UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
FACULDADE DE FILOSOFIA, LETRAS E CIÊNCIAS HUMANAS
DEPARTAMENTO DE GEOGRAFIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM GEOGRAFIA FÍSICA

FERNANDO SHINJI KAWAKUBO

**Metodologia de Classificação de Imagens Multiespectrais aplicada ao Mapeamento
do Uso da Terra e Cobertura Vegetal na Amazônia: Exemplo de Caso na Região
de São Félix do Xingu, Sul do Pará.**

São Paulo

2010

UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
FACULDADE DE FILOSOFIA, LETRAS E CIÊNCIAS HUMANAS
DEPARTAMENTO DE GEOGRAFIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM GEOGRAFIA FÍSICA

**Metodologia de Classificação de Imagens Multiespectrais aplicada ao Mapeamento
do Uso da Terra e Cobertura Vegetal na Amazônia: Exemplo de Caso na Região
de São Félix do Xingu, Sul do Pará.**

Fernando Shinji Kawakubo

Tese de Doutorado apresentada ao Programa de
Pós-graduação em Geografia Física da Faculdade
de Filosofia, Letras e Ciências Humanas da
Universidade de São Paulo, para obtenção do título
de Doutor em Geografia Física.

Orientador: Prof. Dr. Ailton Luchiari

São Paulo

2010

Agradecimentos

Infelizmente não conseguirei listar com precisão todos aqueles que de maneira direta ou indireta me ajudaram neste longo caminho da pós-graduação. Peço desculpas desde já para aqueles que injustamente acabaram ficando fora desta lista de agradecimentos.

Em primeiro lugar, gostaria de expressar os meus mais sinceros agradecimentos e admiração a Rúbia que sempre me apoiou em todos os momentos de minha carreira como estudante e como profissional. Não poderia deixar de citar também o apoio sem exceção dos meus familiares.

Muito obrigado Ailton pela orientação e amizade. Estendo este agradecimento ao Benê, grande amigo que convivi quase que diariamente por cerca de 10 anos.

A todos os professores e funcionários do departamento de Geografia da USP, especialmente aos profs. Reinaldo, De Biasi, Déborah, Raffo, Jurandyr etc.

Aos grandes amigos Kleber, Nader, Richard Gear, Cabelo, George, Jânio, Mônica do Instituto Florestal, Paulão etc...

Não poderia esquecer de registrar os meus agradecimentos ao Sérgio Margulis do Banco Mundial pela possibilidade de contato e esclarecimento de dúvidas a respeito do processo de ocupação na Amazônia.

Apresentação

A extração de informação temática a partir do processamento e interpretação de imagens de sensoriamento remoto é uma das áreas mais importantes da pesquisa vinculada às aplicações na área de Geografia. A última década tem sido marcada pelos lançamentos de vários satélites de sensoriamento remoto que tem proporcionado aos usuários desta tecnologia uma ampla gama de possibilidades de aplicações que se estendem da escala de detalhe (como a do Quick Bird e Ikonos-2 que captam imagens de 0,7 e 1,0 metro respectivamente) a análise regional (como por exemplo, as imagens adquiridas pelo sensor Vegetação a bordo do SPOT-4 e 5 com 1 km de resolução).

Aparentemente, as técnicas desenvolvidas para a extração de informações temáticas não tem acompanhado o mesmo ritmo de desenvolvimento dos novos sensores e de suas plataformas. Talvez o método de classificação de imagens multiespectrais mais conhecido ainda seja o da Máxima Verossimilhança (conhecido pelas suas iniciais MaxVer) desenvolvido na década de 1970 para o Landsat *Mulstispectral Scanner System* (MSS).

Grandes esforços têm sido feitos no sentido de propor métodos alternativos de classificação de imagens que se ajustem ao conteúdo da informação presente na imagem. Métodos que se baseiam em redes neurais artificiais, lógica *fuzzy* e que incluem informações de vizinhança no processo de decisão têm mostrado nítidas vantagens em relação aos classificadores tradicionais estatísticos.

Uma das concepções mais promissoras na extração de informações temáticas trabalha a imagem como sendo formada por um conjunto de objetos e não como *pixels* isolados. Estes objetos, também conhecidos como regiões, podem ser agrupados ou dissociados em função dos níveis hierárquicos e do contexto em que se inserem.

O presente trabalho apresenta uma metodologia de classificação de imagens que se insere dentro desta concepção. A área de estudo corresponde a um trecho do município de São Félix do Xingu, localizado no Sul do Pará. Este município combina elementos clássicos das fronteiras mais antigas (como o processo de pecuarização e conflitos fundiários) com elementos atuais caracterizados por um quadro mais efetivo de políticas de proteção ambiental.

Ao longo do desenvolvimento deste trabalho, vários testes foram realizados inclusive em outras áreas de estudo para ajustar a metodologia. Estes testes resultaram em dois artigos que foram publicados em revistas especializadas (KAWAKUBO *et al.* 2009; Kawakubo *et al.* 2010).

Sumário

Índice.....	v
Índice de Tabelas.....	vi
Índice de Quadros.....	vii
Índice de Figuras.....	viii
Glossário de Siglas.....	xi
Resumo.....	xiii
Abstract.....	xiv
1. Introdução.....	1
2. Hipótese.....	4
3. Objetivos	5
4. Justificativa.....	6
5. Revisão Bibliográfica.....	8
6. Área de Estudo.....	44
7. Lista de Materiais.....	52
8. Método	57
9. Resultados.....	70
10. Considerações Finais e Perspectivas Futuras	97
11. Bibliografia.....	101

Índice

1. Introdução.....	1
2. Hipótese.....	4
3. Objetivos	5
3.1. Gerais	5
3.2. Específicos.....	5
4. Justificativa.....	6
4.1. Por que o Sensoriamento Remoto?	6
4.2. Por que São Félix do Xingu?	6
4.3. Por que Mapear o Desmatamento e Uso da Terra/Cobertura Vegetal?	7
5. Revisão Bibliográfica.....	8
5.1. A ocupação na Amazônia e os Impactos Sociais e Ambientais	8
5.2 O Papel do Sensoriamento Remoto na Amazônia	16
5.3. Modelo de Mistura Espectral.....	25
5.4. Classificação <i>Pixel a Pixel</i> e com Abordagem Espacial	35
6. Área de Estudo.....	44
6.1. São Félix do Xingu no Contexto do Estado do Pará.....	44
6.2. Área Seleccionada.....	48
7. Lista de Materiais.....	52
7.1. Mapas e Dados.....	52
7.2. <i>Softwares</i>	52
7.3. Imagens de Satélite	53
7.3.1 Breve Análise das Imagens.....	53
8. Método	57
8.1. Correção Geométrica e Radiométrica das Imagens TM	58
8.2. Modelo Linear de Mistura Espectral.....	63
8.3. Classificação	65
8.4. Processamento das Imagens HRC e Validação da Classificação	67
8.5. Detecção de Mudanças.....	69
9. Resultados.....	70
10. Considerações Finais e Perspectivas Futuras	97
11. Bibliografia.....	101

Índice de Tabelas

Tabela 1. Dados das imagens Landsat-5 TM selecionadas.	54
Tabela 2. Dados das imagens de alta resolução do sensor HRC a bordo do satélite CBERS-2B.	56
Tabela 3. Coeficientes utilizados para a conversão dos DN's para valores físicos expressos em radiância e reflectância - adaptado de Chander e Markham (2003).....	60
Tabela 4. Valores selecionados no histograma da imagem para a aplicação do método DOS de Chaves (1988).....	70
Tabela 5. Valores de <i>ganho</i> e <i>offset</i> utilizados na calibração das imagens multitemporais do satellite Landsat-5 TM.	73
Tabela 6. Valores de R^2 mostrando o ajuste das imagens na calibração.....	74
Tabela 7. Matriz de erro gerada para avaliar a exatidão da classificação da imagem TM de 2008 considerando 9 classes.	89
Tabela 8. Matriz de erro gerada para avaliar a exatidão da classificação da imagem TM de 2008 considerando 6 classes.	91

Índice de Quadros

Quadro 1. Descrição das classes mapeadas*	83
--	----

Índice de Figuras

Figura 1. Principais áreas de desmatamento da Amazônia Legal. O desmatamento concentra-se na extensa faixa denominada de “Arco do Desmatamento” e nas proximidades das rodovias: oeste do Maranhão e Tocantins, leste e sul do Pará, norte do Mato Grosso, Rondônia e leste do Acre. Focos importantes de desmatamento são observados ao longo das rodovias Transamazônia (especialmente em Santarém e Altamira), BR-163 (Novo Progresso) e em Lábrea no sul do Estado do Amazonas.....	13
Figura 2. Principais sistemas aéreos e orbitais (desativados e em operação) empregados no mapeamento.....	18
Figura 3. Decomposição perfeita de um Modelo Linear de Mistura Espectral (MLME) num <i>pixel</i> de 30m englobando uma mistura com três componentes: vegetação, água e solo. Neste caso, o resíduo é zero.	27
Figura 4. (a) Imagem original identificado os <i>pixels</i> sementes com valores 1 (coordenadas 3º linha, 2º coluna) e 7 (coordenadas 3º linha, 4º coluna); (b) resultado da segmentação rotulado como classes a e b usando um limiar <i>T</i> com diferença de menos 3 entre os níveis de cinza; (c) resultado da segmentação rotulado como classe a adotado um <i>T</i> com diferença de menos 8. Adaptado de Gonzalez e Wood (1992).....	41
Figura 5. Evolução do rebanho bovino no Pará e o incremento do desmatamento.....	46
Figura 6. Avanço do desmatamento bruto por município no Estado do Pará utilizando os dados do PRODES Digital-INPE.	47
Figura 7. Distribuição da população do Pará em 2007 e o crescimento observado ao longo dos anos.	47
Figura 8. Localização da área de estudo referente às cenas 225/64-65 do satélite Landsat-5 TM com os limites das Terras Indígenas e Unidades de Conservação. O polígono tracejado em destaque corresponde ao mosaico de imagens do sensor HRC do satélite CBERS-2B utilizado para a validação da classificação.	49
Figura 9. Mapa de Vegetação do Radambrasil (1974) referente às cenas 225/64-65 do satélite Landsat-5 TM.	51
Figura 10. Fluxograma seguido no processamento das imagens Landsat-5 TM.	57
Figura 11. Resposta espectral das classes coletadas na imagem.	71
Figura 12. Exemplo de calibração por meio da técnica do <i>empirical line</i> . Os espectros de solo, sombra e vegetação foram coletados das próprias imagens. As imagens TM08-	

22564 (previamente corrigidas em relação ao efeito atmosférico aditivo e convertidas para refletância aparente) foram utilizadas como referencia para transformar as imagens brutas expressas em valores de níveis de cinza (0-255) para valores de refletância (0-1).	72
Figura 13. Imagens-frações derivada do modelo linear de mistura espectral (MLME). As proporções de mistura foram estimadas das bandas 1 a 5 e 7 do satélite Landsat-5 TM de 2008, órbita/ponto 225/64-65.	76
Figura 14. Composição colorida RGB das imagens-frações solo (vermelho), vegetação (verde) e sombra (azul). As cores: verde = floresta e capoeira; azul = água, sombra e queimadas; vermelho = área urbana, solo exposto, campo/pastagem. As imagens-frações foram estimadas das bandas 1 a 5 e 7 do satélite Landsat-5 TM de 2008, órbita/ponto 225/64-65.	78
Figura 15. Exemplo de procedimentos adotados na classificação de 2008.	79
Figura 16. Mapeamento das classes Água, Floresta e Queimada-1 (etapa-1).	79
Figura 17. Mapeamento da classe Queimada-2 (etapa-2).	81
Figura 18. Mapeamento das classes Capoeira, Campo/Pastagem-1, Campo/Pastagem-2 e Solo Exposto (etapa-3).	82
Figura 19. Gráfico de triângulo mostrando os valores mistura de cada classe. As proporções foram extraídas da própria imagem (200-400 <i>pixels</i>).	84
Figura 20. Mapa de uso da terra e cobertura vegetal de 2008.	86
Figura 21. Faixa que compreende o mosaico das cinco cenas do sensor HRC a bordo do satélite CBERS-2B empregada na validação. Os pontos foram definidos de maneira aleatória contemplando no mínimo 50 pontos para cada classe.	87
Figura 22. a) Fusão de Imagem derivada da transformação IHS utilizando a composição colorida TM 3R2G1B e imagem pancromática do sensor HRC do satellite CBERS-2B; b) Recorte do mapa de uso da terra e cobertura vegetal de 2008.	88
Figura 23. Evolução do uso da terra/cobertura vegetal. Em (A): composições coloridas das frações Solo (R), Vegetação (G) e Sombra (B). Em (B): resultado das classificações utilizando a metodologia descrita.	92
Figura 24. Gráfico mostrando a evolução do uso da terra/cobertura vegetal ao longo dos anos.	93
Figura 25. Avanço da utilização da terra para a pecuária ao longo dos anos.	94
Figura 26. Esquema de evolução e tendências do desmatamento e da atividade pecuária. As larguras das barras representam a área do desmatamento em Km ² . As setas	

pontilhadas indicam os vetores ainda em fase de estruturação. A seta continua indica
área de ocupação consolidada. 95

Glossário de Siglas

AC = Análise Canônica

ACP = Análise por Componentes Principais

ALOS = *Advanced Land Observing Satellite*

AVHRR = *Advanced Very High Resolution Radiometer*

AVIRIS = *Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer*

CBERS = *China-Brazil Earth-Resources Satellite.*

CCD = *Couple Charged Device*

DEM = *Digital Elevation Model*

DNIT = Departamento Nacional de Infra-Estrutura de Transportes

DOS = *Dark Object Subraction*

ECHO = *Extraction of Homogeneous Objects*

ETM+ = *Enhanced Thematic Mapper*

FUNAI = Fundação Nacional do Índio

GLCF = *Global Land Cover Facility*

HRC = *High Resolution Camera*

HRVIR = *High Resolution Visible and Infrared*

IBAMA = Instituto Brasileiro do Meio Ambiente e dos Recursos Naturais Renováveis

IBGE = Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística

IFOV = *Instantaneous Field Of View*

IHS = *Intensity, Hue e Saturation*

ILWIS = *Integrated Land and Water Information System*

IMAZON = Instituto do Homem e Meio Ambiente da Amazônia

INCRA = Instituto Nacional Colonização e Reforma Agrária

INPA = Instituto de Pesquisas da Amazônia

INPE = Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais

IRS = *Indian Resource Satellite*

ISA = Instituto Sócio Ambiental

ITC = *International Institute for Geo-Information Science and Earth Observation*

ITERPA = Instituto de Terras o Pará

JM = Distância Jeffries-Matusita

KT = Transformação de Kauth e Thomas

LBA = *Large Scale Biosphere Atmosphere Experiment in the Amazon*
 MAXVER = máxima verossimilhança
 MESMA = *Multiple Endmember Spectral Mixture Analysis*
 MME = Modelo de Mistura Espectral
 MLME = Modelo Linear de Mistura Espectral
 MSS = *MulstiSpectral Scanner System*
 MODIS = *Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer*
 NDVI = *Normalized Difference Vegetation Index*
 NIR = *Near Infrared*
 NOAA = *National Oceanic and Atmospheric Administration*
 NPV = *Non-Photosynthetic Vegetation*
 PALSAR = *Phased Array type L-band Synthetic Aperture Radar*
 POLAMAZONIA = Programa de Pólos Agropecuários e Agro-minerais
 PRODES = Programa de Monitoramento do Desmatamento da Amazônia Legal
 PROTERRA= Programa de Redistribuição de Terras
 RMS = *Root-Mean Square Error*
 SAR = *Synthetic Aperture Radar*
 SIDRA = Sistema IBGE de Recuperação Automática
 SIPAM = Sistema de Proteção da Amazônia
 SPOT = *Satellite Pour l'Observation de la Terre*
 SPRING = Sistema de Processamento de Imagens Georeferenciadas
 SRTM = *Shuttle Radar Topography Mission*
 SUDAM = Superintendência de Desenvolvimento da Amazônia
 SWIR = *Short Wave Infrared*
 TI = Terra Indígena
 TM = *Thematic Mapper*
 UC = Unidade de Conservação
 USGS = *United States Geological Survey*
 UTM = Universal Transversa de Mercator
 WFI = *Wide Field Imager*

Resumo

Este trabalho apresenta uma metodologia de classificação de imagens multiespectrais aplicada a análise e mapeamento da evolução do uso da terra/cobertura vegetal em São Félix do Xingu, Sul do Pará. Imagens frações representando as proporções de sombra, vegetação e solo foram estimadas a partir das bandas 1 a 5 e 7 do Landsat-5 TM e relacionadas com as estruturas das classes de uso da terra/cobertura vegetal. As imagens frações geradas do modelo linear de mistura espectral foram importantes para reduzir a massa de dados e ao mesmo tempo realçar alvos de interesse na imagem. A banda do infravermelho próximo (TM-4) foi importante para realçar áreas de queimadas. A classificação adotada foi dividida em etapas combinando técnica de segmentação por crescimento de regiões e uso de máscaras. Por meio da máscara foi possível restringir o processo de segmentação em regiões pré-estabelecidas com o intuito de adquirir um melhor particionamento da imagem. Adotando este procedimento, ao invés de realizar uma única segmentação para mapear todas as classes em uma única vez, foram realizadas várias segmentações ao longo das etapas. As regiões segmentadas foram agrupadas com um classificador não-supervisionado batizado de ISOSEG. Os resultados mostram que a metodologia é bastante eficiente. A matriz de erro gerada para a classificação de 2008 apontou que as confusões mais frequentes ocorreram entre as classes que apresentaram em certas localidades proporções de misturas parecidas: Capoeira e Campo/Pastagem-2; Campo/Pastagem-1 e Campo/Pastagem-2; Queimada-1 e Queimada-2; Solo Exposto e Campo/Pastagem-1. Considerando nove classes, o índice *Kappa* atingiu 0,58, o que representa um valor de concordância classificada como moderada. Quando o número de classes foi reduzido para 6, agrupando as classes que apresentaram as maiores confusões, o índice *Kappa* subiu para 0,80, atingindo um valor de concordância quase perfeita. A comparação dos resultados das classificações de 1987, 1992, 2000 e 2008 juntamente com a análise de dados auxiliares permitiu traçar um modelo de evolução do desmatamento e do uso da terra para São Félix do Xingu. O intenso desmatamento observado principalmente a partir de 2000 foi relacionado com o incremento da atividade pecuária, sendo São Félix do Xingu o município que detém atualmente o segundo maior rebanho bovino do País.

Palavras-Chave: Sensoriamento Remoto, Uso da Terra/Cobertura Vegetal, Metodologia de Classificação, Modelo de Mistura, Segmentação por Máscara.

Abstract

In this work we present a methodological procedure for multi-spectral images classification to evaluate and map land-use and land-cover changes in São Félix do Xingu, Southern Pará (Brazilian Amazon). Fraction images representing shade, vegetation and soil abundance at the pixel scale were estimated using all six reflective bands of Thematic Mapper sensor (TM-1 to TM-5 and TM-7) and related to different types of land-use and land-cover classes. The linear spectral mixing analysis method was an alternative approach adopted to reduce the data-dimensionality while at the same time enhancing targets of interest. Also, the near-infrared band (TM-4) was employed to separate areas affected by burns (*Queimadas* in Portuguese). The classification routines were performed in stages by combining region-growing segmentation and use of masking techniques. For each stage, the segmentation process was directed to pre-selected areas by masking techniques in order to obtain a better image partitioning. This procedure resulted in more than one segmentation thereby reducing confusing errors during the classification routine. An unsupervised classifier by region named ISOSEG was employed to classify the segmented images. The analysis of classification results was mainly qualitative and visual except for the 2008 classification which was assessed through an error matrix. According to the error matrix analysis, misclassifications arose more frequently when a set of classes with similar mixture proportions were involved, such as: *Capoeira* and *Campo/Pastagem-2*; *Campo/Pastagem-1* and *Campo/Pastagem-2*; *Queimada-1* and *Queimada-2*, and finally Bare Soil and *Campo/Pastagem-1*. As a robust measure of concordance for dichotomous data, the kappa statistic reached a value of 0.62 by considering nine land types of classes and it rose to 0.80 when the mapping classes were diminished to six. These kappa values represent moderate and strong agreements between the remotely sensed classification and the reference data, respectively. Making use of the classification results from 1987, 1992, 2000 and 2008 and auxiliary data, we tried to design a simple land evolution model to São Félix do Xingu. The deforestation process – notably intensified since 2000 – has been driven mainly by a continuous increase in cattle breeding, for which São Félix do Xingu has the second-largest cattle herd of all Brazilian municipalities.

Key-Words: Remote Sensing, Land Use/Land Cover, Classification, Mixing Model, Region Growing Segmentation, Masking Techniques.

1. Introdução

O desmatamento é um processo que tem ocorrido desde épocas remotas. Porém, é após a Revolução Industrial, que ocorreu na segunda metade do século XVIII na Inglaterra, que o ritmo do desmatamento se acelerou em todo o mundo. A substituição do modo de produção doméstico pelo o fabril provocou enormes transformações e impactos na estrutura social e no meio ambiente. Extensas áreas de ecossistemas naturais foram destruídas em razão do rápido crescimento dos centros urbanos e da expansão das atividades extrativistas, agrícolas e pecuárias.

Por muitos anos, os problemas relacionados à degradação ambiental foram tratados como questões secundárias. Somente nas últimas décadas que os problemas relacionados à degradação ambiental começaram a ser tratados com maior seriedade. Grande parte deste paradigma está relacionada especialmente às possíveis alterações climáticas causadas pela emissão indiscriminada de gases que contribuem com o aumento do chamado efeito estufa. Dentre as inúmeras conseqüências estariam: o aumento da temperatura média global, causando o derretimento das calotas polares e a conseqüente elevação do nível médio dos mares; inundações de grandes centros urbanos localizados nas zonas costeiras; prejuízos na agricultura, perda da biodiversidade *etc.*

A bacia Amazônica compreende uma extensa área de 6 600000 Km² pertencentes ao Brasil, Colômbia, Bolívia, Equador, Peru e Venezuela. Além de sua enorme extensão, a bacia Amazônica se destaca no cenário internacional pelas riquezas naturais e papel que exerce no funcionamento do clima nas escalas regional e global. Vários trabalhos científicos publicados em revistas especializadas têm relatados os impactos causados pelo desmatamento e uso da terra no ciclo hidrológico, na degradação do solo e na diversidade biológica.

Um dos maiores projetos científicos desenvolvidos na Amazônia é o *Large Scale Biosphere Atmosphere Experiment in the Amazon* (LBA). O LBA é uma iniciativa internacional de pesquisa global coordenada pelo Instituto de Pesquisas da Amazônia (INPA) e pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) em parceria com pesquisadores europeus e americanos. O projeto tem como finalidade estudar o funcionamento climatológico, ecológico, biogeoquímico e hidrológico da Amazônia, do

impacto das mudanças dos usos da terra nesse funcionamento, e das interações entre a Amazônia e o sistema biogeofísico global (LBA, 2009).

O processo de desmatamento na Amazônia brasileira é relativamente recente e está intimamente relacionado com os grandes projetos de ocupação da Amazônia colocados em prática durante o governo militar. As políticas de ocupação se deram por meio de projetos de colonização, construção de estradas, incentivos fiscais *etc.*

Com estes programas, a população da região norte cresceu em ritmos acelerados, grande parte em consequência dos fluxos migratórios de nordestinos e sulistas em busca das “novas fronteiras” a serem exploradas. A população, que era de 2,6 milhões de habitantes em 1960, passou a ter pouco mais de 4 milhões em 1970 e quase 6 milhões em 1980. De acordo com o censo de 2000 do IBGE, a população encontrava-se próximo a 12 milhões de habitantes. O Pará é o estado que possui a maior população, contando com cerca de 6,2 milhões de habitantes, seguido pelo estado do Amazonas com 2,8 milhões.

Infelizmente, as taxas de desmatamento observadas na região acompanharam o ritmo do “desenvolvimento regional”. O desmatamento se estende por uma ampla faixa que vai de Rondônia até o Maranhão denominada de “Arco do Desmatamento”.

Diferentemente do que aconteceu no passado, quando o governo induziu a formação da fronteira agrícola na Amazônia, a atual fronteira de ocupação é diferente. A nova fronteira agrícola é impulsionada por uma ampla diversidade de atores com diferentes motivações econômicas que inclui a posse da terra, exploração de madeira, pecuária e soja (BECKER, 2005).

Por causa da enorme extensão territorial e dificuldade de acesso, a tecnologia de sensoriamento remoto tem sido a principal ferramenta empregada pelos órgãos de pesquisa para mapear e monitorar o avanço do desmatamento e uso da terra na Amazônia brasileira.

O Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) sempre teve papel de destaque nos estudos relacionados à Amazônia, participando direta ou indiretamente de grandes projetos desenvolvidos ao longo dos tempos. Desde a década de 1970, o INPE recebe imagens do programa espacial norte-americano Landsat em sua estação de

recepção e gravação instalada em Cuiabá, MT. Estas imagens constituem num dos acervos cartográficos mais importantes existentes para os estudos relacionados à ocupação na Amazônia.

Cabe ao INPE através do Programa de Monitoramento do Desmatamento da Amazônia Legal (conhecida pela sigla PRODES) a divulgação anual das taxas de desmatamento da Amazônia brasileira. O INPE é responsável, também, pelo desenvolvimento - em parceria com a China, dos satélites da *série* CBERS (*China-Brazil Earth-Resources Satellite*). O programa CBERS foi iniciado em 1988 como um modelo de cooperação e intercâmbio tecnológico entre países emergentes. As imagens geradas pelos satélites CBERS-2 e CBERS-2B são empregadas em conjunto com os dados do satélite Landsat para calcular os valores de desmatamento da Amazônia. O INPE disponibiliza as imagens do CBERS gratuitamente pela internet.

A região amazônica conta também com um importante sistema de proteção e controle do seu território denominado de SIPAM (Sistema de Proteção da Amazônia). O SIPAM possui duas grandes áreas: uma subordinada ao Ministério da Defesa, com responsabilidades de vigilância da fronteira (espaço aéreo e fluvial) e combate ao tráfico de drogas; e a outra, subordinada a Casa Civil da Presidência da República, que tem seu foco no contexto civil fornecendo informações meteorológicas e dados para realizar o monitoramento e proteção do meio ambiente.

Apesar dos inúmeros esforços feitos para conter o ritmo acelerado do desmatamento, a Amazônia brasileira ainda continua sendo palco de intensa exploração predatória dos recursos naturais. Somam-se ainda os inúmeros problemas sociais decorrentes da forma como foi feita a ocupação. A apropriação de terras públicas e violação dos direitos humanos são alguns destes problemas que a Amazônia vivencia.

2. Hipótese

A hipótese estabelecida neste trabalho é a de que é possível mapear diferentes classes de uso da terra/cobertura vegetal utilizando atributos de mistura do *pixel* e análise contextual. É assumido que o *pixel* de uma imagem multiespectral ou hiperespectral é formado na maioria das vezes por misturas. Estas misturas variam de acordo com a resolução espacial do sensor. A mistura do *pixel* pode ser decomposta em imagens frações por meio de um modelo de mistura espectral. Diferentes classes de uso da terra e cobertura vegetal são discriminadas de acordo com as variações nas proporções de misturas observadas nas imagens frações. A análise contextual melhora o desempenho da classificação porque outros atributos como tamanho e textura das classes além de informações adicionais provenientes de mapas temáticos também podem incorporados na classificação.

3. Objetivos

3.1. Gerais

- ❖ Contribuir com os estudos regionais da Amazônia, contemplando especialmente a temática do uso da terra/cobertura vegetal e os problemas de desmatamento na região.
- ❖ Identificar os principais agentes transformadores da paisagem no tempo e no espaço, a forma de exploração e o aproveitamento da terra.

3.2. Específicos

- ❖ Analisar a dinâmica do uso terra/cobertura vegetal na região de São Félix do Xingu (Sul do Pará) por meio de imagens óticas de sensoriamento remoto e dados auxiliares.
- ❖ Apresentar uma metodologia simples de mapeamento que faz uso da técnica do modelo de mistura espectral e classificação orientada a regiões com o objetivo de aperfeiçoar o processamento das imagens e reduzir o tempo de edição da classificação.

4. Justificativa

4.1. Por que o Sensoriamento Remoto?

O sensoriamento remoto talvez seja a única tecnologia disponível na atualidade que permite mapear e monitorar as transformações na paisagem da Amazônia (por exemplo, desmatamento e uso da terra/cobertura vegetal) de maneira efetiva. Ou seja, adquirindo dados em grandes áreas, em intervalo relativamente curto entre uma data e outra, a baixo custo e em diferentes comprimentos de onda.

Muitas áreas na Amazônia são inacessíveis para a realização de trabalhos de campo. Na maioria das vezes, as visitas técnicas restringem-se as localidades próximas às estradas e rios. Em razão da dimensão da Amazônia (a Amazônia Legal abrange 4900000 Km²) e as dificuldades encontradas para a realização de trabalhos de campo, o desenvolvimento de metodologias que visem o aprimoramento da extração de informação temática por meio da tecnologia do sensoriamento remoto é de suma importância.

4.2. Por que São Félix do Xingu?

O desmatamento em São Félix (Sul do Pará) é relativamente recente e tem transformado em ritmos acelerados grandes áreas de floresta em queimadas e terras destinadas em sua maioria à pecuária. Segundo as estimativas do PRODES digital do INPE, no ano de 2007-2008 o município de São Félix do Xingu foi o campeão nacional de desmatamento, devastando 759,4 Km² de floresta, o que equivale a 1% do seu território apenas naquele ano. Até 2008 o município tinha desmatado 18,86% do território, uma área acumulada de 15 887 Km².

Em razão do intenso desmatamento e dos problemas relacionados aos conflitos fundiários, São Félix do Xingu se destaca como um dos municípios mais ativos da nova fronteira agrícola da Amazônia brasileira. Este tipo de cenário é interessante para testar a eficácia de uma metodologia de sensoriamento remoto que visa mapear e acompanhar as transformações na paisagem relacionada ao desmatamento e uso da terra/cobertura vegetal.

4.3. Por que Mapear o Desmatamento e Uso da Terra/Cobertura Vegetal?

O levantamento de informações relacionadas ao desmatamento e uso da terra/cobertura vegetal é extremamente importante para subsidiar medidas que visem o combate ao desmatamento ilegal da floresta. Conhecer os agentes responsáveis pelo desmatamento e como às terras são utilizadas é vital para qualquer programa que busca a redução do desmatamento e o uso racional dos recursos naturais.

Nos modelos climáticos, as informações de desmatamento e uso da terra/cobertura vegetal são importantes para simular tanto a quantidade de gases (do efeito estufa) liberada para a atmosfera quanto a capturada pela vegetação.

O mapeamento de queimadas é importante, por exemplo, porque as maiores taxas de emissões do CO₂ (gás carbônico) na atmosfera não ocorrem imediatamente após as derrubadas das árvores, mas após as queimadas (ARAÚJO *et al.* 1998). Um outro gás do efeito estufa é o CH₄ (gás metano) que é 21 vezes mais eficiente que o CO₂ para reter calor na atmosfera (ARM, 2001). O Brasil encontra-se na quinta posição dos países que mais emitem CH₄ de origem antropogênica no mundo, em grande parte por causa da extensa atividade pecuarista.

A estimativa das áreas cobertas por capoeiras (vegetação em algum estágio de regeneração) também é importante por causa da capacidade que a vegetação possui de capturar carbono da atmosfera, principalmente nos primeiros trinta anos de regeneração (LUCAS *et al.* 1993).

5. Revisão Bibliográfica

5.1. A ocupação na Amazônia e os Impactos Sociais e Ambientais

A ocupação intensa da Amazônia é relativamente recente. Ela ocorreu principalmente a partir das décadas de 1960 e 1970, com a criação e/ou execução dos programas de desenvolvimento regional. O maior fluxo migratório registrado até então tinha sido na década de 1940. Estima-se que entre 1942-1945 cerca de 100 mil imigrantes nordestinos tinham chegado na Amazônia por causa da extração da borracha (OLIVEIRA, 1983).

Durante o período de governo militar (especialmente nas décadas de 1960-1970) a região amazônica era encarada como um imenso vazio demográfico que deveria ser ocupada como meio de garantir a soberania do território nacional. Apesar da Amazônia ter passado pelo ciclo áureo da borracha, a ocupação ainda era incipiente e dispersa. A ocupação se resumia ao longo dos rios e ribeirões, não garantindo a presença demográfica necessária (na visão dos militares) para assegurar a soberania do território nacional.

Diante das preocupações internas que o governo vinha enfrentando - como, por exemplo, as tensões sociais decorrentes da expulsão de pequenos produtores rurais ocasionado pela modernização do campo e a possibilidade do desenvolvimento de focos revolucionários na Amazônia, a ocupação da região foi percebida como solução para estes enclaves (BECKER, 2001).

Inúmeras medidas foram tomadas pelo governo federal para pôr em prática a política de ocupação da Amazônia. A criação da Superintendência de Desenvolvimento da Amazônia (SUDAM) em 1966 fortaleceu a ação federal na região. A SUDAM (extinta em 2001 pelo governo de Fernando Henrique Cardoso) tinha como finalidade promover o desenvolvimento através de incentivos fiscais e financeiros, atraindo investimentos privados, nacionais e internacionais para a região.

A construção do pólo industrial da Zona Franca de Manaus - uma área de livre comércio com isenção fiscal, os projetos de implantação das redes viárias, colonização, projetos de mineração e construção de usinas hidrelétricas foram algumas das iniciativas tomadas pelo governo para conectar a Amazônia com o resto do país.

De acordo com Becker (2001), a manipulação do território pela apropriação de terras dos Estados foi outro elemento fundamental da estratégia do governo federal, que criou por decreto territórios sobre os quais exercia jurisdição absoluta e/ou direito de propriedade. Assim, em 1967, o primeiro grande território criado foi o da Amazônia Legal que se superpôs à região norte e se estendeu para além dos domínios físico-naturais, englobando os estados do Acre, do Amapá, do Amazonas, do Maranhão (a oeste de 44°), do Mato Grosso, do Pará, de Rondônia, de Roraima e do Tocantins (61% do território nacional).

Depois da criação da Amazônia Legal, em 1970-1971, o governo determinou que uma faixa de 100 Km de ambos os lados de todas as estradas federais pertenceriam à esfera pública, com a justificativa de sua distribuição para camponeses em projeto de colonização (MACHADO, 1995; BECKER, 2001). Através dessa estratégia, segundo a autora (*op. cit*), o governo federal passou a controlar a distribuição de terras, adquirindo grande poder de barganha.

Por meio do Programa de Redistribuição de Terras (PROTERRA), o governo programou colonizações ao longo das rodovias, na maioria com lotes de 100 hectares (MACHADO, 1995). Os incentivos gerados pelo PROTERRA facilitaram a aquisição de terras, porém não foram eficientes para promover melhorias das condições de trabalho no campo. Como consequência, muitas das áreas destinadas à colonização, com o tempo, foram abandonadas. Dentre as inúmeras razões estão: pouca fertilidade do solo; despreparo técnico-agrícola dos próprios colonos; infra-estrutura precária; falta de financiamento para os investimentos iniciais *etc* (OLIVEIRA, 1983).

Em razão do abandono de muitas terras e pouca eficiente da política de ocupação por meio dos projetos de colonização, a partir do início dos anos 1970 as grandes empresas passam a atuar na Amazônia no sentido de “desenvolver” a região. A ocupação que antes se baseava na agricultura de subsistência passa a dar lugar à pecuária extensiva praticada em grandes latifúndios. De acordo com Veiga *et al.* (2004), a pecuária na Amazônia brasileira começou no século XVII nos primórdios da colonização portuguesa. Porém, apenas no final dos anos 1960 que a pecuária foi considerada a atividade “privilegiada” pelo governo na região.

Programas de incentivos agropecuários e minerais, como o POLAMAZONIA (Programa de Pólos Agropecuários e Agro-minerais) em 1975, são criados, fortalecendo assim, a aliança entre o Estado e as empresas privadas (nacionais e estrangeiras) na condução do processo de ocupação e exploração dos recursos naturais (OLIVEIRA, 1983). As duas formas de incentivos diretos do governo para a pecuária na região norte foram os créditos subsidiados e os incentivos fiscais regionais. Ambos representaram cerca de US\$ 300 milhões por ano entre 1970-1988 beneficiando basicamente os grandes empreendimentos (MARGULIS, 2001; MARGULIS, 2003).

Fearnside (2001) acredita que pelo menos 80% das áreas desmatadas na Amazônia Legal estejam ocupadas por pastagem ou por terrenos abandonados que se encontram em algum estágio de desenvolvimento sucessional da vegetação (como a capoeira). A pecuária é a principal atividade econômica desenvolvida na região, praticada por grandes, médios e pequenos proprietários.

Ao contrário do que muitos imaginam o desmatamento não ocorre em toda a Amazônia, mas preferencialmente em áreas dotadas de algum tipo de infra-estrutura (como estradas e ferrovias). O desmatamento tem ocorrido com mais intensidade numa extensa faixa que se estende do Maranhão até Rondônia denominado de “Arco do Desmatamento”. Focos desprendidos do arco de desmatamento também são verificados ao longo da BR-163 nas proximidades de Novo Progresso, Santarém, Altamira (todos no Estado do Pará) e na região de Lábrea (sul Estado do Amazonas).

Rondônia é o Estado mais desmatado da região amazônica, somando uma área que equivale a 1/3 do seu território (quase 9 milhões de hectares). O intenso desmatamento foi consequência principalmente dos projetos de colonização desenvolvidos na área. Segundo os dados do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), no ano de 2007-2008, o Estado do Pará foi o que mais desmatou, somando uma área de 5606 Km², seguido por Mato Grosso com 3258 Km². A expansão da pecuária extensiva e da produção da soja para áreas de floresta (concentrados no sul do Pará e norte de Mato Grosso, respectivamente) tem sido apontada como os principais indutores de desmatamento na região.

O desmatamento na Amazônia brasileira é desencadeado por diversos motivos, sejam de ordem política (como o projeto de integração nacional), econômica

(extrativismo vegetal-mineral e atividades agropecuárias) ou social (reforma agrária). Geist e Lambin (2002) utilizam o termo “causas próximas do desmatamento” às atividades que afeta diretamente o ambiente, como por exemplo, o uso da terra. As “causas próximas do desmatamento” são associadas às atividades como a extração da madeira e a expansão da pecuária e da agricultura. As “causas próximas” são dirigidas e/ou associadas por uma complexa teia nomeada pelos autores (*op cit.*) de “causas subjacentes do desmatamento”. Estas “causas subjacentes” envolvem o crescimento dos mercados consumidores, a urbanização, o crescimento populacional e os fatores políticos governamentais atuantes como pressão ao desmatamento.

Em regiões onde predominam grandes propriedades, como no Mato Grosso, leste de Rondônia e sul do Pará, o desmatamento ocorre frequentemente como um instrumento especulativo utilizado para garantir as reivindicações de propriedades (FEARNSIDE, 1986). Na Amazônia, a grande maioria dos proprietários que se dizem “donos da terra” não possui os títulos de propriedades, pois se tratam de terras devolutas. Em busca da regularização destas terras, os fazendeiros falsificam documentos e desmatam as áreas para legitimar o direito da propriedade.

O direito da propriedade por meio do desmatamento foi legitimado pelo governo até o fim da década de 1970, onde tanto os fazendeiros quanto os colonos deveriam desmatar no mínimo 30% do terreno para obter a titulação da terra (VEIGA *et al.* 2004). De acordo com Oliveira (2006), este direito era legitimado porque o governo encarava as áreas de floresta como terras improdutivas e subdesenvolvidas que deviam ser incorporadas no modo produção através de sua exploração. A forma mais barata de utilizar as terras desmatadas era através da pecuária extensiva, que além de exigir custos de investimentos iniciais baixos, atraía subsídios do governo e isenção de impostos.

A grilagem consiste na falsificação de documentos com o objetivo de apossar de terras públicas. O termo grilagem vem de uma prática antiga e muito praticada na região de envelhecer documentos falsos colocando os papéis em caixas com grilos. Com o passar do tempo e da ação dos insetos, os documentos adquirem uma aparência antiga e “verdadeira” do título de propriedade. Madeireiros, latifundiários e especuladores agrários (também conhecidos como “grilos”) contam a cumplicidade de cartórios de registro, além da violência física para expulsar camponeses e índios com o propósito de se apoderar de terras públicas. Por causa da falsificação e ineficiência do governo de

fiscalizar as terras publicas, uma mesma área pode possuir diversos títulos de propriedade com diferentes “donos”.

Em 1999 o governo federal iniciou uma investigação sobre a grilagem e concluiu que pelo menos 100 milhões de hectares tinham documentação suspeita. Após a investigação, o INCRA (Instituto Nacional Colonização e Reforma Agrária) cancelou o registro de mais de 70 milhões de hectares, sendo 1/3 (aproximadamente 20,8 milhões de hectares) localizados no Estado do Pará.

Nas áreas de projetos de colonização e de ocupação espontânea, como por exemplo, ao longo da Rodovia Marechal Rondon (Cuiabá - Porto Velho: BR-364), o desmatamento é praticado em lotes de 100 hectares com base na agricultura familiar. Estudos realizados por Fearnside (1986) mostram que neste tipo de ocupação, os primeiros proprietários do lote desmatam continuamente as florestas para a limpeza do terreno. Evidencia-se nos 6 primeiros anos de ocupação um aumento linear da derrubada seguida por um período de estabilização. Quando o lote é vendido, um novo ciclo de desmatamento é iniciado, porém, com maior intensidade. A explicação se deve a fatores culturais e melhores condições financeiras destes novos proprietários.

Fearnside (2005) avaliou as taxas de desmatamento da Amazônia brasileira entre o final da década de 1970 e início de 2000. O autor (*op cit.*) verificou que as taxas de desmatamento anual oscilavam de acordo com as condições econômicas nacionais e da disponibilidade de crédito agrícola. Além disto, os grandes latifundiários são mais sensíveis que os pequenos e médios proprietários as mudanças econômicas tais como, taxas de juros, índices de inflação e preço da terra.

Ainda é muito difícil afirmar precisamente quem são os maiores agentes causadores de desmatamento na Amazônia brasileira porque existe grande variação entre as diversas regiões das frentes pioneiras, conforme o tipo de colonização e a política de desenvolvimento regional. Nepstad *et al.* (1999) realizaram para o ano de 1998 um estudo na tentativa de identificar os agentes causadores de desmatamento. Os autores constataram que apenas 25% das áreas desmatadas no Arco do Desmatamento estavam localizadas em propriedades menores ou iguais a 100 hectares. Este estudo vai de encontro com os números defendidos por Fearnside (1993) que responsabiliza os grandes latifundiários por 70% do desmatamento.

A construção e/ou recuperação de estradas são consideradas por muitos pesquisadores como o principal indutor de desmatamento da Amazônia brasileira (LAURANCE *et al.* 2002; FEARNSTIDE, 2008). A inauguração da Rodovia Transamazônica (BR-230) em 1970 deu início, segundo Fearnside (2005) a “era moderna” do desmatamento. Com a construção da estrada, houve uma forte onda de migração para a região amazônica e o desmatamento passou a atingir níveis nunca antes registrados. Vários estudos utilizando imagens de satélite comprovam a relação que o desmatamento possui com a proximidade das estradas (oficiais ou não). A **figura 1** ilustra as principais áreas onde ocorre o desmatamento na Amazônia Legal.

Figura 1. Principais áreas de desmatamento da Amazônia Legal. O desmatamento concentra-se na extensa faixa denominada de “Arco do Desmatamento” e nas proximidades das rodovias: oeste do Maranhão e Tocantins, leste e sul do Pará, norte do Mato Grosso, Rondônia e leste do Acre. Focos importantes de desmatamento são observados ao longo das rodovias Transamazônia (especialmente em Santarém e Altamira), BR-163 (Novo Progresso) e em Lábrea no sul do Estado do Amazonas.

Do ponto de vista da acessibilidade, a construção de estradas é importante porque reduz o isolamento da população local e permite o escoamento por via terrestre da produção agropecuária da região. Porém, também trás problemas sociais e ambientais.

Com a construção das estradas, o preço das terras nas suas proximidades tende a se valorizar. A valorização das terras tem sido tratada como uma das principais causas do aumento do desmatamento (SANT'ANNA; YOUNG, 2009). Isto porque os fazendeiros e grileiros continuam usando (mesmo após a lei ser extinta) o recurso do desmatamento para “garantir” a reivindicação da terra - que agora possui valor de mercado. A valorização das terras acaba, portanto, intensificando os conflitos sociais entre colonos, fazendeiros, grileiros, índios e garimpeiros (OLIVEIRA, 1991; BECKER, 1997). Outros fatores que influenciam no preço da terra são: a disponibilidade de água; distância dos centros urbanos; produtividade do solo; benfeitorias realizadas na propriedade etc.

Em geral, os municípios com maiores percentuais de desmatamento (localizados na fronteira agrícola) são aqueles com maiores incidências de conflitos sociais (SANT'ANNA; YOUNG, 2009). Estes conflitos surgem em decorrência da expulsão dos pequenos agricultores por parte de fazendeiros e grileiros. O Estado do Pará além de ostentar o título de campeão de desmatamento também possui um outro título, o de maior índice brasileiro de assassinatos ligados a conflitos agrários (LOUREIRO; PINTO, 2005).

Os impactos da supressão da cobertura florestal no meio ambiente são bastante variados. O corte seletivo de madeiras (especialmente aquele sem planejamento adequado) causa perdas significativas na estrutura florestal, como o empobrecimento da diversidade biológica de plantas e animais. Além disto, as florestas exploradas tornam-se também, mais susceptíveis as queimadas naturais em razão das mudanças no micro-clima resultantes da abertura de clareiras no dossel (FEARNSIDE, 2005) e da maior quantidade de biomassa seca disponível.

Após a extração das madeiras de maior valor comercial (por exemplo, o mogno), as árvores restantes são exploradas para a produção de carvão vegetal. O último estágio de degradação da floresta consiste na limpeza do terreno (conversão para corte raso)

para o plantio de mandioca, milho ou capim destinado à pastagem. A limpeza normalmente é feita através do sistema corte-e-queima (o termo empregado no inglês é o *slash and burn*). A técnica de “tocar fogo” para limpar o terreno é bastante difundida na Amazônia e tem suas origens na tradição indígena que se baseia na fertilização do solo pelas cinzas do material vegetal.

Estudos conduzidos por Cochrane *et al.* (1999) tem mostrado que florestas que já sofreram queimadas são mais susceptíveis a ocorrência de outros eventos do que aquelas que ainda não passaram por este processo. As árvores da floresta Amazônica não são adaptadas ao fogo. A mortalidade da vegetação fornece o combustível e a aridez necessária para tornar as queimadas subseqüentes mais desastrosas (FEARNSIDE, 2005).

Segundo Fearnside (1995), a substituição da cobertura vegetal original por culturas agrícolas e pastagens altera significativamente o ambiente hidrológico. Isto porque as florestas possuem maior capacidade de armazenamento de água que as áreas de cultivos e pecuárias. Quando as florestas são substituídas por sistemas simples, a capacidade de estocagem e o tempo de retardamento da água são diminuídos bruscamente.

Estudos realizados por Fearnside (1989) mostram que na Amazônia brasileira a taxa de *run-off* aumenta significativamente com o incremento do desmatamento. O grau de fragilidade do terreno aos processos erosivos, perdas de nutrientes e compactação do solo também aumentam com a perda da proteção da cobertura vegetal.

A Diminuição na taxa de evapotranspiração tem sido verificada por Ichii *et al.* (2003) na porção leste de Rondônia como resposta ao desmatamento. Além das mudanças hidrológicas, o desmatamento acarreta sérias conseqüências na composição do ciclo do carbono, que tem profundas implicações no clima (aumento do CO² e albedo) e na diversidade biológica.

É comum na Amazônia brasileira os agricultores e pecuaristas abandonarem as terras após um curto período de uso. Devido às características naturais do solo e da adoção de técnicas inadequadas de manejo, os solos da região se tornam rapidamente improdutivos levando ao abandono destas terras.

Inúmeras medidas têm sido tomadas pelo governo e agências não-governamentais para conter o ritmo frenético do desmatamento na Amazônia. Algumas das principais estratégias adotadas pelo governo consistem: no monitoramento do desmatamento por meio de tecnologia do sensoriamento remoto; repressão por meio de aplicação de multas para aqueles que não possuem autorização do Instituto Brasileiro do Meio Ambiente (IBAMA) para a exploração da floresta; aumento do rigor na concessão dos créditos agrícolas; criação de parques e reservas indígenas no sentido de “barrar” o avanço do desmatamento *etc.*

Organizações não-governamentais como, por exemplo, *Greenpeace*, Instituto do Homem e Meio Ambiente da Amazônia (IMAZON), Instituto Sócio Ambiental (ISA) e a Pastoral da Terra tem feito trabalhos sérios na Amazônia brasileira no combate ao desmatamento e na violação dos direitos humanos. Além de utilizar a tecnologia do sensoriamento remoto para combater o desmatamento, estas organizações têm usado o poder de difusão da imprensa (nacional e internacional) para coibir o desmatamento ilegal. Um exemplo disto foi o trabalho feito pelo *Greenpeace* no ano de 2009 - que rastreou as carnes distribuídas nas grandes redes de varejo da região sudeste do país e constatou que muitas das carnes originárias do Mato Grosso e do Pará proviam de fazendas que desmatavam ilegalmente. A “mobilização” da sociedade por meio desta denuncia forçou redes de hipermercados como *Carrefour* e *Wall Mart* a cancelar os contratos com empresas que são abastecidas por estas fazendas.

5.2 O Papel do Sensoriamento Remoto na Amazônia

Em virtude da enorme extensão territorial e dificuldades de acesso, o sensoriamento remoto consiste, atualmente, na principal tecnologia empregada na extração de informação referente à região amazônica. Os constantes avanços do sensoriamento remoto, que inclui o lançamento de novos sistemas-sensores e desenvolvimentos de técnicas modernas de interpretação e processamento de imagens, têm ampliado continuamente o potencial do sensoriamento remoto em extrair informações nas mais diversas áreas de aplicações.

Atualmente é possível adquirir imagens com diferentes configurações geométricas e temporais cobrindo diferentes regiões do espectro eletromagnético. A **figura 2** ilustra alguns dos principais sistemas aéreos e orbitais utilizados para mapear e monitorar o desmatamento e uso da terra/cobertura vegetal na Amazônia brasileira.

Tradicionalmente, o mapeamento do desmatamento na Amazônia tem sido feito com imagens geradas pelo satélite Landsat. A viabilidade da utilização das imagens do satélite Landsat para mapear o desmatamento na Amazônia foi comprovada por Tardin *et al.* (1980), que utilizaram dados do sensor *Multispectral Scanner System* (MSS) para mapear as áreas desmatadas em dois períodos ainda na década de 1970.

O Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) é responsável pelo Programa de Cálculo de Desflorestamento da Amazônia Brasileira denominado de PRODES - que divulga taxas anuais de desmatamento de corte raso desde 1988. Até o ano de 2002, as taxas de desmatamento divulgadas pelos PRODES eram calculadas com base na interpretação visual de imagens Landsat em papel fotográfico. Composições coloridas dos canais 5 (infravermelho médio), 4 (infravermelho próximo) e 3 (vermelho) do sensor TM (*Thematic Mapper*) na escala 1: 250000 eram interpretadas analogicamente e posteriormente, os polígonos de desmatamento extraídos da imagem eram digitalizados. Os valores de incremento do desmatamento eram calculados comparando os resultados dos mapeamentos de anos consecutivos.

Por causa da demora na elaboração do mapeamento e problemas de georeferenciamento, a metodologia empregada até então dificultava o estabelecimento de um modelo eficiente de monitoramento para a Amazônia brasileira. Por este motivo, a partir do ano de 2003 o INPE passou adotar no PRODES uma nova metodologia que faz uso de técnicas de classificação digital denominado de PRODES-Digital (CÂMARA *et al.* 2006).

O PRODES-Digital utiliza técnicas de processamento de imagens que possibilita a extração de informação de desmatamento em tempo relativamente curto, preciso, georeferenciado e já implementado num Sistema de Informação Geográfica (CÂMARA *et al.* 2006). A metodologia faz uso de imagens Landsat-TM e CBERS-CCD (resolução de 30 e 20 metros no terreno, respectivamente) adquiridas no período seco

Figura 2. Principais sistemas aéreos e orbitais (desativados e em operação) empregados no mapeamento do desmatamento e uso da terra/cobertura vegetal na Amazônia brasileira.

(época que ocorre o desmatamento), que são submetidos à modelagem de mistura espectral, segmentação e classificação orientada a regiões (SHIMABUKURO *et al.* 1998). Alves *et al.* (1996) foi um dos primeiros a utilizar a técnica de segmentação de imagens na classificação do uso da terra na Amazônia brasileira.

Além do PRODES-Digital, o INPE conta, ainda, com mais três sistemas: DETER, que utiliza imagens dos sensores MODIS (*Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer*) a bordo do satélite TERRA e WFI (*Wide Field Imaging*) do CBERS-2B, com resoluções aproximadas de 250 metros no terreno; QUEIMADAS, que se apóia em imagens de baixa resolução captadas pelos sensores *Advanced Very High Resolution Radiometer* - AVHRR (NOAA) e MODIS (TERRA/AQUA) com resolução de 1 Km; e DEGRAD, que utiliza imagens de resolução mais fina como as do TM e CBERS-CCD.

De acordo com INPE (2008), estes três sistemas são complementares e atendem a diferentes objetivos. Os dados do PRODES-Digital são divulgados anualmente e tem como finalidade, detectar o desmatamento de corte raso em áreas superiores a 6,25 hectares. O DETER consiste num sistema de apoio à fiscalização e controle do desmatamento, que divulga mensalmente, por meio de um mapa de alerta, as áreas desmatadas (que inclui as de corte raso e em progressiva degradação) superiores a 25 hectares (ANDERSON *et al.* 2005). O sistema operacional QUEIMADAS identifica os focos de calor em imagens de baixa resolução. Por fim, o DEGRAD é um novo sistema destinado a mapear as áreas em processo de degradação florestal na escala de detalhe, mapeando anualmente as áreas degradadas com tendência a serem convertidas em corte raso.

As áreas de florestas que se encontram em algum estágio de degradação - sejam resultantes do processo de fragmentação da paisagem (por exemplo, isolamento da matas, incremento de bordas *etc*), do corte seletivo de madeiras e das queimadas, superam de longe os valores de desmatamento divulgados pelo PRODES-Digital do INPE. Atualmente, não se sabe ao certo qual a dimensão real que as florestas degradadas ocupam na Amazônia e nem a intensidade e os avanços anuais de sua degradação.

Skole e Tucker (1993) mapearam com imagens Landsat MSS e TM a dimensão das florestas degradadas na Amazônia Brasileira considerando o efeito da fragmentação e o incremento de bordas dos fragmentos florestais para os anos de 1978 e 1988. Segundo os autores (*op cit.*), a análise espacial da geometria do desmatamento é fundamental para a estimativa da degradação porque quanto maior a fragmentação, maior é a perda da diversidade biológica. Por exemplo, se uma área de 100 Km² for desmatada na forma de um quadrado de 10 x 10 Km e o efeito se estender para dentro do fragmento a uma distância de 1 Km, a área total afetada será de 143 Km². Caso o desmatamento ocorra em faixas de 1 x 10 Km, a área afetada será bem maior, alcançando 350 Km². Os resultados da pesquisa mostraram que entre 1978 e 1988 a área desmatada aumentou de 78 000 para 230 000 Km². A degradação das florestas causadas pela fragmentação e efeito de borda (1 Km) foi bem maior, aumentando de 298 000 para 588 000 Km².

A identificação de florestas degradadas resultantes do corte seletivo de madeiras não é uma tarefa trivial de ser executada, principalmente com imagens de resolução moderada (~30m). Enquanto nas imagens de alta resolução espacial (*pixel* de 1-4m) a degradação da floresta é facilmente detectada (SOUZA JR; ROBERT, 2005), nas imagens do SPOT (SOUZA JR. *et al.* 2003) e Landsat, a detecção é dificultada pelo arranjo espacial variado que estas florestas possuem - podendo apresentar um mosaico bastante complexo formado por clareiras no dossel, solo exposto, materiais secos e queimadas etc. A detecção dos danos na floresta também é dificultada pela rápida recomposição da vegetação que obscurece a assinatura espectral e o arranjo espacial das florestas degradadas.

Watrin e Rocha (1992) foram os primeiros pesquisadores a mapear a exploração de madeira na Amazônia por meio de interpretação visual das bandas 4 e 5 do Landsat-TM. A presença de estradas e pátios de exploração foi adotada como critério para a identificação das áreas de exploração.

Tanto a degradação da floresta resultante do corte seletivo de madeiras quanto à retirada completa da cobertura vegetal para a implantação de pastagem e agricultura não ocorrem aleatoriamente no espaço. O padrão de degradação e desmatamento muda na Amazônia brasileira de região para região, dependendo de inúmeros fatores, como o

tipo de propriedade dominante (tamanho e atividades exercidas), histórico do uso da terra, acessibilidade etc.

Pereira *et al.* (2007) compararam o padrão de desmatamento entre pequenas, médias e grandes propriedades por meio de imagens multitemporais do satélite Landsat-TM. O estudo revelou que no centro-norte do Estado de Rondônia, os desmatamentos observados nas pequenas propriedades (lotes com menos de 120 hectares) concentram-se nas proximidades das áreas desmatadas e ao longo das estradas (cerca de 70-80%). A distribuição espacial do desmatamento nas médias (lotes entre 120-1000 hectares) e principalmente nas grandes propriedades (lotes maiores que 1000 hectares) foi mais uniforme, porém, ainda com tendência a se concentrarem nas proximidades dos eixos viários. Os resultados mostram que o desmatamento praticado nas pequenas propriedades é mais dependente de infra-estrutura que nas médias e grandes propriedades. Isto acontece porque, em geral, a criação de gado para corte, desenvolvido nas grandes propriedades, apresenta “menor dependência” de infra-estrutura como estradas que as atividades agrícolas e leiteiras desenvolvidas nas pequenas propriedades.

Utilizando mapas de desmatamento do Landsat-MSS de 1977 e TM de 1985 e 1995, Alves *et al.* (1999) confrontaram as taxas de desmatamento com as proximidades dos assentamentos de colonização pioneira e com a distância das rodovias. O trabalho revelou que 81% do desmatamento total verificado em 1995 ocorreram dentro de uma faixa de 12,5 Km de distância das áreas de colonização. Em relação à proximidade das estradas, 79% do desmatamento ocorreram dentro de 12,5 Km de distância da rodovia BR-364 que corta a região.

Brandão Jr. *et al.* (2007) mapearam as estradas não-oficiais com imagens Landsat-TM e ETM+ em uma área de 3,92 milhões de Km² - abrangendo os Estados do Acre, Amapá, Amazonas, Mato Grosso, Pará, Roraima e Rondônia. As estradas não-oficiais (aquelas que não aparecem nos mapas do Departamento Nacional de Infra-estrutura e Transporte (DNIT) e do IBGE foram mapeadas por meio da interpretação visual das bandas 3 (canal vermelho) e 5 (canal infravermelho médio). Os resultados revelaram dados alarmantes: 71% das estradas mapeadas foram consideradas estradas não-oficiais, 18% estradas abertas para assentamentos e apenas 10% foram consideradas oficiais. Até o ano de 2003, 92% das áreas desmatadas concentravam-se numa faixa de

até 5 Km das estradas (sejam das oficiais ou não). Quando se considerou apenas as estradas oficiais, apenas 2% do desmatamento concentravam-se nesta faixa.

Há relativamente poucos trabalhos desenvolvidos na Amazônia que trabalham com a dinâmica da cobertura vegetal e uso da terra após o desmatamento. O desmatamento na Amazônia brasileira está relacionado principalmente à conversão das florestas em pastagens (FEARNSIDE, 2002). Após a terra ter sido utilizada por alguns anos para a pecuária extensiva ou agricultura, os solos da região se tornam pouco produtivos. Estas áreas, então, são abandonadas e com o passar do tempo, revestidas por capoeira.

Lucas *et al.* (1993) foram um dos primeiros a caracterizar os estágios de desenvolvimento das florestas secundárias na Amazônia - mais especificamente numa fazenda localizada ao norte de Manaus, utilizando classificações de imagens multitemporais dos sensores Landsat-MSS e TM. As mudanças observadas nas classificações foram utilizadas para estimar a idade das capoeiras, mostrando a importância das séries temporais para o estudo da dinâmica da cobertura vegetal.

Por causa da enorme dimensão territorial da Amazônia brasileira e dificuldades na obtenção de imagens livres de nuvens, é praticamente inviável mapear os estágios de desenvolvimento das capoeiras para todo o território utilizando imagens com resolução compatível com as dos satélites Landsat, SPOT e CBERS-CCD.

Lucas *et al.* (2000) desenvolveram uma metodologia para mapear na escala regional a extensão das florestas secundárias na Amazônia Legal com o uso de imagens AVHRR do satélite NOAA. Por causa da baixa resolução espacial das imagens (1,1 Km) e limitada quantidade de bandas (apenas 2 bandas cobrindo as faixas do vermelho e infravermelho próximo), os resultados alcançados não atingiram o nível de exatidão necessário.

A classificação de imagens utilizando o atributo espectral para separar classes de capoeira com diferentes idades e histórico de evolução não é uma tarefa simples. De acordo com Lu *et al.* (2004), frequentemente ocorre confusões para separar florestas primárias das florestas secundárias especialmente nos estágios avançados de regeneração. Isto acontece porque a radiação eletromagnética interage, primeiramente, com a estrutura do dossel florestal que é bastante similar à dos estágios avançados da

capoeira. Embora as estruturas de ambas sejam parecidas, elas apresentam diferenças gritantes no que toca a idade, composição de espécies e biomassa.

Lucas *et al.* (2002) compararam os atributos espectrais de capoeiras com diferentes idades (*cecrópia* e *vismínia*) extraídas das imagens Landsat-ETM+, AVHRR-NOAA e MODIS-Terra. As comparações mostraram que as imagens MODIS (composição de 8 dias) apresentaram maior sensibilidade das bandas do infravermelho próximo e infravermelho médio (bandas 2 e 1) na separação das classes com diferentes idades que com as bandas do ETM+ (bandas 3 e 4). A maior sensibilidade foi atribuída a maior resolução radiométrica, que possui 12 bits em vez de 8 bits. Pelo fato de possuir maior resolução espacial que as imagens AVHRR-NOAA, as imagens do MODIS (com 250 e 500 metros) apresentaram também vantagens de sofrer menor interferência dos problemas de misturas.

Na região do Mato Grosso, Morton *et al.* (2006) desenvolveram uma metodologia inédita para monitorar o uso da terra em áreas desmatadas entre os anos de 2001-2004. Fazendo uso de imagens MODIS e observações em campo durante dois anos, áreas desmatadas maiores que 25 hectares foram classificadas em três categorias: pastagem, agricultura e sem produção. Os autores (*op cit.*) mostraram que o padrão da expansão da agricultura (basicamente formada pela produção da soja) possui uma forte correlação com a média anual do preço do grão da soja. O trabalho mostrou ainda, a possibilidade de monitorar o uso da terra em áreas que são frequentemente cobertas por nuvens, adotando como base, imagens geradas por um sistema de alta frequência temporal como a do MODIS.

Os sistemas de imageamento por radares de abertura sintética (*Synthetic Aperture Radar - SAR*) consistem, atualmente, num dos campos mais promissores para o estudo do desmatamento e uso da terra na Amazônia. As imagens adquiridas pelos sistemas de radares SAR sofrem menos interferências das condições atmosféricas que as imagens obtidas no espectro ótico, possibilitando a coleta de dados na presença de chuva, nuvens, fumaça ou névoa. Por ser um sistema ativo, atuando nos espectros das microondas e ondas de rádios, permite o imageamento tanto durante o dia quanto a noite. Além disto, as propriedades medidas pelos sistemas de radares SAR fornecem informações valiosas a respeito da rugosidade/geometria dos materiais, poder de

penetração no solo e na floresta (dependendo do comprimento de onda) e condutividade elétrica dos materiais (relacionado com o conteúdo de água).

Na Amazônia, o sistema de imageamento por radar SAR não é recente. Durante os anos 1970 e 1980, o projeto RADAMBRASIL foi responsável pelo levantamento dos recursos naturais de todo o território nacional fazendo uso de imagens aéreas de radar na banda X (3 centímetros). Atualmente o Brasil conta com um moderno sistema de vigilância da Amazônia denominado de SIPAM (Sistema de Proteção da Amazônia). A aeronave R99-B do SIPAM é equipada com um moderno sistema de radar SAR multipolarimétrico que envia e recebe o sinal por meio de sua antena nas polarizações H (horizontal) e V (vertical). A aeronave adquire imagens em duas bandas: em X (polarização HH) e em L (23 centímetros - com polarizações HH, HV, VV e VH).

O sensor PALSAR (*Phased Array type L-band Synthetic Aperture Radar*) a bordo do satélite japonês ALOS (*Advanced Land Observing Satellite*) e o satélite Radarsat-2 são os dois principais sistemas orbitais multipolarimétricos utilizados em aplicações na Amazônia, coletando dados na banda L (23 centímetros) e C (5,6 centímetros), respectivamente. A banda L tem sido frequentemente empregada para a identificação de desmatamento e áreas de inundação dentro da floresta em função de seu potencial de penetração no dossel e comportamento com a água.

As perspectivas futuras para o estudo da Amazônia por meio do sensoriamento remoto são bastante promissoras. O INPE planeja dar continuidade ao programa CBERS com o lançamento de mais dois satélites, o CBERS-3 e o CBERS-4, previsto para serem lançados em 2011 e 2013, respectivamente.

Em 2010 o INPE programa lançar o satélite brasileiro de observação da Terra Amazônia-1 que carregará a câmera *Advanced Wide Field Imager* (AWFI) com resolução espacial de 40 metros e capacidade de imageamento de uma faixa de 780 Km. O satélite carregará ainda a câmara RALCam-3 a ser desenvolvida pelo *Rutherford Appleton Laboratory - Science & Technology Facilities Council* do Reino Unido, com 12 metros de resolução espacial e 110 Km de campo de visada. O satélite Amazônia-1 aumentará o potencial dos estudos na Amazônia gerando imagens com maior frequência e maior definição que o CBERS-2B.

Cabe ressaltar ainda, o desenvolvimento do projeto MAPSAR, uma parceria entre o INPE e a agência aeroespacial da Alemanha para estudar a viabilidade da construção de um satélite equipado com um radar imageador de abertura sintética (SAR).

5.3. Modelo de Mistura Espectral

O Modelo de Mistura Espectral (MME) consiste numa técnica de redução da dimensionalidade dos dados que estima as proporções dos diferentes tipos de materiais (denominados de componentes) em cada elemento *pixel* da imagem.

O problema de mistura está relacionado ao Campo Instantâneo de Visada do sensor (IFOV – *Instantaneous Field of View*), que registra em cada unidade (*pixel*) a média integrada de radiância de todos os materiais (denominados de componentes) dispostos na superfície (SHIMABUKURO; SMITH, 1991). Quando dois ou mais componentes são registrados num mesmo *pixel*, o resultado é a mistura destes componentes mais os efeitos atmosféricos e de degradação do sensor.

A mistura do *pixel* é uma questão de escala e está diretamente relacionada com a resolução espacial do sensor. De uma maneira geral, quanto mais grosseira a resolução espacial do sistema-sensor, maior a probabilidade de se encontrar misturas (por causa da heterogeneidade da paisagem) e menor a chance de se encontrar “*pixels* puros” na imagem.

Talvez principal vantagem na utilização da análise de mistura espectral seja a possibilidade de proporcionar uma maior facilidade na interpretação das imagens. Isto porque interpretar uma imagem em termos de proporções ou frações aproximadas dos diferentes materiais presentes em cada *pixel* é bem mais fácil de ser feito do que considerar os valores expressos em radiância, reflectância ou emitância dos materiais (ADAMS; GILLESPIE, 2006). Assim, uma imagem representando a fração solo, por exemplo, é analisada em relação a sua proporção dentro do *pixel*, que pode variar de 0 (área totalmente coberta por vegetação) a 100% (área de solo exposto totalmente desprovido de cobertura vegetal).

A mistura espectral ocorre de duas formas: de modo linear e não-linear. A mistura linear é mais freqüentemente empregada na literatura e considera a mistura como uma combinação linear dos diferentes componentes presentes no *pixel* ponderados pelas suas respectivas proporções. A mistura não-linear é mais complexa de ser representada que o modelo linear porque neste tipo de mistura a radiância interage com mais de um material podendo resultar em múltiplas interações.

De acordo com Adams e Gillespie (2006), a mistura não-linear é mais atuante nas bandas com forte absorção da radiação e quando os materiais que possuem forte absorção são combinados com materiais translúcidos. A interação da radiação eletromagnética com a vegetação verde, por exemplo, tem potencial de ser não-linear por causa da acentuada curva de absorção observada nos comprimentos de onda do vermelho e elevada reflexão e transmissão da energia no infravermelho próximo. Robert *et al.* (1990) e (1993) utilizando imagens do AVIRIS mostraram que os erros na modelagem de mistura são maiores nos intervalos de transição do vermelho para o infravermelho próximo.

Geralmente a mistura linear é considerada dominante e a mistura não-linear um efeito de segunda ordem. No Modelo Linear de Mistura Espectral (MLME) o sinal registrado no *pixel* é matematicamente descrito pela seguinte fórmula:

$$R = RaFa + RbFb + \dots RnFn + r \quad (1)$$

Sendo que: R é o valor do *pixel* mistura; Ra , Rb e Rn as respostas espectrais dos componentes; Fa , Fb e Fn são as frações dos componentes; r é o resíduo que inclui a adequação dos componentes considerados, o erro da modelagem e também os efeitos atmosféricos e de degradação do sensor.

Conforme observado em (1), considerando que as respostas espectrais dos componentes analisados são conhecidas, é possível a partir de um conjunto de imagens multiespectrais ou hiperespectrais estimar as proporções de mistura no *pixel* resolvendo um sistema de equações simultâneas. Da mesma forma que é possível estimar as proporções de mistura em cada *pixel* da imagem quando as respostas espectrais dos componentes são conhecidas, também é possível inverter o modelo e estimar as respostas espectrais dos componentes quando as suas proporções são conhecidas.

Na análise de mistura, as respostas espectrais dos componentes ($R_a, R_b, \dots, R_n$) também são conhecidas como *endmembers*. Quando as respostas espectrais são extraídas diretamente da imagem, o termo *image-endmember* é empregado. Os espectros de referência adquiridos em laboratório ou em campo são conhecidos como *reference-endmembers*. A **figura 3** ilustra o MLME.

Figura 3. Decomposição perfeita de um Modelo Linear de Mistura Espectral (MLME) num *pixel* de 30m englobando uma mistura com três componentes: vegetação, água e solo. Neste caso, o resíduo é zero.

A seleção de *endmembers* é uma etapa crucial na modelagem de mistura. Teoricamente, quando se conhece exatamente os espectros dos materiais presentes na paisagem, os valores das imagens-frações geradas pelo modelo de mistura distribuem-se em intervalos de 0-1 e a soma das frações é igual a 1. O problema é que na realidade é difícil conhecer exatamente quais são os materiais presentes na paisagem e o número exato de componentes que contribuem com a mistura do *pixel*. Como é praticamente impossível considerar todos os espectros presentes na paisagem, tenta-se selecionar na análise de mistura apenas os espectros com maior representatividade.

Experiências descritas na literatura (ADAMS; GILLESPIE, 2006) recomendam a utilização de um número reduzido de *endmembers* (três ou quatro) como forma de reduzir os erros na estimativa da modelagem e os problemas de sobreposição de classes resultantes da limitação na separabilidade espectral (baixo contraste espectral).

A sobreposição acontece quando diferentes componentes possuem comportamentos espectrais iguais ou similares. Para que o modelo gere imagens com diferentes proporções de mistura, é preciso que os componentes extraídos tenham assinaturas espectrais que os diferenciem no mínimo em uma parte do espectro medido (SABOL *et al.* 1992, HUETE, 2004).

Alguns trabalhos como os de Aguiar *et al.* (1999), Rogan *et al.* (2002) e Shimabukuro *et al.* (1998) têm ressaltado o potencial das imagens geradas pelo MLME como um método alternativo e eficiente de redução da dimensionalidade de dados e de contraste espectral.

Aguiar *et al.* (1999) compararam o MLME com a Análise por Componentes Principais (ACP), Análise Canônica (AC) e a seleção de bandas pela distância Jeffries-Matusita (JM) para mapear uma área de reflorestamento de eucalipto. Imagens frações representando as proporções de vegetação, solo e sombra foram geradas a partir das imagens do Landsat TM e submetidas a uma rotina de classificação. Os resultados adquiridos foram comparados com outras classificações feitas com a ACP, AC e com as bandas TM-3, TM-4 e TM-5 selecionadas pela distância JM. Os resultados mostraram que o modelo de mistura é um método alternativo de redução da dimensionalidade de dados com desempenho comparável com a ACP e AC. Além disto, possui a vantagem de fornecer informações adicionais a respeito das composições fracionais de cada classe dentro do *pixel*.

Rogan *et al.* (2002) também compararam o MLME com a transformação KT de Kauth e Thomas (1976) para monitorar as transformações da cobertura vegetal. Quatro imagens representando as frações de vegetação verde, vegetação não-fotossintética (do inglês *Nonphotosynthetic Vegetation* - NPV), solo e sombra foram geradas e comparadas com as componentes brilho (*Brighness*) vigor da vegetação (*Greeness*) e umidade (*Wetness*) da transformação KT. A análise das transformações da cobertura do terreno foi feita com imagens Landsat TM de 1990 e 1996. As classificações geradas a

partir das imagens frações e KT mostraram resultados com exatidões similares, todavia, os autores (*op cit*) ressaltaram a vantagem das imagens-frações como sendo um método mais interativo que o KT. Enquanto que as imagens-frações são geradas a partir de um conjunto de *endmembers* selecionados pelo analista, a transformação KT se baseia em coeficientes fixos pré-estabelecidos em laboratório para a transformação das imagens.

Uma das técnicas de redução da dimensionalidade dos dados mais utilizada para a caracterização da cobertura vegetal consiste no *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI). O NDVI é extensivamente utilizado pelo fato de fornecer informações importantes que são bem correlacionados com parâmetros biofísicos, como a biomassa e o Índice de Área Foliar. Neste sentido, Shimabukuro *et al.* (1998) compararam as imagens frações de vegetação, solo e sombra derivadas do MLME com o NDVI para avaliar as mudanças na cobertura vegetal. Imagens Landsat TM adquiridas em dois períodos, chuvosos e secos, foram analisadas. Os resultados mostraram o MLME possuem vantagens em relação ao NDVI. A fração vegetação além de ser bem correlacionada com o NDVI, mostrou-se mais sensível as variações na resposta da cobertura vegetal. Além disto, as outras imagens – representando as proporções de solo e sombra, forneceram informações complementares a respeito das mudanças ocorridas durante o intervalo de aquisição das imagens.

Por causa do enorme potencial que as imagens frações oferecem a análise de mistura tem sido frequentemente empregada em diversas aplicações e utilizando diferentes sistemas-sensores. Dentro do contexto deste trabalho, o modelo de mistura tem sido aplicado, nos Estados Unidos, para mapear comunidades de vegetação (SABOL *et al.* 1993) e separar classes de vegetação verde e seca com diferentes tipos de solo (ROBERT *et al.* 1993). No cerrado brasileiro, o modelo de mistura tem sido empregado com sucesso para mapear os deferentes tipos de uso da terra e cobertura vegetal (HOLBEN; SHIMABUKURO, 1993; CARREIRAS *et al.* 2002; KAWAKUBO *et al.* 2008). Na floresta Amazônica, o modelo de mistura tem se mostrado extremamente eficaz para realçar o uso da terra (ADAMS *et al.*, 1990; ADAMS *et al.*, 1995; LU *et al.*, 2004), as áreas afetadas pelo desmatamento (SHIMABUKURO *et al.*, 1999; ANDERSON *et al.*, 2005), a degradação florestal resultante do corte seletivo de madeira (SOUZA JR. *et al.*, 2003) e a incidência de queimadas (COCHRANE, SOUZA JR., 1998; SHIMABUKURO *et al.* 2009).

Utilizando dados do *Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer* (AVIRIS), Sabol *et al.* (1993) avaliaram as mudanças do ciclo sazonal da vegetação na região de Jasper Ridge, Califórnia, por meio da análise de mistura espectral. Imagens frações representando a quantidade de vegetação verde, solo, NPV e sombra foram relacionadas com diferentes estágios de evoluções da vegetação. A fração sombra forneceu informação importante a respeito da arquitetura do dossel. Em áreas de floresta decíduas, o aumento da fração NPV nos períodos de junho a outubro foi relacionado à queda das folhas das árvores que resultou numa maior exposição de troncos e galhos. O aumento do NPV foi acompanhado muitas vezes da diminuição da fração solo. A explicação desta diminuição deve-se ao recobrimento do solo pela serrapilheira, responsável pelo aumento da fração NPV e diminuição da fração solo. O trabalho mostrou ainda que o entendimento das mudanças espectrais de comunidades de vegetação ao longo das estações é importante porque permite identificar comunidades de vegetação com assinaturas espectrais similares através dos ciclos de crescimento.

Nas proximidades de Palo Alto, Califórnia, Robert *et al.* (1993) discriminaram diferentes classes de vegetação verde, NPV e solo utilizando dados do AVIRIS. As imagens foram modeladas, inicialmente, como uma mistura linear de três componentes: vegetação, solo e sombra que responderam por mais de 98% da variabilidade espectral. Classes de NPV (como troncos caídos, grama e folhas secas) foram discriminadas dos diferentes tipos de solos através da análise do resíduo gerado pelo modelo de mistura. A separação entre classes de NPV e solos foi relacionada à presença de feições de absorção de lignina (2,130 μ m e 2,270 μ m) e celulose (2,090 μ m e 2,270 μ m) presentes na vegetação seca.

Na região do cerrado brasileiro, Holben e Shimabukuro (1993) mapearam o uso do solo e a cobertura vegetal utilizando dados do *Advanced Very High Resolution Radiometer* (AVHRR) a bordo do satélite *National Oceanic and Atmospheric Administration* (NOAA). Utilizando os três primeiros canais do AVHRR, que cobrem os intervalos de 0,58-0,68 μ m, 0,725-1,1 μ m e 3,55-3,93 μ m, imagens frações de vegetação, solo e sombra foram geradas. Estas imagens foram comparadas com NDVI e com as imagens frações geradas do TM. Os resultados mostraram novamente a boa correlação da fração vegetação com o NDVI e a importância da fração solo no estudo do desmatamento na escala do *pixel* de 1,1 Km.

Comparando o potencial das imagens geradas pelo instrumento Vegetação do satélite SPOT-4 (com resolução no *nadir* de 1,0 x 1,0 Km) com as imagens do AVHRR-NOAA, Carreiras *et al.* (2002) aplicaram o MLME para monitorar as mudanças na cobertura vegetal no Estado do Mato Grosso. Imagens frações de vegetação, solo e sombra foram estimadas para os anos de 2000 (pelo instrumento Vegetação) e 1993 (pelo AVHRR). Apesar de ambos os sensores possuírem resoluções espaciais similares, as imagens frações mostraram diferenças tanto na adequação dos componentes modelados quanto nas mudanças relacionadas as transformações da paisagem. Na porção sudeste de Mato Grosso, o modelo gerado a partir das imagens do instrumento Vegetação exibiu dominância da fração solo, enquanto que no modelo do AVHRR, a fração sombra foi dominante. A dominância da fração solo foi interpretada como sendo mais coerente com as características da paisagem, uma vez que o cerrado é predominante nesta porção do Estado. A melhor adequação adquirida com o instrumento Vegetação foi relacionada com o maior número de bandas (azul, vermelho, NIR e SWIR) considerado no modelo de mistura. As imagens frações permitiram também a identificação do incremento do desmatamento na porção norte do Estado, que foi inferida pelo aumento da fração solo e perda da fração vegetação.

As proporções de mistura dentro do *pixel* para diferentes classes fisionômicas do cerrado também foram caracterizadas por Kawakubo *et al.* (2008), ao mapear o uso do solo nos arredores da Terra Indígena São Marcos, localizada a leste do Estado do Mato Grosso. Três imagens frações representando as proporções de vegetação, solo e sombra foram geradas a partir do Landsat ETM+. A fração vegetação mostrou-se eficiente para separar diferentes classes de capoeira (em condições de regeneração e declínio). A fração solo realçou as diferenças entre as classes de capoeira densa (baixa quantidade de solo), cerrado (média quantidade) e pastagem (alta quantidade). A fração sombra mostrou excelente contraste entre o cerradão (média quantidade de sombra), cerrado (média-baixa quantidade) e capoeira (baixa quantidade).

Numa área caracterizada por um mosaico de florestas primárias, solo exposto, pastagens e capoeiras em diferentes estágios de regeneração, Adams *et al.* (1990) avaliaram as mudanças na cobertura da terra em duas fazendas no norte de Manaus (fazendas Dimona e Esteio) utilizando imagens Landsat TM de 1988 e 1989. Inicialmente, as imagens foram calibradas como forma de compensar as variações

relacionadas à iluminação, ao efeito atmosférico e a resposta do sensor. A partir de um MLME foram geradas quatro imagens-frações representando as proporções de vegetação verde, NPV, solo e sombra. Este trabalho foi extremamente importante porque foi um dos primeiros a demonstrar que as florestas primárias e os diferentes tipos de vegetação e uso da terra podem ser descritos de acordo com as variações nas proporções de mistura. Demonstrou também que as transformações na cobertura da terra podem ser monitoradas por meio das variações de mistura.

Ampliando os estudos feitos anteriormente nas fazendas Dimona e Esteio, Adams *et al.* (1995) inseriram no conjunto de análise mais duas imagens TM de 1990 e 1991 para avaliar as mudanças dentro de um intervalo de 3 anos. Diferentes tipos de uso e cobertura vegetal foram caracterizados de acordo as variações nas proporções de sombra, vegetação, solo e NPV em cada *pixel* da imagem. As florestas primárias foram discriminadas das vegetações secundárias por apresentarem maiores quantidades de sombra na imagem. A maior proporção de sombra observada nas áreas de florestas primárias foi relacionada com a maior rugosidade do dossel causada pelas diferenças de alturas das árvores. As vegetações secundárias, por suas vez, apresentaram quantidades menores de sombra por possuírem dosséis mais homogêneos - resultantes da menor diversidade de espécies florísticas e de diferenças de idade entre as árvores. Nas áreas que foram recentemente desmatadas, foi observado redução drástica na quantidade de sombra e de vegetação e aumento variado na quantidade de solo e NPV dependendo do grau de exposição do solo e do revestimento por folhas secas, galhos e troncos.

No Estado de Rondônia, Lu *et al.* (2004) mapearam classes variadas de uso da terra e cobertura vegetal utilizando dados do Landsat TM. Fazendo uso do MLME, três imagens frações representando a quantidade de solo, vegetação e sombra foram geradas e classificadas por meio de um classificador hierárquico não-paramétrico. O trabalho mostrou que o modelo de mistura é uma técnica eficiente para o mapeamento do uso da terra e cobertura vegetal na medida em que as imagens-frações, quando comparadas com as imagens brutas, aumentam a separabilidade entre as classes. Os autores (*op cit.*) também discutem as dificuldades encontradas na separação de classes de vegetação secundária em estágio inicial da avançada utilizando dados do TM.

Shimabukuro *et al.* (1999) utilizaram imagens-fração sombra derivadas de um MLME para avaliar o avanço do desmatamento em Rondônia. Fazendo uso de

composições coloridas multitemporais construídas a partir das imagens-fração sombra, os resultados mostraram claramente as diferenças entre áreas com florestas e áreas desmatadas. Os autores (*op cit.*) sugerem a classificação destas composições como uma forma alternativa para a construção de uma base digital de desmatamento.

Dentro de uma política de alerta à fiscalização e controle do desmatamento (denominado de DETER), Anderson *et al.* (2005) utilizaram imagens do *Moderate Resolutin Imaging Spectroradiometer* (MODIS) instalados no satélite Terra para monitorar o desmatamento ilegal na Amazônia Brasileira. Utilizando dados diários (MOD09) e composição de 16 dias (MOD13), as bandas com 500m de resolução espacial foram reamostradas para 250m por meio de uma simples duplicação do *pixel*. Em seguida, imagens frações de solo, vegetação e sombra foram geradas para cada conjunto de imagens MODIS e comparados com 90 polígonos de desmatamento identificados nas imagens Landsat ETM+. Os resultados mostraram que principalmente a fração solo é sensível a detecção e incremento do desmatamento, apresentando correlações de $r^2 = 0,73$ para o MOD09 e $r^2 = 0,61$ para o MOD13.

Diferentemente do desmatamento de corte raso, em que toda a floresta é retirada, a degradação florestal causada pela extração de madeira não é tão fácil ser observada com as imagens de resolução comparáveis com as do Landsat TM e ETM+ (30m). No município de Paragominas à leste do Pará, Souza Jr. *et al.* (2003) apresentaram uma metodologia para mapear diferentes estágios de degradação florestal causada pela exploração de madeira. Dados de classes de floresta degradada obtidos em campo foram relacionados com as imagens frações vegetação, NPV solo e sombra derivadas das imagens multiespectrais do instrumento *High Resolution Visible and Infrared* (HRVIR) a bordo do satélite SPOT-4. Os resultados mostraram que especialmente a fração NPV mostrou-se sensível aos estágios de degradação florestal e as áreas de corte seletivo. A abertura de clareiras na floresta e a maior exposição de galhos e troncos em áreas de floresta degradada foram os principais fatores responsáveis pelo aumento na quantidade de NPV na imagem.

Cochrane e Souza Jr. (1998) também mostraram a importância da fração NPV para realçar e classificar a ocorrência de queimadas dentro da floresta no município de Tailândia, Pará. Utilizando dados do Landsat TM de 1991 e 1993, imagens frações de NPV, vegetação e sombra foram geradas e correlacionadas com dados biofísicos

coletados em campo. Os estudos mostraram que as florestas atingidas recentemente pelas queimadas apresentam maior conteúdo de NPV (20-60%) que as florestas intactas (0-20%) e aquelas que sofreram queimadas a mais de um ano (15-25%). Os maiores valores de NPV para as florestas queimadas recentemente foram relacionados com a maior exposição de troncos, galhos e folhas secas observados nestas áreas. Por causa da rápida regeneração da floresta – que diminui os valores de NPV na imagem, foi observada sobreposição de valores em algumas áreas de floresta queimada a mais de um ano com aquelas cobertas por floresta intacta.

Dentro de um contexto regional, as áreas atingidas pelas intensas queimadas observadas no Estado do Acre foram mapeadas por Shimabukuro *et al.* (2009) utilizando imagens multitemporais do MODIS diário (MOD09) para os meses de setembro a outubro de 2005. Selecionando as bandas centralizadas em 0,640 μ m, 0,858 μ m e 1,640 μ m (equivalente às bandas 3, 4 e 5 do Landsat TM) imagens frações representando a quantidade de sombra (que possuem características espectrais similares as cinzas e carvão), vegetação e solo foram estimadas para cada *pixel* da imagem. As áreas atingidas pelas queimadas foram acompanhadas pelo aumento da fração sombra em áreas de pastagem e floresta. Estimativas feitas por meio de classificação indicaram que 6500 Km² de terras foram atingidas pelas queimadas, sendo que 3700 Km² corresponderam a áreas previamente desmatadas e 2800 Km² a áreas cobertas por florestas.

Os diferentes exemplos descritos mostram a importância da análise de mistura espectral como sendo uma importante técnica que permite reduzir a dimensionalidade dos dados e realçar alvos de interesses na imagem. Além disto, fornece significado físico a imagem, que facilita, portanto, a sua interpretação.

5.4. Classificação *Pixel a Pixel* e com Abordagem Espacial

O objetivo das técnicas de classificação consiste em associar os *pixels* ou grupos de *pixels* presentes na imagem a uma determinada classe de uso da terra ou cobertura vegetal. Rotineiramente, a classificação é agrupada em três modos: supervisionada, não-supervisionada e híbrida.

Na classificação supervisionada, o analista seleciona ao sistema amostras de treinamento que são representativas das classes a serem mapeadas. Por meio de parâmetros normalmente estatísticos, as amostras selecionadas são utilizadas como padrão de comparação aos demais *pixels* da imagem para decidir a qual classe pertence (JENSEN, 1996; LILLESAND *et al.* 2004).

Os procedimentos seguidos na classificação supervisionada seguem geralmente os seguintes passos: (1) definição das classes de uso e cobertura vegetal a serem mapeadas, como por exemplo, mata, capoeira, pastagem, área urbana etc.; (2) seleção de amostras representativas de cada classe - apoiadas em trabalhos de campo, fotografias aéreas e outros tipos de dados auxiliares; (3) escolher um algoritmo de classificação; (4) avaliação da exatidão da classificação por meio de uma matriz de confusão.

Diferentemente da classificação supervisionada, na classificação não-supervisionada o analista não precisa fornecer amostras de treinamento ao sistema. O agrupamento (ou *clustering*) é feito automaticamente pelo sistema, identificando-se as nuvens de *pixels* que apresentam respostas espectrais semelhantes no espaço de atributos. Apesar de ser menos interativo que a classificação supervisionada, o procedimento não é totalmente automático. O analista precisa fornecer ao sistema o número de *clusters* a serem gerados e realizar a rotulação destes *clusters* a um determinado tipo de uso da terra ou cobertura vegetal (TOWNSHEND; JUSTICE, 1981).

Um procedimento que pode ser adotado é a realização de uma classificação não-supervisionada seguida por uma supervisionada. Neste tipo de procedimento, que é chamado de híbrido, os resultados adquiridos na classificação não-supervisionada são utilizados como parâmetros para a seleção de amostras de treinamento na classificação

supervisionada (LILLESAND *et al.* 2004). Este tipo de procedimento é muito útil quando o analista possui pouco conhecimento da área estudada.

Um dos classificadores supervisionados mais tradicionais utilizados em sensoriamento remoto é o da máxima verossimilhança (MaxVer). O MaxVer é um classificador paramétrico que classifica a imagem considerando a ponderação das distâncias entre as médias dos níveis digitais de cada classe definida na classificação. Os parâmetros estatísticos utilizados são representados pelo vetor de média e pela matriz de covariância que descreve a variabilidade das classes. O algoritmo parte do princípio que todas as amostras selecionadas possuem distribuição normal ou próxima da normal e que a probabilidade de um determinado *pixel* i pertencer classe j depende de sua posição na função de densidade de probabilidade construído a partir dos parâmetros estatísticos da amostragem (LILLESAND *et al.* 2004). Para que as amostras sejam estatisticamente significativas, um número relativamente grande de amostras - normalmente mais de 100 são selecionadas para cada classe.

Sudhakar *et al.* (1999) utilizaram imagens do satélite *Indian Resource Satellite* (IRS-1B) para mapear a cobertura vegetal num santuário ecológico localizado a leste de Bengala – Índia. Avaliando o desempenho do classificador MaxVer, os autores (*op cit.*) mostraram que os resultados gerados pela classificação por máxima verossimilhança foram prejudicados pela elevada variabilidade interna das amostras selecionadas. Além disto, a hipótese de normalidade não foi adequada para representar o comportamento de classes com estruturas complexas, como por exemplo, que apresentaram distribuições bi-modais.

De acordo com Gong e Howart (1990), as tradicionais técnicas de classificação automática de imagens de sensoriamento remoto frequentemente produzem resultados menos precisos que aqueles obtidos por meio da fotointerpretação. Isto acontece porque os algoritmos de classificação não incluem em sua maioria outros atributos das imagens além dos espectrais - como é o caso do MaxVer. Atributos espaciais como forma, textura e contexto não são analisados, o que prejudica a classificação.

Leukert (2005) discorrem a respeito da importância de se considerar os atributos espaciais no processo de classificação. De acordo com o autor (*op cit.*) estas informações são necessárias por várias razões:

- ❖ A confusão espectral impede que determinadas classes sejam separadas considerando apenas o atributo espectral, como no caso, por exemplo, de área urbana e solo exposto.
- ❖ As mesmas classes podem apresentar variações nos seus atributos espectrais e espaciais. Estas variações fazem parte de sua estrutura. É o caso de florestas que apresentam diferenças de iluminação e sombreamento decorrentes do relevo.
- ❖ Algumas classes, como por exemplo, de floresta nativa, são facilmente discriminados de parques e jardins urbanos por meio da análise contextual. Quando considerado apenas o atributo espectral, esta separação não é tão fácil de ser atingida.
- ❖ Determinados tipos de informações só podem ser extraídos mediante dados auxiliares.

Por causa da importância da textura na interpretação de imagens, Haralick *et al.* (1973) propuseram 14 medidas de textura obtidas a partir de filtragens espaciais. Estas medidas têm sido incorporadas no processo de classificação com o intuito de aumentar a exatidão dos mapas produzidos (HARALICK *et al.* 1973, IRONS; IRONS; PETERSEN, 1981).

Rosenfeld *et al.* (1976) e Centeno e Haertel (1993) realizaram uma adaptação do algoritmo MaxVer incluindo em sua concepção uma abordagem contextual no processo de classificação. Inicialmente, os valores de probabilidade que relacionam os *pixels* as classes são estimados através da máxima verossimilhança. Em seguida, as estimativas adquiridas pela máxima verossimilhança são ajustadas dentro de uma função contextual que relaciona a probabilidade de um *pixel* pertencer a uma determinada classe com a probabilidade dos *pixels* vizinhos pertencerem a uma outra classe dentro de uma janela móvel (*Kernel*). Testes realizados por Centeno e Haertel (1993) na bacia do rio Potiribú, Rio Grande do Sul, com imagens Landsat TM, comprovaram a importância da abordagem contextual no aumento da exatidão da classificação.

Um dos classificadores mais importantes e conhecidos que adota a abordagem contextual é o *Extraction of Homogeneous Objects* (ECHO), que faz parte do *software*

MultiSpec desenvolvida na Universidade de Purdue, Estados Unidos (KETING; LANDGREBE, 1976, LANDGREBE, 1980). O ECHO é um classificador que combina a informação espectral e espacial explorando o conceito de dependência espacial. O algoritmo parte do princípio que os *pixels* vizinhos apresentam comportamentos similares. Os *pixels* vizinhos podem, por causa desta característica, serem agrupados em células maiores formando regiões homogêneas.

O processo se desenvolve basicamente em três níveis. No primeiro nível, o usuário define as partições da imagem, que pode ser 2x2, 3x3, 4x4 etc. Em seguida, os *pixels* são agrupados dentro destas partições formando regiões chamadas de células multi-*pixels*. No segundo nível estas células são comparadas com as células vizinhas. Se o critério de homogeneidade for satisfeito (definido pelo usuário), estas células são fundidas formando regiões maiores. O processo de agregação se desenvolve até o critério de homogeneidade não for mais satisfeito. Em seguida, um novo processo de agregação é iniciado. No último nível, as regiões são classificadas com base nas amostras selecionadas.

Estudos feitos por Brondízio *et al.* (1996) na Ilha de Marajó, Pará, mostraram que o classificador ECHO é eficiente para discriminar diferentes estágios de vegetação secundária e classes de florestas alagadas. Lu *et al.* (2004) utilizaram o classificador ECHO para mapear classes de vegetação e uso da terra em uma área de colonização no Estado de Rondônia. Comparando o desempenho de diferentes classificadores, os resultados mostraram que a classificação gerada a partir do ECHO fornece maior exatidão que as classificações geradas pelo MaxVer e Distância Mínima. O melhor desempenho da classificação foi relacionado à complexidade da área de estudo, caracterizada por uma elevada heterogeneidade de usos e cobertura vegetal. A abordagem do ECHO simplificou a heterogeneidade e extraiu a essência dos diferentes tipos de uso e cobertura vegetal por meio da análise contextual.

Atualmente as concepções mais promissoras na classificação digital de imagens de sensoriamento remoto são representadas pelos classificadores orientados a objetos ou por regiões (ARONOFF, 2005). Neste tipo de classificação, as classes temáticas não são mais trabalhadas como *pixels* isolados, mas como relações entre objetos ou regiões. As regiões são formadas por grupos de *pixels* com tamanhos e formas variadas e que apresentam atributos espectrais e espaciais semelhantes. De certa forma, a classificação

orientada a regiões tenta incorporar dentro de sua estrutura os elementos empregados na foto-interpretação (CERON; DINIZ, 1966), incluído na análise, as informações espectrais, texturais e semânticas, como por exemplo, a contextualização e a generalização.

O primeiro passo na classificação orientada a regiões é a segmentação. Nesta etapa, a imagem é particionada em regiões homogêneas por meio de um limiar (*threshold*) que define o limite de cada região. Dentro de cada região, são armazenados os atributos que descrevem o tamanho da feição geométrica, a forma, textura, parâmetros estatísticos, topologia etc. O grau de adensamento das regiões varia de acordo com o nível de detalhamento ou escala adotada em cada aplicação. O segundo passo na classificação orientada a regiões é a aplicação de um algoritmo de agrupamento das regiões com base nos seus atributos.

Existe atualmente um número relativamente grande de algoritmos destinados à segmentação de imagens (HARALICK; SHAPIRO, 1985, PAL; PAL, 1993). Estes algoritmos têm sido desenvolvidos com diferentes finalidades (SCHIEWE; TUFTE, 2005). De acordo com Vand Der Sande *et al.* (2003), os algoritmos destinados à segmentação de imagens de sensoriamento remoto podem ser grosseiramente divididos em três categorias: (1) detecção de bordas; (2) crescimento de regiões e; (3) baseadas no conhecimento.

A segmentação por detecção de bordas particiona a imagem de acordo com as mudanças bruscas nos valores do *pixel*. O algoritmo de detecção de borda assume que as regiões consideradas são suficientemente homogêneas de maneira que a transição entre estas duas regiões pode ser determinada apenas com base na descontinuidade dos valores de níveis de cinza do *pixel* (PAL; PAL, 1993). A extração das bordas é feita utilizando filtros denominados de operadores de *Sobel* que geram imagens chamadas de intensidade de borda ou de gradiente. A imagem intensidade de borda é uma representação binária com valores de 1 referente aos alinhamentos de bordas e 0 para as regiões com ausência de bordas.

A segmentação por crescimento de regiões faz uso do limiar de similaridade para particionar a imagem em um determinado número n de regiões. As condições básicas impostas neste tipo de segmentação partem do seguinte princípio (ZUCKER,

1976; BINS *et al.* 1996): seja R o conjunto de regiões, a imagem é formada por n regiões segmentadas $R_1, R_2, \dots R_n$ de tal forma que:

(a) A segmentação deve ser completa, ou seja, cada *pixel* deve pertencer a uma determinada região;

(b) Os *pixels* de uma região devem ser conexos;

(c) Todas as regiões devem ser disjuntas;

(d) A agregação de regiões deve satisfazer as condições impostas por um limiar T definido pelo usuário.

O processo de crescimento de regiões pode ser feito diversas maneiras (GAO YAN *et al.* 2006). A forma mais comum encontrada parte de um *pixel* inicial chamado de “*pixel*-semente”. Satisfazendo as condições básicas impostas, a semente cresce e agrega os *pixels* vizinhos formando regiões maiores de forma muito semelhante ao processo de agregação do ECHO. O crescimento é interrompido quando as condições básicas não são mais satisfeitas. Em seguida, um novo crescimento é iniciado.

A **figura 4** ilustra um exemplo de crescimento de regiões, sendo: (a) a imagem original com os *pixels* sementes 1 e 7 conhecidos; (b) resultado da segmentação usando um limiar T que representa uma diferença absoluta de menos 3 entre os níveis de cinza; (c) resultado da segmentação usando um T com diferença de menos 8. Conforme pode ser observado, todas as condições básicas impostas são obedecidas.

A segmentação baseada no conhecimento é a abordagem mais moderna existente para a extração de regiões em imagens de sensoriamento remoto. Neste tipo de segmentação, informações adicionais ou dados auxiliares, como por exemplo, mapas temáticos, podem ser incorporados no processo de segmentação para auxiliar na extração das regiões.

Leukert (2005) cita o uso de máscaras e mapas contendo segmentos de parcelas de uso da terra para auxiliar na segmentação de imagens de sensoriamento remoto. De acordo com o autor (*op cit.*), o uso de máscaras na segmentação é bastante eficiente porque possibilita restringir a segmentação apenas dentro da área de interesse. Esta estratégia, além de reduzir consideravelmente o espaço de busca, também diminui os

erros de classificação. Quando um mapa contendo segmentos de parcelas de uso da terra é incorporado na segmentação, estes segmentos são incluídos como um plano de agregação superior. Dentro de cada parcela de uso da terra, os detalhes observados na imagem são individualizados por meio de uma segmentação mais refinada, formando um sistema hierárquico em multi-escala (LANG, 2005). O programas eCognition da empresa Definiens trabalha com esta concepção.

Figura 4. (a) Imagem original identificado os *pixels* sementes com valores 1 (coordenadas 3º linha, 2º coluna) e 7 (coordenadas 3º linha, 4º coluna); (b) resultado da segmentação rotulado como classes **a** e **b** usando um limiar T com diferença de menos 3 entre os níveis de cinza; (c) resultado da segmentação rotulado como classe **a** adotado um T com diferença de menos 8. Adaptado de Gonzalez e Wood (1992).

Alves *et al.* (1996) foram os primeiros a mapear o uso da terra na Amazônia brasileira aplicando a técnica de classificação de imagens orientada a regiões. Utilizando as bandas 3, 4 e 5 do Landsat TM, as imagens foram segmentadas com um algoritmo do tipo crescimento de regiões e em seguida, estas regiões foram agrupadas com um classificador não supervisionado (*clustering*) por regiões. Os primeiros resultados mostraram-se bastante promissores: as bordas das classes foram bem delimitadas na segmentação e poucos erros de omissão foram observados. Além disto, a agregação das regiões segmentadas evitou os problemas de *pixels* não classificados típicos da classificação MaxVer.

Almeida Filho *et al.* (1998) também fizeram uso da classificação orientada a regiões para mapear o uso da terra ao norte de Manaus. Duas classificações foram

geradas: a primeira utilizando as bandas 3, 4 e 5 do Landsat TM e a segunda, utilizando imagens frações decompostas pelo modelo de mistura. As duas classificações foram comparadas com um mapa produzido a partir da interpretação visual da composição colorida 5R4G3B. O desempenho global considerando a classificação de quatro classes (floresta, capoeira, pastagem e solo exposto) foi de 84% para as imagens originais e 90% para as imagens frações. Quando se considerou apenas a classificação de duas classes (floresta e não-floresta), o desempenho subiu para 93% e 94%, respectivamente. O resultado mostrou que a classificação gerada a partir da técnica de segmentação é comparável com os produtos gerados pela fotointerpretação.

Shimabukuro *et al.* (1998) apresentaram uma metodologia para mapear o desmatamento na Amazônia fazendo uso do modelo de mistura seguida por segmentação (atualmente denominada de PRODES digital). Utilizando as bandas 3, 4 e 5 do Landsat TM, imagens frações vegetação, solo e sombra foram geradas. Em seguida, a fração sombra, por ser bem correlacionada com a estrutura florestal, foi segmentada e classificada com um algoritmo do tipo *clustering* por regiões. O resultado da classificação mostrou que a metodologia é extremamente eficiente para o mapeamento e o monitoramento do desmatamento em cenas complexas da Amazônia.

No Estado do Mato Grosso, Rodríguez-Yi *et al.* (2000) empregaram imagens do canal 1 e 2 do AVHRR NOAA, para classificar os diversos tipos de cobertura vegetal. As imagens foram inicialmente equalizadas para evitar que a diferença de variância entre as bandas influenciasse na delimitação da segmentação. Em seguida, as imagens foram segmentadas e classificadas com um algoritmo de classificação supervisionado por regiões. O resultado mostrou a importância da rotina de segmentação para o mapeamento da vegetação na escala regional.

Dentro de um contexto de análise multiescala, Forghani *et al.* (2007) mapearam 11 categorias de uso da terra e cobertura vegetal nos arredores de New South Wales, Austrália. Utilizando imagens do MODIS, Landsat ETM+, ASTER, SPOT-5 e Ikonos-2, planos hierárquicos de segmentação foram extraídos. Com as imagens do MODIS, 4 categorias representadas pelas áreas construídas, floresta, campo/pastagem e água foram delimitadas. Os padrões de ocupação das áreas urbanas e periféricas foram delimitados com as imagens Landsat ETM+ e ASTER. As imagens SPOT-5 e Ikonos-2 serviram para detalhar o mapeamento das classes intra-urbanas. Comparando o resultado desta

abordagem com a classificação convencional, os autores (*op cit.*) constataram que a classificação orientada a regiões melhorou a exatidão do mapa entre 9 a 13%.

Van der Sande *et al.* (2003) elaboraram um mapa detalhado do uso da terra numa área localizada ao sul da Holanda para avaliar os danos causados por uma inundação que afetou a região no ano de 1995. Imagens do satélite Ikonos-2 com resolução espacial de 5 metros no modo multiespectral e 1 metro no canal pancromático foram combinadas através de fusão de imagens e analisadas por meio de segmentação e classificação supervisionada. Adotando a segmentação em multi-escala, 17 classes foram mapeadas dentro de 4 níveis de segmentação. A exatidão global alcançada foi avaliada em 74%.

A classificação contextual apresenta nítidas vantagens em relação aos classificadores tradicionais de base *pixel a pixel*. Por considerar uma gama maior de atributos no processo de classificação (que pode englobar atributos espectrais, espaciais e de fontes externas a imagem), os resultados alcançados com este tipo de abordagem geralmente são bem superiores às técnicas convencionais.

6. Área de Estudo

6.1. São Félix do Xingu no Contexto do Estado do Pará

A ocupação no Sul do Pará teve início, basicamente, na primeira metade do século XX. Migrantes vindos principalmente da região nordeste do país passaram a se instalar na região para se dedicar à extração da borracha. A cidade de Conceição do Araguaia (localizada as margens do rio Araguaia) era o principal ponto de apoio dos seringueiros, castanheiros e colonos. Nesta época, São Félix do Xingu se constituía apenas como um pequeno povoado localizado as margens do rio Xingu (VEIGA *et al.* 2004).

Diferentemente do que aconteceu com outras regiões do Pará, o ciclo da borracha não fez com que a população se fixasse na região de São Félix do Xingu. O tipo de borracha extraído na região era originário da *Castiloca elastica* também conhecida como caucho. Para explorar o caucho, os seringueiros tinham que derrubar as árvores para extrair a borracha. Nas outras regiões do Pará, a borracha era extraída da seringueira *Hevea brasiliensis* que não exigia a derrubada da árvore para sua exploração. Isto permitia que os seringueiros explorassem a mesma área por anos, estimulando, portanto, a sua fixação na região de produção (VEIGA *et al.* 2004).

A data de criação do município de São Félix do Xingu é bastante recente. O município foi criado em 29 de dezembro de 1961 com a Lei número 2460 que desmembrou São Félix do Xingu de Altamira. Em seguida, as Leis de número 5449 e 5455 de 10 de maio de 1988 desmembraram os municípios de Ourilândia e Tucumã do seu território. Atualmente São Félix do Xingu constitui o segundo maior município do Estado com 84249 Km² - perdendo apenas para o seu vizinho Altamira que possui quase o dobro do seu território com 159701 Km² de extensão. Juntos, os dois municípios somam praticamente 20% da extensão total do Pará.

No final da década de 1970 e início de 1980 a região de São Félix do Xingu passou por um novo ciclo econômico marcada pela exploração mineral e extração de madeira. Atraídos pela grande quantidade de jazidas minerais (cassiterita, ferro, ouro *etc*) e de madeira com alto valor no mercado (*mogno*), companhias de mineração e

madeireiras passam a se estruturar criando um novo cenário. Esta fase abriu o caminho para o desenvolvimento da pecuária na região.

A semelhança do que aconteceu com as fronteiras mais antigas, a extração de madeira e a pecuária extensiva de corte constituem a base da economia regional.

Existem várias razões que levam os colonos e fazendeiros a optar pela pecuária. Além de ser de baixo custo e de pouca mão de obra, ela é considerada um investimento de pouco risco. Muitos dos pecuaristas são originários de Goiás, Tocantins e Sul do Maranhão, que são regiões com grande tradição nesta atividade. A atividade pecuária é considerada estratégica para “legitimar” as terras sem documentos como “propriedades privadas” (CASTRO *et al.* 2002).

Escada *et al.* (2005) citam também: o acesso a extensas terras públicas e condições que permitem a sua apropriação (ineficiência de fiscalização pelo Estado e a convivência dos órgãos fundiários e de registro de imóveis); elevado grau de organização da cadeia produtiva, que permite o preço estável do produto e acesso facilitado ao mercado; características biofísicas apropriadas para a formação de pastagem e para a criação, com chuvas suficientemente bem distribuídas, ausência de baixas temperaturas e solos apropriados.

Em São Félix do Xingu a pecuária não é exclusividade dos grandes latifúndios, pois também é praticada nas médias e pequenas propriedades. Em razão da crescente demanda de carne e de couro bovino no mercado nacional e internacional, a atividade pecuária tem se fortalecido na Amazônia (MARGULIS, 2001). De acordo com Veiga *et al.* (2004), as regiões da Amazônia que apresentam as maiores taxas de crescimento da pecuária são o sul e sudeste do Pará, norte do Mato Grosso, Acre e Rondônia, com crescimento da ordem de 10-15% ao ano.

De acordo com os dados do Sistema IBGE de Recuperação Automática (SIDRA), em 2008, São Félix do Xingu despontava no *ranking* nacional como o segundo município com o maior rebanho bovino do País, perdendo apenas para Corumbá, no Mato Grosso do Sul. A **figura 5** ilustra a evolução do rebanho bovino no Pará (2000 e 2008). São Félix do Xingu se destaca em relação aos outros municípios que em 2008 passa a contribuir com mais de 10% do rebanho do Estado.

O crescimento do rebanho foi acompanhado pelo aumento da demanda de áreas destinadas a pastagem, que repercutiu também no incremento generalizado do desmatamento.

Figura 5. Evolução do rebanho bovino no Pará e o incremento do desmatamento.

O desmatamento se intensificou especialmente a partir da década de 1990. Segundo os dados do PRODES (INPE), São Félix do Xingu detém, atualmente, o título de campeão brasileiro do desmatamento. Nenhum outro município brasileiro desmata num ritmo tão intenso quanto São Félix do Xingu. A **figura 6** mostra o avanço do desmatamento no Estado de 2000 a 2008.

A maior concentração populacional do Pará está localizada na porção nordeste do Estado nas proximidades da capital, Belém. Esta região é conhecida como Zona Bragantina. De acordo com os levantamentos feitos pelo IBGE, em 2007 a população de São Félix do Xingu era de pouco menos que 60 mil habitantes. Este número é bem pequeno quando comparado com a capital Belém que possuía aproximadamente 1,4 milhões de habitantes. Apesar da população de São Félix do Xingu ficar atrás de municípios importantes como Santarém (localizado na porção oeste do Estado) e Marabá (município vizinho localizado a leste), São Félix do Xingu se destaca no cenário regional por apresentar o maior crescimento populacional do Estado. Entre 1970 e 2007 a população de São Félix do Xingu cresceu tanto na cidade quanto no campo num ritmo bem superior ao do Estado. A **figura 7** ilustra a distribuição da população do Pará e o ritmo do crescimento dos municípios ao longo dos anos.

Figura 6. Avanço do desmatamento bruto por município no Estado do Pará utilizando os dados do PRODES Digital-INPE.

Figura 7. Distribuição da população do Pará em 2007 e o crescimento observado ao longo dos anos.

6.2. Área Seleccionada

A área seleccionada está circunscrita nas órbitas/pontos 225/64 e 225/65 do satélite Landsat-5 TM entre as coordenadas 8°09'-4°53' Sul e 50°54'-53°14' Oeste (**figura 8**). Esta área corresponde ao trecho de maior desmatamento do município de São Félix do Xingu - Sul do Estado do Pará.

O núcleo urbano do município está localizado às margens da confluência dos rios Xingu (principal rio que corta a região) e Fresco, a uma distância de aproximadamente 700 Km da capital, Belém. O acesso por terra se dá principalmente pela rodovia PA-279 que interliga São Félix do Xingu aos municípios de Tucumã e Xinguara, ambos localizados a leste da região. O município de Xinguara é interligado pela rodovia BR-158 que conecta a região norte ao sul do país.

De acordo com Escada *et al.* (2005), a abertura da estrada da Companhia Mineradora Canopus, que explorou cassiterita em meados dos anos de 1980, foi um ponto extremamente importante para o processo de ocupação. Por meio do Instituto de Terras do Pará (ITERPA), colonos vindos das regiões central, do sul e do nordeste do país passaram a adquirir lotes com tamanho médio de 100 hectares ao longo da estrada de Canopus formando vários núcleos populacionais nas suas proximidades. Estes migrantes eram pequenos agricultores e trabalhadores assalariados das construtoras de estradas, das empresas de extração de cassiterita, das madeireiras e das fazendas de gado que já existiam.

No final da década de 1990, fazendeiros e especuladores passaram a se apropriar das terras da região aproveitando a rede de estradas deixadas pelas madeireiras (ESCADA *et al.* 2005). Da mesma forma que aconteceu com outras regiões da Amazônia, estas terras foram destinadas em sua grande maioria à implantação de pastos e também como meio de garantir investimentos futuros: reservas de terras, venda ou como instrumento utilizado para solicitar empréstimos bancários.

As consequências deste tipo de apropriação do espaço foram desastrosas. São Félix do Xingu convive na atualidade com sérios problemas relacionados à questão fundiária, despontando no topo da lista como um dos municípios com maiores números de assassinatos ligados a conflitos de terra do território nacional.

O padrão de ocupação das terras é caracterizado pela predominância das grandes propriedades. As extensões das fazendas são variadas, na base de 2500 a 3000 hectares, mas também podem existir áreas de até 30000 hectares. A grande maioria das terras não é titulada e a forma do acúmulo de terras são oriundas da compra de lotes e da grilagem. O dinheiro para a compra de terras muitas vezes provém de atividades ilícitas como tráfico de armas e drogas. Não é raro encontrar em São Félix do Xingu casos em que uma mesma gleba possui mais de um proprietário por causa da falsificação indiscriminada de documentos.

O governo federal tem tomado uma série de medidas para conter o avanço frenético do desmatamento na região. Importantes Terras Indígenas (TIs) e Unidades de Conservação delimitam a área de estudo: ao norte encontra-se as TIs Araweté/Igarapé Ipixuna, Trincheira/Bacajá e Apyterewa; ao sul estão localizadas as TIs Caiapó e Mencranotire; a leste, atravessando o rio Xingu e se dirigindo para a Terra do Meio (Região entre os rios Xingu e Iriri), encontram-se a Estação Ecológica Terra do Meio e o Parque Nacional Serra do Pardo (ambos criado por decreto presidencial de 2005 e prontos para serem implantados).

Em termos gerais, o relevo apresenta altitudes abaixo de 300 metros nas proximidades dos principais cursos de água e altitudes mais expressivas na Serra dos Carajás (ao norte) e nos maciços dissecados localizados ao Sul, podendo chegar até 800 metros. Segundo a classificação de *Koppen*, o clima da região é do tipo Aw. A pluviometria anual está em torno de 1800 mm com concentração de chuva em 5 a 7 meses entre novembro e maio e uma seca, de 5 a 7 meses.

A região localiza-se em uma zona de transição entre os ecossistemas do cerrado (sob influência do rio Araguaia e nas proximidades com o Estado do Mato Grosso) e da floresta Amazônica. Conforme pode ser observado no mapa fitoecológico do Projeto Radambrasil (**figura 9**), a área é dominada pela Região de Floresta Aberta. Manchas de Cerrado são observadas a sudeste - localizadas principalmente sobre a Serra da Casa das Pedras. Faixas de contato ou zonas de transição são verificadas ao sul e oeste.

Figura 9. Mapa de Vegetação do Radambrasil (1974) referente às cenas 225/64-65 do satélite Landsat-5 TM.

7. Lista de Materiais

7.1. Mapas e Dados

- ❖ Carta topográfica SB.22 na escala 1: 1 000000 em formato vetorial *.shp* do *Arc View*.
- ❖ Cartas planimétricas do IBGE na escala 1: 100 000 digitalizadas e disponibilizadas em formato *.tif* ou *pdf*, folhas: São Raimundo, Igarapé São Sebastião, Rio Xingu e São Felix do Xingu.
- ❖ Mapa Fitoecológico do projeto RADAMBRASIL (1974).
- ❖ Mapa das Terras Indígenas da FUNAI (2009).
- ❖ Mapa Multi-Modal do DNIT de 2009.
- ❖ Dados por município do IBGE.
- ❖ Dados do SIDRA do IBGE (1988, 2000 e 2008).
- ❖ Estimativa de desmatamento do PRODES do INPE.

7.2. Softwares

- ❖ *The Environment for Visualizing Images* (ENVI 4.1) da empresa *Research Systems, Inc.*
- ❖ *Sistema de Processamento de Imagens Georeferenciadas* (SPRING 5.0.4) desenvolvido pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, INPE, Brasil (CÂMARA *et al.* 1996).
- ❖ *Integrated Land and Water Information System* (ILWIS 3.4) desenvolvido pelo *International Institute for Geo-Information Science and Earth Observation*, ITC, Holanda (KOOLHOVEN *et al.* 2007).

7.3. Imagens de Satélite

As imagens de satélite utilizadas neste trabalho foram todas adquiridas gratuitamente em diferentes órgãos de pesquisa:

- ❖ Do *site* do INPE (www.dgi.inpe.br), foram adquiridas as imagens multitemporais do satélite Landsat-5 TM (bandas 1 a 5 e 7) e as imagens pancromáticas do *High Resolution Camera* (HRC) geradas pelo satélite CBERS-2B.
- ❖ Imagens do satélite Landsat-7 ETM+ (bandas 3, 4 e 5) já corrigidas geometricamente, assim como o modelo digital de elevação do *Shuttle Radar Topography Mission* (SRTM), foram baixadas do *site* do *Global Land Cover* da universidade de Maryland, Estados Unidos (www.landcover.org).
- ❖ Consultas ao *Google Earth*.

7.3.1 Breve Análise das Imagens

A área de estudo é coberta pelo mosaico de duas cenas do satélite Landsat-5 TM referente às órbitas/pontos 225/64 e 225/65. A análise multitemporal foi feita utilizando as bandas 1 a 5 e 7 do TM. Quatro datas foram selecionadas: 1988, 1992, 2000 e 2008, contemplando, portanto, um intervalo de 20 anos. Todas as imagens selecionadas foram adquiridas nos meses de julho e agosto - que corresponde ao período seco na região.

Por se tratar de imagens adquiridas em datas-aniversárias próximas, as variações relacionadas ao ângulo de elevação solar, azimuth e estágios fenológicos da vegetação foram minimizadas (SINGH, 1989). Conforme pode ser observado na **tabela 1**, todas as imagens foram adquiridas em condições de iluminação similares e com altos ângulos de elevação solar (acima de 43 graus) o que contribuiu para diminuir o efeito de sombreamento.

As imagens dos satélites Landsat-5 TM e Landsat-7 ETM+ são similares. Os intervalos de comprimento de onda das bandas do TM e ETM+ são praticamente os

mesmos, com algumas pequenas diferenças nas bandas 2, 4 e 7. As mudanças mais significativas incorporadas no sensor ETM+ consiste na inclusão da banda pancromática, com 15 metros de resolução espacial, e o ganho de resolução da banda 6 (termal), que no TM é de 120 e no ETM+ é de 60 metros no terreno (LILLESAND *et al.* 2004).

Tabela 1. Dados das imagens Landsat-5 TM selecionadas.

Data da Passagem	Órbita/Ponto	Horário Central (GMT)	Azimute Solar	Elevação Solar
18/07/1987	225/64	13h01min	52.5427	44.4939
	225/65	13h02min	51.5907	43.4394
31/07/1992	225/64	12h59min	56.6016	45.3348
	225/65	12h59min	55.5472	44.3555
05/07/2000	225/64	13h13min	48.2867	46.0252
	225/65	13h13min	47.3642	44.8992
12/08/2008	225/64	13h22min	56.4739	52.1624
	225/65	13h23min	55.1314	51.1786

Bandas selecionadas (em unidade de μm):

Banda 1 = 0,45-0,52 (0,48); Banda 2 = 0,52-0,60 (0,56); Banda 3 = 0,63-0,69 (0,66); Banda 4 = 0,76-0,90 (0,83); Banda 5 = 1,55-1,75 (1,65); Banda 7 = 2,08-2,35 (2,2).

Resolução nominal das bandas multiespectrais: 30 metros.

Faixa abrangida por cada cena (*swath*): 180 Km.

Tempo de revisita: 16 dias.

As bandas 1, 2 e 3 cobrem os intervalos de comprimento de onda do visível, centralizadas em $0,48\mu\text{m}$, $0,56\mu\text{m}$ e $0,66\mu\text{m}$. A banda 4 refere-se ao infravermelho próximo, centralizado em $0,83\mu\text{m}$. As duas últimas bandas, 5 e 7 correspondem aos intervalos cobertos pelo infravermelho médio conhecido pela sigla em inglês SWIR de *Short Wave Infrared*. A banda 5, também conhecida como SWIR-1 está centralizada em $0,65\mu\text{m}$ e a banda 7, conhecida como SWIR-2 em $2,2\mu\text{m}$ (ASNER *et al.* 2003).

As bandas espectrais que cobrem o intervalo do visível são importantes para a caracterização e mapeamento do uso da terra/cobertura vegetal porque fornecem informações valiosas a respeito do estágio de desenvolvimento da vegetação (JENSEN, 1983). O comportamento espectral da vegetação no visível é controlado principalmente pelos pigmentos de clorofila (do tipo *a* e *b*) e carotenóides (caroteno e xantofila) presentes nas células foliares do parênquima paliçádico. Na região do visível, os pigmentos de clorofila *a* e *b* são responsáveis pela forte absorção da radiação nos

comprimentos de onda do azul (0,45-0,52 μ m) e do vermelho (0,63-0,69 μ m) (KNIPLING, 1970; CURRAN, 1980; JENSEN, 1983). Esta absorção é fundamental para a realização da fotossíntese. Em 0,54 μ m (região do verde), é observado um relativo pico de reflexão, sendo o responsável pela cor verde das plantas.

Os carotenóides são pigmentos de cor vermelha, laranja ou amarela e que também atuam na captura de energia, embora a função primordial seja como anti-oxidante, prevenindo os danos causados pelo excesso de luz na molécula de clorofila (RAVEN *et al.* 2007). Por causa da dominância dos pigmentos de clorofila, os carotenóides ficam normalmente “escondidos”, sendo visíveis em apenas algumas épocas do ano ou quando a vegetação é submetida a determinadas condições de estresse hídrico. Algumas folhas, por exemplo, mudam de cor no outono, ficando amareladas por causa do decréscimo da quantidade de clorofila.

Na região do infravermelho próximo (0,74 a 1,1 μ m) a energia refletida é bem correlacionada com a biomassa das plantas (JENSEN, 1983). O principal fator biofísico responsável pela reflexão da energia são os espaços intercelulares presentes no parênquima lacunoso do mesófilo foliar. Quando as folhas das plantas são jovens, as células presentes no parênquima lacunoso ainda são compactas. A medida que a folha se desenvolve, os espaços de ar formados pela separação das paredes celulares também aumentam. Liu (2007) comenta que estes espaços já são bem desenvolvidos quando o tamanho da folha atinge cerca de 1/3 do tamanho normal.

O aumento dos espaços intercelulares é responsável pelo aumento da reflexão da energia no infravermelho próximo. Uma folha bem desenvolvida pode refletir em torno de 15% mais energia que uma folha nova (LIU, 2007). De acordo com Jensen (1983), a vegetação verde e sadia reflete de 45 a 50% da energia que chega, sendo o restante, transmitido para as camadas inferiores ou adjacentes do dossel.

No infravermelho médio (1,3 a 2,5 μ m), a vegetação verde possui novamente uma forte absorção da energia. Este intervalo é controlado pela concentração de água no tecido foliar que ocorre com maior intensidade em 1,4, 1,9 e 2,7 μ m (JENSEN, 1983). As bandas que cobrem estes intervalos podem fornecer informações importantes relacionadas à maturidade e estresse hídrico da planta.

Os corpos de água e as queimadas são facilmente identificados no infravermelho próximo, aparecendo com tonalidades escuras (preto) em razão do elevado coeficientes de absorção neste comprimento de onda. As áreas desmatadas são facilmente identificadas nas bandas do vermelho e infravermelho médio devido o contraste entre a vegetação (forte absorção) e as áreas de solo exposto e pastagem (alta reflexão da energia).

Em relação às imagens de alta resolução (2,7 m.) geradas pelo sensor *High Resolution Camera* (HRC) a bordo do satélite CBERS-2B, foram utilizadas no total 5 imagens. Estas imagens foram georeferenciadas e mosaicadas formando uma faixa continua de imageamento utilizada para a validação da classificação. A **tabela 2** descreve os parâmetros das imagens.

Tabela 2. Dados das imagens de alta resolução do sensor HRC a bordo do satélite CBERS-2B.

Data da Passagem	Órbita/Ponto	Horário Central (GMT)	Azimute Solar	Elevação Solar
06/07/2008	164C_/107_1	13h59min	37.3725	53.6583
06/07/2008	164C_/107_2	13h59min	37.2571	53.4996
06/07/2008	164C_/107_3	13h59min	37.1428	53.3406
06/07/2008	164C_/107_4	13h59min	37.0297	53.1815
06/07/2008	164C_/107_5	13h59min	36.9178	53.0223

CBERS-2B sensor HRC:

Imagem pacromática 0,5-0,8µm.

Resolução nominal: 2,7metros.

Faixa abrangida por cada cena (*swath*): 27 Km.

Taxa de revisita: 130 dias.

8. Método

A metodologia empregada faz uso de imagens multitemporais geradas pelo satélite Landsat-5 TM para caracterizar e mapear a evolução do desmatamento e do uso da terra/cobertura vegetal na região de São Félix do Xingu, Pará. O método adotado combina a técnica de realce da imagem por meio da análise de mistura espectral seguido por uma sequência de segmentação orientada por máscara e classificação por regiões. Imagens de alta resolução adquiridas pelo sensor HRC a bordo do satélite CBERS-2B foram utilizadas para a validação da classificação. A **figura 10** ilustra os principais procedimentos adotados.

Figura 10. Fluxograma seguido no processamento das imagens Landsat-5 TM.

8.1. Correção Geométrica e Radiométrica das Imagens TM

Inicialmente, todas as imagens passaram por uma etapa de pré-processamento com o objetivo de minimizar as distorções geométricas e radiométricas presentes na imagem. A correção geométrica retifica as distorções sistemáticas presentes nas imagens que são resultantes do processo de aquisição e imprecisão dos dados de posicionamento da plataforma (D'ÁLGE, 2001). A retificação radiométrica minimizar as diferenças de brilho entre as imagens resultantes das diferenças nas condições atmosféricas, de iluminação solar e de calibração do sensor.

A correção geométrica foi feita por meio de pontos de controle (*tie points*) identificados na imagem a ser corrigida e na base utilizada como referência. Neste trabalho, foram adotadas como referência as duas cenas Landsat-7 ETM+ de 2001 (órbita/ponto 225/64-65) adquiridas no site *Global Land Cover Facility* (GLCF) da Universidade de Maryland. O GLCF disponibiliza imagens Landsat-5 e -7 corrigidas geometricamente por meio de ortoretificações realizadas com os Modelos de Elevação Digital (DEM) do *Shuttle Radar Topography Mission* (SRTM). Estas imagens, que se encontram em coordenadas Universal Transversa de Mercator (UTM-22S) e referenciadas ao *datum* WGS-84 (EPSG 32722, segundo a numeração da *Spatial Reference* (2009), foram mosaicadas e utilizadas como referência para a correção das outras imagens.

Foram selecionados em cada correção geométrica mais de 50 pontos de controle distribuídos ao longo de toda a cena. A partir destes pontos de controle, um ajuste polinomial de segunda ordem foi gerado alcançando em todas as cenas um valor de RMS (*Root-Mean Square Error*) inferior a 0,8 *pixel*. Em seguida, as imagens foram reamostradas para 60 metros (espaçamento do *pixel*) com o interpolador vizinho mais próximo. A principal vantagem do interpolador vizinho mais próximo em relação aos outros interpoladores (por exemplo, bilinear e bicúbico) é que não altera os valores dos *pixels* das imagens originais (LILLESAND *et al.* 2004).

A degradação da resolução teve como objetivo diminuir o tamanho do arquivo e aumentar a agilidade do processamento. Alguns testes foram realizados adotando diferentes tamanhos de *pixels* (40, 50, 60, 80 e 100 metros) para avaliar o efeito da

degradação da resolução na qualidade do mapeamento. A avaliação foi feita visualmente na tela do computador. O tamanho do *pixel* com 60 metros foi escolhido porque aparentemente não comprometeu a qualidade visual das imagens. Na metodologia do PRODES-digital, as imagens TM também são reamostradas para 60 metros com o intuito de reduzir a massa de dados no processamento.

Para realizar a retificação radiométrica do conjunto de dados multitemporais do satélite Landsat-5 TM, foi selecionado como referência para a calibração a imagem coberta pela cena 225/64 de 2008 (TM08-22564). A imagem TM08-22564 foi escolhida por dois motivos: (1) boas condições de imageamento (com poucas interferências atmosféricas) e; (2) por se tratar de uma imagem de data mais recente, é possível a comparação com as imagens de alta resolução do sensor do HRC a bordo do CBERS-2B.

Com o intuito de minimizar os efeitos causados pelo espalhamento atmosférico que afeta principalmente os comprimentos de onda do visível (em especial o *Rayleigh* - que espalha o comprimento do azul), o método de subtração do *pixel* escuro conhecido como *Dark Object Subtraction* (DOS) desenvolvido por Chaves (1988) foi empregado.

O método DOS parte da premissa que em cada cena existem objetos escuros com radiância zero ou próxima do zero (que pode ser uma área de intenso sombreamento ou água limpa). Por causa do efeito de espalhamento atmosférico, o sensor ao invés de registrar valores nulos nestas áreas, registra uma pequena quantidade de sinal causado pela interação com as partículas atmosféricas. A correção pelo método do DOS é feita identificando estes valores no histograma e os subtraindo em cada banda.

A desvantagem na utilização do método DOS é que considera o valor do espalhamento atmosférico constante em toda a cena - o que na realidade não acontece. Além disto, os efeitos de absorção por parte de gases atmosféricos, refração e espalhamento da energia originária de áreas adjacentes ao IFOV (*Instantaneous Field Of View*) do sensor não são considerados.

Em seguida, os valores expressos em números digitais (DNs) foram convertidos para valores físicos de radiância (expressos em $W/(m^2 \cdot sr \cdot um)$) e no passo

seguinte, para refletância aparente segundo os procedimentos descritos por Markham e Barker (1986).

A conversão de DN para valores de radiância espectral é dada pela relação:

$$L_{\lambda} = \left(\frac{L_{\max \lambda} - L_{\min \lambda}}{Q_{cal \max}} \right) \times Q_{cal} + L_{\min \lambda} \quad (2)$$

Onde:

L_{λ} = radiância espectral;

$L_{\min \lambda}$ = radiância espectral mínima;

$L_{\max \lambda}$ = radiância espectral máxima;

$Q_{cal \max}$ = DN máximo;

Q_{cal} = DN.

Os valores de $L_{\min \lambda}$ e $L_{\max \lambda}$ empregados neste trabalho são resultantes de ensaios de pós-calibração para o Landsat-5 TM (ver **tabela 3**). Estes valores foram extraídos de Chander e Markham (2003).

Tabela 3. Coeficientes utilizados para a conversão dos DN's para valores físicos expressos em radiância e reflectância - adaptado de Chander e Markham (2003)

Banda	$L_{\min \lambda}^* =$ $W/(m^2 \cdot sr \cdot \mu m)$	$L_{\max \lambda}^* =$ $W/(m^2 \cdot sr \cdot \mu m)$	$ESUN_{\lambda}^{**} = W/(m^2 \cdot \mu m)$
1	-1.52	193.0	1957
2	-2.84	365.0	1826
3	-1.17	264.0	1554
4	-1.51	221.0	1036
5	-0.37	30.2	215.0
7	-0.15	16.5	80.67

*Os valores de $L_{\min \lambda}$ e $L_{\max \lambda}$ são posteriores a 5 de maio de 2003.

**A irradiância espectral média no topo da atmosfera $ESUN_{\lambda}$ segue o modelo solar CHKUR em MODTRAN 4.0.

Para o calculo da reflectância a formula é dada por:

$$\rho_{\lambda} = \frac{\pi \cdot L_{\lambda} \cdot d^2}{ESUN_{\lambda} \cdot \cos \theta} \quad (3)$$

ρ_{λ} = reflectância espectral observada no topo da atmosfera, porém, corrigida em relação ao espalhamento atmosférico;

L_{λ} = radiância espectral dada em W/(m².sr.um);

d = distância Sol-Terra em unidades astronômicas;

$ESUN_{\lambda}$ = irradiância espectral média no topo da atmosfera em unidades de W/(m².μm);

θ = ângulo solar zenital.

Historicamente, as informações de radiância espectral (L_{λ}) do Landsat-5 TM são apresentados em mW/(cm².sr. um). Todavia, conforme pode ser observado na **tabela 3**, a unidade encontra-se em W/(m².sr.um). Esta mudança foi feita com o objetivo de compatibilizar o TM com o sistema de unidade adotado pelo Landsat-7 ETM+ (CHANDER; MARKHAM, 2003).

A transformação dos valores de radiância para reflectância é importante principalmente para a caracterização espectral dos diferentes alvos presentes na cena. Além disto, a equação (3) permite remover as diferenças no ângulo zenital solar durante a aquisição das imagens e compensar as diferenças na irradiância solar exoatmosférica observada para as diferentes bandas espectrais.

Todas as imagens brutas (expressas em DN's) foram padronizadas radiometricamente em relação a imagem TM08-22564 (já calibrada para reflectância) por meio de uma metodologia que combina a técnica do *empirical line* com a análise de mistura espectral. Optou-se por não utilizar os coeficientes de pré ou de pós calibração para as outras datas (além das imagens de 2008) porque não foi feito nenhum controle de campo para verificar a sua acurácia (ADAMS *et al.* 1995). Os efeitos de chuvas isoladas ou concentradas em apenas uma parte da imagem (chuvas de convecção) também não foram considerados no processamento.

A técnica do *empirical line* fornece um meio relativamente simples de conversão dos números digitais (DN's) da imagem para valores físicos de reflectância.

Tradicionalmente a técnica combina os DNs de alvos selecionados na imagem com os seus respectivos dados de reflectância medidos em campo ou em laboratório.

Os DNs são transformados para valores de reflectância adotando a equação:

$$\text{Refl}_k = \text{ganho}_k \times \text{DN}_k + \text{offset}_k \quad (4)$$

Refl_k = valor de reflectância na banda k;

ganho_k = termo multiplicativo;

DN_k = número digital (0-255);

offset_k = termo aditivo;

Quando dois ou mais espectros são medidos em campo, o termo multiplicativo (*ganho*) é associado principalmente com a transmitância atmosférica e com os fatores instrumentais. O termo aditivo (*offset*) corresponde ao espalhamento atmosférico (KARPOUZLI ; MALTHUS, 2003).

A técnica assume as seguintes condições: (1) a atmosfera apresenta um comportamento homogêneo ao longo da imagem; (2) não há diferença de iluminação na imagem; (3) e os alvos constituem refletores *lambertiano* (SMITH; MILTON, 1999). Os constituintes atmosféricos podem apresentar em algumas situações grandes variações num curto espaço - principalmente em se tratando do vapor de água. Porém, foi considerado neste trabalho que estas variações foram pequenas e não afetaram significativamente os resultados da análise.

Estudos realizados têm mostrado que a exatidão da técnica *empirical line* depende fortemente de uma seleção adequada de alvos e que esta seleção contemple um amplo intervalo de valores. Normalmente são utilizados dois alvos representados por alvos claros e escuros para calibrar a imagem. Todavia, Smith e Milton (1999) utilizaram quatro alvos para calibrar uma imagem utilizando dados medidos *in situ* com espectro-radiômetro, enquanto Karpouzi e Malthus (2003) utilizaram nove alvos. Ambos os resultados foram avaliados por meio de uma validação cruzada e mostraram que os procedimentos adotados são eficientes fornecendo poucos erros na calibração.

Diferentemente da abordagem convencional, onde os espectros de referencia são adquiridos em campo ou em laboratório, neste trabalho os espectros de referência foram coletados diretamente da imagem já calibrada (TM08-22564). Esta abordagem pressupõe que os espectros modelados na imagem-refletância são capazes de descrever com razoável precisão o comportamento espectral dos alvos presentes na paisagem.

Dados de biblioteca espectral publicadas pela *United States Geological Survey* – USGS (reamostradas para os intervalos das bandas do Landsat-5 TM) também foram utilizados neste trabalho como referência de comparação com os espectros coletados na imagem.

A seleção dos espectros puros (*endmembers*) na imagem-bruta e na imagem-referência (TM08-22564) foi feita de maneira interativa e integrada com a análise de mistura espectral. Os *endmembers* que forneceram os melhores ajustes na estimativa das imagens-mistura foram selecionados para a aplicação do *empirical line*. Detalhes deste procedimento são descritos a seguir. Apesar da disponibilidade das imagens SRTM, não foi aplicado nenhum procedimento para a correção do efeito topográfico com o intuito de preservar ao máximo as características espectrais originais das imagens.

8.2. Modelo Linear de Mistura Espectral

A estimativa de mistura dentro de cada *pixel* da imagem foi feita adotando o Modelo Linear de Mistura Espectral (MLME). A equação do modelo é formalmente escrita por:

$$R_i = \sum_{k=1}^n R_{ik} F_k + E_i \quad (5)$$

A seguinte restrição é dada:

$$\sum_{k=1}^n F_k = 1 \quad (6)$$

Sendo que:

R_i = reflectância medida em cada *pixel* da banda i ;

R_{ik} = resposta espectral da componente K para a banda i ;

F_k = proporção de mistura da componente k num *pixel*;

E_i = o termo de erro para a banda i .

O efeito da não-linearidade de mistura causada pelo múltiplo espalhamento da radiação foi considerado neste trabalho como sendo secundário (CLANK; LUCEY, 1984, ADAMS *et al.* 1995; SMALL, 2001) em relação à dominância linear que rege a interação dos elementos presentes na paisagem.

Os *endmembers* necessários para a estimativa de mistura foram adquiridos diretamente da imagem (*image endmember*). A seleção foi feita de forma interativa analisando o comportamento espectral de cada alvo na imagem, o seu contexto espacial e a sua disposição num gráfico de espalhamento bidimensional.

Num primeiro passo, cinco *endmembers* representando os “espectros puros” de sombra, solo exposto, estradas, vegetação não-fotossintética (NPV) e vegetação verde (denominado apenas como vegetação) foram selecionados. Tomou-se o cuidado de não selecionar *pixels* localizados na borda de classes para evitar a “contaminação” causada pela radiação oriunda de superfícies adjacentes. Tomou-se também, o cuidado de selecionar um número razoável de *pixel* (mais de uma centena) como forma de minimizar os efeitos de ruído presentes na imagem e as variabilidades espectrais inerentes de cada classe.

Para ajudar na seleção dos *endmembers*, as bandas 3 (canal vermelho) e 4 (canal infravermelho próximo) do TM foram *plotadas* num gráfico de espalhamento bidimensional. O procedimento se baseia na suposição de que os *pixels* mais puros de vegetação, solo e sombra estão localizados na extremidade do gráfico (BAJJOUK *et al.* 1998; KAWAKUBO *et al.* 2009).

Após a etapa de seleção dos *endmembers*, o MLME foi gerado, inicialmente, incluído todos os espectros disponíveis (cinco no total). Em seguida, outros modelos de mistura foram sendo refinados utilizando arranjos de dois, três e quatro *endmembers*. Os resultados da adequação dos componentes modelados foram sendo sistematicamente avaliados da seguinte forma: (1) de maneira visual, inspecionando se as frações geradas são consistentes com a caracterização dos elementos da paisagem; (2) analisando os

erros de extrapolação das imagens frações (*fraction overflow*) e; (3) avaliando o erro da modelagem por meio da imagem-resíduo (*root mean square error – RMSE image*).

Como regra geral, um modelo de mistura que está bem ajustado, além de possuir significado físico coerente com os elementos da paisagem, possui intervalos das frações ≥ 0 e ≤ 1 além de gerar baixos valores de erro RMS. Quando os erros na modelagem são significativos, uma nova seleção de *endmember* é feita até alcançar o melhor ajuste do modelo.

Em princípio, a abordagem adotada é similar à metodologia do *Multiple Endmember Spectral Mixture Analysis* (MESMA) apresentado por Robert *et al.* (1998), que procura selecionar o melhor conjunto de espectros de referência na modelagem. Todavia, na metodologia MESMA, o número e o tipo de espectros podem variar *pixel a pixel* na imagem para minimizar o erro, enquanto na metodologia empregada, estes parâmetros são fixos em cada *série* de modelagem.

8.3. Classificação

O mapeamento do desmatamento e uso da terra/cobertura vegetal foi feito por meio de classificação orientada por regiões. A primeira etapa na classificação orientada por regiões é a segmentação das imagens. Em seguida, as regiões são agrupadas utilizando os parâmetros estatísticos extraídos de cada região. Estes parâmetros estatísticos se baseiam nas proporções de mistura dos *endmembers* selecionados.

As imagens frações são modeladas em intervalos de 0-1 (0 = ausência do componente e 1 = presença completa do componente). Os valores menores que 0 e maiores 1 são considerados *fraction overflow* e foram substituídos na análise pelos valores 0 (quando < 0) e 1 (quando > 1) (ADAMS; GILLESPIE, 2006). Em seguida, estas imagens de 0-1 foram convertidas para 8 *bits* multiplicando as imagens pelo valor 255 (a conversão foi feita por exigência do *software*). Esta conversão não altera as proporções de mistura e tem a vantagem de reduzir consideravelmente o tamanho do arquivo.

Para a classificação foi utilizando o Sistema de Informação Geográfico SPRING 5.0.4 desenvolvido pelo INPE (CÂMARA *et al.* 1996). O SPRING é sistema baseado

num modelo orientado a objeto do qual são derivadas sua interface de *menus* e a linguagem espacial. O SPRING possui uma ampla gama de ferramentas destinadas à entrada de dados, consulta e análise espacial e processamento de imagens de sensoriamento remoto.

No módulo de processamento de imagens, encontra-se disponível os métodos de segmentação por detecção de bordas e por crescimento de regiões. O método de segmentação por crescimento de regiões foi escolhido por causa das vantagens que ele oferece: ser amplamente utilizados em aplicações de sensoriamento remoto; criar regiões homogêneas e fechadas; ser representativo das atuais gerações de técnicas de segmentação (TILTON; LAWRENCE, 2000; ESPINDOLA *et al.* 2006).

Dois parâmetros são definidos pelo usuário na segmentação por crescimento de regiões: os valores de *Similaridade* e de *Área* (BINS *et al.* 1996). O valor de *Similaridade* corresponde à distância euclidiana média dos valores espectrais de cada região. A medida que os *pixels* vão sendo incorporados no crescimento da região, os valores médios vão sendo constantemente atualizados. O valor de *Área* corresponde à área mínima em número de *pixels* a serem individualizadas na segmentação.

Antes de realizar a segmentação, todas as imagens foram suavizadas com um filtro espacial do tipo mediana. O filtro de mediana foi escolhido porque além de reduzir a variabilidade internas das classes, possui a propriedade de conservar as informações de borda das classes - que são importantes para a segmentação (BINS *et al.* 1992; HILL; FOOD, 1994; NASCIMENTO; ALMEIDA FILHO, 1996; HILL, 1999).

Nos procedimentos convencionais utilizando o SPRING, uma única segmentação é feita para toda a imagem com o objetivo de separar as diferentes classes de uso da terra e cobertura vegetal (ALVES *et al.* 1996; ALMEIDA FILHO *et al.* 1998; RODRIGUES-YI *et al.* 2000; KAWAKUBO *et al.* 2009; KAWAKUBO *et al.* 2010). Portanto, apenas dois valores, um para o limiar de *Similaridade* e outro para a *Área* são adotados. O problema é que muitas vezes, estes limiares não são adequados para segmentar com eficiência todas as classes reconhecíveis na imagem. É comum, por exemplo, encontrar classes com tamanhos, formas e contrastes diferentes. Realizando apenas uma única segmentação, algumas destas classes vão ser bem segmentadas, outras, poderão apresentar falta ou excesso de particionamento.

Para contornar este problema, optou-se por um procedimento que adota uma seqüência de segmentação orientada por máscaras. Estas máscaras são geradas das próprias classificações obtidas das imagens. Por meio de álgebra de mapas (TOMLIN, 1990; BARBOSA, 1997), as áreas que não fazem parte da segmentação são excluídas da análise assumindo valores zero na imagem. Adotando este procedimento, é possível realizar várias segmentações para uma mesma imagem ou conjunto de imagens de maneira similar segmentação hierárquica do *software* e-Cognition da empresa *Definiens Imaging*, que tenta ajustar os diferentes níveis de segmentação ao conteúdo da imagem (SANDER *et al.* 2003; WANG *et al.* 2004; LANG, 2005).

As classificações das regiões segmentadas foram realizadas com um algoritmo do tipo *clustering* não-supervisionado por regiões batizado de ISOSEG, que calcula o centro de cada classe utilizando a matriz de covariância e o vetor-média das regiões (BINS *et al.* 1992). Para a sua aplicação, inicialmente seleciona-se uma imagem ou um conjunto de imagens para a construção do espaço de atributos. Em seguida, define-se um limiar de aceitação (expresso em porcentagem) que corresponde à distância máxima de *Mahalanobis*. Os *clusters* gerados pelo ISOSEG são posteriormente identificados visualmente, na tela do computador, associando manualmente cada *cluster* a uma legenda pré-definida. Esta associação foi feita com o auxílio da composição colorida Landsat-5 TM bandas 5 (R), 4 (G) e 3 (B).

8.4. Processamento das Imagens HRC e Validação da Classificação

As imagens do sensor HRC a bordo do CBERS-2B foram, inicialmente, georeferenciadas com a imagem Landsat-5 TM de 2008 por meio de pontos de controle e reamostradas com o interpolador vizinho mais próximo. Em seguida, foi feito o mosaico das cinco imagens previamente corrigidas formando uma faixa contínua de aproximadamente 28 Km x 110 Km de extensão.

Para facilitar a identificação dos alvos, a técnica de fusão de imagens por meio da transformação IHS (*Intensity, Hue e Saturation*) foi empregada (WELCH; EHLERS, 1987; CARPER *et al.* 1990). A transformação IHS consiste numa das técnicas mais difundidas para a fusão de dados multi-sensores e pode ser resumida em três etapas: (1) a partir de uma composição colorida RGB calcula-se as componentes intensidade

(*Intensity*), matiz (*Hue*) e saturação (*Saturation*); (2) em seguida, substitui-se a componente intensidade pela banda pancromática de alta resolução; (3) e finalmente, aplica-se a reversão do domínio IHS para o RGB. O resultado é uma imagem colorida que guarda as informações multiespectrais aliada a alta resolução espacial da banda pancromática.

A exatidão do mapa de desmatamento e uso da terra/cobertura vegetal de 2008 foi adquirida confrontando os resultados da classificação do Landsat-5 TM com as informações de “verdade terrestre” extraídas do mosaico de imagens fundidas (reamostradas para 3 metros no terreno). Cerca de 50 pontos de verdade terrestres foram coletados para cada classe e analisadas na matriz de erro (*error matrix*). Congalton (1991) sugere este número (no mínimo 50) para que a análise tenha significado estatístico. Tomou-se o cuidado de coletar os pontos de “verdade terrestre” em locais representativos de cada classe (FORGHANI *et al.* 2007; KAWAKUBO *et al.* 2009). A faixa imageada pelo sensor HRC contempla diferentes classes de uso da terra/cobertura vegetal.

A matriz de erro é construída comparando os dados de “verdade terrestre” com os resultados da classificação (ARONOFF, 1982). Os valores dispostos na diagonal principal da matriz representam os pontos que foram corretamente classificados, e os valores que estão fora, os erros de classificação. Somando-se os valores contidos na diagonal principal da matriz e dividindo pelo total de pontos de verdade terrestre, acha-se a exatidão global da classificação. A exatidão e a confiabilidade de cada classe são calculadas dividindo o valor da diagonal principal da matriz com o total de pontos de verdade terrestre distribuído ao longo da linha e da coluna, respectivamente. O erro distribuído ao longo da linha é chamado de erro de omissão ou exclusão. Ou seja, *pixels* que deveriam ser classificados como “x” foram erroneamente atribuídos a outras classes (por exemplo, “y”). O erro ao longo da coluna é conhecido como erro de comissão ou inclusão. Isto significa que classes pertencentes a “y” foram erroneamente incluídos como pertencentes a classe “x”.

Uma das medidas mais utilizadas para avaliar o desempenho da classificação é conhecida como índice *Kappa* desenvolvido por Cohen (1960). O índice *Kappa* é uma medida de concordância não-paramétrica que representa inteiramente a matriz de erro em um único índice. O valor de *Kappa* igual a zero significa que os acertos obtidos na

classificação são iguais os acertos pelos acasos. Os valores positivos ocorrem quando os acertos são maiores que aqueles gerados pelos acasos. Quando o *Kappa* é igual a +1 a classificação é considerada perfeita.

8.5. Detecção de Mudanças

O método mais comum usado para avaliar quantitativamente as mudanças de duas ou mais datas é por meio da comparação das classificações geradas (pós-classificação). A comparação pode ser feita visualmente ou comparando as estimativas de cada classificação. Quando apenas duas datas são avaliadas, as classificações muitas vezes são comparadas utilizando uma tabela similar a matriz de erro chamada de matriz de detecção de mudanças (JENSEN, 1996). Na diagonal principal desta matriz são dispostos os valores que representam as áreas que não mudaram. Os valores fora da diagonal principal representam as áreas de mudanças.

De acordo com Jensen (1996), o método de pós-classificação é extremamente eficiente para avaliar as transformações no uso da terra e cobertura vegetal porque fornece informações de quais classes mudaram ao longo do tempo e as suas respectivas estimativas de área. O método tem a desvantagem de ser bastante sensível aos erros de classificação (SINGH, 1989), pois os erros existentes na classificação podem se propagar por toda a análise.

9. Resultados

Todas as imagens foram georeferenciadas com um erro médio quadrático (RMS – *Root Mean Square error*) inferior a 0,8 *pixel*. Após a reamostragem para 60 metros e o mosaicamento das duas cenas (225/64, 225/65), o retângulo envolvente passou a compreender uma área com 6031 linhas x 4540 colunas.

A atenuação do efeito atmosférico aditivo na imagem foi feita com o método de subtração do *pixel* escuro (DOS – *Dark Object Subtraction*). A **tabela 4** descreve os valores empregados na correção das imagens TM08-22564 (imagem de 2008, órbita 225, ponto 64). Conforme pode ser observado, os valores subtraídos são maiores nas bandas do visível e diminuem em direção a região do infravermelho. Isto acontece porque o espalhamento atmosférico é mais pronunciado nos comprimentos de ondas menores (LILLESAND *et al.* 2004).

Tabela 4. Valores selecionados no histograma da imagem para a aplicação do método DOS de Chaves (1988).

TM08-22564	B1	B2	B3	B4	B5	B7
Valor Subtraído	45	16	11	9	4	0

A seleção dos espectros puros (*endmembers*) tanto na imagem-referência (TM08-22564) quanto na imagem-bruta dependeu do resultado da análise de mistura espectral. Tentou-se, a princípio, utilizar um número máximo de espectros no modelo de mistura. No entanto, por causa dos erros gerados e pelas dificuldades encontradas na seleção de alguns espectros (dependendo do ano da imagem, alguns alvos não estiveram presentes ou foram difíceis de serem encontrados), selecionou-se apenas 3: solo exposto, sombra e vegetação verde (área de capoeira densa).

A **figura 11** ilustra a resposta espectral de algumas classes coletadas na imagem. A **figura 11 (A)** mostra as curvas de refletância de cinco componentes identificados na imagem [veg. (vegetação verde), NPV (vegetação não fotossintética), sombra, solo (solo exposto) e estrada (solo exposto compactado)]. Antes de ter sido realizado a correção pelo método de DOS, o comportamento espectral da vegetação apresentava valores mais altos no comprimento de onda do azul - em função do espalhamento *Rayleigh*. A

aplicação do método DOS fez com que o comportamento espectral da vegetação passasse a ter a forma típica, ou seja, com valores mais baixos no azul, um pequeno aumento no verde, seguido pela queda da refletância no vermelho.

A **figura 11 (B)** mostra a diferença na refletância de uma área de floresta e de capoeira. A refletância da capoeira observada na imagem é maior que a da floresta (especialmente no infravermelho próximo, centralizado em 0,83 μ m) em razão do menor sombreamento presente na sua estrutura. A irregularidade do dossel da floresta (resultante da diferença de espécies de árvores) somado a interação da radiação com troncos e galhos secos modificam a curva típica da vegetação.

Figura 11. Resposta espectral das classes coletadas na imagem.

A calibração das imagens por meio da técnica do *empirical line* é exemplificada na **figura 12**. Os valores de *ganho* e *offset* empregados na calibração são apresentados na **tabela 5**. A **tabela 6** mostra que as imagens foram bem ajustadas à função, todos com R^2 superior a 0,9.

Figura 12. Exemplo de calibração por meio da técnica do *empirical line*. Os espectros de solo, sombra e vegetação foram coletados das próprias imagens. As imagens TM08-22564 (previamente corrigidas em relação ao efeito atmosférico aditivo e convertidas para refletância aparente) foram utilizadas como referência para transformar as imagens brutas expressas em valores de níveis de cinza (0-255) para valores de refletância (0-1).

Pelo fato da área de estudo apresentar poucas variações de uso da terra e cobertura vegetal, considerou-se que as diferentes classes presentes na paisagem podem ser bem descritas de acordo com as proporções de misturas de três espectros de referência (*endmember* de solo, sombra e vegetação). No geral, as imagens frações apresentaram leves erros de extrapolação (*fraction overflow*) e baixos valores de RMS. Todas as imagens tiveram no modelo de mistura valores médios de RMS próximos ou bem inferiores a 0,02 – sugerindo que os *endmembers* foram bem selecionados (WU *et al.* 2005).

Tabela 5. Valores de *ganho* e *offset* utilizados na calibração das imagens multitemporais do satellite Landsat-5 TM.

Data	<u>1987</u>		<u>1987</u>		<u>1992</u>		<u>1992</u>		<u>2000</u>		<u>2000</u>		<u>2008</u>	
Órbita/ponto	225/64		225/65		225/64		225/65		225/64		225/65		225/65	
Banda	<i>ganho</i>	<i>offset</i>	<i>ganho</i>	<i>offset</i>	<i>ganho</i>	<i>offset</i>	<i>ganho</i>	<i>offset</i>	<i>ganho</i>	<i>offset</i>	<i>ganho</i>	<i>offset</i>	<i>ganho</i>	<i>offset</i>
TM-1	0,0013	-0,0660	0,0022	-0,1276	0,0024	-0,1501	0,0020	-0,1188	0,0019	-0,1005	0,0014	-0,0666	0,0015	-0,0714
TM-2	0,0023	-0,0298	0,0043	-0,0861	0,0054	-0,1249	0,0043	-0,0941	0,0043	-0,0727	0,0029	-0,0414	0,003	-0,0548
TM-3	0,0023	-0,0128	0,0032	-0,0352	0,0051	-0,0815	0,0039	-0,0541	0,0043	-0,0472	0,003	-0,023	0,0024	-0,0301
TM-4	0,0044	-0,0640	0,0044	-0,0683	0,0047	-0,0557	0,0041	-0,0446	0,004	-0,0033	0,0052	-0,1049	0,0035	-0,0461
TM-5	0,0025	-0,0064	0,0027	-0,0106	0,0028	-0,0129	0,0031	-0,020	0,0032	-0,0172	0,0034	-0,0031	0,002	-0,007
TM-7	0,0036	-0,0016	0,0041	-0,0046	0,0050	-0,0142	0,0059	-0,0195	0,0055	-0,0174	0,006	-0,0252	0,0035	-0,0117

Valores de *ganho* e *offset* calculados a partir da image-referência de 2008, órbita/ponto 225/64.

Os alvos selecionados foram: espectros de vegetação verde (capoeira), solo e sombra.

Tabela 6. Valores de R^2 mostrando o ajuste das imagens na calibração.

Data	<u>1987</u>	<u>1987</u>	<u>1992</u>	<u>1992</u>	<u>2000</u>	<u>2000</u>	<u>2008</u>
Órbita/ponto	225/64	225/65	225/64	225/65	225/64	225/65	225/65
Banda	R^2	R^2	R^2	R^2	R^2	R^2	R^2
TM-1	0,9689	0,9947	0,9955	0,9545	0,9806	0,9908	0,9804
TM-2	0,9167	0,9200	0,9946	0,9956	0,9965	0,9495	0,9941
TM-3	0,9484	0,9376	0,9988	0,9982	0,9995	0,9795	0,9995
TM-4	0,9993	0,9888	0,9727	0,9650	0,9753	0,9910	0,9938
TM-5	0,9873	0,9583	0,9998	0,9993	0,9938	0,9998	0,9938
TM-7	0,9772	0,9547	1,0000	0,9994	0,9990	1,0000	0,9998

Um resultando interessante que vale a pena ser relatado foi durante os testes de adequação dos componentes (*endmembers*). Quando quatro *endmembers* foram incluídos no modelo (vegetação, solo, sombra e NPV - de vegetação não-fotossintética), a imagem-fração NPV revelou-se excelente para mapear diferentes classes de queimada. A imagem NPV amplificou o sinal das queimadas em função da quantidade de materiais secos dispostos na superfície. Por outro lado, a inclusão da fração NPV aumentou significativamente os erros da modelagem. Quando considerado apenas as componentes vegetação, solo e sombra, os erros da modelagem foram reduzidos.

A **figura 13** ilustra o mosaico das imagens-frações de 2008 representando as proporções de solo, sombra, vegetação e a imagem-erro (*RMSE image*). Conforme pode ser observado, as áreas de floresta, não-floresta e os corpos d'água são bem destacados nas imagens frações. Valores negativos próximos de zero foram verificados na imagem-fração solo nas áreas cobertas por floresta. Os valores negativos e maiores do que 1 foram substituídos por 0 e 1, respectivamente.

Na fração solo as áreas cobertas por florestas aparecem em preto, indicando pouca ou nenhuma interação da radiação com o solo. As áreas desmatadas (que incluem predominantemente as classes de campo/pastagem e solo exposto) possuem proporções bem maiores de solo em sua mistura, aparecendo com tonalidades que variam do cinza ao branco. A fração sombra realçou os corpos de água e as queimadas recentes, ambas aparecendo em branco. As áreas de floresta, por causa da rugosidade do dossel, apresentaram média proporção de sombra (cinza), diferenciando-se das áreas desflorestadas com baixa quantidade de sombra (cinza escuro). As áreas cobertas por vegetação aparecem com tonalidades claras na imagem-fração vegetação (floresta, capoeira, pasto verde), contrastando-se com as áreas com ausência de cobertura vegetal e os corpos de água, que aparecem em preto.

A imagem RMS indicou uma boa adequação dos componentes empregados na modelagem - apresentando valor médio de RMS de 0,0047. Além de realçar os alvos de interesse na imagem, o modelo de mistura também foi eficiente para isolar os efeitos atmosféricos das imagens. A imagem RMS mostra que as áreas com presença de fumaça e brumas apresentaram maiores erros na modelagem em função da pouca adequação com os componentes empregados. O rio Xingu também apresentou elevados erros em razão dos sedimentos carregados não se adequarem ao espectro de sombra.

Figura 13. Imagens-frações derivada do modelo linear de mistura espectral (MLME). As proporções de mistura foram estimadas das bandas 1 a 5 e 7 do satélite Landsat-5 TM de 2008, órbita/ponto 225/64-65.

A composição colorida (RGB) das imagens-frações é visualizada na **figura 14**. Nesta composição, a fração solo foi associada ao filtro vermelho (R), a fração vegetação no filtro verde (G) e a fração sombra no filtro azul (B). Conforme pode ser observado, diferentes classes de uso da terra/cobertura vegetal apresentam diferentes proporções de mistura: as florestas e capoeiras aparecem em verde; os corpos de água e as áreas sombreadas em azul; as áreas desmatadas e cobertas por cerrado em cores que variam do vermelho ao magenta.

Observa-se nitidamente a grande extensão da área desmatada no entorno de São Félix do Xingu. Alguns focos de desmatamento dentro das Terras Indígenas são facilmente identificados, especialmente na TI *Apyterewa*, cujos limites da demarcação localizam-se muito próximos dos principais eixos de desmatamento (nordeste e noroeste). O desmatamento também se alastra para oeste em direção a Terra do Meio.

A classificação das imagens foi feita seguindo uma sequência de etapas. Para todas as datas analisadas, os procedimentos adotados foram similares, com algumas mudanças especialmente nos parâmetros da segmentação. Estas mudanças fizeram-se necessárias para que a segmentação fosse bem ajustada ao conteúdo de cada imagem. Adotou-se como padrão para agrupar as regiões segmentadas o limiar de aceitação 75% no ISOSEG. Este limiar “mínimo” disponível no SPRING foi previamente definido com o objetivo de reduzir as confusões espectrais entre as classes (KAWAKUBO *et al.* 2009). A desvantagem na utilização de valores mais baixos no ISOSEG é que o algoritmo aumenta consideravelmente o número de *clusters* a serem agrupados manualmente.

Para realizar a classificação da imagem Landsat-5 TM de 2008, quatro etapas foram seguidas (**figura 15**). Na primeira etapa, as imagens frações representando as proporções de sombra e solo foram empregadas para separar três classes: Água, Floresta e Queimada-1 (**figura 16**). Estudos têm mostrado que a fração sombra além de ser bem correlacionada com a estrutura florestal (SHIMABUKURO *et al.* 1997), também é eficiente para realçar as áreas atingidas pelas queimadas (SHIMBUKURO *et al.* 2009) e classes de corpos de água (KAWAKUBO, 2009). A fração sombra é muito eficiente para distinguir as áreas de floresta (média quantidade de sombra) das áreas de capoeira (baixa quantidade de sombra).

Figura 14. Composição colorida RGB das imagens-frações solo (vermelho), vegetação (verde) e sombra (azul). As cores: verde = floresta e capoeira; azul = água, sombra e queimadas; vermelho = área urbana, solo exposto, campo/pastagem. As imagens-frações foram estimadas das bandas 1 a 5 e 7 do satélite Landsat-5 TM de 2008, órbita/ponto 225/64-65.

Figura 15. Exemplo de procedimentos adotados na classificação de 2008.

Figura 16. Mapeamento das classes Água, Floresta e Queimada-1 (etapa-1).

Em algumas localidades, a segmentação utilizando apenas a imagem-fração sombra não foi eficiente para separar a classe Floresta do Campo/Pastagem-2 (classe mapeada na etapa-3). Por esta razão, a fração solo foi incorporada na segmentação. Na fração solo estas duas classes apresentam proporções bem distintas de mistura. Enquanto as florestas apresentam proporções praticamente nulas de solo, a classe Campo/Pastagem 2 possui, em geral, média-alta proporção de solo em sua estrutura.

A classe Queimada-2 corresponde às áreas de queimadas que não foram detectadas nas imagens-frações sombra e solo em razão do pouco contraste observado com a classe Campo/Pastagem-2. São cicatrizes de queimadas mais antigas que a classe Queimada-1 e que se encontram em estágios mais avançados de recuperação. Nesta etapa, a banda 4 do TM - que corresponde o comprimento de onda do infravermelho próximo - foi empregada. Na banda 4, as queimadas aparecem na imagem com tonalidades bastante escuras (cinza escuro ao preto) devido ao seu forte coeficiente de absorção da energia. A classe Queimada-2 foi separada das outras duas classes que também apresentam forte coeficiente de absorção na banda 4 (Queimada-1 e Água) em razão da análise contextual. Estas duas classes já tinham sido classificadas na etapa etapa-1. Portanto, as áreas com forte absorção foram diretamente associadas à classe Queimada-2.

A **figura 17** ilustra a segunda etapa do mapeamento. Conforme podem ser observadas, as manchas de queimadas (Queimada-1 e Queimada-2) aparecem bem escuras na imagem. Quando as regiões segmentadas são agrupadas, as classes Queimada-1 e Queimada-2 são rotuladas como pertencentes à mesma classe (representadas pela cor ciano). Pelo fato da classe Queimada-1 já ter sido classificada na etapa-1, considerou-se como Queimada-2 apenas as queimadas que ainda não tinham sido detectadas.

Na etapa-3 foram mapeadas as classes restantes: Capoeira, Campo/Pastagem-1, Campo/Pastagem-2 e Solo Exposto (**figura 18**). As frações solo e vegetação foram utilizadas. A classe Capoeira apresentou elevada proporção de vegetação. Por causa do efeito topográfico, o desempenho da classe Capoeira foi prejudicado. Áreas que deveriam ter sido classificadas como Floresta na etapa-1 foram associadas a áreas de Não-floresta. Houve também, confusão para separar as classes Campo/Pastagem-1 e Campo/Pastagem-2. Estas duas classes apresentaram em várias localidades

comportamentos bastante parecidos, apesar de possuir no geral, diferenças nas proporções de solo (maior quantidade na classe Campo/Pastagem-1) e vegetação (maior quantidade na classe Campo/Pastagem-2). Em várias localidades as classes Solo Exposto e Campo/Pastagem-1 apresentaram misturas bastante parecidas, o que dificultou o desempenho da classificação.

Figura 17. Mapeamento da classe Queimada-2 (etapa-2).

Por causa das dificuldades encontradas na delimitação das áreas urbanas por meio da segmentação, esta classe foi inserida manualmente. Pequenos polígonos que delimitam as áreas urbanas foram digitalizados em tela e inseridos no mapeamento por meio de regras booleanas. No modelo de mistura, ambas as classes, Área Urbana e Solo Exposto apresentam elevada proporção de solo, aparecendo com tonalidades de cinza claro ao branco. A classe Área Urbana se diferencia do Solo Exposto pelo padrão regular das quadras e arruamentos.

No total foram mapeadas para o ano de 2008 nove classes de uso da terra e cobertura vegetal. São elas: Floresta, Água, Queimada-1, Queimada-2, Capoeira, Campo/Pastagem-1, Campo/Pastagem-2, Solo Exposto e Área Urbana. O **quadro 1** descreve as características de cada classe.

Figura 18. Mapeamento das classes Capoeira, Campo/Pastagem-1, Campo/Pastagem-2 e Solo Exposto (etapa-3).

Quadro 1. Descrição das classes mapeadas*.

Floresta	Inclui as regiões de Florestas Densas e Abertas. As matas ciliares e de terra firme se enquadram nesta categoria. Apresenta em geral, média proporção de sombra em sua estrutura. Na imagem-fração sombra aparece com tonalidade de cinza. Mapeada na etapa-1.
Água	Compreende os corpos de água como rios e lagos. Apresenta elevada proporção de sombra. Aparece na imagem-fração sombra com tonalidades próximas ao branco. Mapeada na etapa-1.
Queimada-1	Áreas atingidas por incêndios de ordem natural ou antrópica (com o objetivo da limpeza do terreno para o plantio de milho, feijão, mandioca ou capim para pastagem). Corresponde às áreas de queimadas detectadas na fração sombra - aparecendo com tonalidades de cinza médio-escuro. Mapeada na etapa-1.
Queimada-2	Áreas atingidas por incêndios de ordem natural ou antrópica (com o objetivo da limpeza do terreno para o plantio de milho, feijão, mandioca ou capim para pastagem). Correspondem as áreas de queimadas que não foram detectadas na imagem-fração sombra, porém, foram registradas no canal do infravermelho próximo - banda 4 do TM (aparecendo em preto por causa da forte absorção da energia). Provavelmente são áreas que se encontram em estágios mais avançados de recuperação. Mapeada na etapa-2.
Capoeira	Áreas desmatadas em estágio de regeneração da vegetação. Diferencia-se da floresta por apresentar menor proporção de sombra e maior proporção de vegetação. Na imagem-fração vegetação aparece com tonalidades de cinza próxima do branco. Mapeada na etapa-3.
Campo/ Pastagem-1	Área com predomínio de vegetação rasteira (capim) destinada especialmente à prática da pecuária extensiva de corte. Em alguns locais, pode apresentar padrão de campo sujo. Possui média-alta proporção na imagem-fração solo e média-baixa proporção na imagem-fração vegetação. Frequentemente confunde-se com as áreas de solo exposto. Em algumas localidades, também se confunde com a classe Campo/Pastagem-2. Mapeada na etapa-3.
Campo/ Pastagem-2	Áreas complexas compostas por misturas de troncos e galhos secos, alguns resquícios de queimadas e vegetação verde em estágio de regeneração. Apresenta em geral, média proporção de solo e de vegetação, aparecendo em cinza. À sudeste da área de estudo, representa as áreas do Domínio do Cerrado. Mapeada na etapa-3.
Solo Exposto	Compreende as estradas, manchas de solo exposto e as terras preparadas para o plantio. Apresenta elevada proporção solo aparecendo em tonalidades próximas ao branco na imagem-fração solo. Mapeada na etapa-3.
Área Urbana	Núcleos urbanos residenciais, comerciais e industriais. Apresenta elevada proporção de solo. Identificação visual. Mapeada na etapa-4.

* As classes foram definidas utilizando imagens Landsat TM do período seco (julho e agosto). Portanto, algumas classes como por exemplo, Campo/Pastagem-1, corresponde à pastagem com vegetação seca.

A **figura 19** ilustra as proporções de cada classe mapeada em relação às frações solo, vegetação e sombra. Conforme pode ser observado, as classes apresentam na maioria das vezes proporções distintas em pelo menos em uma das frações - o que possibilita a sua separação.

Figura 19. Gráfico de triângulo mostrando os valores mistura de cada classe. As proporções foram extraídas da própria imagem (200-400 *pixels*).

É importante frisar que as proporções apresentadas neste gráfico de triângulo correspondem à média de apenas algumas amostras coletadas na imagem e não de toda a imagem (de 200-400 *pixels* coletados). As possíveis variações que fazem parte da própria variabilidade interna das classes não foram consideradas neste gráfico. Isto explica - pelo menos em parte, porque classes que aparentemente são distintas em termos de proporções de mistura apresentaram confusões na classificação. É o caso das confusões observadas entre as classes Campo/Pastagem-1 com Campo/Pastagem-2 e Campo/Pastagem-1 com Solo Exposto. Na banda 4 (Infravermelho próximo), as duas classes de Queimada-1 e -2 apresentaram exatamente o mesmo valor de refletância (em torno de 6%). A análise contextual permitiu a separação entre Queimada-1 (mapeada na etapa-1) e Queimada-2 (mapeada na etapa-2).

A **figura 20** mostra o resultado final da classificação do ano de 2008. Conforme mostra o mapa, o desmatamento concentra-se na porção central da área de estudo, especialmente nas proximidades da rodovia PA-279 e ao longo da margem direito do rio

Xingu (frente Noroeste). Novas frentes também são observadas no sentido Nordeste e Leste. Tanto para o Norte quanto para o Sul o desmatamento é interrompido pela presença das Terras Indígenas (TIs) que exercem um importante papel no sentido de dificultar o avanço do desmatamento. Alguns focos de desmatamento são observados dentro das TIs (Áreas Indígenas *Apyterewa* e *Trincheira/Bacajá*).

A classe dominante é a Floresta seguida pelas classes Campo/Pastagem-2, Campo/Pastagem-1, Capoeira, Solo Exposto, Água e Queimada (1 e 2), respectivamente.

A classe Campo/Pastagem-2 ocorre com maior frequência nas frentes pioneiras. Esta classe corresponde às áreas de “terreno sujo” que ainda devem ser “limpos” para depois serem incorporados no modo de produção (destinados ao plantio ou atividade pecuária). Muitas vezes, são áreas consideradas pelos fazendeiros como áreas de reserva. Quando o preço do boi aumenta significativamente no mercado ao ponto da margem de lucro compensar os custos, estes terrenos são rapidamente limpos e incorporados no modo de produção. Expandindo assim a atividade pecuária no local.

Antes de iniciar a discussão a respeito das transformações no uso da terra/cobertura vegetal, foi feita uma validação para verificar a exatidão do mapeamento e, conseqüentemente, a eficácia da metodologia. Infelizmente só foi possível realizar a validação para o ano de 2008 devido a indisponibilidade de imagens de alta resolução ou fotografias aéreas compatíveis com as datas das imagens empregadas no mapeamento.

A validação da classificação de 2008 foi feita utilizando o mosaico de cinco imagens de alta resolução do sensor HRC (reamostradas para 3 metros) a bordo do satélite CBERS-2B (**figura 21**). Para facilitar a visualização e reconhecimento dos alvos, as imagens pancromáticas do HRC foram fundidas com as bandas 1, 2 e 3 do Landsat-5 TM (composição colorida do visível).

Sobrepondo os limites do mapa de uso da terra/cobertura vegetal de 2008 à composição colorida, observa-se uma grande compatibilidade nos resultados do mapeamento (**figura 22**).

Figura 20. Mapa de uso da terra e cobertura vegetal de 2008.

Figura 21. Faixa que compreende o mosaico das cinco cenas do sensor HRC a bordo do satélite CBERS-2B empregada na validação. Os pontos foram definidos de maneira aleatória contemplando no mínimo 50 pontos para cada classe.

Por meio da matriz de erro é possível analisar com maior detalhe o desempenho da classificação. A **tabela 7** mostra que a exatidão global, a média da exatidão e a média da confiabilidade mantiveram-se acima de 65%. O índice *Kappa* foi igual a 0,58. Este valor situa-se dentro da classe de concordância moderada (LANDIS; KOCH, 1977). As classes Água, Floresta e Urbano apresentaram os melhores desempenhos com exatidões e confiabilidades acima de 84%. As maiores confusões ocorreram principalmente entre classes que apresentaram em certas localidades estruturas parecidas em função das suas próprias variabilidades: Capoeira e Campo/Pastagem-2; Campo/Pastagem-1 e Campo/Pastagem-2; Queimada-1 e Queimada-2; Solo Exposto e Campo/Pastagem-1.

Figura 22. a) Fusão de Imagem derivada da transformação IHS utilizando a composição colorida TM 3R2G1B e imagem pancromática do sensor HRC do satellite CBERS-2B; b) Recorte do mapa de uso da terra e cobertura vegetal de 2008.

Tabela 7. Matriz de erro gerada para avaliar a exatidão da classificação da imagem TM de 2008 considerando 9 classes.

→ Classif. 08 ↓ Referência	Água	Flor.	Capoe.	Campo/ Past.1	Campo/ Past.2	Queim.1	Queim.2	Solo Exp.	Urb.*	Total	Exat. (%)	Omissão (%)
Água	51	-	-	-	-	1	-	-	-	52	98	2
Flor.	3	252	18	6	20	-	-	1	-	300	84	16
Capoe.	-	8	25	1	16	-	-	-	-	50	50	50
Campo/Past.1	-	6	-	74	30	1	-	65	-	176	42	58
Campo/Past.2	-	11	1	29	74	3	-	4	-	122	60	40
Queim.1	-	1	-	1	5	49	17	-	-	73	67	33
Queim.2	-	-	-	2	8	21	24	1	-	56	43	57
Solo Exp.	-	-	2	15	-	2	2	29	-	50	58	42
Urb.	-	-	-	-	-	-	-	-	7	7	100	-
Total	54	278	46	128	153	77	43	100	7	886		
Confiabil. (%)	94	90	54	58	48	64	56	29	100			
Comissão (%)	6	10	46	42	52	36	44	71	-			

Exatidão Global = $(51+252+25+74+74+49+24+29+7)/886 = 66\%$

Média da Exatidão = $(98+84+50+42+60+67+43+58+100)/9 = 67\%$

Média da Confiabilidade = $(94+90+54+58+48+64+56+29+100)/9 = 66\%$

Índice Kappa = 0,58

*A classe Urbano foi definida por meio da interpretação visual.

As classes Nuvem e Sombra não foram incluídas na análise de exatidão.

Muitas vezes, por motivo de simplificação, os modelos empregados na simulação de mudanças no uso da terra utilizam um número reduzido de classes com o objetivo de diminuir as extrapolações. O mesmo acontece, por exemplo, com os modelos climáticos que adotam frequentemente apenas duas classes: áreas de florestas e não-florestas.

Quando o número de classes foi reduzido para seis (**tabela 8**), considerando desta vez apenas as “grandes classes” (Água, Floresta, Capoeira, Campo/Pastagem, Queimada e Urbano), o desempenho da classificação melhorou substancialmente. A exatidão global aumentou para 86% e as médias da exatidão e da confiabilidade subiram para 85% e 86%, respectivamente. O índice Kappa subiu para 0,80 que é classificado como sendo um valor de concordância quase perfeita (LANDIS; KOCH, 1977). Praticamente todas as classes apresentaram desempenho superior a 84%, com exceção da classe Capoeira com 50% de exatidão e 54% de confiabilidade. O desempenho da classe Capoeira foi prejudicado pela confusão com a classe Campo/Pastagem (com participação majoritária da classe Campo/Pastagem-2).

A **figura 23** ilustra a evolução do uso da terra/cobertura vegetal em quatro momentos: 1987, 1992, 2000 e 2008. Observa-se nitidamente o avanço do desmatamento e a substituição da floresta pela pecuária ao longo dos anos. Esta substituição se intensificou recentemente, especialmente a partir de 2000.

A **figura 24** ilustra a distribuição das classes de uso da terra/cobertura vegetal em Km². Enquanto que em 1987 a soma das áreas de Capoeira, Campo/Pastagem-1, Campo/Pastagem-2, Queimada-1, Queimada-2, Solo Exposto e Área Urbana representavam uma parcela bem pequena da área estudada, pouco mais que 2,5%, em 1992 esta parcela aumentou para 7,6%. Em 2000 esta porcentagem aumentou significativamente para 16% e em 2008 já alcançava 37%. Existem vários fatores que contribuíram para este aumento. O elemento mais importante é a expansão da pecuária na região.

Tabela 8. Matriz de erro gerada para avaliar a exatidão da classificação da imagem TM de 2008 considerando 6 classes.

→ Classif. 08 ↓ Referência	Água	Floresta	Capoeira	Campo/Past ¹	Queimada ²	Urbano*	Total	Exatidão (%)	Omissão (%)
Água	51	-	-	-	1	-	52	98	2
Floresta	3	252	18	27	-	-	300	84	16
Capoeira	-	8	25	17	-	-	50	50	50
Campo/Past. ¹	-	17	3	320	8	-	348	92	8
Queimada ²	-	1	-	17	111	-	129	86	14
Urbano*	-	-	-	-	-	7	7	100	-
Total	54	278	46	381	120	7	886		
Confiabil. (%)	94	91	54	84	93	100			
Comissão (%)	6	9	46	16	7	-			

Exatidão Global = $(51+252+25+320+111+7)/886 = 86\%$

Média da Exatidão = $(98+84+50+92+86+100)/6 = 85\%$

Média da Confiabilidade = $(94+91+54+84+93+100)/6 = 86\%$

Índice Kappa = 0,80

*A classe Urbano foi definida por meio da interpretação visual.

¹A classe Campo/Pastagem engloba as classes Campo/Pastagem-1 e -2.

²A classe Queimada engloba as classes Queimada-1 e -2.

As classes Nuvem e Sombra não foram incluídas na análise de exatidão.

Figura 23. Evolução do uso da terra/cobertura vegetal. Em (A): composições coloridas das frações Solo (R), Vegetação (G) e Sombra (B). Em (B): resultado das classificações utilizando a metodologia descrita.

São Félix do Xingu consiste num dos municípios brasileiros com as maiores taxas de crescimento da pecuária no cenário nacional. Em 2008 detinha o maior rebanho bovino do Pará contribuindo com 10% do total do Estado. A explosão da pecuária na região é fruto de uma combinação que envolve apropriação indevida de terras públicas, baixos custos das terras, elevado grau de organização da cadeia produtiva na região e fatores ambientais como clima e solo favoráveis à pecuária.

De acordo com um levantamento feito pela revista *Veja* (2008), em média, 1 hectare de terra com mata custa 1/10 do preço vigente nos Estados vizinhos de Mato Grosso e Goiás. Por causa do clima e do solo favorável, um boi nesta região chega ao ponto de abate quase um ano mais cedo que em Goiás.

Figura 24. Gráfico mostrando a evolução do uso da terra/cobertura vegetal ao longo dos anos.

Considerando que as áreas de Capoeira, Campo/Pastagem-1 e 2, Queimada-1 e 2 e Solo Exposto são utilizadas em sua grande maioria para as atividades ligadas à pecuária (de maneira direta ou indireta), a **figura 25** mostra como se deu o avanço das pastagens (em detrimento das florestas) ao longo dos anos. Até a década de 1990 as áreas destinadas a pastagens restringiam-se basicamente às proximidades da rodovia PA-279. A partir de 2000, estas áreas ganham dimensões se espalhando por uma boa parte da área central. Em 2008 observa-se uma nítida expansão para Nordeste, Noroeste e Oeste. Este último avançando para a Terra do Meio.

A **figura 26** tenta explicar de maneira simplificada a evolução do desmatamento e da pecuária na área de estudo. Em 1987, a atividade pecuária em São Félix do Xingu ainda encontrava-se em sua fase inicial. A rodovia PA-279 foi primordial para a integração da nova fronteira agrícola, conectando São Félix do Xingu às áreas de ocupações mais antigas do Pará como Redenção, Conceição do Araguaia (ambos localizados a Sudeste) e Marabá (localizado à Nordeste).

Figura 25. Avanço da utilização da terra para a pecuária ao longo dos anos.

Figura 26. Esquema de evolução e tendências do desmatamento e da atividade pecuária. As larguras das barras representam a área do desmatamento em Km². As setas pontilhadas indicam os vetores ainda em fase de estruturação. A seta contínua indica área de ocupação consolidada.

Em 1992 observa-se uma intensificação do desmatamento ao longo da rodovia, porém, não se constata ainda, um aumento significativo da atividade pecuária na região. A atividade pecuária estava se estruturando. A partir de 2000, o número de bois aumenta de maneira exorbitante e as pastagens se espalham pela porção central da área de estudo e ao longo de novas estradas construídas (sejam as estradas oficiais ou não). Esta nova malha de conexão cria também novas frentes de ocupação, como aquelas observadas ao longo da margem direita do rio Xingu e na porção Nordeste da área de estudo. Em 2008 a área desmatada continua crescendo em ritmo frenético assim como o número de cabeças de boi que quase triplica em relação ao ano de 2000. As novas

frentes de ocupação verificadas em 2000 são intensificadas e uma terceira frente, agora atravessando o rio Xingu começa a ser estruturada.

A terceira frente de ocupação - que se dirige para dentro da Terra do Meio (região compreendida entre os rios Xingu e Iriri), tem trazido sérias preocupações por parte de ambientalistas e órgãos governamentais que temem o avanço descontrolado do desmatamento para esta região. A ocupação tem sido feita aproveitando principalmente a estrada da Canopus - aberta em meados da década de 1980 (ESCADA *et al.* 2005).

Caso a terceira frente se consolide, ela pode vir a se conectar com a frente de ocupação originária da Rodovia Cuiabá-Santarém (BR-163) que corta o Estado no sentido Sul-Norte formando uma gigantesca área de destruição do ecossistema natural. Por este motivo, o governo federal tem criado “barreiras” no sentido de conter este avanço. Tanto ao Norte quanto ao Sul existem Terras Indígenas (TIs) que dificultam a progressão do desmatamento. Atravessando o rio Xingu, por meio de decreto presidencial foi criado no ano de 2005 duas novas Unidades de Conservação (UC): a Estação Ecológica Terra do Meio (a segunda maior UC do território nacional com 3,3 milhões de hectares) e o Parque Nacional Serra do Pardo (445 mil hectares).

Muitos ambientalistas acreditam que a criação destas duas UCs teve consequências positivas, pois fizeram baixar o preço das terras no movimentado mercado local de grilagem. Apesar disto, a extração ilegal de madeiras e queimadas ainda continuam dentro das UCs. Fontes não-oficiais têm revelado informações alarmantes. Para evitar a fiscalização, madeireiras ilegais e fazendeiros estariam trabalhando durante a noite e até em época de chuva (quando o corte das árvores é usualmente suspenso) como forma de driblar a fiscalização. Estariam também, multiplicando os desmatamentos menores que 25 hectares como o objetivo de dificultar a identificação pelo sistema Deter do INPE. Para que o governo federal faça cumprir as restrições impostas, é necessária uma fiscalização ostensiva na região e aplicação de punições severas para aqueles que tentam burlar a lei.

10. Considerações Finais e Perspectivas Futuras

Um método de classificação de imagens multiespectrais aplicado ao mapeamento do uso da terra/cobertura vegetal é apresentado. A área de estudo selecionada corresponde a um trecho do município de São Félix do Xingu, localizado no Sul do Pará. Especialmente nos últimos 10 anos o desmatamento tem se intensificado na região convertendo enormes áreas antes cobertas por florestas em pastagens.

Imagens multiespectrais do satélite Landsat-5 TM de 1987, 1992, 2000 e 2008 foram utilizadas para aplicar a metodologia e avaliar a dinâmica do desmatamento e do uso da terra/cobertura vegetal da região. Inicialmente as imagens foram submetidas à correção geométrica e radiométrica. A calibração radiométrica foi feita por meio de um procedimento que combina a técnica do *empirical line* com a análise de mistura espectral.

Para a geração do modelo linear de mistura espectral (MLME) foram selecionados, no início, cinco componentes puros na imagem (*image endmembers*) representando os espectros de sombra, solo exposto, estradas, vegetação não-fotossintética (NPV) e vegetação verde (referido apenas como vegetação). Em seguida, os modelos de mistura foram sendo refinados utilizando números diferentes de *endmembers* com diferentes combinações.

Os modelos de mistura que apresentaram os melhores resultados foram gerados a partir dos espectros de vegetação, solo, sombra e NPV. Quando estes quatro *endmembers* foram inseridos no modelo, a imagem que representa a proporção de NPV mostrou-se excelente para discriminar classes de queimada. O modelo de mistura amplificou o sinal das queimadas em função da quantidade de materiais secos dispostos na superfície. O problema da utilização destes quatro *endmembers* é que também aumentou significativamente o erro da modelagem. Novos procedimento ainda devem ser desenvolvidos como forma de explorar este tipo de informação.

Quando apenas três componentes representando o espectro de vegetação, solo e sombra foram incluídos no MLME, o erro da modelagem reduziu drasticamente. Para todas as datas foi possível selecionar na imagem estes espectros.

A fração vegetação realçou as áreas cobertas por vegetação (floresta, capoeira, pasto verde, agricultura), que aparecem em tonalidades claras na imagem, contrastando-se com os corpos d'água e solo exposto que aparecem em preto. Ao contrário, na imagem-fração solo, as áreas com floresta aparecem em preto e as áreas que já foram desmatadas em tonalidades que variam do cinza ao branco. A fração sombra é extremamente importante porque permite a separação entre floresta (média proporção) e capoeira (baixa proporção), aparecendo na imagem em cinza e cinza escuro, respectivamente.

A classificação das imagens foi feita por meio da técnica de segmentação orientada por máscara e agrupamento das regiões segmentadas com um algoritmo do tipo cluster denominado de ISOSEG. O procedimento foi dividido em quatro etapas. Na etapa-1 as imagens-frações representando as proporções de sombra e solo foram segmentadas e classificadas em quatro classes: Água, Floresta, Queimada-1 e Não-Floresta. Na etapa-2, a banda 4 (que representa o canal do infravermelho próximo) foi segmentada para mapear a classe Queimada-2. Apesar da classe Queimada-2 possuir comportamento espectral similar à Água e a Queimada-1 (todos possuem elevado coeficiente de absorção da energia no infravermelho próximo), ela foi separada porque estas duas últimas classes já tinham sido classificadas na etapa-1. Utilizando as informações de Não-Floresta (mapeada na etapa-1), uma máscara foi criada para restringir a segmentação somente dentro da área de Não-Floresta. Este procedimento foi extremamente útil porque além de ajustar os limiares da segmentação ao conteúdo da informação presente na imagem, também diminuiu as confusões entre classes. Foram mapeadas nesta terceira etapa as seguintes classes: Capoeira, Campo/Pastagem-1, Campo/Pastagem-2 e Solo Exposto. As Áreas Urbanas foram mapeadas manualmente na etapa-4.

Avaliando visualmente o resultado do mapeamento a metodologia mostrou-se bastante promissora. Os limites das classes foram bem definidos pela segmentação e as regiões foram agrupadas de maneira eficiente. Por meio da matriz de erro foi possível avaliar quantitativamente a exatidão do mapeamento. Quando todas as classes mapeadas (nove no total) foram incluídas na análise de exatidão (Água, Floresta, Capoeira, Campo/Pastagem-1, Campo/Pastagem-2, Queimada-1, Queimada-2, Área Urbana e Solo Exposto), o índice Kappa foi igual a 0,58. Este valor é bastante aceitável

considerando que o número de classes é elevado. Reduzindo o número de classes para sete (Água, Floresta, Capoeira, Campo/Pastagem, Queimada, Área Urbana e Solo Exposto), o índice Kappa aumentou para 0,80. As confusões mais frequentes ocorreram entre as classes que apresentaram em certas localidades estruturas parecidas: Capoeira e Campo/Pastagem-2; Campo/Pastagem-1 e Campo/Pastagem-2; Queimada-1 e Queimada-2; Solo Exposto e Campo/Pastagem-1.

Comparando os resultados das classificações foi possível traçar algumas tendências no processo de desmatamento e ocupação da região. O desmatamento se intensificou principalmente a partir de 2000. Com o mapa de 2008 é possível observar novas frentes de desmatamento dirigindo-se principalmente para Nordeste, Noroeste (paralelas ao rio Xingu) e Oeste (adentrando-se para a Terra do Meio). O aumento do número de cabeças de boi acompanhou o ritmo frenético do desmatamento, o que leva a crer que a atividade pecuária seja a principal indutora do desmatamento na região. Atualmente São Félix do Xingu possui o segundo maior rebanho bovino do País, perdendo apenas para Corumbá no Mato Grosso do Sul. Por outro lado, São Félix do Xingu detém o título de campeão nacional de desmatamento no território nacional.

O governo federal tem tomado algumas medidas importantes com o objetivo de conter o avanço descontrolado do desmatamento na região. A criação de Terras Indígenas e Unidades de Conservação têm exercido um importante papel no sentido de dificultar o desmatamento em certas localidades, porém não impede a ocorrência de desmatamento mesmo dentro dos seus limites. Para que a lei seja cumprida, é preciso uma política ostensiva de fiscalização na região e punições enérgicas contra aqueles que atentam contra o patrimônio público e que usam da violência para garantir as suas reivindicações.

A metodologia empregada mostrou-se eficiente para mapear e analisar a dinâmica do desmatamento e do uso da terra/cobertura vegetal na área de São Félix do Xingu. O modelo de mistura espectral foi importante para reduzir o volume de dados no processamento além de realçar alvos de interesse na imagem. A segmentação orientada por máscaras melhorou o desempenho da segmentação e os resultados adquiridos com as classificações foram bastante otimistas.

Pretende-se no futuro aplicar a metodologia em outras áreas fazendo uso de um maior número de informações adicionais (não apenas máscaras extraídas das classificações) para ampliar o potencial da discriminação das classes de uso da terra e cobertura vegetal. Estas informações poderiam ser adquiridas, por exemplo, de mapas geomorfológicos, geológicos e de informações derivadas de modelos digitais do terreno.

Um outro trabalho bastante interessante seria mapear anualmente o avanço do desmatamento e do uso da terra na região e relacionar estas informações com dados do mercado. Esta análise permitiria responder várias questões importantes como: (1) em quanto tempo uma área de floresta pode ser incorporada pela pecuária ou agricultura? (2) a área desmatada é utilizada como reserva de terra ou apenas como instrumento especulativo? (3) Quando se observa uma alta no preço do boi no mercado nacional e internacional como os fazendeiros reagem a esta alta? Novas áreas são desmatadas ou se aproveita primeiro as terras de reserva?

Estas e outras questões são apenas alguns exemplos que ainda faltam serem respondidos para se chegar a um maior entendimento da geografia da Amazônia.

11. Bibliografia

ADAMS, J. B.; SABOL, D. E.; KAPOS, V.; AILMEIDA 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, p. 137-154, 1995.

ADAMS, J. B.; GILLESPIE, A. R. **Remote Sensing of Landscape with Spectral Images: a physical modeling approach**. Nova York: Cambridge University Press, 2006.

AGUIAR, A. P. D.; SHIMABUKURO, Y. E.; MASCARENHAS, N. D. A. Use of synthetic bands derived from mixing models in the multispectral classification of remote sensing images. **International Journal of Remote Sensing**, v. 20, p. 647-57. 1999.

ALMEIDA FILHO, R.; NASCIMENTO, P. S. R.; BATISTA, G. T. Avaliação de técnicas de segmentação e classificação automática de imagens Landsat-TM no mapeamento do uso do solo na Amazônia. **Acta Amazônica**. v. 28, n. 1, p. 41-54, 1998.

ALVES, D. S.; MOREIRA, J. C.; KALIL, E. M.; SOARES, J. V.; FERNANDEZ, O.; ALMEIDA, S.; ORTIZ, J. D.; AMARAL, S. Mapeamento do uso da terra em Rondônia utilizando técnicas de segmentação e classificação de imagens TM. SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 8, Salvador, 1996. **Anais...** São José dos Campos: INPE.

ANDERSON, L. O.; SHIMABUKURO, Y. E.; DEFRIES, R. S.; MORTON, D. Assessment of deforestation in near real time over the Brazilian Amazon using multitemporal fraction images derived from Terra MODIS. **IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters**. v. 2, n. 3, p. 315-318, 2005.

ARAÚJO, T. M.; CARVALHO JR., J. A.; HIGUCHI, N.; BRASIL JR., A. C. P.; MESQUITA, A. L. A. A tropical rainforest clearing experiment by biomass burning in the State of Pará, Brazil. **Atmospheric Environment**. v. 33, p. 1991-1998, 1999.

ARM Global warming and methane. **ARM Facilities Newsletter**. 2001.

ARONOFF, S. The map accuracy report: a user's view. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**. v. 48, p. 1309-1312, 1982.

ARONOFF, S. **Remote sensing for GIS managers**. California: Esri Press, 2005.

ASNER, G. P.; BUSTAMANTE, M. M. C.; TOWNSEND, A. R. Scale dependence of biophysical structure in deforested areas bordering the Tapajós National Forest, central Amazon. **Remote Sensing of Environment**. v. 87, p. 507-529, 2003.

BAJJOUK, T., POPULUS, J., AND GUILLAUMONT, B. Quantification of sub-pixel cover fractions using principal component analysis and a linear programming method: application to the coastal zone of Roscoff (France). **Remote Sensing of Environment**. v. 64, p. 153–165, 1998.

BARBOSA, C. C. F. **Álgebra de mapas e suas aplicações em sensoriamento remoto**. 1997. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto), Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – INPE, São José dos Campos, SP, 1997.

BECKER, B. K. **Geopolítica da Amazônia: a Nova Fronteira de Recursos**. Rio de Janeiro: Zahar, 1982.

BECKER, B. K. **Amazônia**. São Paulo: Ática, 1990.

BECKER, B. K. Revisão das políticas de ocupação da Amazônia: é possível identificar modelos para projetar cenários? **Parcerias Estratégicas**. n. 12, p. 135-159, 2001.

BECKER, B. K. Geopolítica da Amazônia. **Estudos Avançado**. v. 19, n. 53, p. 71-86, 2005.

BINS, S. A.; ERTHAL, G. J.; FONSECA, L. M. G. Um método de classificação não supervisionado por regiões. SIMPÓSIO BRASILEIRO DE COMPUTAÇÃO GRÁFICA E PROCESSAMENTO, 8, Águas de Lindóia, 1992. **Anais...** São Paulo: Sociedade Brasileira de Computação.

BINS, S. A.; FONSECA, L. M. G.; ERTHAL, G. J.; LI, F. M. Satellite imagery segmentation: a region growing approach. SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 8, Salvador, 1996. **Anais...** São José dos Campos: INPE.

BRONDÍZIO, E.; MORAN, E.; MAUSEL, P.; WU, Y. Land cover in the Amazon estuary: linking of TM with botanical and historical data. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**. v. 62, p. 921-930, 1996.

CÂMARA, G.; SOUZA, R. C. M.; FREITAS, U. M.; GARRIDO. J.; LI, M. F. SPRING: integrating remote sensing and GIS with object-oriented data modeling. **Computers and Graphics**. v. 15, p. 13-22, 1996.

CARPER, W. J.; LILLESAND, T. M.; KIEFER, R. W. The use of Intensity-Hue-Saturation transformation for merging Spot panchromatic and multispectral image data. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**. v. 56, n. 4, p. 459-467, 1990.

CARREIRAS, J. M. B.; SHIMABUKURO, Y. E.; PEREIRA, J. M. C. Fraction images derived from SPOT-4 Vegetation data to assess land-cover change over the State of Mato Grosso, Brazil. **International Journal of Remote Sensing**. v. 23, n. 23, p. 4979-4983, 2002.

CENTENO, J. A. S.; HAERTEL, V. Classificação contextual de imagens multiespectrais. SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 7, Curitiba, 1993. **Anais...** São José dos Campos: INPE.

CERON, A. O.; DINIZ, J. A. F. O uso de fotografias aéreas na identificação das formas de utilização agrícola da terra. **Revista Brasileira de Geografia**. n. 2, p.161-173, 1966.

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

CLARK, R. N.; LUCEY, P. G. Spectral properties of ice-particulate mixtures and implications for remote sensing 1: intimate mixtures. **Journal of Geophysical Research**. n. 89, p. 6341-6348, 1984.

COCHRANE, M. A.; SOUZA JR., C. Linear mixture model classification of burned forest in the eastern Amazon. **International Journal of Remote Sensing**. v. 19, n. 17, p. 3433-3440, 1998.

COCHRANE, M. A.; ALENCAR, A.; SCHULZE, M. D.; SOUZA JR., C.; NEPSTAD, D.; LEFEBVRE, P.; DAVIDSON, E. A. Positive feedbacks in the fire dynamic of closed canopy tropical forests. **Science**. v. 284, p. 1832-1834, 1999.

COHEN, J. A coefficient of agreement for nominal scales. **Educational and Psychological Measurement**. v.20, p. 37-46, 1960.

CONGALTON, R. G.; MEAD, R. A. A quantitative method to test for consistency and correctness in photointerpretation. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**. v. 49, n. 1, p. 69-74, 1983.

CURRAN, P. Multispectral remote sensing of vegetation amount. **Progress in Physical Geography**. v. 4, p. 315-341, 1980.

D'ALGE, J. C. L. Cartografia para Geoprocessamento. In: Câmara, G.; Davis, C.; Monteiro, A. M. V. **Introdução a Ciência da Geoinformação**. São José dos Campos: INPE. Livro disponível online. Site: www.dpi.inpe.br. Acessado em 10 março de 2008.

DNIT **Mapa Multimodal do Pará**. Brasília: Diretoria de Planejamento e Pesquisas – DPP, 2009. 1 mapa. Escala 1: 2 250000.

ESPINDOLA, G. M.; CAMARA, G.; REIS, I. A.; BINS, L. S.; MONTEIRO, A. M. Parameter selection for region-growing image segmentation algorithms using spatial autocorrelation. **International Journal of Remote Sensing**. v. 27, n. 14, p. 3035-3040, 2006.

EYTON, J. R. Landsat multitemporal color composites. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**. v. 49, n. 2, p. 231-235, 1983.

FEARNSIDE, P. M. Spatial concentration of deforestation in the Brazilian Amazon. **Ambio**. v. 15, n. 2, p. 72-79, 1986.

FEARNSIDE, P. 1993. Deforestation in Brazilian Amazonia: the effect of population and land tenure. **Ambio**. n. 22, p. 537-545, 1993.

FEARNSIDE, P. M. Land-tenure issues as factors in environmental destruction in Brazilian Amazonia: the case of Southern Pará. **World Development**. v. 29, n. 8, p. 1361-1372, 2001.

FEARNSIDE, P. M. Amazônia, Deforestation of. In: GOUDIE, A. S; CUFF, D. J. **Encyclopedia of Global Change: environmental change and human society**. Nova York: Oxford University Press, 2002. p. 31-38.

FEARNSIDE, P. M. Desmatamento na Amazônia brasileira: história, índices e consequências. **Megadiversidade**. v. 1, n. 1, p. 113-122, 2005.

FEARNSIDE, P. M. **Além do desmatamento, rodovias na Amazônia geram problemas sociais**. Site: www.amazonia.org.br. Acessado em 20 de março de 2008.

LANG, S. A utilização do conceito de totalidade (holismo) na geração de planos de segmentação regionalizados em conjuntos de imagens de altíssima resolução. In: BLASCHKE, T.; KUX, H. **Sensoriamento Remoto e SIG Avançados**. São Paulo: Oficina de Textos, 2005. p. 51-60.

FORGHANI, A.; CECHET, B.; NADIMPALLI, K. Object-based classification of multi-sensor optical imagery to generate terrain surface roughness information for input to wind risk exposure simulation. IEEE INTERNATIONAL GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING SYMPOSIUM, Barcelona, Espanha, 2007. **Proceedings... IGARSS**, p. 1-6.

GEIST, H. J.; LAMBIN, E. F. Proximate causes and underlying driving forces of tropical deforestation. **BioScience**. v. 52, p. 143-150, 2002.

GONG, P.; HOWARTH, P. J. An assessment of some factors influencing land-cover classification. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**. v. 56, n. 5, p. 597-603.

GONZALEZ, R. C.; WOODS, R.E. **Digital image processing**. EUA: Addison-Wesley Publishing Company, 1992.

HALARICK, R. M; SHANMUGAM, K.; DINSTEIN, I. Textural features for image classification. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics**. v. 3, n. 6, p. 610-621, 1973.

HALARICK, R. M.; SHAPIRO, L. G. Survey: image segmentation techniques. **Computer, Vision, Graphics, and Image Processing**. v. 29, p. 100-132, 1985.

HILL, R. A. Image segmentation for humid tropical forest classification in Landsat TM data. **International Journal of Remote Sensing**. v. 20, n. 5, p. 1039-1044, 1999.

HILL . A.; FOOD, G. M. Separability of tropical rain-forest types in the Tambopata-Candamo reserved zone, Peru. **International Journal of Remote Sensing**. v. 15, p. 268-269, 1994.

HOLBEN, B. N.; SHIMABUKURO, Y. E. Linear mixing model applied to coarse spatial resolution data from multispectral satellite sensors. **International Journal of Remote Sensing**. v. 14, n. 11, p. 2231-2240, 1993.

INPE **Monitoramento da cobertura florestal da Amazônia por satélites: sistemas PRODES, DETER, DEGRAD e QUEIMADAS, 2007-2008**. São José dos Campos: INPE, 2008.

IRONS, J. R.; PETERSEN, G. W. Texture transforms of remote sensing data. **Remote Sensing of Environment**. v. 11, p. 359-370, 1981.

JENSEN, J. Biophysical remote sensing. **Annals of Association of American Geographers**. v. 73, n. 1, p. 111-132, 1983.

JENSEN, J. **Introductory Digital Image Processing: a remote sensing perspective**. New Jersey: Prentice Hall, 1996.

KAWAKUBO, F. S. Avaliação das mudanças na linha de costa na foz do rio Ribeira de Iguape/desembocadura lagunar da Barra do Icapara (litoral sul de São Paulo - Brasil) utilizando dados do Landsat MSS, TM. **Investigaciones Geográficas**. n. 68, p. 41-49, 2009.

KAWAKUBO, F. S.; MORATO, R. G.; MIDAGLIA, C. L.; GOMIDE, M. L. C.; LUCHIARI, A. Land use and vegetation-cover mapping of a indigenous land are in the state of Mato Grosso (Brazil) based on spectral linear mixing model, segmentation and region classification. **Geocarto International**. v. 25, n. 2, p. 165-175, 2009.

KAWAKUBO, F. S.; MORATO, R. G.; NADER, R. S.; LUCHIARI, A. Mapping of changes in coastline geomorphic features using Landsat TM and ETM+ imagery:

examples in south-eastern Brazil. **International Journal of Remote Sensing**. No prelo, 2010.

KARPOUZLI, E.; MALTHUS, T. The empirical line method for the atmospheric correction os IKONOS imagery. **International Journal of Remote Sensing**. v. 24, p. 1143-1150, 2003.

KETTING, R. L.; LANDGREBE, D. A. Classification of multispectral image data by extraction and classification of homogeneous objects. **IEEE Transactions on Geoscience Electronics**. v. 14, n. 1, p. 19-26, 1976.

KNIPLING, E. B. Physical and physiological basis for the reflectance of visible and near-infrared radiation for vegetation. **Remote Sensing of Environment**. v. 1, p. 155-159, 1970.

KOOLHOVEN, W.; HENDRIKSE, J.; NIEUWENHUIS, W; RETSIOS, B.; SCHOUWENBURG, M.; WANG, L.; BUDDE, P.; RAYMOND, N. **ILWIS Open**. Holanda: ITC, 2007.

LANDGREBE, D. A. The development of a spectral-spatial classifier for earth observational data. **Pattern Recognition**. v. 12, p. 165-175, 1980.

LANDIS JR; KOCH G. G. The measurement of observer agreement for categorical data. **Biometrics**, v. 33, p. 159-174, 1977.

LANG, S. A utilização do conceito de totalidade (holismo) na geração de planos de segmentação regionalizados em conjuntos de imagens de altíssima resolução. In: BLASCHKE, T.; KUX, H. **Sensoriamento Remoto e SIG Avançados**. São Paulo: Oficina de Textos, 2005. p. 51-60.

LAURANCE, W. F.; ALBERNAZ, A. K. M.; SHTOTH, G.; FEARNside, P. M.; BERGEN, S.; VENTICINQUE, E. M.; COSTA, C. Predictor of deforestation in the Brazilian Amazon. **Journal of Biogeography**. v. 29, p. 737-748, 2002.

LBA **Programa de Grande Escala da Biosfera-Atmosfera na Amazônia**. <http://lba.cptec.inpe.br/lba/site/>. Acessado em 03 de novembro de 2009.

LEUKERT, K. Utilização de dados de SIG para a obtenção de objetos. In: BLASCHKE, T.; KUX, H. **Sensoriamento Remoto e SIG Avançados**. São Paulo: Oficina de Textos, 2005. p. 139-146.

LILLESAND, T. M.; KIEFER, R. W.; CHIPMAN, J. W. **Remote Sensing and Image Interpretation**. Nova York: John Wiley & Sons, 2004.

LOUREIRO, V. R.; PINTO, J. N. A. A questão fundiária na Amazônia. **Estudos Avançado**. v. 19, n. 54, p. 77-98, 2005.

LU, D.; MAUSEL, P.; BATISTELLA, M.; MORAN, E. Comparison of land-cover classification methods in the Brazilian Amazon basin. . **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**. v. 70, n. 6, p. 723-731, 2004.

LUCAS, R. M.; HONZAK, M.; FOODY, G. M.; CURRAN, P. J.; CORVES, C. Characterizing tropical secondary forests using multitemporal Landsat sensor imagery. **International Journal of Remote Sensing**. v. 14, n. 16, p. 3061-3067, 1993.

LUCAS, R. M.; HONZAK, M.; CURRAN, P. J.; FOODY, G. M.; MILNE, R.; BROWN, T.; AMARAL, S. Mapping the regional extent of tropical forest regeneration stages in the Brazilian Legal Amazon using NOAA AVHRR data. **International Journal of Remote Sensing**. v. 21, p. 2855-2881, 2000.

LUCAS, R. M.; XIAO, X.; HAGEN, S.; FROLKING, S. Evaluating TERRA-1 MODIS data for discriminating of tropical secondary forest regeneration stages in the Brazilian Legal Amazon. **Geophysical Research Letters**. v. 29, n. 8, p. 42/1-42/4, 2002.

MACHADO, L. A. A fronteira agrícola na Amazônia brasileira. In: BECKER, B. K.; CHRISTOFOLETTI, A.; DAVIDOVICH, F. R.; GEIGER, P. R. **Geografia e Meio Ambiente no Brasil**. São Paulo: Hucitec, 1995. p. 181-217.

MARGULIS, S. **Quem são os agentes dos desmatamentos na Amazônia e por que eles desmatam?** Versão Preliminar para Discussão no Banco Mundial. Brasília. 2001.

MARGULIS, S. **Causas do desmatamento da Amazônia brasileira**. Brasília: Banco Mundial, 2003.

MORTON, D. C.; DEFRIES, R. S.; SHIMABUKURO, Y. E.; ANDERSON, L. O.; ARAI, E.; ESPIRITO-SANTO, F. D. B.; FREITAS, R.; MORISETTE, J. Cropland expansion changes deforestation dynamics in the southern Brazilian Amazon. **The National Academy of Sciences of the USA**. v. 103, n. 39, p. 14637–14641, 2006.

MOSS, A. R.; JOUANY, J. P.; NEWBOLD, J. Methane production by ruminants: its contribution to global warming. **Annals of Zootechny**. v.49, p. 231-253, 2000.

NASCIMENTO, P. S. R.; ALMEIDA FILHO, R. Utilização de técnica de segmentação em imagens TM/Landsat visando a otimizar a técnica de interpretação visual. SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 8, Salvador, 1996. **Anais...** São José dos Campos: INPE.

NEPSTAD, D. C.; MOREIRA, A. G.; ALENCAR, A. A. **Flames in the Rain Forest: Origins, Impacts and Alternatives to Amazonian Fires**. Brasília: The World Bank, 1999.

OBT, **O satélite CBERS**. <http://www.obt.inpe.br/cbers/cbers.htm>. Acessado em 1 outubro de 2009.

OLIVEIRA, A. E. Ocupação humana. In: SALATI, E.; JUNK, W. J.; SHUBART, H. O. R.; OLIVEIRA, A. E. **Amazônia: Desenvolvimento, Integração e Ecologia**. São Paulo: Brasiliense, 1983. p. 144-327.

OLIVEIRA, A. U. **Agricultura Camponesa no Brasil**. São Paulo: Contexto, 1991.

OLIVEIRA, M.; VEIGA, I. Meio ambiente e as novas formas de ocupação da Amazônia: o caso da fronteira de São Félix do Xingu. CONGRESSO LATINOAMERICANO DE SOCIOLOGIA RURAL, 7., Quito, Equador, 2006. **Anais...** Quito, Equador: ALASRU.

PAL, N. R.; PAL, S. K. A review on image segmentation techniques. **Pattern Recognition**. v. 26, n. 9, p. 1277-1294.

PEREIRA, L. M.; ESCADA, M. I. S.; RENNÓ, C. D. Análise da evolução do desmatamento em áreas de pequenas, médias e grandes propriedades na região centro-norte de Ronônia, entre 1985 e 2000. SIMPÓSIO BRASILEIRO DE

SENSORIAMENTO REMOTO, 13, Florianópolis, 2007. **Anais...** São José dos Campos: INPE.

RADAMBRASIL **Mapa Fitoecológico da Folha Araguaia/Tocantins SB/SC22**. Rio de Janeiro: Ministério das Minas e Energia, 1974. 1 mapa. Escala 1: 1 000000.

RAVEN, P. H.; EVERT, R. F.; EICHHORN, S. E. **Biologia Vegetal**. Rio de Janeiro: Guanabara Koogan, 2007. 830p.

ROBERTS, D. A.; SMITH, M. O.; ADAMS, J. B. Green vegetation, nonphotosynthetic vegetation, and soils in AVIRIS data. **Remote Sensing of Environment**. v. 44, p. 255-269, 1993.

ROBERTS, D. A.; GARDNER, M.; CHURCH, R.; USTIN, S.; SCHEER, G.; GREEN, R. O. Mapping chaparral in the Santa Monica mountains using multiple endmember spectral mixture models. **Remote Sensing of Environment**. v. 65, p. 267-279, 1998.

RÖDER, A.; KUEMMERLE, T.; HILL, J. Extension of retrospective datasets using multiple sensors: an approach to radiometric intercalibration of Landsat TM and MSS data. **Remote Sensing of Environment**. v. 95, p. 195-210, 2005.

RODRIGUES-YI, J. L.; SHIMABUKURO, Y. E.; RUDORFF, B. F. T. Image segmentation for classification of vegetation using NOAA AVHRR data. **International Journal of Remote Sensing**. v. 21, n. 1, p. 167-172, 2000.

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.

ROSENFELD, A.; HUMMEL, R.; ZUCKER, S. W. Scene labeling by relaxation operations. **IEEE Transaction on Systems, Man and Cybernetics**. v. 6, n. 6, p. 420-433.

SANT'ANNA, A. A.; YOUNG, C. E. F. Direitos e propriedade, desmatamento e conflitos rurais na Amazônia. ENCONTRO DA SOCIEDADE BRASILEIRA DE ECONOMIA ECOLÓGICA, 8, Cuiabá, 2009. **Anais...** Cuiabá, Sociedade Brasileira de economia Ecológica.

SCHIEWE, J.; TUFTE, L. O potencial de procedimento baseado em regiões para a avaliação integrada de dados SIG e sensoriamento remoto. In: BLASCHKE, T.; KUX, H. **Sensoriamento Remoto e SIG Avançados**. São Paulo: Oficina de Textos, 2005. p. 51-60.

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

SHIMABUKURO, Y. E.; NOVO, E. M.; PONZONI, F. J. Índice de vegetação e modelo linear de mistura espectral no monitoramento da região do Pantanal. **Pesq. Agropec. Bras.** v. 33, p. 1729-1737, 1998.

SHIMABUKURO, Y. E.; BATISTA, G. T.; MELLO, E. M. K.; MOREIRA, J. C.; DARTE, V. Using shade fraction image segmentation to evaluate deforestation in Landsat Thematic Mapper images of the Amazon region. **International Journal of Remote Sensing**. v. 19, n. 3, p. 535-541, 1998.

SHIMABUKURO, Y. E.; DUARTE, V.; ARAI, E.; FREITAS, R. M.; LIMA, A.; VALERIANO, D. M.; BROWN, I. F.; MALDONADO, M. L. R. Fraction images derived from Terra Modis data for mapping burnt areas in Brazilian Amazônia. **International Journal of Remote Sensing**. v. 30, n. 6, p. 1537-1546, 2009.

SIPAM, Sistema de Proteção da Amazônia. Site: <http://www.sipam.gov.br>. Acessado em 2 de outubro de 2009.

SINGH, A. Digital change detection techniques using remotely-sensed data. **International Journal of Remote Sensing**. v. 10, n. 6, p. 089-10003, 1989.

SMITH, G. M.; MILTON, E. J. The use of the empirical line method to calibrate remotely sensed data to reflectance. **International Journal of Remote Sensing**. v. 20, n. 13, p. 2653-2662, 1999.

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

SPATIAL REFERENCE. Site: www.spatialreference.org. Acessado em setembro de 2009.

SUDHAKAR, S.; SRIDEVI, G.; RAMANA, I. V.; RAO, V. V.; RAHA, A. K. Techniques of classification for landuse/landcover with special reference to forest type mapping in Jaldapara wildlife sanctuary, Jalpaiguri district, west Bengal – a case study. **Journal of the Indian Society of Remote Sensing**. v. 27, n. 4, p. 217-224, 1999.

TARDIN, A.T.; LEE, D. C. L.; SANTOS, R. J. R.; ASSIS, O. R.; BARBOSA, M. P. S.; MOREIRA, M. L.; PEREIRA, M. T.; SILVA, D.; SANTOS FILHO, C. P. Subprojeto Desmatamento. **Relatório Técnico INPE-1649-RPE/103**. 1980.

TILTON, J.; LAWRENCE, W. Interactive analysis of hierarchical image segmentation. INTERNATIONAL GEOSCICENCE AND REMOTE SENSING SYMPOSIUM, IGARSS, New York, 2000. **Anais...** IEEE Press.

TOMLIN, C. D. **Geographic Information System and Cartographic Modelling**. New Jersey: Prentice Hall, 1990.

TOWNSHEND, J.; JUSTICE, C. Information extraction from remotely sensed data: a user view. **International Journal of Remote Sensing**. v. 2, n. 4, p. 313-329, 1981.

TUCKER, C. J.; HOLBEN, B. N.; GOFF, T. E. Intensive forest clearing in Rondônia, Brazil, as detected by satellite remote sensing. **Remote Sensing of Environment**. v. 15, p. 255-261, 1984.

VAN DER SANDE, C. J.; DE JONG, S. M.; DE ROO, A. P. J. A segmentation and classification approach of IKONOS-2 imagery for land cover mapping to assist flood risk and flood damage assessment. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**. v. 4, 217-229, 2003.

VASCONCELOS, C. H.; NOVO, E. M. L. M. Mapeamento do uso e cobertura da terra a partir da segmentação e classificação de imagens-fração solo, sombra e vegetação derivadas do modelo linear de mistura aplicado a dados do sensor TM/Landsat 5, na região do reservatório de Tucuruí – PA. **Acta Amazônia**. v. 34, n. 3, p. 487-493, 2004.

VEJA. **Amazônia: a verdade sobre a saúde da floresta**. São Paulo: Editora Abril, edição 2053, ano 41, n. 12, 2008.

VEIGA, J. B.; TOURRAND, J. F.; PIKETTY, M. G.; POCCARD-CHAPUIS, R.; ALVES, A. M.; THALES, M. C. **Expansão e Trajetórias da Pecuária na Amazônia**. Brasília: Editora da UNB, 2004.

ZUCKER, S. W. Region growing: childhood and adolescence. **Computer Graphics and Image Processing**. v. 5, p. 382-399, 1976.

WANG, L.; SOUSA, Q. P.; GONG, P. Integration of object-based and pixel-based classification for mapping mangroves with IKONOS imagery. **International Journal of Remote Sensing**. v. 25, n. 24, p. 5655-5668, 2004.

WATRINN, O. S.; ROCHA, A. M. A. Levantamento da vegetação natural e do uso da terra no município de Paragominas (PA) utilizando imagens TM/Landsat. **Boletim de Pesquisa**. n. 124, p. 1-40, 1992.

WELSH, R.; EHLERS, M. Merging multiresolution Spot HRV and Landsat TM data. **Photogrammetric Engineering and Remote sensing**. v. 53, n. 3, p. 301-303, 1987.

WU, J.; JIANHUA, X.; YUE, W. V-I-S model for cities that are experiencing rapid urbanization and development. IEEE INTERNATIONAL GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING SYMPOSIUM, 2005. **Proceedings...** IGARSS, p. 1503-1506.