza no comportamento das frações solo e vegetação devido à grande variabilidade espectral da classe agrícola.	Valores altos com grande variabilidade.	Em geral, valores de 270° a 360°. Em alguns casos, valores entre 0° a 90°.	Valores de -90° a 0°.	Perda da componente "wetness" e aumento da componente "brighness". Componente "greenness" varia conforme a classe de uso agrícola final.	Valores altos com grande variabilidade.	Valores de 270° a 360°, e entre 0° e 90°.	Valores de -90° a 0°.
Pastagem para Agricultura	Incerteza no comportamento de todas as imagens fração devido à grande variabilidade espectral intra-classe.	Valores baixos a altos.	Valores entre 90° e 360°.	Valores de -90° a 90°.	Ganho e perda de todas as componentes devido a grande variabilidade espectral intra-classe e entre classes.	Valores baixos a altos.	Valores de 0° a 360°.	Valores de -90° a 90°.
Agricultura para Agricultura	Incerteza no comportamento de todas as imagens fração devido à grande variabilidade espectral intra-classe.	Valores de muito baixos a muito altos.	Valores de 0° a 360°.	Valores de -90° a 90°.	Ganho e perda em todas as componentes devido à grande variabilidade espectral intra-classe e entre classes.	Valores de muito baixos a muito altos.	Valores de 0° a 360°.	Valores de -90° a 90°.

3.9. Obtenção dos dados de referência

Estes dados de referência foram obtidos de forma a avaliar o desempenho do mapa de mudança obtido por cada um dos métodos utilizados. Foi aqui empregada a análise visual da composição TM/Landsat-5 R(3)G(4)B(5) das cenas, para as duas datas conforme o período de análise, e identificado o processo de mudança ocorrido.

Para cada período de análise, foram sorteadas aleatoriamente 200 amostras e excluídas aquelas compostas por nuvens ou sombras de nuvens. Este método foi escolhido pelo fato de não haverem mapas temáticos para análise de séries temporais longas na região, bem como por ser um processo simples e sem necessidade de elevados níveis de processamento de dados.

Para cada ponto foi definido o processo ocorrido de mudança ou não mudança, e a classe de uso e cobertura do solo final (t_2). Essas informações foram tabuladas e comparadas aos mapas temáticos obtidos por cada um dos métodos de detecção de mudanças (MLME e TTC).

3.10. Validação do mapeamento das técnicas de detecção de mudanças

Neste fase os resultados das imagens de mudança obtidos a partir dos três métodos foram avaliados quanto ao seu desempenho. Estes resultados serão avaliados quanto à capacidade de detecção de mudança, ou modificações no uso e cobertura do solo, bem como na capacidade de qualificar tais mudanças.

As técnicas de análise propostas foram:

- a) Matriz de erros (CONGALTON e GREEN, 1999);

b) Estatística *kappa* proposta por Cohen (1960);

A qualidade das classificações resultantes das técnicas de detecção e mapeamento de mudanças de uso e cobertura do solo será avaliada mediante a sua matriz de confusão (Figura 3.8), onde serão calculados os erros de comissão e omissão.

		Referência				Σ
		A	B	C	D	
Classificação	A	n_{AA}	n_{AB}	n_{AC}	n_{AD}	n_{A+}
	B	n_{BA}	n_{BB}	n_{BC}	n_{BD}	n_{B+}
	C	n_{CA}	n_{CB}	n_{CC}	n_{CD}	n_{C+}
	D	n_{DA}	n_{DB}	n_{DC}	n_{DD}	n_{D+}
Σ	n_{+A}	n_{+B}	n_{+C}	n_{+D}	n	

Figura 3.8 – Matriz de confusão para o mapeamento proposto. Os elementos realçados na diagonal principal representam os casos de concordância entre a classificação e a referência; os demais elementos representam os casos de discordância.

Fonte: Adaptado de Foody (2002).

A matriz de erros teve como referência os dados de referência obtidos pela classificação visual das amostras para cada período de análise. Os erros foram calculados para cada transição ocorrida, em cada período de análise. Porém, os elementos da matriz de confusão dos produtos de detecção de mudanças representam cenários de mudança individuais (CONGALTON e GREEN, 1999). Como resultado, as dimensões da matriz de erros são muito maiores que a matriz de erros de uma classificação individual. O tamanho de cada dimensão da matriz de mudança é o quadrado do número de classes envolvidas (FOODY, 2002). Assim, foram unicamente utilizados para a avaliação das classificações, os dados de referência da data final (t_2), isto é, a classificação da data final, e consideradas também as áreas de desmatamento.

A exatidão global foi calculada a partir da soma das amostras classificadas corretamente, dividida pelo número total de amostras utilizadas na matriz de erros (Equação 3.11). Ela pode variar entre 0 e 1:

$$P_0 = \frac{\sum_{i=1}^k n_{ii}}{n} \quad (3.11)$$

Onde,

P_0 - Índice de exatidão global;

k - Número de linhas e colunas da matriz de erros;

n_{ii} - Número de observações na coluna i e na linha i ;

n - Número total de amostras.

O índice *kappa* foi calculado a partir da formulação do estimador de *kappa* (k), dado pela Equação 3.12:

$$k = \frac{n \sum_{i=1}^r n_{ii} - \sum_{i=1}^r n_{i+} n_{+i}}{n^2 - \sum_{i=1}^r n_{i+} n_{+i}} \quad (3.12)$$

Onde,

r - Número de linhas e colunas da matriz de erro;

n_{ii} - Número de observações na linha i e coluna i ;

n_{i+} - Total de observações na linha i ;

n_{+i} - Total de observações na coluna i ;

n - Número total de observações.

O coeficiente *kappa* pode variar de 0 a 1, sendo que o valor 1 representa a concordância entre os resultados da classificação e os dados da referência.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1. Registro de imagens

As imagens TM fornecidas pelo INPE foram georreferenciadas utilizando-se como base a imagem fornecida pela plataforma GLOVIS da NASA, das órbita/ponto 223/72 e 223/73 do ano de 2009 (registro imagem-imagem). Durante o registro das seis cenas, os erros variaram de um máximo de 23,86 m (0,79 *pixel*) a 18,82 m (0,62 *pixel*). A Tabela 4.1 mostra os erros médios quadráticos em metros para todas as datas.

Tabela 4.1 – Erro médio quadrático do registro imagem-imagem dos dados multitemporais, para a imagem GLOVIS/NASA do ano de referência de 11/4/2009.

Ano	Pontos	Erro médio quadrático (metros)
1984	20	22,43 m
1990	20	20,95 m
1996	20	18,82 m
2001	20	19,37 m
2004	20	23,86 m
2008	20	23,79 m
2010	20	19,87 m

Os resultados obtidos para o registro entre as imagens utilizando o polinômio de primeiro grau foram considerados satisfatórios, com um *RMS* inferior a um *pixel* (30m) para todas as datas. De acordo com Lu et al. (2004), para a detecção de mudanças, é necessário que o erro de exatidão do registro seja inferior a um *pixel*.

4.2. Correção atmosférica pelo método *DOS*

A correção atmosférica utilizando o método *DOS* (CHAVEZ, 1988), baseado na subtração do pixel escuro, apresentou resultados satisfatórios para a modelagem do

efeito de espalhamento da atmosfera nas bandas do visível. Nota-se que este espalhamento foi mais acentuado na região do azul (banda 1), que é a mais afetada pela interferência atmosférica, e menor para os comprimentos de onda maiores.

Apesar de esta técnica apenas levar em conta o efeito aditivo da atmosfera, os resultados foram considerados satisfatórios, pois permitiu aproximar os valores presentes na imagem da sua reflectância no terreno (Figura 4.1). Os dados foram extraídos da imagem de referência para normalização (2010).

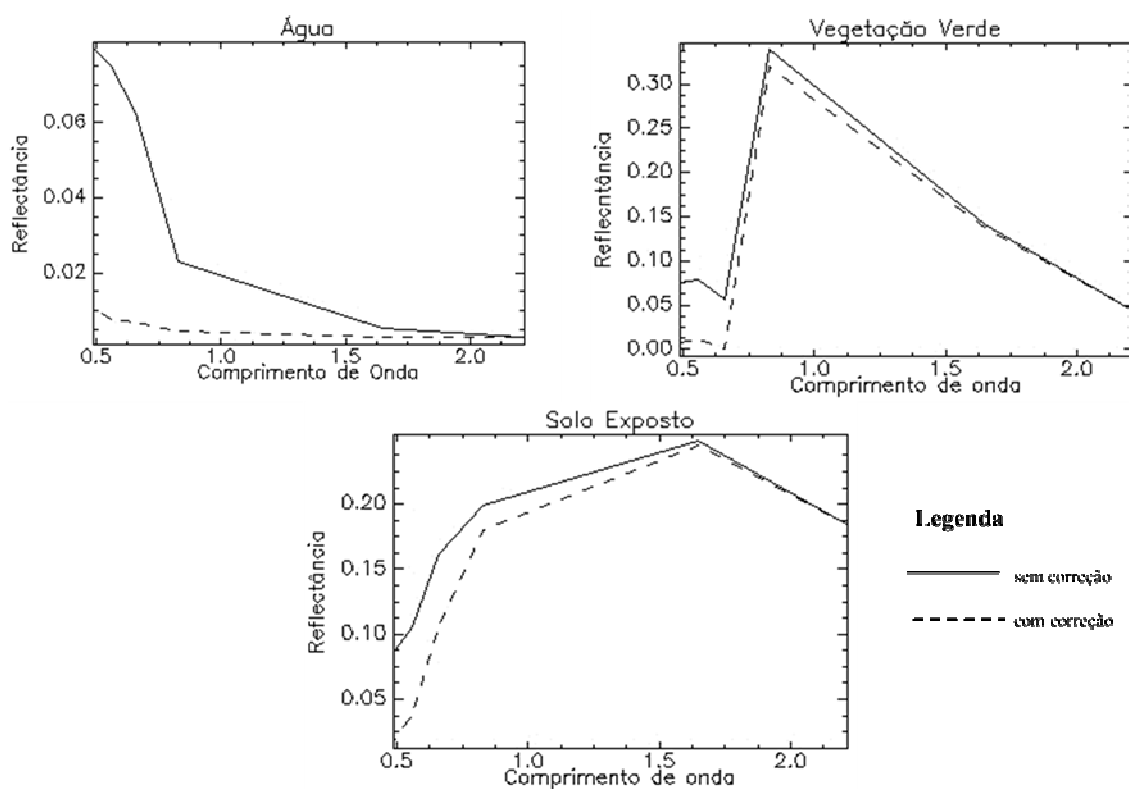


Figura 4.1 – Curva espectral dos alvos Água, Vegetação e Solo em reflectância aparente (sem correção) e reflectância de superfície (após correção).

4.3. Normalização radiométrica

A normalização radiométrica obtida pelo modelo de normalização de HALL et al. (1991) apresentou um bom ajuste radiométrico entre a imagem de referência e as demais imagens retificadas. A Tabela 4.2 apresenta os resultados entre as diferenças das médias dos conjuntos de controle para os alvos claros e escuros utilizados para a obtenção dos coeficientes de retificação do modelo. Todas as imagens retificadas (1984, 1990, 1996, 2001, 2004 e 2008) resultaram em uma diferença menor que um ND (número digital) em relação à imagem de referência (2010). Nota-se que as diferenças entre as imagens de referência e aquelas a serem retificadas foram bem acima de um ND, para todas as bandas.

Tabela 4.2 – Média dos pontos claros e escuros, antes e depois da normalização para cada data de aquisição.

Ano	Média dos pontos claros em imagens não normalizadas						Média dos pontos escuros em imagens não normalizadas					
	B1	B2	B3	B4	B5	B6	B1	B2	B3	B4	B5	B6
1984	5,20	9,82	19,35	43,68	58,93	48,86	0,26	0,38	0,87	1,63	0,99	0,03
1990	7,52	14,28	20,30	35,01	59,26	45,52	2,73	5,25	2,65	0,03	1,66	0,03
1996	7,09	11,68	16,04	29,55	52,96	37,18	2,88	5,64	3,29	0,03	0,97	0,03
2001	8,72	11,78	19,74	38,35	62,88	48,78	1,96	2,17	1,53	3,03	1,02	0,03
2004	8,62	16,29	25,35	45,67	73,39	56,87	1,58	6,35	4,21	2,91	2,32	0,26
2008	9,61	17,54	29,25	47,40	49,47	58,01	3,85	6,96	6,09	3,09	0,10	1,96
2010	7,34	9,74	23,49	50,90	82,82	72,19	1,99	0,20	0,05	3,32	4,21	2,27

Ano	Média dos pontos claros em imagens normalizadas						Média dos pontos escuros em imagens normalizadas					
	B1	B2	B3	B4	B5	B6	B1	B2	B3	B4	B5	B6
1984	7,34	9,74	23,49	50,90	82,84	72,19	1,98	0,20	0,04	3,31	4,22	1,82
1990	7,35	9,74	23,47	50,91	82,84	72,19	2,00	0,20	0,04	2,39	4,21	2,20
1996	7,34	9,74	23,49	50,88	82,81	72,17	1,98	0,19	0,03	3,29	4,19	1,52
2001	7,34	9,74	23,48	50,91	82,84	72,20	2,00	0,19	0,06	3,31	4,20	2,06
2004	7,35	9,73	23,47	50,89	82,81	72,20	1,99	0,21	0,04	3,31	4,21	2,28
2008	7,34	9,75	23,49	50,89	82,80	72,19	1,99	0,20	0,06	3,32	4,50	2,28

Assim, e a partir de aqui, todas as imagens utilizadas tornam-se equivalentes e são passíveis de análises comparativas entre os valores de reflectância para os diferentes alvos a estudar.

4.4. Modelo linear de mistura espectral

As curvas de reflectância dos componentes puros seleccionados para o MLME são apresentadas na Figura 4.2.

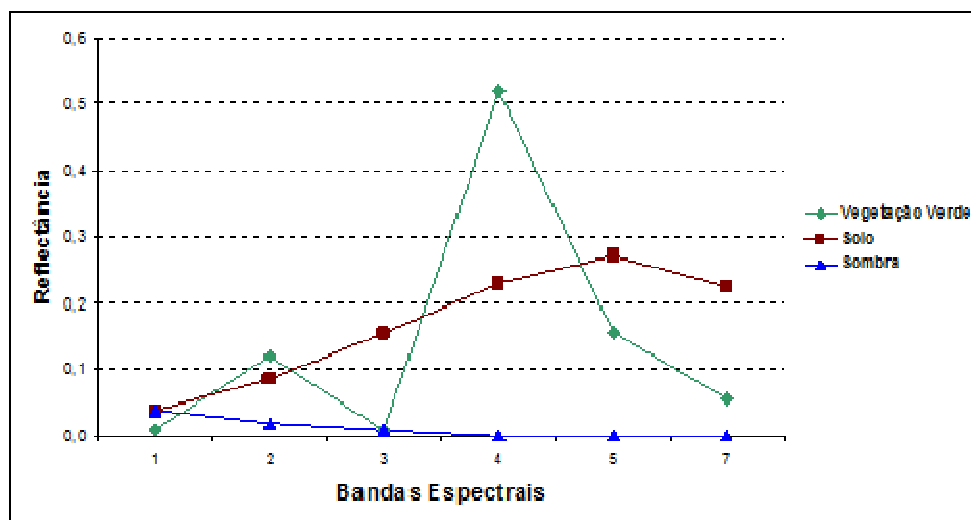


Figura 4.2 – Curva de reflectância de superfície para os componentes puros do MLME.

O erro médio quadrático (*RMS – Root Mean Squared error*) adotado com base nas imagens Landsat-TM de 2010 foi de 6,69. Os valores de RMS foram mais altos para as áreas de pastagem e culturas agrícolas já colhidas, principalmente devido à presença de vegetação não fotossinteticamente ativa, que não foi considerada para a execução do modelo. Os menores valores de RMS foram para áreas de culturas agrícolas com máximo vigor, áreas de vegetação natural e corpos d'água. Segundo Adams et al.

(1995), um modelo pode ser considerado bem ajustado quando o valor do RMS é baixo e as frações estão dentro de um limite entre 0 e 1.

No caso da imagem de 2010, os resultados foram considerados satisfatórios e os mesmos componentes puros foram utilizados para a obtenção das imagens fração derivadas do MLME para as outras datas analisadas. Os resultados verificados para as outras datas demonstram que o modelo ajustou-se bem, com valores de *RMS* entre 5,73 e 7,76 (Tabela 4.3).

Tabela 4.3 – Valores do erro médio quadrático (*RMS*) resultantes do MLME.

Ano	RMS
1984	7,76
1990	7,03
1996	5,89
2001	5,73
2004	6,09
2008	7,38

As imagens fração solo, vegetação e sombra, conforme demonstra a Figura 4.3, apresentaram tons de cinza mais claros para a predominância dos componentes puros de suas respectivas frações. As imagens fração solo realçaram áreas de solo exposto (círculo castanho), culturas agrícolas colhidas (círculo amarelo) e áreas de pastagens (Figura 4.3b).

As imagens fração vegetação verde permitiram separar áreas cobertas por vegetação de áreas sem vegetação. Isso foi importante para a distinção de áreas de solo exposto, áreas de pastagem e culturas agrícolas em início de desenvolvimento (círculo verde) (Figura 4.3c).

As imagens fração sombra (Figura 4.3d), assim como demonstrado por Lu et al. (2003), foram as que revelaram uma maior capacidade de separação de áreas com elevado gradiente de biomassa. Os seus maiores valores foram para áreas densamente vegetadas/cerradão (círculo vermelho), áreas de sombra e áreas de corpos d'água. A Tabela 4.4 mostra a relação dos valores médios das frações para cada uma das classes de uso e cobertura do solo.

Tabela 4.4 - Valores médios para cada classe de uso e cobertura do solo do MLME para a imagem de 17/6/2010.

Classes de Uso e cobertura do Solo	Fração Vegetação Verde	Fração Solo	Fração Sombra
Cana de Açúcar Colhida	5,09	112,93	-18,02
Cana de Açúcar Verde	44,13	29,75	26,12
Milheto	14,53	65,51	19,96
Milho Colhido	6,83	84,22	8,95
Milho Seco	7,79	59,13	33,08
Milho Verde	28,75	37,83	33,41
Sorgo Seco	7,62	51,74	40,65
Sorgo Verde	32,57	39,50	27,93
Braquiária Cuidada	10,98	65,19	23,83
Braquiária Rala	14,27	55,85	29,88
Braquiária Vigorosa	39,68	42,44	17,88
Pastagem Natural	8,61	67,55	23,83
Solo Arado	0,33	60,77	38,90
Solo Exposto	2,88	69,27	27,85
Solo Exposto Com Capim	17,34	54,79	27,88
Vegetação Natural Densa	32,31	12,70	54,99

Pode-se observar que os menores valores da fração vegetação verde correspondem às classes de solo exposto e culturas agrícolas colhidas, e os mais altos para culturas agrícolas verdes, pastagem de braquiária, vigorosa e vegetação natural.

Os valores mais baixos de fração solo são de áreas de vegetação natural, seguidos por áreas de agricultura verde. Os valores mais altos são para culturas agrícolas colhidas,

solo exposto e pastagem. Aqui, é possível observar o erro presente no modelo para as áreas de culturas agrícolas colhidas, onde a presença de vegetação não fotossinteticamente ativa é grande.

Na componente sombra, os menores valores foram para áreas de culturas agrícolas colhidas, e os valores médios para as classes de pastagem, solo exposto e milho. Os valores mais altos foram para vegetação natural e sorgo seco.

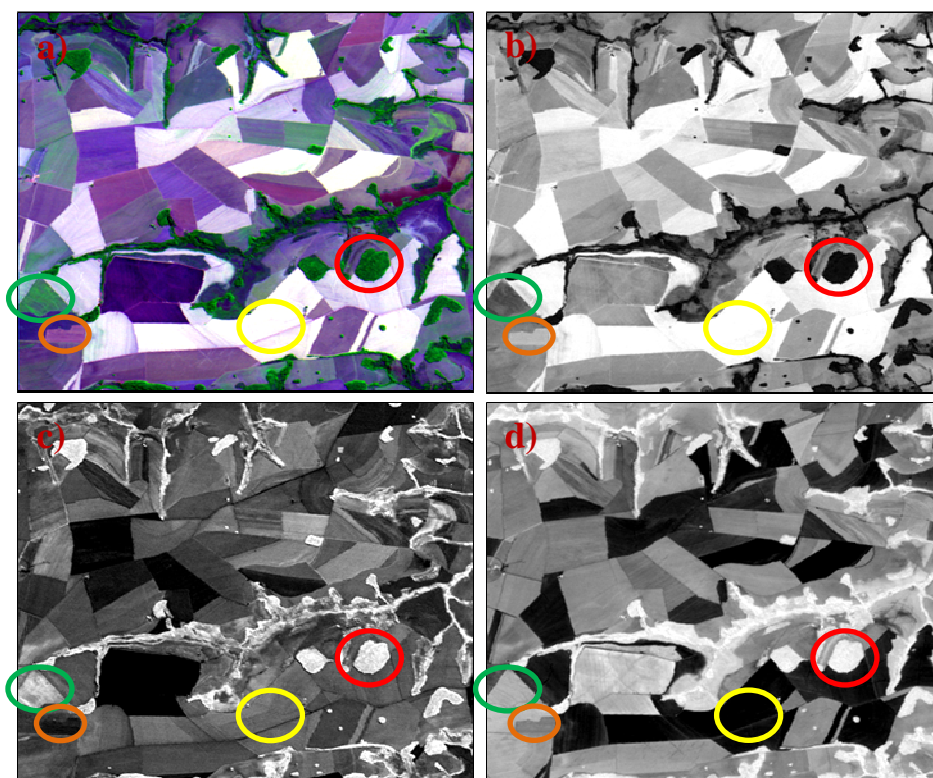


Figura 4.3 – Imagens fração solo, vegetação verde, e sombra para a imagem de 17/6/2010.

a) Composição TM/Landsat-5 R(3) G(4) B(5); b) Fração Solo; c) Fração Vegetação Verde; d) Fração Sombra.

As correções aplicadas às imagens multitemporais garantiram a confiabilidade dos resultados, assegurando uma boa relação entre as imagens para a detecção de mudanças.

4.5. Transformação de “*tasselled cap*”

Para a transformação de “*tasselled cap*”, foram obtidos três componentes, “*brighthness*”, “*greenness*” e “*wetness*”. Esses componentes foram associados, respectivamente, às componentes solo, vegetação verde e sombra do modelo de mistura espectral.

Como se observa na Figura 4.4, as imagens “*brighthness*” (Figura 4.4b) mostram a variação das áreas com maior exposição de solo, principalmente em áreas de solos mais claros (solos arenosos) (círculo castanho) e áreas de culturas agrícolas colhidas (círculo amarelo), tendo estas áreas tons de cinza mais claros. Áreas de vegetação natural densa (círculo vermelho) apresentaram tons mais escuros devido ao fraco efeito do solo e baixa resposta espectral para estas áreas. As imagens “*greenness*” (Figura 4.4c) realçaram áreas de maior cobertura vegetal, principalmente aquelas com menor efeito de sombra (círculo verde). Porém, áreas de culturas agrícolas como milho colhido (círculo amarelo) e com influência do solo apresentaram também tons de cinza mais claros. Os tons de cinza mais escuros foram observados para áreas de milho alto e seco (círculo azul). As imagens da componente “*wetness*” (Figura 4.4d) permitiram separar principalmente as áreas de solo exposto de áreas com alguma cobertura vegetal. Áreas de vegetação natural (círculo vermelho), e áreas de culturas agrícolas em início de crescimento (círculo verde) apresentaram tons de cinza mais claros.

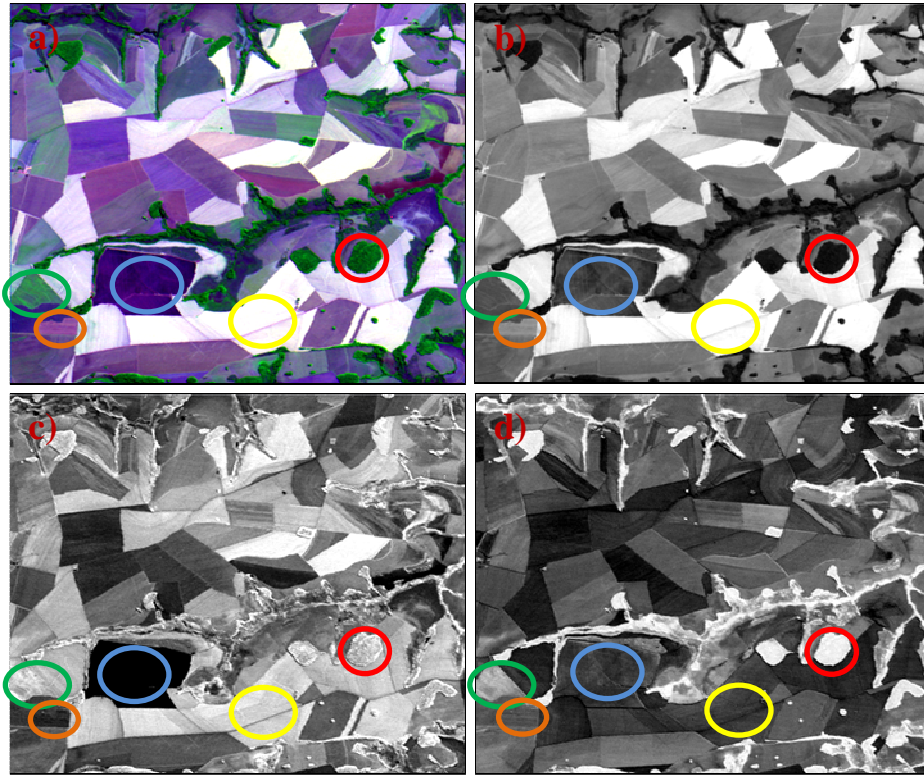


Figura 4.4 – Imagens “*Brighness*”, “*Greenness*”, e “*Wetness*” para a imagem de 17/6/2010.

a) Composição TM/Landsat-5 R(3) G(4) B(5); b) Componente “*Brighness*”; c) Componente “*Greenness*”; d) Componente “*Wetness*”.

A Tabela 4.5 mostra a relação dos valores médios das componentes “*brighness*”, “*greenness*” e “*wetness*” para cada uma das classes de uso e cobertura do solo. Nota-se que os menores valores da fração “*greenness*” pertencem às classes de solo exposto e milho, e os maiores para culturas agrícolas em pleno desenvolvimento e vegetação natural. Para a componente “*brighness*”, os valores mais altos ocorreram para áreas de cultura agrícola colhida, e os mais baixos para áreas de vegetação natural e para a classe de sorgo seco. Nesta componente, os valores das áreas de solo exposto e de pastagem são muito próximos e não permitiram a sua diferenciação, principalmente por causa da grande influência da resposta do solo nas áreas de pastagem, tendo em conta que a data de aquisição das imagens é no período seco. Na componente “*wetness*”, os menores valores estão associados a áreas de culturas agrícolas colhidas, e os maiores para as

áreas de vegetação natural densa, e para as áreas de culturas agrícolas em pleno desenvolvimento (cana-de-açúcar verde e milho verde).

Tabela 4.5 - Valores médios para cada classe de uso e cobertura do solo da transformação de “*tasselled cap*” para a imagem de 17/6/2010.

Classes de Uso e cobertura do Solo	Componente “Brighthness”	Componente “Greenness”	Componente “Wetness”
Cana de Açúcar Colhida	0,468	0,145	-0,229
Cana de Açúcar Verde	0,255	0,230	-0,068
Milheto	0,298	0,142	-0,159
Milho Colhido	0,347	0,129	-0,198
Milho Seco	0,247	0,108	-0,150
Milho Verde	0,233	0,175	-0,098
Sorgo Seco	0,214	0,099	-0,137
Sorgo Verde	0,250	0,195	-0,106
Braquiária Cuidada	0,280	0,129	-0,168
Braquiaria Rala	0,252	0,134	-0,149
Braquiaria Vigorosa	0,288	0,227	-0,102
Pastagem Natural	0,280	0,122	-0,171
Solo Arado	0,228	0,075	-0,140
Solo Exposto	0,271	0,096	-0,166
Solo Exposto com Capim	0,267	0,141	-0,128
Vegetação Natural Densa	0,144	0,163	-0,046

Apesar de a transformação de “*tasselled cap*” não requerer, em princípio, a correção das imagens em bruto, estas foram aplicadas para garantir a confiabilidade dos resultados, em função do grande horizonte temporal da análise (aproximadamente de 26 anos). Assim, buscou-se assegurar uma boa relação entre as imagens para a detecção de mudanças.

4.6. Análise de vetor de mudança

As imagens de detecção de mudança, resultantes da aplicação da AVM, derivadas do MLME e da TTC, forneceram informações sobre intensidade e direção de mudança do uso do solo entre as datas.

Para a análise dos vetores de mudança resultantes dos dois métodos, foram calculados os valores de magnitude e direção de mudança para as diferentes transições entre as classes de uso e cobertura do solo observadas em campo. Aqui, foram analisadas apenas as transições mais comuns (a partir da análise do histórico do local). Assim, foram analisadas apenas as transições entre a classe vegetação natural para as diferentes classes de agricultura e pastagem, das classes de pastagem para as classes de agricultura ou entre as classes de pastagem entre si, e entre as classes de agricultura entre si, somando 160 cenários de mudanças (transições).

Portanto, não foram consideradas possíveis as transições de área agrícola para vegetação natural, ou de área agrícola para pastagem. Apesar de estas transições poderem ocorrer na área de estudo, a sua participação corresponde a áreas muito pequenas e por isso não foram analisadas. Os valores calculados de magnitude e ângulo de mudança para todas as transições consideradas podem ser observados nas Tabelas A.1 e A.2 apresentadas no Apêndice A.

Nas imagens AVM, os dados de magnitude indicaram a intensidade de mudança ocorrida. Aqui, para a AVM da TTC, o maior valor foi para a transição da classe de vegetação natural para a classe cana de açúcar colhida, e o menor valor foi para a transição entre a classe de pastagem natural para pastagem de braquiária vigorosa, conforme se vê na Tabela A.1 e A.2 do Apêndice A. No caso da AVM do MLME, o comportamento foi idêntico, com os valores de magnitude apresentando os máximos e

mínimos para as mesmas transições. Para a AVM da TTC, os valores foram 0,0083 e 0,3730, e na AVM do MLME os valores foram 0,0335 e 1,2695, de mínimo e máximo, respectivamente.

A Tabela 4.6 apresenta um resumo da relação entre o comportamento das imagens fração do MLME/componentes da TTC, e o número de transições verificado para cada uma dessas condições. Estas condições representam a partir da análise do pixel em t_1 e t_2 o acréscimo (aumento) ou decréscimo (perda) de todas as imagens fração/componente. Estes dados estão associados à informação contida no ângulo de mudança (alfa e beta), que representa o comportamento das imagens fração/componente em t_1 e t_2 , que foram obtidos das Tabelas A.1 e A.2 do Apêndice A. Observa-se que para os dados de ângulo de mudança, várias transições enquadram-se em cada padrão de variação das diferentes imagens fração do MLME e componentes da TTC.

Tabela 4.6 – Comportamento das componentes do MLME e da TTC e o número de transições encontradas.

Comportamento das componentes do MLME e TTC	MLME	TTC
Perda Vegetação/ <i>Greenness</i> , Perda Solo/ <i>Brighness</i> , Aumento Sombra/ <i>Wetness</i>	20	20
Perda Vegetação/ <i>Greenness</i> , Aumento Solo/ <i>Brighness</i> , Perda Sombra/ <i>Wetness</i>	48	24
Perda Vegetação/ <i>Greenness</i> , Aumento Solo/ <i>Brighness</i> , Aumento Sombra/ <i>Wetness</i>	23	36
Aumento Vegetação/ <i>Greenness</i> , Perda Solo/ <i>Brighness</i> , Perda Sombra/ <i>Wetness</i>	36	29
Aumento Vegetação/ <i>Greenness</i> , Perda Solo/ <i>Brighness</i> , Aumento Sombra/ <i>Wetness</i>	33	51
TOTAL	160	160

Por exemplo, como se pode observar na Figura 4.5, as áreas de desmatamento (círculo branco) aparecem com um tom amarelado (para a composição R(Magnitude) G(Alfa) B(Beta)) para as duas técnicas (MLME e TTC), demonstrando a perda da vegetação e aumento da resposta do solo. Isto é explicado, pois o valor de magnitude de áreas de desmatamento é relativamente alto, devido à perda da fração sombra e aumento da fração solo, principalmente. O ângulo alfa, associado à variação da fração solo e vegetação, tende a concentrar-se no quarto quadrante (entre 270 e 360°), representando

a perda de vegetação e aumento da fração solo. O ângulo beta, que representa a variação da fração sombra, apresenta valores negativos (0 a -90°), que mostram a perda da fração sombra. Assim, e por termos a associação de valores altos de vermelho representando a magnitude, valores altos de verde representando o ângulo alfa, e valores baixos de azul representando o ângulo beta, as áreas de desmatamento aparecem representadas por tons amarelados.

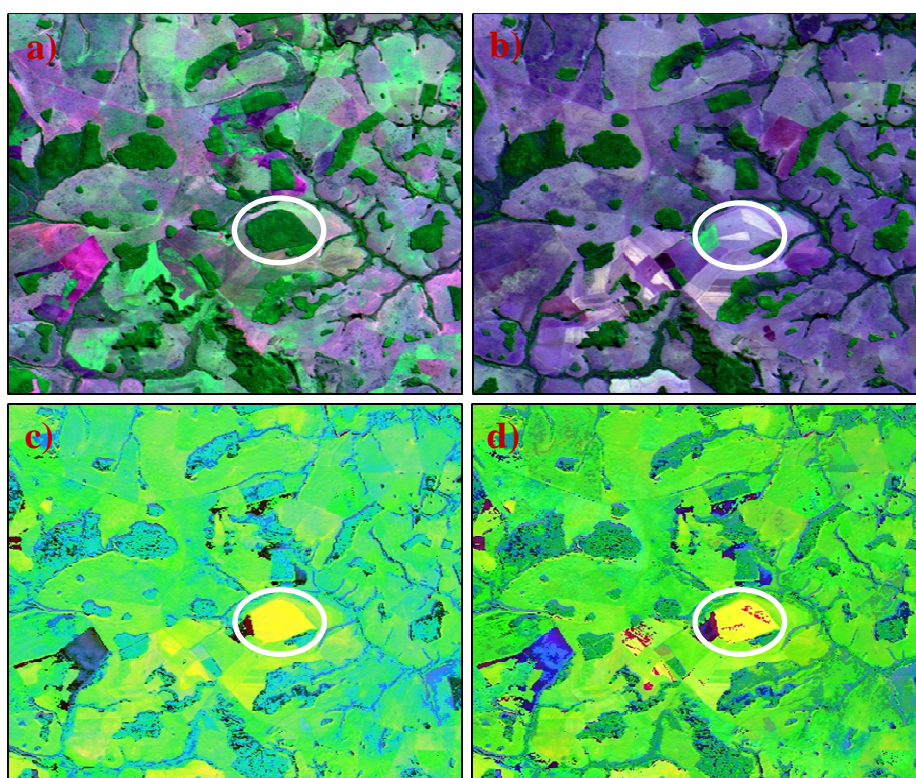


Figura 4.5 – Composição TM/Landsat-5 R(3) G(4) B(5) das imagens das datas 16/6/2004 e 29/7/2008, e resultado da AVM para uma área de desmatamento em composição R(Magnitude) G(Alfa) B(Beta); a) Imagem TM de 2004; b) Imagem TM de 2008; c) Imagem AVM do MLME; d) Imagem AVM da TTC.

Porém, como se pode ver nas Tabelas A1 e A2 do Apêndice A, as áreas agrícolas podem apresentar direções de mudança alfa e beta variados e valores de magnitude de mudança desde baixos a altos, fazendo com que algumas dessas áreas apresentem um

padrão de cor semelhante a áreas de desmatamento. Por-exemplo, verifica-se que transições de milho verde para solo exposto podem apresentar valores de magnitude, alfa e beta semelhantes à área de desmatamento, apresentando assim, também um tom amarelado na imagem.

Na Figura 4.6, observam-se áreas de uso agrícola em t_1 e t_2 , porém na imagem AVM os talhões agrícolas apresentam matizes de cores diferentes como azul, verde, vermelho e amarelo. Isto se dá porque, estas áreas podem ter valores de magnitude muito baixos, como por exemplo, numa situação de uma área de solo exposto que apresente baixa mudança entre as datas de aquisição das imagens, até valores muito altos, significando, por exemplo, uma transição entre t_1 e t_2 de um talhão com solo exposto para um talhão com uma cultura agrícola com grande vigor (círculo branco). Neste último caso, a composição apresentou tons de magenta, significando um valor alto de magnitude de mudança, causada pela perda da resposta do solo e aumento da resposta da vegetação (ângulo alfa entre 90 e 180°), e um aumento em t_2 da fração sombra (ângulo beta entre 0 e 90°) que em t_1 era mínima. Pode-se observar ainda na Figura 4.6, no círculo vermelho, áreas com tons semelhantes à área de desmatamento observada na figura 4.5. Neste talhão há em t_1 uma cultura agrícola com grande vigor, e em t_2 observa-se solo exposto. Neste caso o comportamento da magnitude e ângulos alfa e beta são semelhantes aos verificados na área de desmatamento, apresentando também tons amarelados.

Assim, analisando os resultados da AVM para as diferentes transições entre as classes de uso e cobertura do solo verificadas em campo, foi impossível segmentar o espaço de direção de mudança em classes que representassem transições típicas, como efetuado por Jesus (2009). Isto se dá pelo fato de que as diferentes classes de uso agrícola identificadas em campo podem apresentar uma grande variação espectral ao longo do ciclo agrícola, e as transições entre elas podem variar por todos os quadrantes de mudança, dependendo para isso da data de aquisição da imagem, tipo de cultura, estágio de desenvolvimento da cultura, vigor da vegetação, etc.

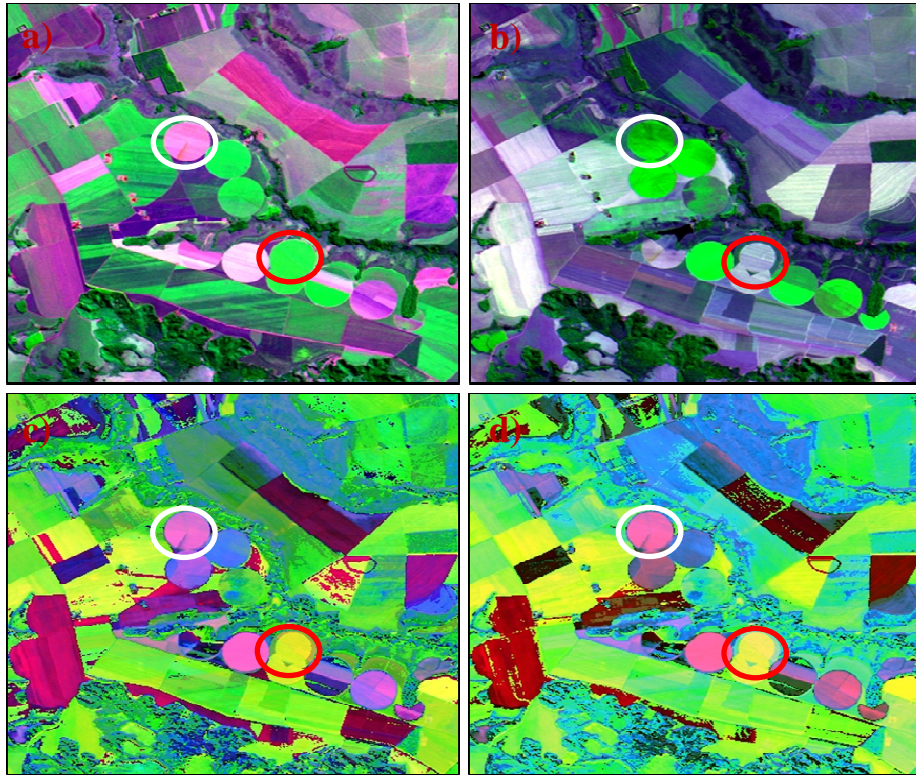


Figura 4.6 – Composição TM/Landsat-5 R(3) G(4) B(5) das imagens das datas 16/6/2004 e 29/7/2008, e resultado da AVM para uma área agrícola em composição R(Magnitude) G(Alfa) B(Beta); a) Imagem TM de 16/6/2004; b) Imagem TM de 29/7/2008; c) Imagem AVM da TTC; d) Imagem AVM do MLME.

Assim, como se pode observar nas Figuras 4.5 e 4.6 e nas Tabelas A.1 e A.2 do Apêndice A, a análise isolada da direção de mudança, não permite a identificação da transição ocorrida devido à dinâmica espectral, temporal e espacial de áreas agrícolas. Ela permite indicar o comportamento das imagens fração entre t_1 e t_2 , indicando um acréscimo ou decréscimo de cada imagem, porém não permite a exclusão dos diferentes tipos de transição que se enquadrem em cada padrão de comportamento das imagens fração/componentes, como visto na Tabela 4.6.

Esta situação pode ocorrer também para áreas de uso agrícola, em que não haja mudanças de cultura agrícola, mas sim uma pequena diferença da data de plantio. O

estádio fenológico da cultura possui uma grande relação com o seu comportamento espectral. Por exemplo, na Figura 4.7, observam-se dois talhões agrícolas com milho seco observados durante o trabalho de campo. Porém, analisando os dados da imagem de doze dias antes (17/6/2010), observa-se uma diferença grande no seu comportamento espectral. Isto mostra que num pequeno período de tempo, culturas agrícolas podem mudar muito o seu comportamento em função da sua fenologia. O milho do talhão 2 entrou em senescência e visualmente passou a ter um comportamento semelhante ao milho do talhão 1, que estava seco doze dias antes.

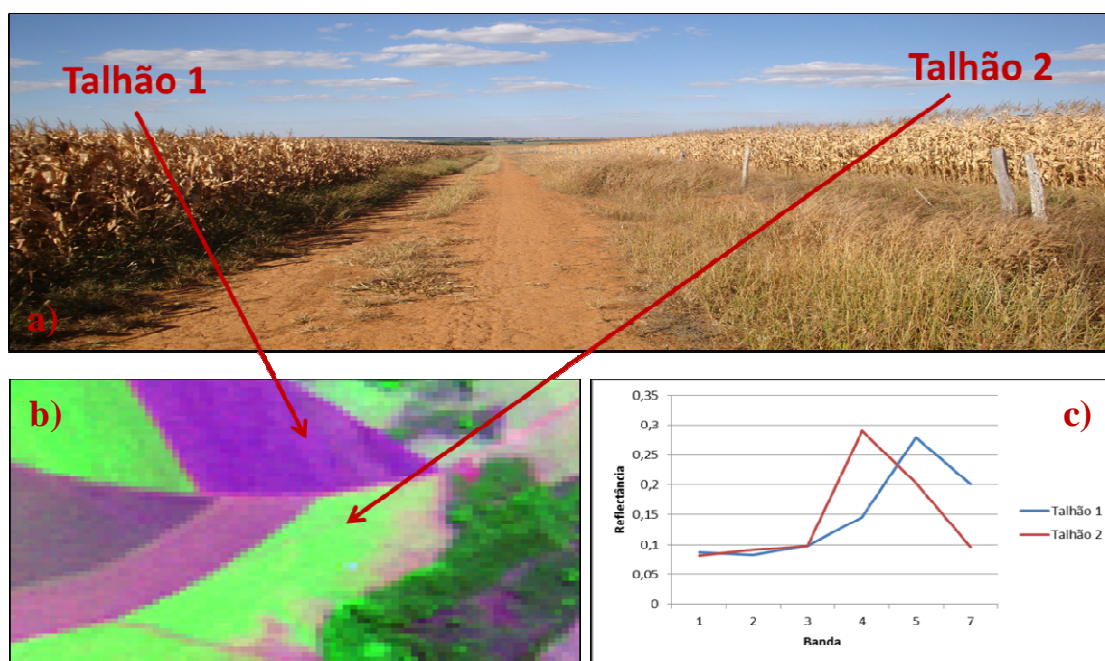


Figura 4.7 – Diferença da resposta espectral de talhões de milho visualmente iguais; a) Foto ilustrando condições de campo; b) Composição TM/Landsat-5 R(3) G(4) B(5) da imagem de 17/06/2010; c) Comportamento espectral dos talhões 1 e 2.

Assim, caso se tenha a mesma cultura agrícola em dois períodos consecutivos, porém com uma diferença de alguns dias da data de plantio ou da aquisição da imagem, pode-se ter como resultado a identificação de uma mudança. Por exemplo, se em t_1 tivéssemos um milho vigoroso, e em t_2 um milho já em período de senescência,

teríamos uma magnitude de mudança alta, $\sim 0,30$ para o MLME e $\sim 0,09$ para a TTC, um ângulo alfa entre 90 e 180° e um ângulo beta próximo de zero, indicando aumento da fração vegetação verde/"greenness", redução da fração solo/"brightness", e fração sombra/"wetness". Caso a situação fosse inversa, os ângulos de mudanças teriam a direção contrária. Porém, esta informação não permite identificar de forma clara o tipo de transição ocorrida e também não permite dizer se houve uma mudança de uso do solo.

Na Figura 4.8 pode-se observar também que áreas de uso agrícola apresentam valores de magnitude que incluem os valores que podem ocorrer em áreas de vegetação natural e pastagem. Elas tendem a ter uma média dos valores de magnitude de mudança elevada devido à possibilidade de variação muito grande das imagens fração de acordo com a cobertura no momento de aquisição das imagens. Áreas de pastagem tendem também a variar entre t_1 e t_2 , devido a pequenas variações na resposta da vegetação em função de mudanças no seu vigor. Porém, em geral o seu comportamento espectral sofre grande influência do solo, e este tende a não variar muito entre as imagens (ambas do período seco). As áreas de vegetação natural tendem a variar pouco quando o período de aquisição das imagens (t_1 e t_2) é aproximadamente em idênticos dias do ano, devido à sua baixa variabilidade sazonal. Este efeito é menor quanto maior for o gradiente de biomassa, devido à maior disponibilidade hídrica no período de estiagem nestas formações (BECERRA et al., 2007). Como referido anteriormente, as formações de vegetação natural predominantes no município são as de Cerradão, esperando-se assim, valores baixos de magnitude de mudança onde a vegetação não sofreu mudanças.

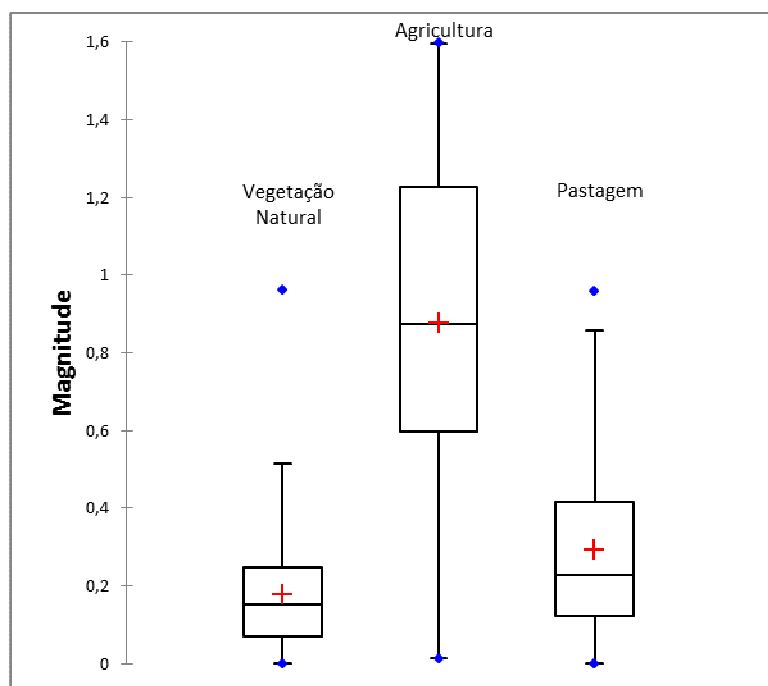


Figura 4.8 – Boxplot dos valores de magnitude de mudança para os três usos do solo analisados.

Assim, a análise da magnitude de mudança também não permite diferenciar o tipo de transição ocorrida entre períodos t_1 e t_2 . Porém, segundo estes resultados, pode-se verificar que áreas com altos valores de magnitude de mudança estão unicamente associados a áreas agrícolas, e áreas de vegetação natural apresentam sempre valores muito baixos.

4.7. Classificação das imagens AVM do MLME e TTC

A identificação das classes de uso e cobertura do solo para os diferentes períodos em análise foi possível através da utilização do classificador por árvores de decisão. A inclusão de toda a informação multitemporal permitiu a separação com maior precisão de áreas de uso agrícola, pastagem e vegetação natural. Durante a classificação, foi possível ainda identificar áreas de mudanças pequenas (que ocorrem em áreas de vegetação natural e corpos d'água), e mudanças grandes e médias (que ocorrem em

As Tabelas 4.7 e 4.8 mostram os valores em percentagem da área estimada para cada classe de uso e cobertura do solo, para a data final de cada período em análise. Os resultados demonstram uma dependência grande da classificação em relação à data da imagem, condição da vegetação, do método utilizado e presença de nuvens, pois os limiares estabelecidos na árvore de decisão, e extraídos da imagem de referência (2010) foram os mesmos para todos os períodos.

Devido à grande diferença observada para os valores da fração sombra/"*wetness*" de áreas de vegetação natural (cerca de 0,54 para o MLME e cerca de -0,04 para a TTC) e as restantes classes de uso e cobertura do solo, foi estabelecido um limiar para a identificação de áreas de vegetação natural a partir da fração sombra/"*wetness*". Segundo Lu et al. (2003), a fração sombra está associada à altura da vegetação e gradiente de biomassa em diferentes estados sucessionais de floresta. Assim, os valores mais altos são esperados para áreas com maior altura, no caso para a fitofisionomia de Cerradão (~20m de altura), e os menores valores para as fitofisionomias de pasto limpo e pasto sujo. Durante o trabalho de campo, as áreas de vegetação natural observadas, foram exclusivamente de formações arbóreas de cerradão, fitofisionomia esta que pela sua estrutura elevada e densa, apresenta valores de fração sombra elevados. Por isso, fitofisionomias de Cerrado que possuam formações arbustivas e herbáceas terão valores de fração sombra /"*wetness*" menores, e não foram identificadas, pois não estavam incluídas neste limiar. Em geral o total da área estimada de vegetação natural para 2008, utilizando os dois métodos, foi inferior a 20%, muito aquém da média do Estado de Goiás que é de 44% (SANO et al., 2010).

Essas formações de pasto limpo e pasto sujo não foram consideradas áreas de vegetação natural durante o trabalho de campo, uma vez que são utilizadas como áreas de pastagem e, portanto, foram classificadas como áreas de pastagem natural (Figura 4.11).



Figura 4.11 – Área de pastagem natural observada durante o trabalho de campo.

Segundo Anderson et al. (2005), nestas áreas geralmente encontram-se formações herbáceas (gramíneas), que respondem rapidamente à precipitação assim como a seca. Este padrão faz com que modifiquem o seu vigor rapidamente, alterando também o seu comportamento espectral e dificultando a separação entre mudanças antrópicas (normalmente de maior valor de magnitude de mudança) e mudanças fenológicas da cobertura vegetal (normalmente de menor magnitude de mudança). Devido aos maiores valores de magnitude de mudança esperados para estas áreas, elas foram classificadas como áreas de pastagem, podendo assim levar a uma subestimação das áreas de vegetação natural em todos os períodos de análise. Sano et al. (2010) mencionam a dificuldade de separação entre este tipo de fitofisionomias de Cerrado e áreas de pastagem utilizando imagens da época seca, devido à perda de vigor da vegetação e à reposição semelhante destas classes por causa da influência do solo.

Nas Tabelas 4.7 e 4.8 observa-se um acréscimo e decréscimo da área estimada para as áreas de uso agrícola, respectivamente. Por exemplo, para os períodos de 1990-1996 e 1996-2001 para o MLME e 1996-2001 e 2001-2004 para a TTC há uma perda da área de uso agrícola, e nos períodos de 2001-2004 e 2004-2008 há um aumento da área estimada para os dois métodos. Em áreas de expansão agrícola, é esperada uma

tendência de aumento de área destinada a uso agrícola, e não uma perda entre dois períodos sucessivos.

Tabela 4.7 – Percentagem de área estimada de cada classe de uso e cobertura do solo para a data final dos quatro períodos de análise utilizando as imagens do MLME.

Classe	1990-1996	1996-2001	2001-2004	2004-2008
Pastagem	56,77%	67,86%	68,06%	59,57%
Água	0,01%	0,01%	0,01%	0,02%
Vegetação Natural	15,05%	13,43%	15,28%	14,83%
Agricultura	25,20%	17,82%	15,47%	22,81%
Desmatamento	2,97%	0,88%	1,17%	2,76%
TOTAL	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%

Tabela 4.8 - Percentagem de área estimada de cada classe de uso e cobertura do solo para os quatro períodos de análise utilizando as imagens da TTC.

Classe	1990-1996	1996-2001	2001-2004	2004-2008
Pastagem	53,07%	53,99%	55,54%	46,31%
Água	0,01%	0,01%	0,02%	0,02%
Vegetação Natural	19,66%	24,51%	26,31%	17,91%
Agricultura	24,55%	19,58%	15,52%	28,25%
Desmatamento	2,72%	1,92%	2,61%	7,50%
TOTAL	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%

Algumas dessas variações devem-se à presença de nuvens e sombra de nuvens nas imagens (Figura 4.12). Os métodos utilizados no trabalho (MLME e TTC) procuram descrever os elementos presentes na cena ao nível da superfície da terra. As nuvens representam informações sobre as condições ao nível da atmosfera e não ao nível da superfície. Elas aumentam a reflectância em todos os comprimentos de onda, provocando um comportamento desajustado para todas as imagens fração/componentes. Este comportamento desajustado faz com que durante a comparação entre imagens nestas condições sejam obtidos valores de magnitude de mudança muito elevados, esperados unicamente para áreas de uso agrícola.

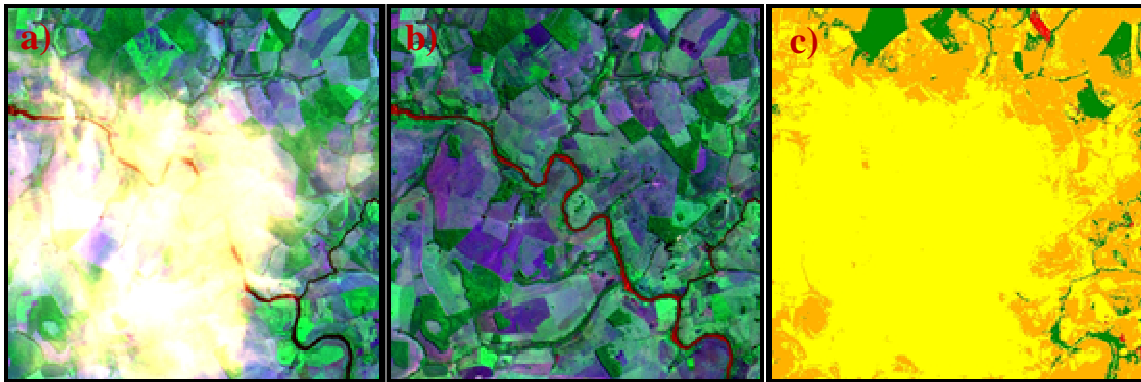


Figura 4.12 – Erro presente na classificação pela presença de nuvens. a) Composição TM/Landsat-5 R(3) G(4) B(5) da imagem de 10/6/1990; b) Composição TM/Landsat-5 R(3) G(4) B(5) da imagem de 25/5/1996; c) Imagem AVM/MLME classificada.

Assim, durante o primeiro período de análise (1990-1996), a presença uma área grande de cobertura de nuvens na data inicial provocou uma superestimativa das áreas de uso agrícola. Por isso, para os dois métodos (MLME e TTC), no segundo período de análise (1996-2001), foram obtidos valores de área de uso agrícola menores que o período anterior.

4.8. Avaliação da classificação das imagens AVM do MLME e TTC

A avaliação do resultado das classificações foi efetuada comparando os resultados da análise visual e dos resultados de classificação por árvores de decisão. Como se pode ver nas Tabelas C.1 e C.2 do Apêndice C, os dois métodos apresentaram resultados semelhantes.

A classificação utilizando o MLME apresentou valores de exatidão entre 67% e 53%, e a classificação utilizando a TTC valores entre 66% e 53%. Os menores valores de exatidão ocorreram para ambos os métodos no período de 2001-2004, e os maiores

valores para a transição de 1996-2001. O período de 1996-2001 foi o período com os menores valores de *RMS* no registro de imagens, indicando que com o aumento deste indicador há uma redução no desempenho da detecção de mudança.

Em geral, a TTC superou o desempenho do MLME para a classificação de áreas de vegetação natural. Porém, a exatidão do usuário para esta classe, que indica a probabilidade de uma amostra da classificação ser igual ao dado de referência, para a classe de vegetação natural, foram melhores para a classificação do MLME. O valor do coeficiente *Kappa* variou entre a avaliação boa e razoável para ambos os métodos MLME e TTC, de acordo com a classificação proposta por Landis e Koch (1977), tendo em três dos quatro períodos sido melhor para a TTC.

Erros em áreas de borda a fragmentos de vegetação natural ocorreram principalmente devido a problemas de registro entre as imagens multitemporais. Por exemplo, como se pode ver na Figura 4.13, há um deslocamento da imagem da data dois (t_2) na direção Noroeste. Isto causa que na imagem classificada, na direção Sudeste haja um erro na identificação de desmatamento, porque em t_1 esses pixels eram de vegetação natural, causando um valor de magnitude de mudança elevado, ângulo alfa entre 270 e 360°, e ângulo beta entre zero e -90° compatível com mudanças por desmatamento. No sentido contrário, na direção Noroeste, há uma identificação da área de borda como de uso agrícola, pois há também uma magnitude de mudança elevada, ângulo alfa entre 90 e 180°, ângulo beta entre zero e 90° compatível com mudanças esperadas unicamente em áreas de uso agrícola.

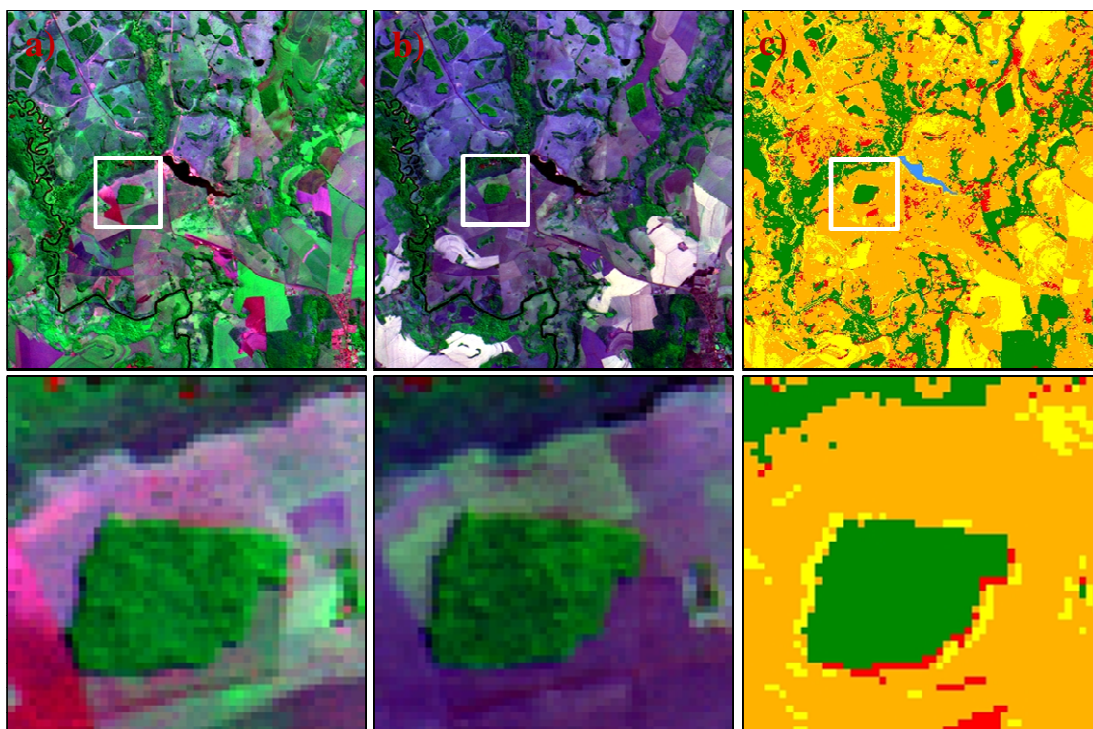


Figura 4.13 – Exemplo de área com erro de registro; a) Composição TM/Landsat-5 R(3) G(4) B(5) da imagem de 16/6/2004; b) Composição TM/Landsat-5 R(3) G(4) B(5) da imagem de 29/7/2008; c) Imagem AVM/MLME classificada. As figuras abaixo representam o zoom da área do quadrado.

Nas bordas de direção Sudoeste dos fragmentos de vegetação natural, observa-se também, uma indicação incorreta de áreas de uso agrícola. Este efeito é causado pelo sombreamento devido ao maior ângulo de incidência solar no período de inverno. Assim, e como a iluminação no período de aquisição das imagens provém da direção Nordeste, o efeito de sombra nestes fragmentos é maior na direção Sudoeste, resultando num valor de magnitude de mudança alto, indicando assim áreas de uso agrícola.

Algumas áreas de confusão entre as classes desmatamento e pastagem/agrícola também foram encontrados (Figura 4.14). Estes se deram sobretudo pela prevalência de culturas agrícola em pleno desenvolvimento em dois períodos de análise consecutivos, seguidas de uma mudança forte com aumento de fração solo/"*brighthness*" e redução da fração

sombra/”wetness”. Isto causou uma confusão na classificação, tendo estas sido consideradas áreas de desmatamento de forma errônea (círculos castanhos). Isto provocou uma superestimação da área de desmatamento, principalmente para o período de 2004-2008, para os dois métodos, sendo que para o método da TTC este erro foi maior.



Figura 4.14 – Exemplo de área com erro de classificação como desmatamento. a) Composição TM/Landsat-5 R(3) G(4) B(5) da imagem de 16/6/2004; b) Composição TM/Landsat-5 R(3) G(4) B(5) da imagem de 29/7/2008; c) Imagem AVM/MLME classificada.

A identificação de áreas convertidas para uso agrícola é também subestimada, pois o método utilizado apenas considera como áreas agrícolas aquelas áreas com altos valores sucessivos de magnitude de mudança. Sendo assim, áreas de conversão de pastagem para uso agrícola são detectadas no segundo período de análise após a sua conversão, e não no primeiro, a menos que no período anterior tenha sido detectado um desmatamento, que é caracterizado também por valores altos de magnitude de mudança. Da mesma forma, áreas identificadas como de uso agrícola para um período, podem ser classificadas como pastagem em períodos seguintes, caso o seu valor de magnitude de mudança apresente valores baixos em períodos sucessivos.

Em geral, e comparando os resultados encontrados no trabalho e os resultados obtidos em trabalhos como Jesus (2009) e Sano et al. (2010), os resultados podem ser considerados satisfatórios. Segundo Stow et al. (1990), a exatidão do mapa de mudança, é aproximadamente igual ao produto da exatidão das classificações individuais. Assim, seria necessária uma exatidão de até 81% para produzir mapas com a exatidão encontrada para a data de melhor desempenho (1996-2001). Mas isso se torna difícil, principalmente na época seca para regiões de cerrado com o uso de uma única imagem, por causa da confusão entre áreas de agricultura, pastagem e as diferentes fitofisionomias de Cerrado devido ao menor vigor da vegetação e grande influência do solo (SANO et al., 2010).

Mudanças por desmatamento puderam ser discriminadas por causa da menor variabilidade esperada em áreas de vegetação natural. A estabilidade destas áreas permite a utilização de limiares aplicados à imagem de magnitude de mudança como indicador de mudanças de origem antrópica.

Em áreas de uso antrópico, a identificação de mudanças em áreas de pastagem, expansão agrícola sobre áreas de pastagem, e mudanças de cultivo em áreas agrícolas não foi possível. Para a identificação destas mudanças, a utilização de séries temporais (GUSSO et al., 2009; ADAMI et al., 2008) e imagens do período de inverno e do período de verão em anos consecutivos, permitiria a identificação de perfis temporais para cada classe de uso e cobertura do solo. Estes atributos aliados às variáveis magnitude e ângulo de mudança permitiriam a sua identificação com maior precisão. A utilização de métodos de classificação por regiões que utilizem seus atributos espaciais podem também oferecer melhores resultados para a classificação, principalmente para áreas com atividade agrícola consolidada. Isto porque ao longo do tempo, nota-se uma padronização e concentração dos talhões agrícolas.

5 CONCLUSÕES

O objetivo principal deste trabalho foi o de testar o uso da AVM como forma de caracterizar a dinâmica agrícola em regiões de Cerrado. Procurou-se enfrentar o problema da relação entre direção de mudança e tipo de mudança ocorrida. Foi assim testada a hipótese de que a AVM permite a análise de mudanças ocorridas em áreas de expansão agrícola no Cerrado, utilizando imagens derivadas da transformação de “*tasselled cap*” e do Modelo Linear de Mistura Espectral. As conclusões foram organizadas de acordo com os objetivos específicos definidos no início do trabalho.

Objetivo específico 1 - Gerar mapas de uso e cobertura da terra:

- Os mapas produzidos para os dois métodos, tiveram valores de exatidão entre 53% e 67%, e valores do coeficiente *Kappa* variaram entre 0,32 e 0,48.
- A principal dificuldade encontrada neste trabalho foi a diferenciação entre áreas de uso agrícola, pastagem e algumas fitofisionomias de Cerrado com formações arbustivas e herbáceas.
- Foram gerados mapas de uso e cobertura do solo, e também foram identificadas as mudanças causadas por desmatamento. Em todos os períodos de análise, houve valores inferiores a 3% de desmatamento (exceção ao período de 2004-2008 para a TTC), indicando que o processo de conversão de áreas de vegetação natural foi anterior a 1984, e encontra-se agora relativamente estabilizado;
- A expansão agrícola no município de Jataí, entre 1984 e 2008, deu-se principalmente através da conversão de áreas de pastagem, e não através da conversão de áreas de vegetação natural.

Objetivo específico 2 - Comparar a utilização da AVM aliada à TTC e MLME, para a caracterização da dinâmica agrícola em regiões de Cerrado:

- Nenhum dos métodos utilizados pode ser considerado melhor para a detecção de mudanças, a partir da AVM. A utilização de um maior número de períodos de análise permitiria uma melhor análise do seu desempenho. Neste trabalho, a TTC teve um desempenho ligeiramente superior ao MLME, porém o MLME possui maior capacidade de adaptação devido à possibilidade de identificar n elementos puros na própria imagem, e utilizá-los como componentes de entrada para a AVM;

Objetivo específico 3 - Avaliar a relação entre o ângulo de mudança e o tipo de mudança ocorrida.

- A relação ângulo de mudança e tipo de mudança ocorrida não pode ser analisada de forma direta, pois, diferentes tipos de mudança de uso e cobertura do solo possuem direções e magnitude de mudanças semelhantes;
- Alvos de uso agrícola e as suas diferentes condições, possuem diferentes padrões de resposta espectral, mascarando a identificação de mudanças de uso de fato, devido à identificação de valores de magnitude altos devido a mudanças no calendário agrícola ou estágio fenológico da cultura agrícola.

Observa-se que a identificação de mudanças em áreas de uso antrópico torna-se difícil devido à grande variabilidade espectro temporal destas áreas em regiões de Cerrado. A identificação de mudanças utilizando limiares de mudança é possível para áreas com certa estabilidade espectral ao longo do tempo.

Para áreas de uso agrícolas, não é possível garantir o mesmo estágio fenológico para os alvos agrícolas entre as imagens multitemporais, assim a sua comparação deve permitir a separação entre mudanças introduzidas por variações do estágio fenológica da cultura, e variações introduzidas por mudanças no uso e cobertura do solo.

Também, a utilização de imagens exclusivamente da época seca não permite uma boa separabilidade entre áreas de pastagem, solo exposto e algumas fitofisionomias de Cerrado com menor gradiente de biomassa, devido à resposta semelhante de solo e vegetação não fotossinteticamente ativa. Os classificadores por árvores de decisão e a inclusão de informação multitemporal, em conjunto com as imagens da AVM permitem uma melhor separabilidade entre direções de mudanças iguais, associadas a diferentes mudanças de uso e cobertura do solo.

Propõe-se para futuros trabalhos a utilização de mais componentes de entrada para a AVM (p.ex. imagem fração de vegetação não fotossinteticamente ativa, especialmente se utilizadas imagens do período seco), bem como a utilização de imagens do período de verão, de forma a separar melhor as classes de vegetação natural, pastagem e uso agrícola. Recomenda-se a utilização de amostras de classes de uso e cobertura do solo, bem como a utilização dos seus parâmetros de mudança em métodos de classificação que permitam a inclusão de informação por parte do analista.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ADAMI, M.; FREITAS, R.M.; PADOVANI, C.R.; SHIMABUKURO, Y.E.; MOREIRA, M.A. Estudo da dinâmica espaço-temporal do bioma Pantanal por meio de imagens MODIS. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v.43, n.10, p.1371-1378, 2008.

ADAMS, J.B.; KAPOS, V.; SMITH, M.O.; ALMEIDA FILHO, R.; GILLESPE, A.R.; ROBERTS, D.A. A new Landsat view of land use in Amazonia. **International Archives of the Photogrammetry and Remote Sensing**, v.28, p.177-185, 1990.

ADAMS, J.B.; SABOL, D.E.; KAPOS, V.; ALMEIDA FILHO, R.; ROBERTS, D.A.; SMITH, M.O.; GILLESPIE, A. R. Classification of multispectral images based on fractions of endmembers: application to land-cover change in the Brazilian Amazon. **Remote Sensing of Environment**, v.52, n.2, p.137-154, 1995.

ANDERSON, L.O.; ARAGÃO, L.E.O.C.; LIMA, A.; SHIMABUKURO, Y.E. Detecção de cicatrizes de áreas queimadas baseada no modelo linear de mistura espectral e imagens índice de vegetação utilizando dados multitemporais do sensor MODIS/TERRA no estado do Mato Grosso, Amazônia brasileira. **Acta Amazonica**, v.35, n.4, p.445-456, 2005.

ARRUDA, M.B. **Ecosistemas brasileiros**. Brasília: Ibama, 2001. 51 p.

BOARDMAN, J.W. Inversion of imaging spectrometry data using singular value decomposition. In: INTERNATIONAL GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING SYMPOSIUM (IGARSS'89). CANADIAN SYMPOSIUM ON REMOTE SENSING, 12., 1989, Vancouver. **Proceedings...** Piscataway: IEEE, 1989. v.4, p.2069-2072.

BOARDMAN, J.W.; KRUSE, F.A.; GREEN, R.O. Mapping target signatures via partial unmixing of AVIRIS data. In: JPL AIRBORNE EARTH SCIENCE WORKSHOP, 1995, Pasadena. **Proceedings...** Pasadena: JPL Publication, 1995. v.1, p.23-26.

BOYD, D.S.; FOODY, G.M.; CURRAN, P.J.; LUCAS, R.M.; HONZAK, M. An assessment of radiance in Landsat TM middle and thermal infrared wavebands for the detection of tropical forest regeneration. **International Journal of Remote Sensing**, v.17, n.2, p.49-261, Jan 1996.

BRUZZONE, L.; PRIETO, D.F. Automatic Analysis of the Difference Image for Unsupervised Change Detection, **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v.38, n.3, p.1171-1182, 2000.

BUNNIK, N.J.J., **The multispectral reflectance of short-wave radiation by agricultural crops in relation with their morphological and optical properties.** 1978, Tese - Univ. of Wageningen, Wageningen, 1978.

CHANDER, G.; MARKHAM, B. Revised Landsat-5 TM Radiometric calibration procedures and post-calibration dynamic ranges. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v.41, n.11, p.2674-2677, 2003.

CHAVEZ, P.S. An improved dark-object subtraction technique for atmospheric scattering correction of multispectral data. **Remote Sensing of Environment**, v.24, n.3, p.459- 79, 1988.

CHEN, J.; GONG, P.; HE, C.; PU, R.; SHI, P. Land-use/landcover change detection using improved change-vector analysis, **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v.69, n.9, p.1303–1309, 2003.

CHEN, X.; VIERLING, L.; DEERING, D. A simple and effective radiometric correction method to improve landscape change detection across sensors and across time. **Remote Sensing of Environment**, v.98, n.1, p.63-79, 2005.

COHEN, J. A coefficient of agreement for nominal scales. **Educational and Psychological Measurement**, v.20, n.1, p.37-40, 1960.

COLWELL, J.E.; WEBER, F.P. Forest change detection. In: INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON REMOTE SENSING OF ENVIRONMENT, 15. 1981. Ann Arbor. **Proceedings...** Michigan: ERIM, 1981. v.2, p.11–15.

CONGALTON, R.G.; GREEN, K. **Assessing the accuracy of remotely sensed data: principles and practices.** Boca Raton: Lewis Publishers, 1999. 137p.

COPPIN, P.; JONCKHEERE, I. ; NACKAERTS, K.; MUYS, B.; LAMBIN, E. Review article digital change detection methods in ecosystem monitoring: a review. **International Journal of Remote Sensing**, v.25, n.9, p.1565-1596, 2004.

CREWS-MEYER, K.A. Agricultural landscape change and stability in northeast Thailand: historical patch-level analysis. **Agriculture, Ecosystems and Environment**, v.101, p.155-169, 2004.

CRIST, E.P.; CICCONE, R.C. A physically-based transformation of Thematic Mapper data – the TM tasseled cap. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v.22, n.3, p.256-263, 1984.

DEER, P.J., **Digital change detection techniques:** civilian and military applications. *ISSSR-95*, Salisbury: Department of defense, 1995.

DENG, J.S.; WANG, K.; HONG, Y.; QI, J.G. Spatio-temporal dynamics and evolution of land use change and landscape pattern in response to rapid urbanization. **Landscape and Urban Planning**, v.92, p.187-198, 2009.

DU, Y.; TEILLET, P.M.; CIHLAR, J. Radiometric normalization of multitemporal high-resolution satellite images with quality control for land cover change detection. **Remote Sensing of Environment**, v.82, p.123-134, 2002.

PACIFICI, F.; DEL-FRATE, F.; SOLIMINI, C.; EMERY, W.J. An Innovative Neural-Net Method to Detect Temporal Changes in High-Resolution Optical Satellite Imagery. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v.45, n.9, p.2940- 2952, 2007.

FOODY, G.M. Status of land cover classification accuracy assessment. **Remote Sensing of Environment**, v.80, n.1, p.185-201, 2002.

FUNG, T. An assessment of TM imagery for land-cover change detection. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v.28, p.681–684, 1990.

GATES, D.M.; KEEGAN, J.H.; SCHLETER, J.C.; WEIDNER, V.R. Spectral properties of plants. **Applied Optics**, v.4, p.11–20, 1965.

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: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO (SBSR), 11., 2003, Belo Horizonte. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2003. Artigos, p. 101-107. CD-ROM. Disponível em:
http://marte.dpi.inpe.br/col/ltid.inpe.br/sbsr/2002/11.17.23.25.56/doc/01_353.pdf

GRAÇA, P.M.L.A. **Monitoramento e caracterização de áreas submetidas à exploração florestal na Amazônia por técnicas de detecção de mudanças**. 2004. 275 p. (INPE-13644-TDI/1046). Tese (Doutorado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos. 2004. Disponível em:
<<http://urlib.net/sid.inpe.br/jeferson/2005/02.15.16.02>>.

GREEN, K.; KEMPKA, D.; LACKEY, L. Using remote sensing to detect and monitor land-cover and land-use change. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v.60, p.331–337, 1994.

GUSSO, A.; ADAMI, M.; SILVA, W.F.; AGUIAR, D.A.; RUDORFF, B.F.T. Aplicação de séries temporais EVI/MODIS na identificação do uso e ocupação do solo anterior ao cultivo da cana-de-açúcar. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 14. (SBSR), 2009, Natal. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2009. p. 5851-5856. DVD, On-line. ISBN 978-85-17-00044-7. (INPE-15896-PRE/10506). Disponível em:<<http://urlib.net/dpi.inpe.br/sbsr@80/2008/11.18.01.19>>

HAERTEL, V.; SHIMABUKURO, Y.; ALMEIDA FILHO, R. Fraction Images in multitemporal change detection. **International Journal of Remote Sensing**, Inglaterra, v. 25, n. 23, p. 5473-5489, 2004.

HAIJ, M. E.; AGNES, B.; LAFRANCE, B.; HAGOLLE, O.; DEDIEU, G.; RUMEAU, M. Relative radiometric normalization and atmospheric correction of a SPOT 5 Time Series. **Sensors**, v.8, p.2774-2791, 2008.

HALL, F.G.; STREBEL, D.E.; NICKESON, J.E.; GOETZ, S.J. Radiometric rectification: toward a common radiometric response among multitemporal, multisensor images. **Remote Sensing of Environment**, v.35, n.1, p.11-27, 1991.

HERMUCHE, P.M.; GUIMARÃES, G.M.A.; CASTRO, S.S. Análise dos compartimentos morfológicos como subsídio ao planejamento do uso do solo em Jataí – GO. **GEOUSP - Espaço e Tempo**, n.26, p.113-131, 2009.

HILL, J.; STURM, B. Radiometric correction of multitemporal Thematic Mapper data for use in agricultural land-cover classification and vegetation monitoring. **International Journal of Remote Sensing**, v.12, n.7, p.1471-1491, Dec 1991.

HIXSON, M.M.; BAUER, M.E.; SCHOLZ, D.K. An assessment of Landsat data acquisition history on identification and area estimation of corn and soybeans. **Remote Sensing of Environment**, v.12, n.1, p.123-128, 1982.

IBAMA - INSTITUTO BRASILEIRO DO MEIO AMBIENTE E DOS RECURSOS NATURAIS RENOVÁVEIS. Disponível em: < <http://www.ibama.gov.br/>>.

IBGE - INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. Disponível em: <http://www.ibge.gov.br.htm>

IPAM - INSTITUTO DE PESQUISA AMBIENTAL DA AMAZÔNIA. Disponível em <http://www.ipam.org.br/revista/item/id/134>.

JENSEN, J.R. **Introductory digital image processing: a remote sensing perspective**. 3. ed. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, 2005. 526 p.

JEPSON, W. A disappearing biome? Reconsidering land cover change in the Brazilian savanna. **The Geographical Journal**, v.17, p.99-111, 2005.

JESUS, S.C. **Análise por vetor de mudanças para a avaliação multitemporal e multissensores da cobertura das terras do cerrado**. 2009. 97 p. (INPE-16597-TDI/1583). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos. 2009. Disponível em: <<http://urlib.net/sid.inpe.br/mtc-m18@80/2009/10.21.10.27>>. Acesso em: 01 fev. 2010.

JIANYA, G.; HAIGANG, S.; GOURUI, M.; QUIMING, Z. A review of multi-temporal remote sensing data change detection algorithms. **International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences**. v.37. n.B7, 2008.

JOHNSON, R.D.; KASISCHKE, E.S. Change vector analysis: a technique for the multispectral monitoring of land cover and condition. **International Journal of Remote Sensing**, v.19, n.3, p.411-426, 1998.

KAUTH, R.J.; THOMAS, G.S. The tasseled cap – a graphic description of the spectral-temporal development of agricultural crops as seen in Landsat. In: SYMPOSIUM ON MACHINE PROCESSING OF REMOTELY SENSED DATA, 1976, West Lafayette, Indiana. **Proceedings...** West Lafayette: [s.n.], 1976. p.41-51.

KLINK, C.A.; MACHADO, R.B. Conservation of the Brazilian Cerrado. **Conservation Biology**, v.19, p.707–713, 2005.

KONTOES, C.C. Operational land cover change detection using change vector analysis. **International Journal of Remote Sensing**. v.29, n.16, p.4757-4779, 2008.

LAMBIN, E.F.; STRAHLER, A.H., Indicators of land-cover change for change vector analysis in multitemporal space at coarse spatial scales. **International Journal of Remote Sensing**, v.15, p.2099–2119, 1994.

LAMBIN, E.F.; BAULIES, X.; BOCKSTAEL, N.; FISCHER, G.; KRUG, T.; LEEMANS, R.; MORAN, E.F.; RINDFUSS, R.R., SATO, Y., SKOLE, D., TURNER, B.L., & VOGEL, C. **Land-Use and Land-Cover Change (LUCC) implementation strategy**. Bonn: IHDP publication programme, 1999.

LORENA, R.B.; SANTOS, J.R.; SHIMABUKURO, Y.E.; BROWN, I.F.; KUX, H.J.H. A change vector analysis technique to monitor of land use/land cover in SW Brazilian Amazon: Acre State. In: PECORA REMOTE SENSING SYMPOSIUM, 15., 2002, Denver, USA. **Proceedings...** 2002. p. 8. Papel, On-line. (INPE-10464-PRE/5946).

LU, D.; BATISTELLA, M.; MORAN, E. Multitemporal spectral mixture analysis for Amazonian land-cover change detection. **Canadian Journal of Remote Sensing**, v.30, n.1, p.87-100, 2004b

LU, D.; MAUSEL, P.; BRONDIZIO, E; MORAN, E. Change detection techniques. **International Journal of Remote Sensing**, v.25, n.12, p.2365–2407, 2004.

LU, D.; BATISTELLA, M.; MORAN, E. Linear spectral mixture analysis of tm data for land-use and land- cover classification in rondônia, brazilian amazon. In: SYMPOSIUM ON GEOSPATIAL THEORY, PROCESSING AND APPLICATIONS, 2002, Ottawa. **Proceedings...** Ottawa, 2002.

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

MALDONADO, F.D. **Desenvolvimento e avaliação de uma metodologia de detecção de mudanças na cobertura vegetal do semi-árido**. 2004. 311 p. (INPE-12679-TDI/1007). Tese (Doutorado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos. 2004.

MANDAL, D.; GHOSH, S.K. Precision farming – the emerging concept of agriculture for today and tomorrow. **Current Science**, v.79, n.12, p.1644-1647, 2000.

MARKHAM, B.L.; BARKER, J.L. Radiometric properties of US processes Landsat MSS data. **Remote Sensing of Environment**, v.22, n.1, p.39-71, 1987.

MATHER, P.M. **Computer processing of remotely-sensed images: An introduction** (2nd ed.). New York: Wiley, 1999, 292 p.

MICHALEK, J.L.; LUCZKOVICH, J.J.; STOFFLE, R.W. Multispectral Change Vector Analysis for monitoring coastal marine environments. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v.59, n.3, p.381-384, 1993.

MONTEIRO, A.L.; SOUZA, C.; BARRETO, P. Detection of logging in Amazonian transition forests using spectral mixture models. **International Journal of Remote Sensing**, v.24, n.1, p.151-159, 2003.

MUSTARD, J.F.; SUNSHINE, J.M. Spectral analysis for Earth science: Investigations using remote sensing data. In A. N. RENCZ (ed.). **Remote sensing for the Earth sciences: manual of remote sensing**. 3. ed. New York: Wiley, 1999, 728 p.

NOVAIS, P.; FERREIRA, L.G.; DIAS, R. Identificação de Áreas Prioritárias para Conservação da Bio-Geodiversidade no Estado de Goiás. **Boletim Goiano de Geografia**. v. 23, n.1, p.41-58, 2003.

ORTIZ, M.J.; FORMAGGIO, A.R.; EPIPHANIO, J.C.N. Classification of croplands through integration of remote sensing, GIS and historical database. **International Journal of Remote Sensing**, v.18, n.1, p.95-105, 1997.

PONS, X.; SOLÉ-SUGRAÑES, L. A simple radiometric correction model to improve automatic mapping of vegetation from multispectral satellite data. **Remote Sensing of Environment**, v.48, n.2, p.191-204, 1994.

F. PACIFICI, F. DEL FRATE, C. SOLIMINI, W. J. EMERY. An innovative neural-net method to detect temporal changes in high-resolution optical satellite imagery. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v.45, n.9, p.2940-2952, 2007.

PRAKASH, A.; GUPTA R.P. Land-use mapping and change detection in a coal mining area - a case study of the Jharia coalfield, India. **International Journal of Remote Sensing**, v.19, p.391-410, 1998.

RATTER, J.A.; RIBEIRO, J.F.; BRIDGEWATER, S. The Brazilian Cerrado Vegetation and Threats to its Biodiversity. **Annals of Botany**, v.80, p.223-230, 1997.

READY P.J; WINTZ P.A. Information Extraction, SNR Improvement, and Data Compression in Multispectral Imagery. **IEEE Transactions on Communications**, v.21, p.1123-1131, 1973

RICHARDS, J.A. Thematic mapping from multitemporal image data using the principal components transformation. **Remote Sensing of Environment**, v.16, p.25-46, 1984.

RINDFUSS R.R.; WALSH, S.J.; TURNER, B.L.; FOX, J.; MISHRA, V. Developing a Science of Land Change: Challenges and Methodological Issues. **Proceedings, National Academy of Sciences of the United States of America**, v.101, n.39, p.13976-13981, 2004.

ROBERTS, D.A.; BATISTA, G.T.; PEREIRA, J.L.; WALLER, E.K.; NELSON, B.W. Change identification using multitemporal spectral mixture analysis: applications in eastern Amazonia. In: LUNETTA R.S.; ELVIDGE C.D. (eds)..**Remote sensing change detection: environmental monitoring methods and applications**. Ann Arbor Mich., USA: Ann Arbor Press, p.137-161, 1998, 350 p.

ROBINOVE, C.J. Computational with physical values form Landsat digital data. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v.48, n.5, p.781-784, 1982.

ROGAN, J.; FRANKLIN, J.; ROBERTS, D.A. A comparison of methods for monitoring multitemporal vegetation change using Thematic Mapper imagery. **Remote Sensing of Environment**. v.80, p.143-156, 2002.

SANCHES, I. D. **Sensoriamento remoto para o levantamento espectro-temporal e estimativa de área de culturas agrícolas**. 2004. 172 p. (INPE-10290-TDI/909). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos. 2004. Disponível em: <<http://urlib.net/sid.inpe.br/jeferson/2004/05.14.10.59>>. Acesso em: 23 fev. 2010.

SANO, E.E; ROSA, R.; BRITO, J.L.S.; FERREIRA, L.G. Land cover mapping of the tropical savanna region in Brazil. **Environmental Monitoring and Assessment**, v.166, n.1-4, p.113-124, 2010.

SAWYER, D. Fluxos de carbono na Amazônia e no Cerrado: um olhar socioecossistêmico. **Sociedade e Estado**, v.24, n.1, p.149-171, 2009.

SCHOWENGERDT, R.A. **Remote sensing: models and methods for image processing**. 2. ed. San Diego: Academic Press, 1997. 522p.

SHIMABUKURO, Y.E., SMITH, J.A. The least-squares mixing models to generate fraction images derived from remote sensing multispectral data. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v.29, n.1, p.16-20. 1991.

SILVA, A.A. **Monitoramento ambiental em áreas de cerrado a partir de dados de sensoriamento remoto**. Itapuranga: Universidade Estadual de Goiás, 2005. p 18.

SINGH, A. Digital change detection techniques using remotely-sensed data. **International Journal of Remote Sensing**, v.10, p.989-1003, 1989.

SLATER, P.N. **Remote sensing: optics and optical systems**. Reading: Addison-Wesley Publishing Co., Remote Sensing. No. 1, 1980. 593 p.

SMITH, M.O.; USTIN, S.L.; ADAMS, J.B.; GILLESPIE, A.R. Vegetation in deserts: I. A regional measure of abundance from multispectral images. **Remote Sensing of Environment**, v.31, p.1-26, 1990.

SONG, C.; WOODCOCK, C.E.; SETO, K.C.; LENNEY, M.P.; MACOMBER, S.A. Classification and change detection using Landsat TM data: When and How to correct atmospheric effects. **Remote Sensing of Environment**, v.75, p.230-244, 2001.

SOUZA, C.; FIRESTONE, L.; SILVA, L.M.; ROBERTS, D. Mapping forest degradation in the Eastern Amazon from SPOT 4 through spectral mixture models. **Remote Sensing of Environment**, v.87, n.4, p.494–506, 2003.

STONER, E.R.; BAUMGARDNER, M.F. Characteristic variations in reflectance of surface soils. **Soil Science Society of America Journal**, v.45, n.6, p.1161-1165. 1981.

STOW, D.A.; COLLINS, D.; MCKINSEY, D. Land use change detection based on multirate imagery from different satellite sensors systems. **Geocarto International**. v.5, p.3-12, 1990.

TURNER, B. L.; SKOLE, D.; SANDERSON, S.; FISCHER, G.; FRESCO, L.; LEEMANS, R. **Land-use and land-cover change science/research plan**. The International Geosphere-Biosphere Programme: A Study of Global Change (IGBP) of the International Council of Scientific Unions (ICSU) and the Human Dimensions of Global Environmental Change Programme (HDP) of the International Social Science Council (ISSC). Stockholm: Royal Academy of Sciences. 1995.

WARNER, T.A.; ALMUTAIRI, A.; LEE, J.Y. Remote Sensing and Land Cover Change. In: WARNER, T.A.; NELLIS, M.D.; FOODY, G.M. (eds). **The SAGE handbook of remote sensing**. 1. ed. London: Sage Publications Ltd, 2009, 504 p.

WU, C.; MURRAY, A. Estimating impervious surface distribution by spectral mixture analysis. **Remote Sensing of Environment**, v.84, n.4, p.493-505, 2003.

APÊNDICE A

Tabelas de magnitude e direção de mudança para as 160 transições consideradas entre as classes de uso e cobertura do solo identificadas em campo.

Tabela A.1 – Valores de magnitude e direção de mudança para a técnica do MLME

Cenários de Mudança	Magnitude (Média)	Ângulo Final (Alfa)	Ângulo Final (Beta)
Cana de Açúcar Colhida - Cana de Açúcar Verde	1,019378927	157,48	26,19
Cana de Açúcar Colhida - Solo Arado	0,773439422	183,53	34,69
Cana de Açúcar Colhida - Solo Exposto	0,633611569	182,00	27,30
Cana de Açúcar Verde - Cana de Açúcar Colhida	1,019378927	337,48	-26,19
Cana de Açúcar Verde - Solo Arado	0,551773809	307,45	7,34
Cana de Açúcar Verde - Solo Exposto	0,571547258	313,80	0,99
Milheto - Cana de Açúcar Verde	0,468315001	140,79	3,53
Milheto - Cana de Açúcar Colhida	0,614815457	351,17	-22,32
Milheto - Milho Seco	0,160665698	204,79	7,54
Milheto - Milho Verde	0,338987403	155,19	7,73
Milheto - Milho Colhido	0,230348694	340,46	-6,32
Milheto - Sorgo Verde	0,326365313	146,44	4,57
Milheto - Sorgo Seco	0,257941244	195,54	11,94
Milheto - Solo Arado	0,241379414	216,03	10,92
Milheto - Solo Exposto	0,145613469	306,88	4,52
Milheto - Solo Exposto Com Capim	0,136187992	168,10	4,54
Milho Seco - Cana de Açúcar Verde	0,472483628	129,72	-3,99
Milho Seco - Cana de Açúcar Colhida	0,742442981	357,91	-30,73
Milho Seco - Milho Verde	0,298835861	135,46	0,19
Milho Seco - Milho Colhido	0,348197695	358,41	-13,96
Milho Seco - Milheto	0,160665698	24,79	-7,54
Milho Seco - Sorgo Verde	0,320253236	129,32	-2,95
Milho Seco - Sorgo Seco	0,105817827	180,95	4,34
Milho Seco - Solo Arado	0,096046211	309,02	3,34
Milho Seco - Solo Exposto	0,124203567	336,71	-3,00
Milho Seco - Solo Exposto Com Capim	0,11708207	125,37	-2,98
Milho Verde - Cana de Açúcar Verde	0,188429761	125,30	12,46
Milho Verde - Cana de Açúcar Colhida	0,940415334	345,43	-30,95
Milho Verde - Milho Seco	0,298835861	315,46	-0,19
Milho Verde - Milho Colhido	0,568385312	337,31	-14,16
Milho Verde - Milheto	0,338987403	335,19	-7,73
Milho Verde - Sorgo Verde	0,068859737	33,64	-3,14
Milho Verde - Sorgo Seco	0,263134789	306,55	4,15
Milho Verde - Solo Arado	0,369353537	309,68	3,14
Milho Verde - Solo Exposto	0,410913668	320,98	-3,19
Milho Verde - Solo Exposto Com Capim	0,211744167	327,38	-3,17
Sorgo Seco - Cana de Açúcar Verde	0,450325958	125,82	-8,35

Sorgo Seco - Cana de Açúcar Colhida	0,848066271	358,29	-35,92
Sorgo Seco - Milho Seco	0,105817827	0,95	-4,34
Sorgo Seco - Milho Verde	0,263134789	126,55	-4,15
Sorgo Seco - Milho Colhido	0,453896221	359,00	-18,48
Sorgo Seco - Milheto	0,257941244	15,54	-11,94
Sorgo Seco - Sorgo Verde	0,305618414	125,27	-7,31
Sorgo Seco - Solo Arado	0,117395851	321,63	-1,00
Sorgo Seco - Solo Exposto	0,222171996	347,69	-7,35
Sorgo Seco - Solo Exposto Com Capim	0,16338382	36,51	-7,34
Sorgo Verde - Cana de Açúcar Verde	0,152372929	130,63	-1,04
Sorgo Verde - Cana de Açúcar Colhida	0,90867726	342,40	-27,35
Sorgo Verde - Milho Seco	0,320253236	309,32	2,95
Sorgo Verde - Milho Verde	0,068859737	213,64	3,14
Sorgo Verde - Milho Colhido	0,549745507	332,08	-10,94
Sorgo Verde - Milheto	0,326365313	326,44	-4,57
Sorgo Verde - Sorgo Seco	0,305618414	305,27	7,31
Sorgo Verde - Solo Arado	0,401508552	306,59	6,30
Sorgo Verde - Solo Exposto	0,420398456	315,08	-0,04
Sorgo Verde - Solo Exposto Com Capim	0,215762576	315,10	-0,03
Braquiária Cuidada - Cana de Açúcar Verde	0,485848816	136,97	1,31
Braquiária Cuidada - Cana de Açúcar Colhida	0,637591403	354,70	-24,74
Braquiária Cuidada - Milho Seco	0,115027061	196,08	5,30
Braquiária Cuidada - Milho Verde	0,339989788	148,48	5,50
Braquiária Cuidada - Milho Colhido	0,245125067	350,25	-8,56
Braquiária Cuidada - Milheto	0,05263867	42,42	-2,22
Braquiária Cuidada - Sorgo Verde	0,338021873	140,30	2,35
Braquiária Cuidada - Sorgo Seco	0,217924628	188,87	7,31
Braquiária Cuidada - Solo Arado	0,189685276	214,15	8,66
Braquiária Cuidada - Solo Exposto	0,09916706	305,27	2,30
Braquiária Cuidada - Solo Exposto Com Capim	0,128438903	150,32	2,32
Braquiária Rala - Cana de Açúcar Verde	0,398408855	131,45	-2,15
Braquiária Rala - Cana de Açúcar Colhida	0,750703652	352,98	-28,62
Braquiária Rala - Milho Seco	0,079359383	305,27	1,84
Braquiária Rala - Milho Verde	0,233861053	141,74	2,03
Braquiária Rala - Milho Colhido	0,360257689	348,07	-12,08
Braquiária Rala - Milheto	0,138421594	1,07	-5,69
Braquiária Rala - Sorgo Verde	0,246147179	131,98	-1,12
Braquiária Rala - Sorgo Seco	0,133128824	209,99	6,18
Braquiária Rala - Solo Arado	0,173196342	306,39	5,18
Braquiária Rala - Solo Exposto	0,177157655	319,99	-1,16
Braquiária Rala - Solo Exposto Com Capim	0,038144198	126,47	-1,15
Braquiária Rala - Braquiária Cuidada	0,115973662	343,50	-3,46
Pastagem Natural - Cana de Açúcar Verde	0,519258766	136,84	1,31
Pastagem Natural - Cana de Açúcar Colhida	0,61825761	356,73	-24,74
Pastagem Natural - Milho Seco	0,125359151	183,76	5,31
Pastagem Natural - Milho Verde	0,371582592	147,18	5,50
Pastagem Natural - Milho Colhido	0,224113112	355,43	-8,56
Pastagem Natural - Milheto	0,073598947	126,50	-2,22
Pastagem Natural - Sorgo Verde	0,371148849	139,80	2,35
Pastagem Natural - Sorgo Seco	0,231073434	182,47	9,68

Pastagem Natural - Solo Arado	0,184821244	206,63	8,66
Pastagem Natural - Solo Exposto	0,07206323	307,31	2,30
Pastagem Natural - Solo Exposto Com Capim	0,159844009	146,92	2,32
Pastagem Natural - Braquiária Cuidada	0,033460772	135,02	0,00
Pastagem Natural - Braquiária Rala	0,143348318	156,75	3,47
Solo Arado - Cana de Açúcar Verde	0,551773809	127,45	-7,34
Solo Arado - Cana de Açúcar Colhida	0,773439422	3,53	-34,69
Solo Arado - Milho Seco	0,096046211	129,02	-3,34
Solo Arado - Milho Verde	0,369353537	129,68	-3,14
Solo Arado - Milho Colhido	0,385822445	9,69	-17,42
Solo Arado - Milheto	0,241379414	36,03	-10,92
Solo Arado - Sorgo Verde	0,401508552	126,59	-6,30
Solo Arado - Sorgo Seco	0,117395851	141,63	-22,89
Solo Arado - Solo Exposto	0,141694176	10,37	-6,34
Solo Arado - Solo Exposto Com Capim	0,211339966	126,41	-6,33
Solo Exposto - Cana de Açúcar Verde	0,571547258	133,80	-0,99
Solo Exposto - Cana de Açúcar Colhida	0,633611569	2,00	-27,30
Solo Exposto - Milho Seco	0,124203567	156,71	3,00
Solo Exposto - Milho Verde	0,410913668	140,98	3,19
Solo Exposto - Milho Colhido	0,244152393	9,30	-10,89
Solo Exposto - Milheto	0,145613469	126,88	-4,52
Solo Exposto - Sorgo Verde	0,420398456	135,08	0,04
Solo Exposto - Sorgo Seco	0,222171996	167,69	7,35
Solo Exposto - Solo Arado	0,141694176	190,37	6,34
Solo Exposto - Solo Exposto Com Capim	0,204635994	135,05	0,01
Solo Exposto Com Capim - Cana de Açúcar Verde	0,367148273	133,13	-1,01
Solo Exposto Com Capim - Cana de Açúcar Colhida	0,750758825	350,61	-27,32
Solo Exposto Com Capim - Milho Seco	0,11708207	305,37	2,98
Solo Exposto Com Capim - Milho Verde	0,211744167	147,38	3,17
Solo Exposto Com Capim - Milho Colhido	0,365349823	343,28	-10,91
Solo Exposto Com Capim - Milheto	0,136187992	348,10	-4,54
Solo Exposto Com Capim - Sorgo Verde	0,215762576	135,10	0,03
Solo Exposto Com Capim - Sorgo Seco	0,16338382	216,51	7,34
Solo Exposto Com Capim - Solo Arado	0,211339966	306,41	6,33
Solo Exposto Com Capim - Solo Exposto	0,204635994	315,05	-0,01
Veg Natural Densa - Cana de Açúcar Verde	0,355449216	19,42	-16,78
Veg Natural Densa - Cana de Açúcar Colhida	1,269476178	347,62	-46,89
Veg Natural Densa - Milheto	0,658147385	344,32	-20,50
Veg Natural Densa - Milho Seco	0,568931764	334,47	-12,65
Veg Natural Densa - Milho Verde	0,333132747	353,87	-12,46
Veg Natural Densa - Milho Colhido	0,887884207	343,32	-27,41
Veg Natural Densa - Sorgo Seco	0,483657816	329,30	-8,24
Veg Natural Densa - Sorgo Verde	0,380865772	0,38	-15,70
Veg Natural Densa - Braquiária Cuidada	0,646563707	340,73	-18,15
Veg Natural Densa - Braquiária Rala	0,530851445	340,13	-14,54
Veg Natural Densa - Braquiária Vigorosa	0,481208068	8,81	-21,78
Veg Natural Densa - Pastagem Natural	0,673880257	339,41	-18,15
Veg Natural Densa - Solo Arado	0,599385218	327,75	-9,26
Veg Natural Densa - Solo Exposto	0,693004661	334,87	-15,75
Veg Natural Densa - Solo Exposto Com Capim	0,522534633	343,35	-15,73

Milho Colhido - Cana de Açúcar Verde	0,682183559	146,85	9,88
Milho Colhido - Cana de Açúcar Colhida	0,394282097	357,48	-15,65
Milho Colhido - Milho Verde	0,568385312	157,31	14,16
Milho Colhido - Milho Seco	0,348197695	178,41	13,96
Milho Colhido - Milheto	0,230348694	160,46	6,32
Milho Colhido - Sorgo Verde	0,549745507	152,08	10,94
Milho Colhido - Sorgo Seco	0,453896221	179,00	18,48
Milho Colhido - Solo Arado	0,385822445	189,69	17,42
Milho Colhido - Solo Exposto	0,244152393	189,30	10,89
Milho Colhido - Solo Exposto Com Capim	0,365349823	163,28	10,91
Braquiária Vigorosa - Cana de Açúcar Verde	0,157749769	163,61	4,73
Braquiária Vigorosa - Cana de Açúcar Colhida	0,863335902	336,38	-21,04
Braquiária Vigorosa - Milho Seco	0,390711587	305,29	8,74
Braquiária Vigorosa - Milho Verde	0,195422207	214,00	8,94
Braquiária Vigorosa - Milho Colhido	0,538952854	322,44	-5,12
Braquiária Vigorosa - Milheto	0,341929597	312,64	1,19
Braquiária Vigorosa - Sorgo Verde	0,126566469	214,19	5,77
Braquiária Vigorosa - Sorgo Seco	0,404100381	307,49	13,16
Braquiária Vigorosa - Solo Arado	0,482336797	305,33	12,13
Braquiária Vigorosa - Solo Exposto	0,466208572	307,87	5,72
Braquiária Vigorosa - Solo Exposto Com Capim	0,274150037	305,41	5,74
Braquiária Vigorosa - Braquiária Cuidada	0,371056449	309,33	3,41
Braquiária Vigorosa - Braquiária Rala	0,311372713	305,31	6,89

Tabela A.2 – Valores de magnitude e direção de mudança para a técnica de TTC

Cenários de Mudança	Magnitude (Média)	Ângulo Final (Alfa)	Ângulo Final (Beta)
Cana de Açúcar Colhida - Cana de Açúcar Verde	0,280695877	162,38	9,26
Cana de Açúcar Colhida - Solo Arado	0,265991625	195,34	5,09
Cana de Açúcar Colhida - Solo Exposto	0,212437525	193,36	3,59
Cana de Açúcar Verde - Cana de Açúcar Colhida	0,280695877	342,38	-9,26
Cana de Açúcar Verde - Solo Arado	0,173397	243,61	-4,14
Cana de Açúcar Verde - Solo Exposto	0,167040152	306,63	-5,64
Milheto - Cana de Açúcar Verde	0,134008796	138,99	5,25
Milheto - Cana de Açúcar Colhida	0,184418545	0,93	-3,97
Milheto - Milho Seco	0,062284573	213,94	0,52
Milheto - Milho Verde	0,095142426	160,02	3,53
Milheto - Milho Colhido	0,064593788	348,26	-2,25
Milheto - Sorgo Verde	0,088892816	143,77	3,06
Milheto - Sorgo Seco	0,096155781	206,56	1,28
Milheto - Solo Arado	0,098955312	222,92	1,11
Milheto - Solo Exposto	0,053399457	239,72	-0,38
Milheto - Solo Exposto Com Capim	0,04371731	181,35	1,76
Milho Seco - Cana de Açúcar Verde	0,148121028	55,94	4,74
Milho Seco - Cana de Açúcar Colhida	0,238190338	9,12	-4,49
Milho Seco - Milho Verde	0,086524576	128,95	3,01
Milho Seco - Milho Colhido	0,113537696	10,98	-2,77
Milho Seco - Milheto	0,062284573	33,94	-0,52

Milho Seco - Sorgo Verde	0,097962998	63,03	2,54
Milho Seco - Sorgo Seco	0,035773942	193,27	0,76
Milho Seco - Solo Arado	0,039114999	236,50	0,59
Milho Seco - Solo Exposto	0,031445051	338,86	-0,90
Milho Seco - Solo Exposto Com Capim	0,044796598	48,88	1,25
Milho Verde - Cana de Açúcar Verde	0,066727685	56,17	2,98
Milho Verde - Cana de Açúcar Colhida	0,271213111	353,75	-7,52
Milho Verde - Milho Seco	0,086524576	308,95	-3,01
Milho Verde - Milho Colhido	0,159194097	343,33	-5,79
Milho Verde - Milheto	0,095142426	340,02	-3,53
Milho Verde - Sorgo Verde	0,0274669	46,81	-0,47
Milho Verde - Sorgo Seco	0,087070779	240,12	-2,25
Milho Verde - Solo Arado	0,10857205	246,95	-2,42
Milho Verde - Solo Exposto	0,111086431	314,94	-3,91
Milho Verde - Solo Exposto Com Capim	0,056710762	323,74	-1,77
Sorgo Seco - Cana de Açúcar Verde	0,153505545	58,53	3,98
Sorgo Seco - Cana de Açúcar Colhida	0,273844446	9,66	-5,25
Sorgo Seco - Milho Seco	0,035773942	13,27	-0,76
Sorgo Seco - Milho Verde	0,087070779	60,12	2,25
Sorgo Seco - Milho Colhido	0,149246505	11,54	-3,53
Sorgo Seco - Milheto	0,096155781	26,56	-1,28
Sorgo Seco - Sorgo Verde	0,106428032	63,84	1,78
Sorgo Seco - Solo Arado	0,02792353	299,08	-0,16
Sorgo Seco - Solo Exposto	0,063984839	357,20	-1,66
Sorgo Seco - Solo Exposto Com Capim	0,067401268	38,50	0,49
Sorgo Verde - Cana de Açúcar Verde	0,052355263	42,55	2,19
Sorgo Verde - Cana de Açúcar Colhida	0,255676065	348,82	-7,04
Sorgo Verde - Milho Seco	0,097962998	243,03	-2,54
Sorgo Verde - Milho Verde	0,0274669	226,81	0,47
Sorgo Verde - Milho Colhido	0,149652289	333,97	-5,31
Sorgo Verde - Milheto	0,088892816	323,77	-3,06
Sorgo Verde - Sorgo Seco	0,106428032	243,84	-1,78
Sorgo Verde - Solo Arado	0,126551768	251,38	-1,95
Sorgo Verde - Solo Exposto	0,117508896	302,91	-3,44
Sorgo Verde - Solo Exposto Com Capim	0,060527089	297,75	-1,29
Braquiária Cuidada - Cana de Açúcar Verde	0,144442747	135,53	5,73
Braquiária Cuidada - Cana de Açúcar Colhida	0,198588712	4,69	-3,50
Braquiária Cuidada - Milho Seco	0,043401009	209,75	0,99
Braquiária Cuidada - Milho Verde	0,096056686	151,56	4,01
Braquiária Cuidada - Milho Colhido	0,073801405	0,08	-1,77
Braquiária Cuidada - Milheto	0,023404764	34,46	0,48
Braquiária Cuidada - Sorgo Verde	0,095174664	136,28	3,53
Braquiária Cuidada - Sorgo Seco	0,078301129	202,33	-1,78
Braquiária Cuidada - Solo Arado	0,080281605	222,42	1,59
Braquiária Cuidada - Solo Exposto	0,0340389	254,97	0,09
Braquiária Cuidada - Solo Exposto Com Capim	0,043157367	163,56	2,24
Braquiária Rala - Cana de Açúcar Verde	0,126063356	49,63	4,68
Braquiária Rala - Cana de Açúcar Colhida	0,230701475	2,76	-4,55
Braquiária Rala - Milho Seco	0,027222936	258,41	-0,05
Braquiária Rala - Milho Verde	0,068472439	143,61	2,96

Braquiária Rala - Milho Colhido	0,107183512	357,31	-2,82
Braquiária Rala - Milheto	0,047274671	9,88	-0,57
Braquiária Rala - Sorgo Verde	0,074595954	125,61	2,49
Braquiária Rala - Sorgo Seco	0,052729215	221,41	0,70
Braquiária Rala - Solo Arado	0,064767864	246,25	0,54
Braquiária Rala - Solo Exposto	0,045799754	303,91	-0,95
Braquiária Rala - Solo Exposto Com Capim	0,026315455	15,61	1,19
Braquiária Rala - Braquiária Cuidada	0,033895006	351,29	-1,05
Pastagem Natural - Cana de Açúcar Verde	0,152267184	134,52	5,95
Pastagem Natural - Cana de Açúcar Colhida	0,198278692	6,84	-3,28
Pastagem Natural - Milho Seco	0,04196419	199,71	1,21
Pastagem Natural - Milho Verde	0,102454703	148,76	4,23
Pastagem Natural - Milho Colhido	0,072752885	5,90	-1,55
Pastagem Natural - Milheto	0,029649011	44,08	0,70
Pastagem Natural - Sorgo Verde	0,102781498	134,62	3,75
Pastagem Natural - Sorgo Seco	0,077346225	196,81	1,97
Pastagem Natural - Solo Arado	0,076918883	217,44	1,81
Pastagem Natural - Solo Exposto	0,027446998	248,23	0,31
Pastagem Natural - Solo Exposto Com Capim	0,049072348	156,46	2,46
Pastagem Natural - Braquiária Cuidada	0,008313459	62,65	0,22
Pastagem Natural - Braquiária Rala	0,037793214	160,66	1,27
Solo Arado - Cana de Açúcar Verde	0,173397	63,61	4,14
Solo Arado - Cana de Açúcar Colhida	0,265991625	15,34	-5,09
Solo Arado - Milho Seco	0,039114999	56,50	-0,59
Solo Arado - Milho Verde	0,10857205	66,95	2,42
Solo Arado - Milho Colhido	0,143660335	22,19	-3,36
Solo Arado - Milheto	0,098955312	42,92	-1,11
Solo Arado - Sorgo Verde	0,126551768	71,38	1,95
Solo Arado - Sorgo Seco	0,02792353	119,08	8,04
Solo Arado - Solo Exposto	0,055163728	22,69	-1,49
Solo Arado - Solo Exposto Com Capim	0,077711087	58,65	0,65
Solo Exposto - Cana de Açúcar Verde	0,167040152	126,63	5,64
Solo Exposto - Cana de Açúcar Colhida	0,212437525	13,36	-3,59
Solo Exposto - Milho Seco	0,031445051	158,86	0,90
Solo Exposto - Milho Verde	0,111086431	134,94	3,91
Solo Exposto - Milho Colhido	0,088746998	21,81	-1,87
Solo Exposto - Milheto	0,053399457	59,72	0,38
Solo Exposto - Sorgo Verde	0,117508896	122,91	3,44
Solo Exposto - Sorgo Seco	0,063984839	177,20	1,66
Solo Exposto - Solo Arado	0,055163728	202,69	1,49
Solo Exposto - Solo Exposto Com Capim	0,058810391	129,94	2,15
Solo Exposto Com Capim - Cana de Açúcar Verde	0,10840691	124,85	3,49
Solo Exposto Com Capim - Cana de Açúcar Colhida	0,225382925	1,02	-5,74
Solo Exposto Com Capim - Milho Seco	0,044796598	228,88	-1,25
Solo Exposto Com Capim - Milho Verde	0,056710762	143,74	1,77
Solo Exposto Com Capim - Milho Colhido	0,107471646	353,53	-4,02
Solo Exposto Com Capim - Milheto	0,04371731	1,35	-1,76
Solo Exposto Com Capim - Sorgo Verde	0,060527089	117,75	1,29
Solo Exposto Com Capim - Sorgo Seco	0,067401268	218,50	-0,49
Solo Exposto Com Capim - Solo Arado	0,077711087	238,65	-0,65

Solo Exposto Com Capim - Solo Exposto	0,058810391	309,94	-2,15
Veg Natural Densa - Cana de Açúcar Verde	0,131429733	30,73	-1,26
Veg Natural Densa - Cana de Açúcar Colhida	0,372980996	357,26	-10,54
Veg Natural Densa - Milheto	0,192247184	353,79	-6,52
Veg Natural Densa - Milho Seco	0,156833348	339,25	-6,00
Veg Natural Densa - Milho Verde	0,103638794	6,49	-2,98
Veg Natural Densa - Milho Colhido	0,256589761	352,40	-8,79
Veg Natural Densa - Sorgo Seco	0,131900373	331,08	-5,24
Veg Natural Densa - Sorgo Verde	0,125801134	14,62	-3,45
Veg Natural Densa - Braquiária Cuidada	0,185989256	349,46	-7,00
Veg Natural Densa - Braquiária Rala	0,152583408	349,08	-5,95
Veg Natural Densa - Braquiária Vigorosa	0,167431828	22,41	-3,24
Veg Natural Densa - Pastagem Natural	0,189921278	347,40	-7,22
Veg Natural Densa - Solo Arado	0,153911164	325,04	-5,41
Veg Natural Densa - Solo Exposto	0,187673332	339,11	-6,91
Veg Natural Densa - Solo Exposto Com Capim	0,149606246	351,61	-4,75
Milho Colhido - Cana de Açúcar Verde	0,189432558	147,75	7,52
Milho Colhido - Cana de Açúcar Colhida	0,125995902	7,35	-1,72
Milho Colhido - Milho Verde	0,159194097	163,33	5,79
Milho Colhido - Milho Seco	0,113537696	190,98	2,77
Milho Colhido - Milheto	0,064593788	168,26	2,25
Milho Colhido - Sorgo Verde	0,149652289	153,97	5,31
Milho Colhido - Sorgo Seco	0,149246505	191,54	3,53
Milho Colhido - Solo Arado	0,143660335	202,19	3,36
Milho Colhido - Solo Exposto	0,088746998	201,81	1,87
Milho Colhido - Solo Exposto Com Capim	0,107471646	173,53	4,02
Braquiária Vigorosa - Cana de Açúcar Verde	0,048021183	176,04	1,97
Braquiária Vigorosa - Cana de Açúcar Colhida	0,234978492	339,67	-7,26
Braquiária Vigorosa - Milho Seco	0,135202392	242,02	-2,76
Braquiária Vigorosa - Milho Verde	0,076077943	223,24	0,25
Braquiária Vigorosa - Milho Colhido	0,149503423	319,16	-5,53
Braquiária Vigorosa - Milheto	0,102560045	304,40	-3,28
Braquiária Vigorosa - Sorgo Verde	0,050153229	219,78	-0,22
Braquiária Vigorosa - Sorgo Seco	0,151348643	237,48	-2,00
Braquiária Vigorosa - Solo Arado	0,167826447	244,93	-2,16
Braquiária Vigorosa - Solo Exposto	0,146412005	243,25	-3,66
Braquiária Vigorosa - Solo Exposto Com Capim	0,092152606	248,35	-1,51
Braquiária Vigorosa - Braquiária Cuidada	0,118000039	236,04	-3,75
Braquiária Vigorosa - Braquiária Rala	0,110070842	237,40	-2,70

APÊNDICE B

Mapas de mudança e de uso e cobertura do solo resultantes da classificação por árvores de decisão para os métodos MLME e TTC.

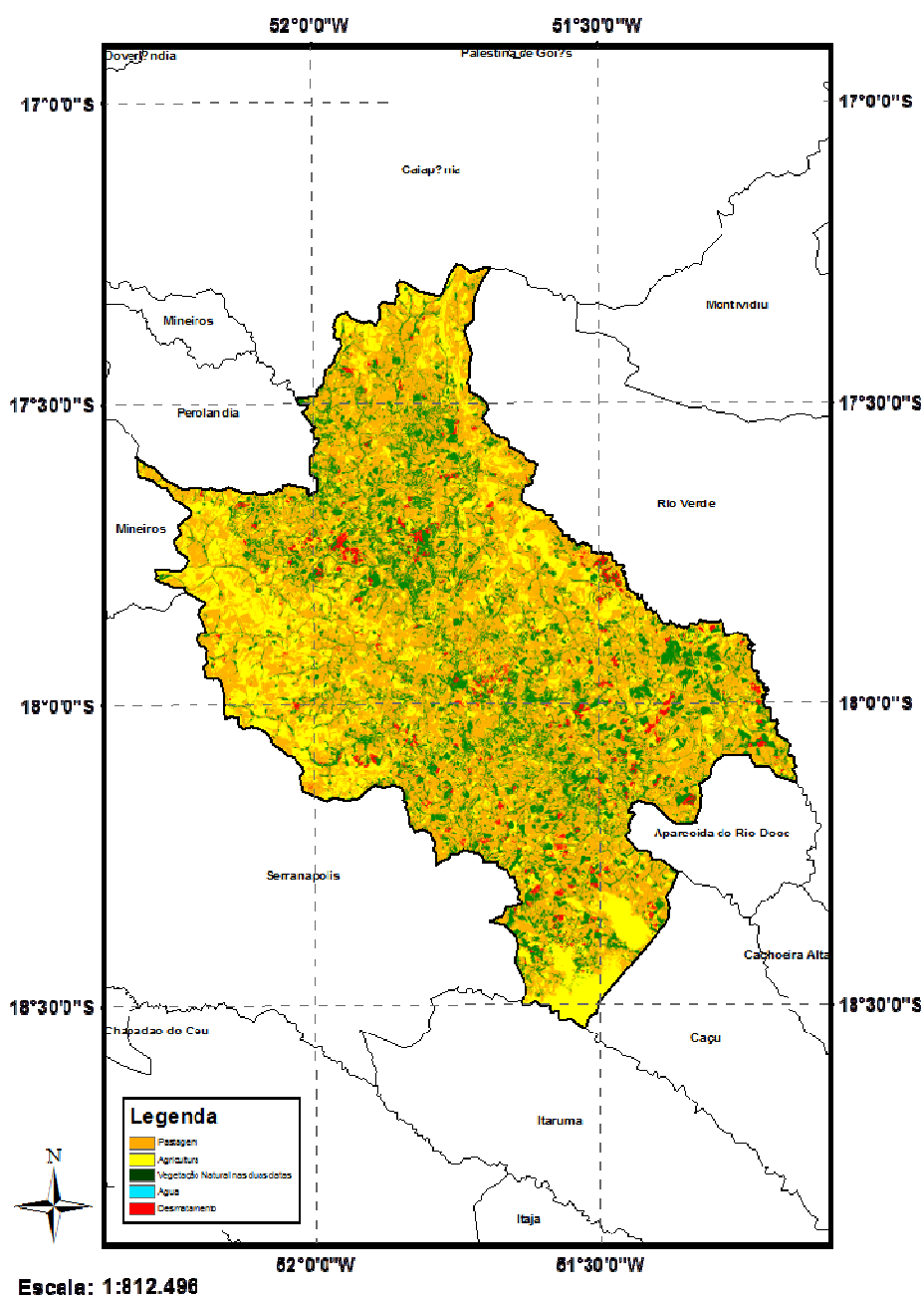


Figura B.1 – Mapa de uso e cobertura do solo em 1996, e de desmatamento entre 1990-1996 gerado a partir do método de TTC.

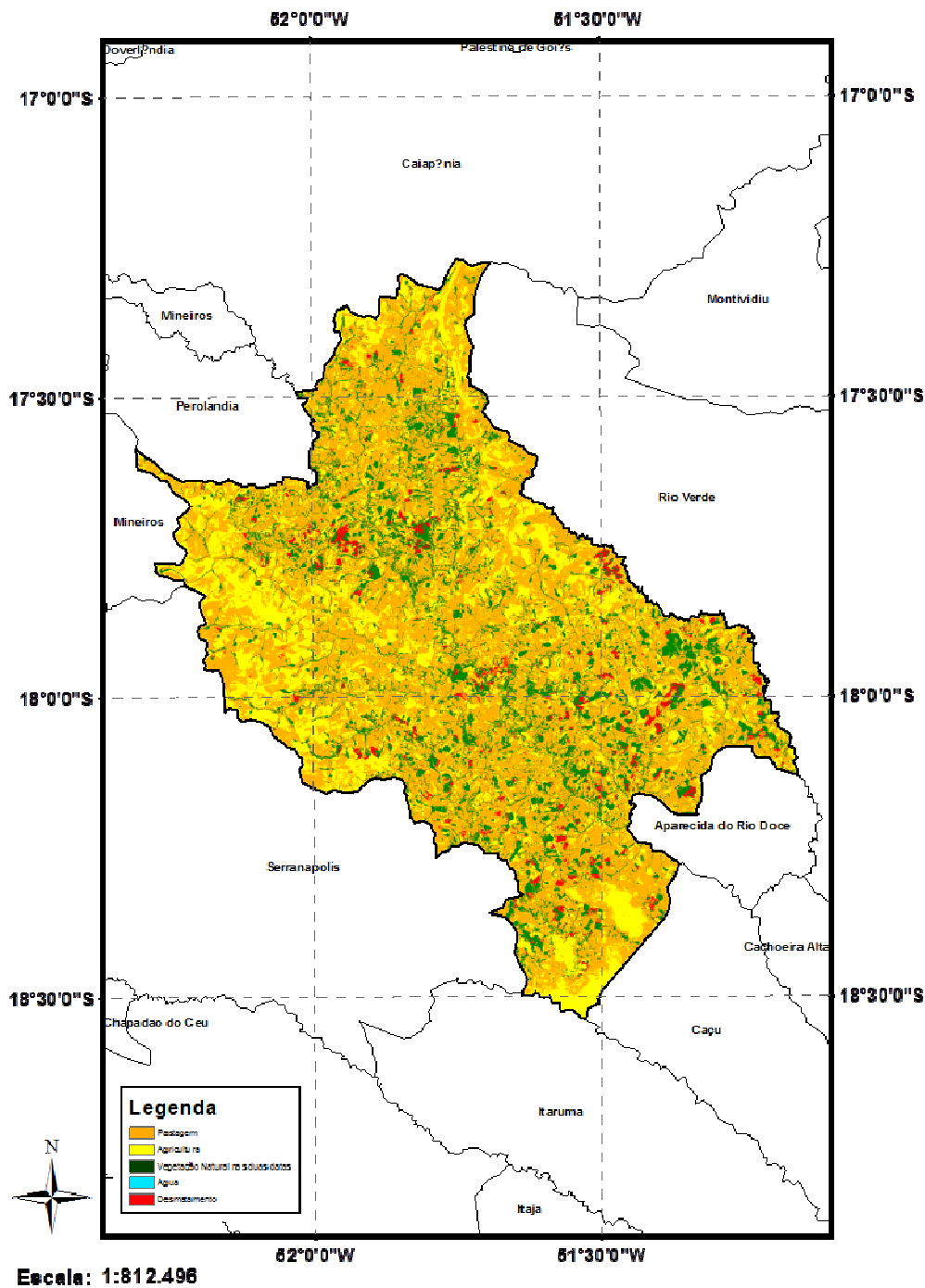


Figura B.2 – Mapa de uso e cobertura do solo em 1996, e de desmatamento entre 1990-1996 gerado a partir do método de MLME.

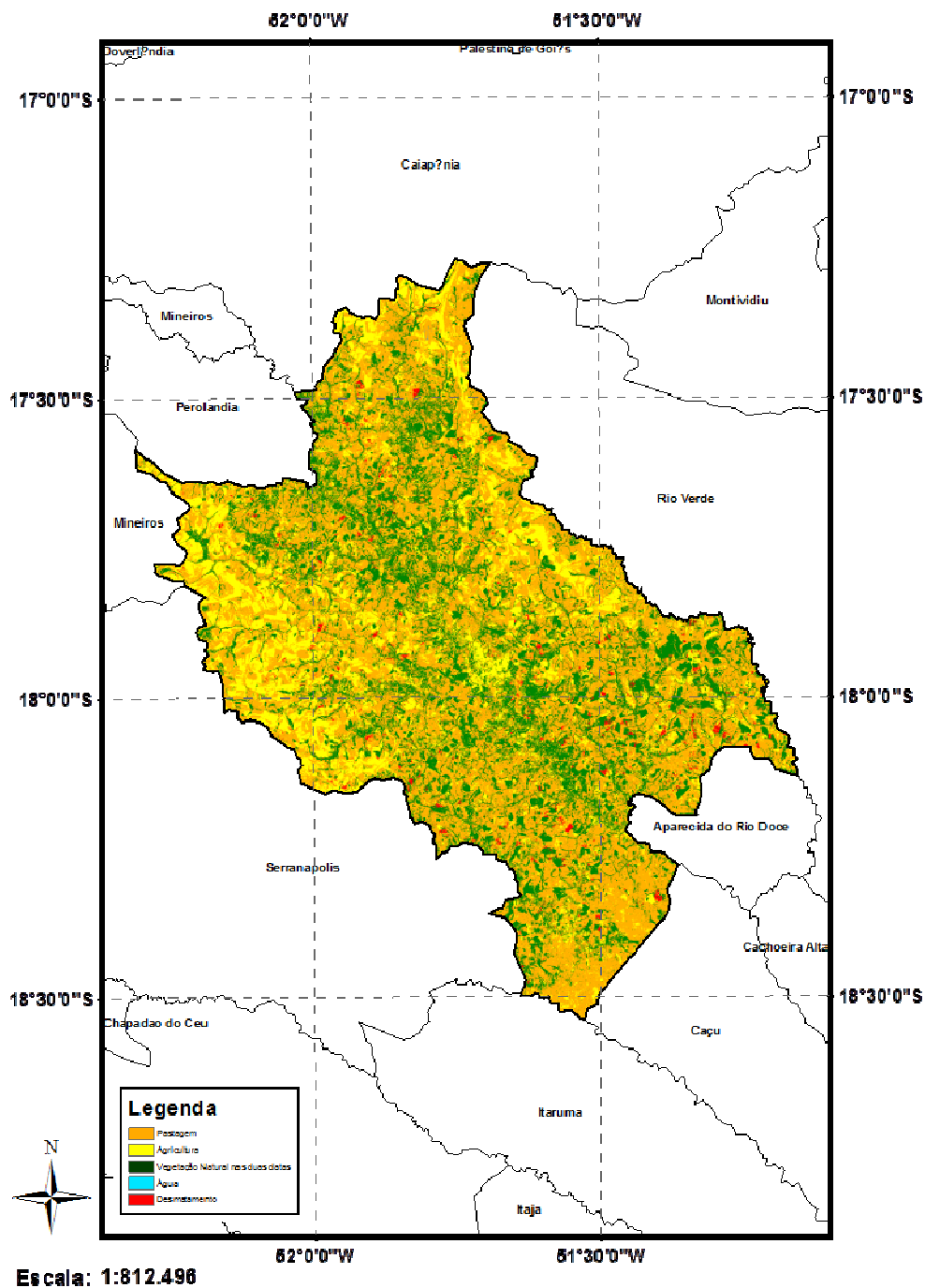


Figura B.3 – Mapa de uso e cobertura do solo em 2001, e de desmatamento entre 1996-2001 gerado a partir do método de TTC.

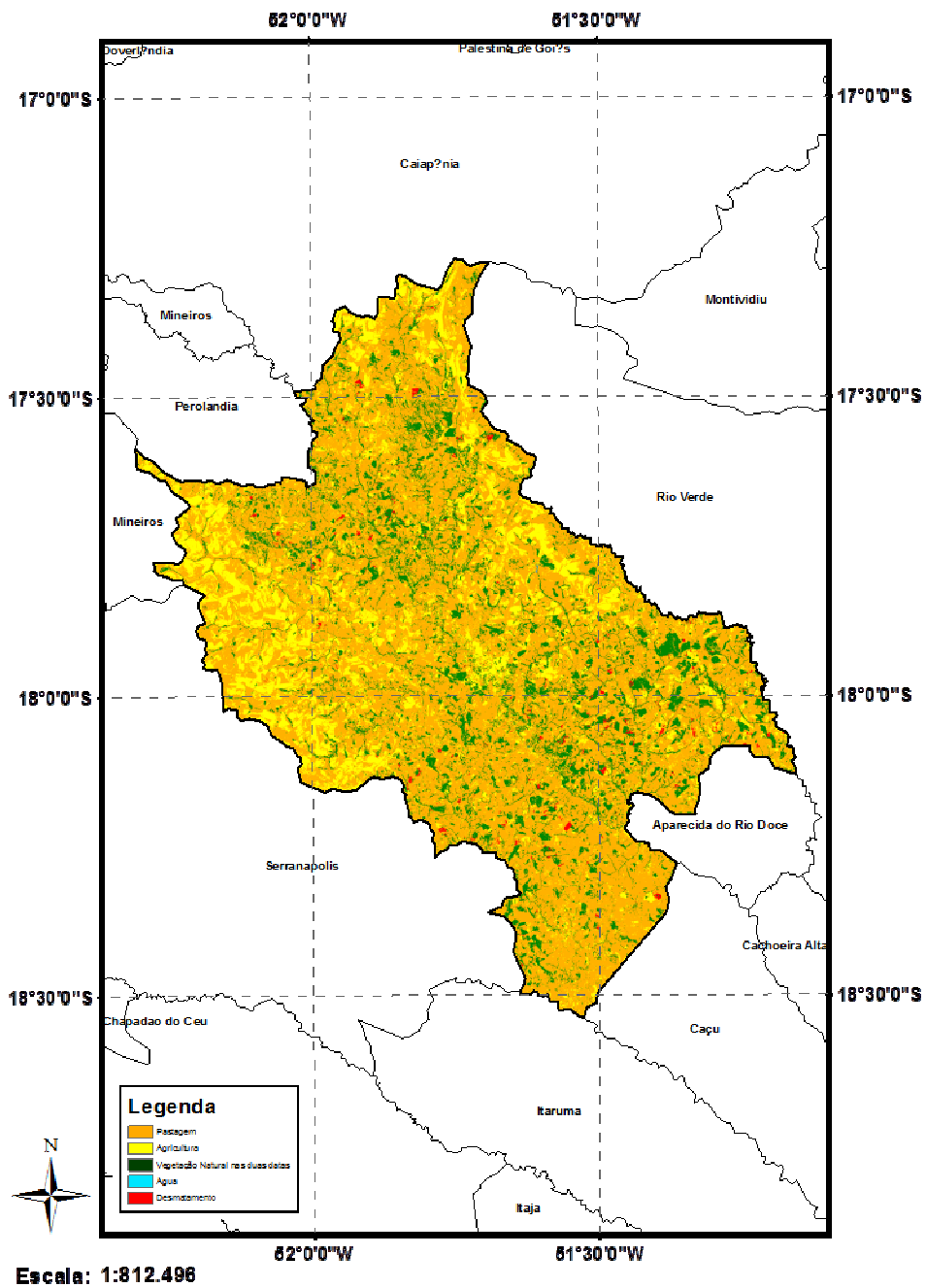


Figura B.4 – Mapa de uso e cobertura do solo em 2001, e de desmatamento entre 1996-2001 gerado a partir do método de MLME.

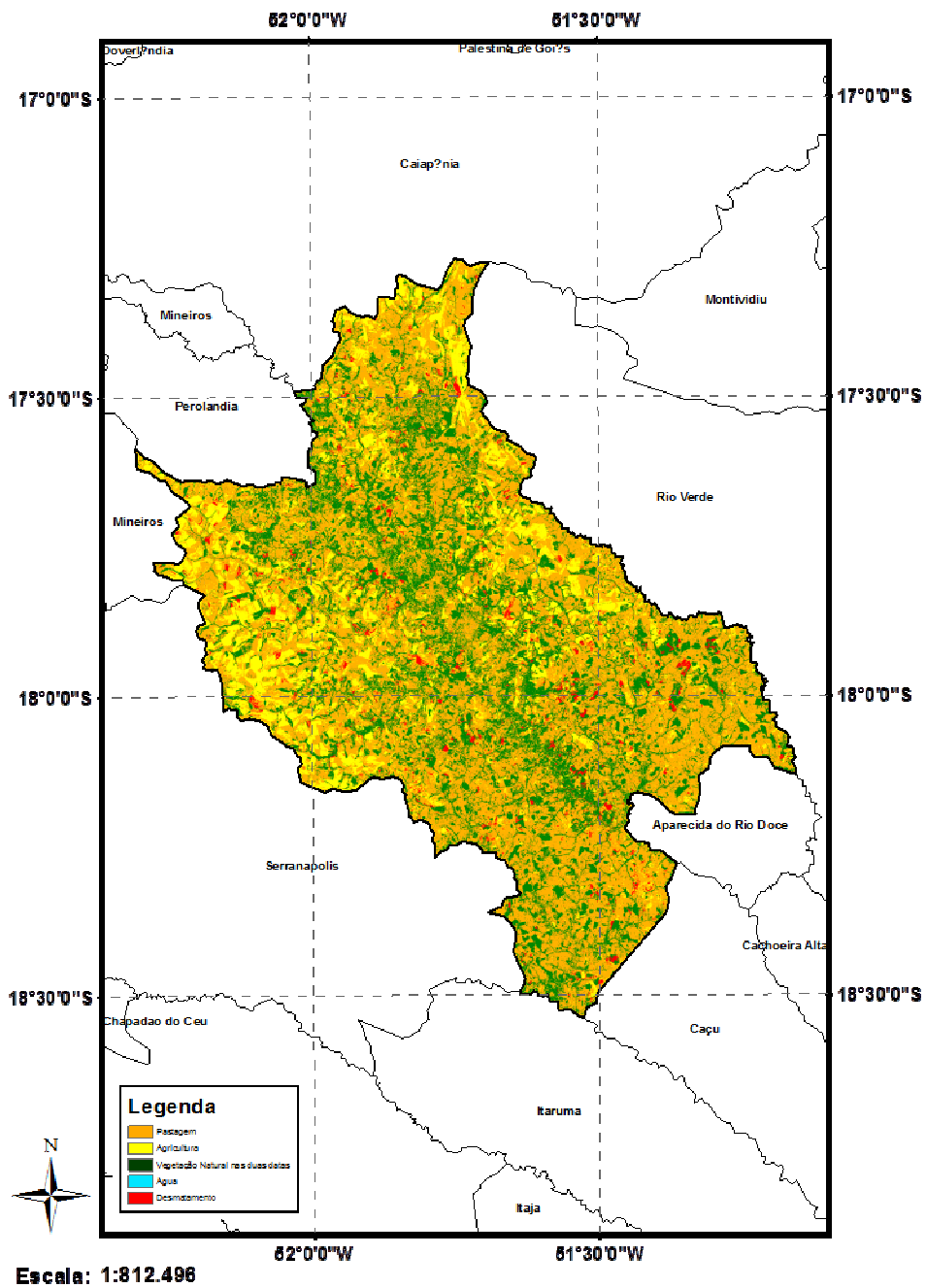


Figura B.5 – Mapa de uso e cobertura do solo em 2004, e de desmatamento entre 2001-2004 gerado a partir do método de TTC.

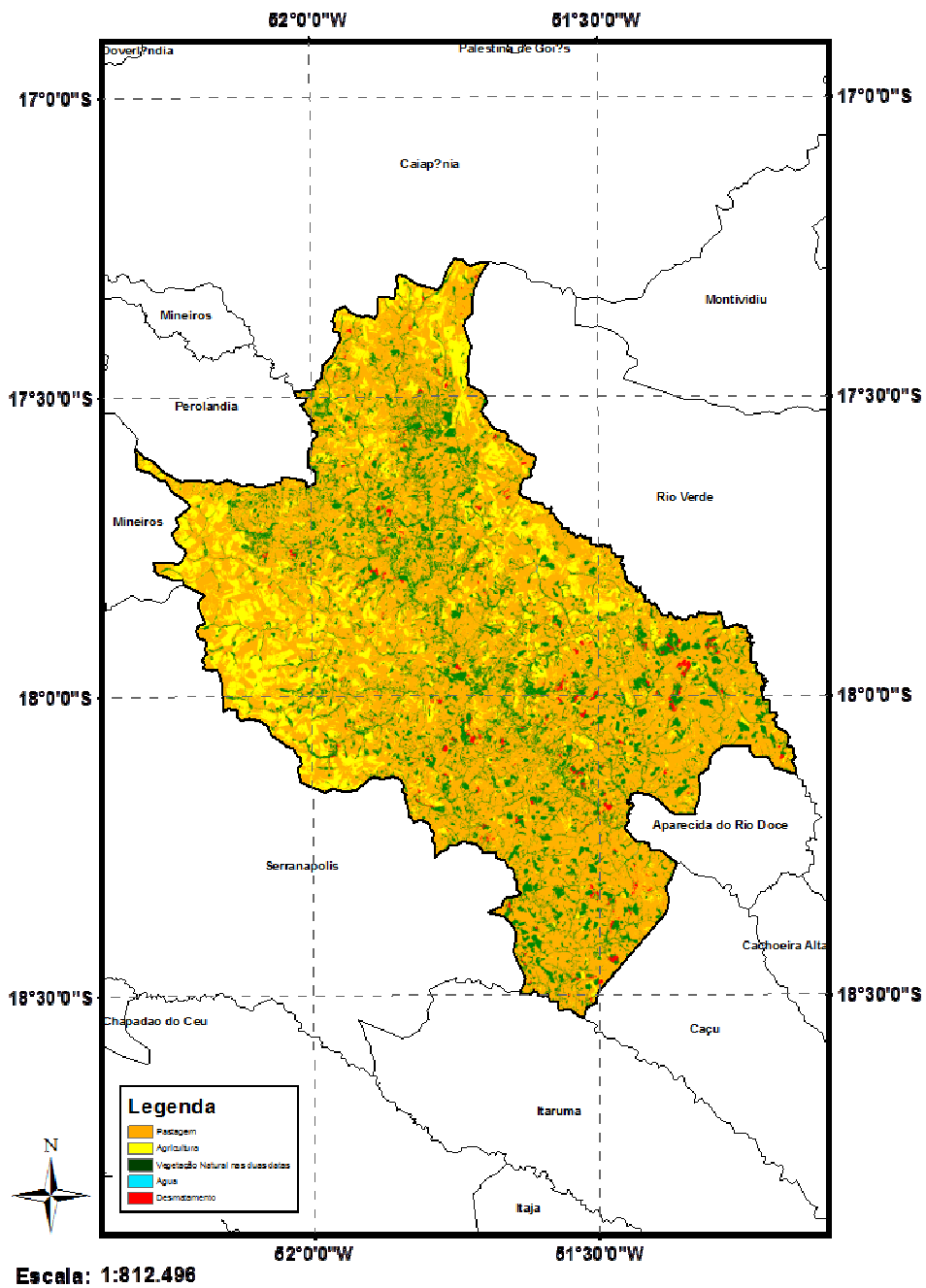


Figura B.6 – Mapa de uso e cobertura do solo em 2004, e de desmatamento entre 2001-2004 gerado a partir do método de MLME.

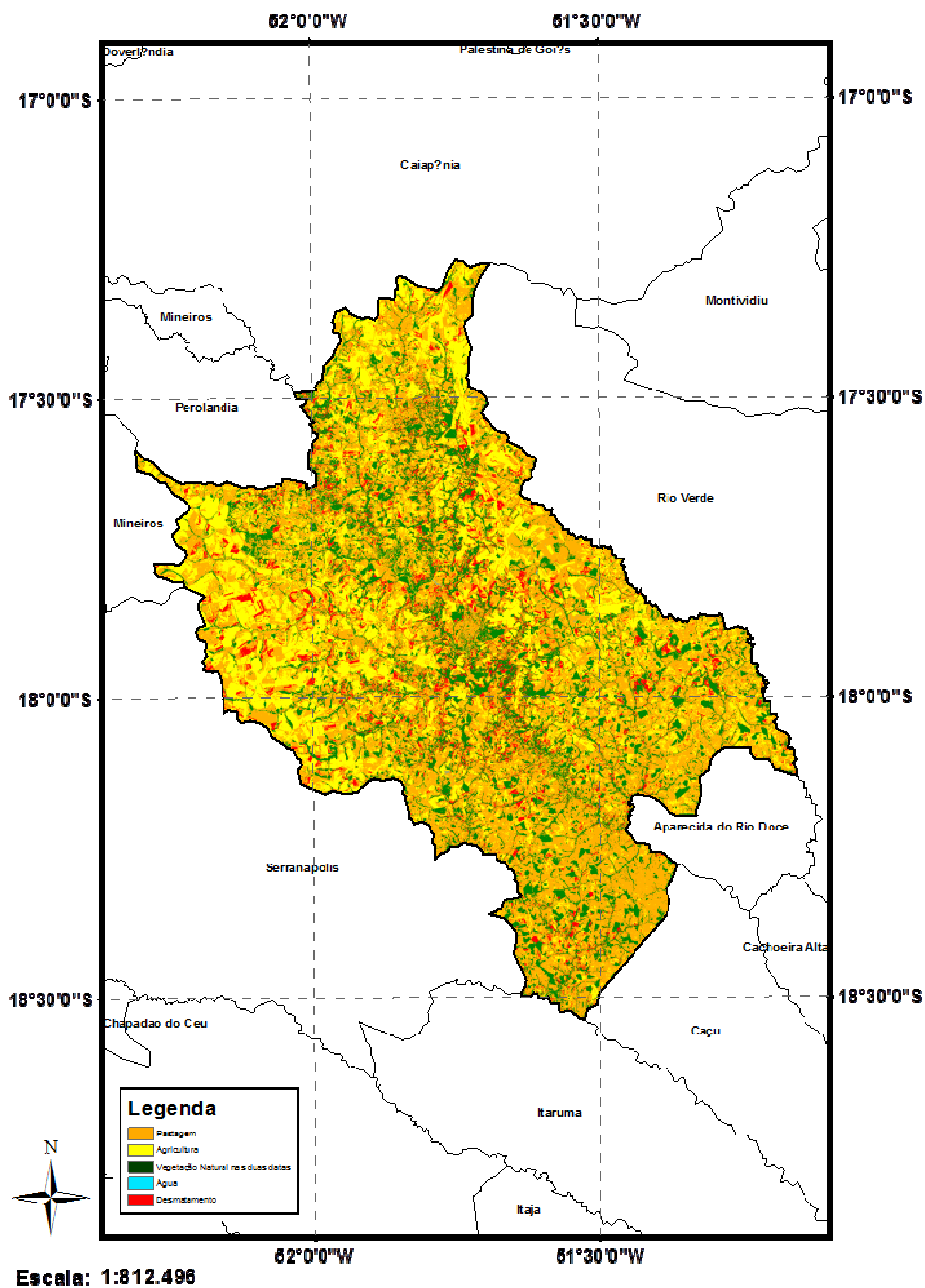


Figura B.7 – Mapa de uso e cobertura do solo em 2008, e de desmatamento entre 2004-2008 gerado a partir do método de TTC.

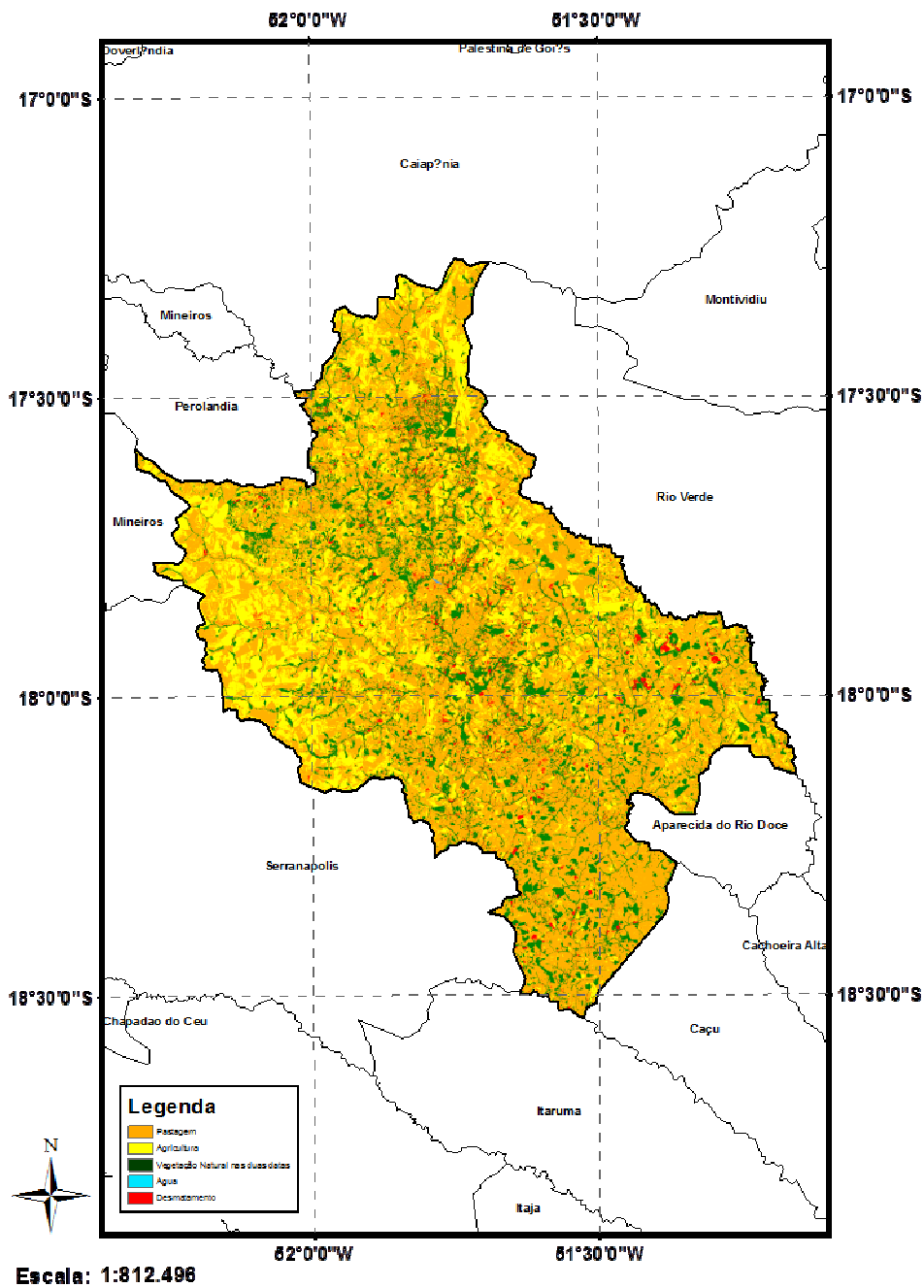


Figura B.8 – Mapa de uso e cobertura do solo em 2008, e de desmatamento entre 2004-2008 gerado a partir do método de MLME.

APÊNDICE C

Tabelas de exatidão e parâmetro estatístico *Kappa* das classificações do MLME e TTC para os quatro períodos de análise (1990-1996; 1996-2001; 2001-2004; 2004-2008).

Tabela C.1 – Valores de exatidão para a classificação das imagens MLME.

1990-1996 MLME

Classe	Agricultura	Água	Desmatamento	Pastagem	Vegetação Natural	Exatidão do usuário
Agricultura	66,07	0	22,22	31,34	8,33	56,92
Água	0	0	0	0	0	0
Desmatamento	0	0	33,33	0	1,67	75
Pastagem/Agricultura	33,93	0	33,33	67,16	43,33	48,39
Vegetação Natural nos dois períodos	0	100	11,11	1,49	46,67	90,32
Numero de Amostras	56	1	9	67	60	
Exatidão Global - (113/193) - 59%						
Coeficiente <i>Kappa</i> - 0,3941						

1996-2001 MLME

Classe	Agricultura	Água	Desmatamento	Pastagem	Vegetação Natural	Exatidão do usuário
Agricultura	54,39	0	12,5	10,13	8,33	70,45
Água	0	0	0	0	0	0
Desmatamento	0	0	25	0	0	100
Pastagem/Agricultura	45,61	0	62,5	89,87	39,58	58,68
Vegetação Natural nos dois períodos	0	0	0	0	52,08	100
Numero de Amostras	57	0	8	79	48	
Exatidão Global - (129/192) - 67%						
Coeficiente <i>Kappa</i> - 0,4870						

2001-2004 MLME

Classe	Agricultura	Água	Desmatamento	Pastagem	Vegetação Natural	Exatidão do usuário
Agricultura	38,46	33,33	0	3,28	7,41	81,08
Água	0	0	0	0	0	0
Desmatamento	0	0	75	0	0	100
Pastagem/Agricultura	60,26	66,67	25	96,72	37,04	45,74
Vegetação Natural nos dois períodos	1,28	0	0	0	51,85	96,55
Numero de Amostras	78	3	4	61	54	
Exatidão Global - (120/200) - 60%						
Coeficiente <i>Kappa</i> - 0,4217						

2004-2008 MLME

Classe	Agricultura	Desmatamento	Pastagem	Vegetação Natural	Água	Exatidão do usuário
Agricultura	40,85	0	23,64	12,9	0	58
Desmatamento	2,82	20	0	8,06	0	12,5
Pastagem/Agricultura	56,34	80	76,36	30,65	0	40
Vegetação Natural nos dois períodos	0	0	0	48,39	100	96,77
Água	0	0	0	0	0	0

Numero de Amostras

Exatidão Global - (102/194) - 53%

Coeficiente *Kappa* - 0,3226

Tabela C.2 – Valores de exatidão para a classificação das imagens TTC.

1990-1996 MLME

Classe	Agricultura	Água	Desmatamento	Pastagem	Vegetação Natural	Exatidão do usuário
Agricultura	55,36	0	44,44	25,37	5	56,36
Água	0	0	0	0	0	0
Desmatamento	0	0	22,22	0	0	100
Pastagem/Agricultura	44,64	0	22,22	68,66	25	52,27
Vegetação Natural nos dois períodos	0	100	11,11	4,48	70	89,32

Numero de Amostras

Exatidão Global - (121/193) - 63%

Coeficiente *Kappa* - 0,4537

1996-2001 TTC

Classe	Agricultura	Água	Desmatamento	Pastagem	Vegetação Natural	Exatidão do usuário
Agricultura	61,4	0	25	11,39	4,17	72,92
Água	0	0	0	0	0	0
Desmatamento	0	0	25	0	2,08	66,67
Pastagem/Agricultura	38,6	0	12,5	67,09	16,67	63,1
Vegetação Natural nos dois períodos	0	0	37,5	21,52	75	64,29

Numero de Amostras

Exatidão Global - (126/192) - 66%

Coeficiente *Kappa* - 0,4886

2001-2004 TTC

Classe	Agricultura	Água	Desmatamento	Pastagem	Vegetação Natural	Exatidão do usuário
Agricultura	35,9	33,33	0	3,28	7,41	80
Água	0	0	0	0	0	0
Desmatamento	5,13	0	75	3,28	0	33,33
Pastagem/Agricultura	52,56	33,33	0	77,05	22,22	46,53
Vegetação Natural nos dois períodos	5,13	33,33	25	14,75	70,37	71,7

Numero de Amostras

Exatidão Global - (116/200) - 58%

Coeficiente *Kappa* - 0,4045

2004-2008 TTC

Classe	Agricultura	Desmatamento	Pastagem	Vegetação Natural	Água	Exatidão do usuário
Agricultura	52,11	0	40	12,9	0	55,22
Desmatamento	8,45	20	5,45	11,29	0	5,88
Pastagem/Agricultura	36,62	80	54,55	20,97	0	41,1
Vegetação Natural nos dois períodos	0	0	0	54,84	100	97,14
Água	0	0	0	0	0	0
Numero de Amostras	71	5	5	55	62	
Exatidão Global - (102/194) - 53%						
Coeficiente <i>Kappa</i> - 0,3292						