



LUCILIA REZENDE LEITE

**DETECÇÃO DE MUDANÇAS EM FLORESTAS
E SAVANAS UTILIZANDO ANÁLISE
ESTATÍSTICA BASEADA EM OBJETOS
GEOGRÁFICOS**

**LAVRAS-MG
2015**

LUCILIA REZENDE LEITE

**DETECÇÃO DE MUDANÇAS EM FLORESTAS E SAVANAS
UTILIZANDO ANÁLISE ESTATÍSTICA BASEADA EM OBJETOS
GEOGRÁFICOS**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Florestal, para obtenção do título de “Mestre”.

Orientador

Dr. Luis Marcelo Tavares de Carvalho

Coorientador

Dr. Fortunato Silva de Menezes

LAVRAS-MG

2015

**Ficha catalográfica elaborada pelo Sistema de Geração de Ficha Catalográfica da Biblioteca
Universitária da UFLA, com dados informados pelo(a) próprio(a) autor(a).**

Leite, Lucilia Rezende.

Detecção de mudanças em florestas e savanas utilizando análise estatística baseada em objetos geográficos / Lucilia Rezende Leite.

– Lavras : UFLA, 2015.

55 p. : il.

Dissertação (mestrado acadêmico)–Universidade Federal de Lavras, 2015.

Orientador(a): Luis Marcelo Tavares de Carvalho.

Bibliografia.

1. Savana Brasileira. 2. Floresta Amazônica. 3. Sensoriamento Remoto. 4. Segmentação de imagens. 5. Distância de Mahalanobis.

I. Universidade Federal de Lavras. II. Título.

LUCILIA REZENDE LEITE

**DETECÇÃO DE MUDANÇAS EM FLORESTAS E SAVANAS
UTILIZANDO ANÁLISE ESTATÍSTICA BASEADA EM OBJETOS
GEOGRÁFICOS**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Florestal, para obtenção do título de “Mestre”.

APROVADA em 03 de agosto de 2015.

Dr. Marcelo de Carvalho Alves UFLA

Dra. Helena Maria Ramos Alves EPAMIG

Orientador

Dr. Luis Marcelo Tavares de Carvalho

**LAVRAS-MG
2015**

*Àqueles que acreditam no poder da educação e se dedicam a ela para
transformação de uma sociedade mais justa e consciente.*

Dedico

AGRADECIMENTOS

A todos aqueles que dedicaram e dedicam suas carreiras à Universidade Federal de Lavras. Aos professores do Programa de Pós-Graduação e colegas do LEMAF, especialmente à turma do lab 46 e do NEMAF. Ao orientador e coorientador, Passarinho e Fortunato, imprescindíveis na construção do presente trabalho, obrigada pelo empenho na jornada. Aos integrantes da banca, Marcelo, Helena e Bodinho, por terem aceitado o convite de participarem da melhoria deste trabalho. Aos meus queridos pais, José e Maria, irmãos Tiago, Mariana e Henrique Rowan pelo companheirismo e apoio. Aos amigos que fiz e aos que levo como parceiros na caminhada da vida.

Um especial agradecimento, ao Programa de Pós Graduação em Engenharia Florestal, pela excelência, e ao LEMAF e CAPES, pela concessão das bolsas de graduação e mestrado.

Agradeço.

RESUMO

O objetivo neste trabalho foi avaliar a detecção de mudanças sobre a cobertura do solo em áreas de Floresta e Savana Brasileira, utilizando imagens do satélite Landsat 5/TM e duas metodologias estatísticas iterativas baseadas em objeto. Foi avaliada a sensibilidade das metodologias em relação à heterogeneidade dos dados de entrada, à utilização de dados de reflectância e índices de vegetação, e à utilização de diferentes níveis de confiança. Os períodos analisados compreenderam os anos 2000 a 2006 e 2006 a 2010. Após a segmentação das imagens foram extraídas as grandezas estatísticas descritivas média e desvio padrão de cada objeto. A determinação dos objetos de mudança foi realizada de forma iterativa com base na Distância de Mahalanobis e na distribuição qui-quadrado. Os resultados foram validados com uma prévia detecção visual e analisados de acordo com a curva ROC. Foram obtidos ganhos significativos na utilização de máscara e das bandas 3 e 4 para ambas as áreas testadas com 94,67% e 95,02% dos objetos corretamente detectados como mudança, respectivamente para as áreas de Floresta e Savana. O uso do NDVI e de imagens diferentes se mostraram insatisfatórios para a detecção de mudanças nas áreas testadas.

Palavras-chave: Savana brasileira. Floresta amazônica. Sensoriamento remoto. Segmentação de imagens. Teste Qui-Quadrado. Distância de Mahalanobis.

ABSTRACT

The aim of this study was to evaluate the change detection on the ground cover in areas of Forest and Brazilian Savanna, using images from Landsat 5 / TM and two methodologies based on iterative statistics object. The sensitivity of the methods in relation to the heterogeneity of the input data was evaluated using the reflectance data and vegetation indexes, and the use of different levels of confidence. The periods analyzed comprised the years 2000 to 2006 and 2006 to 2010. After the segmentation of the images were extracted the quantities descriptive average statistics and standard deviation of each object. The determination of change of objects was carried out iteratively based on Mahalanobis Distance and the chi-squared distribution. The results were validated using a previous visual detection and analyzed according to the ROC curve. Significant gains have been made in the shade of use and the bands 3 and 4 for both areas tested with 94.67% and 95.02% of correctly detected objects as change respectively in the areas of Forest and Savanna. The use of NDVI and different images proved unsatisfactory for the detection of changes in the areas tested.

Keywords: Brazilian savanna. Amazon forest. Remote sensing. Image segmentation. Chi-square test. Mahalanobis Distance.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1	Localização das áreas de estudo.....	20
Figura 2	Segmentação em múltiplos níveis de objetos.....	23
Figura 3	Histograma simplificado das análises realizadas.	31
Figura 4	Metodologia abordada para detecção de mudanças na área de Floresta e Savana.....	32
Figura 5	Exemplo de objetos de desmatamento (cor azul clara) obtidos pela segmentação multidata na área de estudo da Amazônia.....	33
Figura 6	Exemplo de objetos de queimada (cor azul marinho) e cicatriz de queimada (cor rosa clara) obtidos pela segmentação multidata na área de estudo da Savana.....	33
Figura 7	Subset imagem Landsat RGB referente à área de Floresta com aplicação de máscara nos objetos de não mudança nos anos 2000 e 2006.....	34
Figura 8	Subset da imagem Landsat RGB referente a área de Savana com aplicação de máscara nos objetos de não mudança nos anos 2000 e 2006.....	34
Figura 9	Processo iterativo de detecção de objetos de mudança.....	36
Figura 10	Curva ROC referente a área da Floresta Amazônica.....	37
Figura 11	Curva ROC referente a área da Savana.....	38
Figura 12	Detalhe de mudança ocorrida entre 2006 (A) e 2010 (B), identificada através da aplicação da abordagem 2 com as Bandas 3 e 4 com entrada e nível de confiança 0.90.....	40
Figura 13	Detalhe de mudança ocorrida entre 2000 (A,C e E) e 2010 (B, D e F), identificada através da aplicação da abordagem 2 com as Bandas 3 e 4 com entrada e nível de confiança 0.975	41
Figura 14	Mapa de mudanças na área de Floresta.....	43
Figura 15	Mapa de mudanças na área de Savana.....	44

LISTA DE TABELAS

Tabela 1	Valores médios por objeto referentes à diferença de reflectância entre imagens nas datas de 2006 e 2000 nas bandas 1, 2, 3, 4, 5 e 7 e do NDVI	26
Tabela 2	Desvio padrão por objeto da diferença entre imagens nas datas de 2006 e 2000 nas bandas 1, 2, 3, 4, 5 e 7 e do NDVI	26
Tabela 3	Valores médios de reflectância por objeto no ano 2000 nas bandas 1, 2, 3, 4, 5 e 7 e NDVI.....	27
Tabela 4	Desvio padrão por objeto no ano 2000 nas bandas 1, 2, 3, 4, 5 e 7 e do NDVI	27

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	12
2	REFERENCIAL TEÓRICO	14
2.1	Bioma Amazônia	14
2.2	Savana brasileira	15
2.3	Sensoriamento remoto	16
2.4	Detecção de mudanças	17
3	MATERIAL E MÉTODOS	20
3.1	Área de estudo	20
3.2	Dados de entrada	21
3.3	Segmentação	22
3.4	Geração das máscaras de vegetação nativa	24
3.5	Cálculo da distância de Mahalanobis	24
3.6	Comparação entre abordagens estatísticas	25
3.7	Sensibilidade das abordagens	29
3.8	Identificação dos objetos de mudança pelo analista e validaçã..	29
3.9	Geração dos mapas de mudança	30
4	RESULTADOS	33
4.1	Segmentação	33
4.2	Geração das máscaras de vegetação nativa	34
4.3	Identificação dos objetos de mudança pelo analista	35
4.4	Obtenção dos objetos de mudança	35
4.5	Comparação entre abordagens estatísticas	36
4.6	Mapas de mudanças	42
5	CONCLUSÕES	45
	REFERÊNCIAS	47

1 INTRODUÇÃO

Mudanças no uso e cobertura do solo são observadas em várias regiões do mundo e em diferentes escalas espaciais e temporais. Suas causas derivam tanto de ações antropogênicas como de fenômenos naturais. As causas de origem antropogênica resultam de atividades de cunho socioeconômico, político e cultural (LAMBIN; TURNER; GEIST, 2001) e provocam impactos sobre a diversidade, o clima e os sistemas naturais (HUSSAIN et al., 2013; NAGENDRA; LUCAS; HONRADO, 2013).

Dentre as mudanças observadas no solo, a conversão de formas de vegetação nativa em áreas antropogênicas se apresenta como o aspecto mais grave para a manutenção da sustentabilidade dos ecossistemas, ocasionando desequilíbrio no ciclo do carbono, aceleração dos processos de mudanças naturais, fragmentação da paisagem e perda da biodiversidade (CARVALHO; MARCO JÚNIOR; FERREIRA, 2009; KLINK; MACHADO, 2005).

Inerente ao desafio de compreender a dinâmica das mudanças na cobertura terrestre está o desafio de criar mecanismos que possibilitem o monitoramento de forma automatizada e com resultados satisfatórios, uma vez que monitorar grandes áreas territoriais ainda é um processo oneroso devido à extensa quantidade de dados e carência de métodos para tratar as peculiaridades naturais e antropogênicas das áreas.

Com a vantagem de gerar informações sobre o perfil e a dinâmica dessas alterações, dados provenientes de sensoriamento remoto têm sido largamente utilizados, trazendo ganhos para o planejamento territorial e apoiando iniciativas de conservação da biodiversidade e programas de monitoramento em áreas com pressão antropogênica (LAMBIN; TURNER; GEIST, 2001).

Ainda, na tentativa de aprimorar as técnicas já existentes e ampliar a aplicação para outras áreas, pesquisadores focam seus trabalhos no desenvolvimento de novas metodologias, como aquelas baseadas em objetos

geográficos (BENZ, 2004; HAY et al., 2005; WALTER, 2003) e, mais recentemente, aquelas que unem as vantagens da utilização da informação a nível de objeto a processos estocásticos (BONTEMPS et al., 2008; DESCLÉE; BOGAERT; DEFOURNY, 2006). No entanto, ainda faltam estudos para a identificação e melhoria de técnicas mais robustas para a detecção de mudanças em áreas com diferentes graus de heterogeneidade da vegetação e intensa ação antrópica.

Com o objetivo de aprimorar o tema da detecção de mudanças, o presente trabalho avaliou o desempenho de duas metodologias estocásticas baseadas em objeto na detecção de mudanças no uso e cobertura do solo em áreas de Floresta Amazônica e Savana Brasileira. Foram testados a influência da heterogeneidade dos dados, diferentes níveis de confiança e faixas de frequência do espectro eletromagnético.

Neste trabalho foram levantadas as seguintes questões científicas: (1) métodos estocásticos baseados na Distância de Mahalanobis são eficientes para a detecção de perda de vegetação em áreas de Savana e de Floresta? (2) A heterogeneidade dos dados de entrada influencia no processo de detecção de mudança? (3) A utilização de dados de reflectância e índices de vegetação impacta o desempenho dos métodos?

Com a realização deste trabalho foi possível identificar métodos mais apropriados para identificar as mudanças na cobertura do solo, auxiliando na tomada de decisão e no planejamento de medidas governamentais, como aquelas contra o avanço do desmatamento ilegal e no planejamento de programas de proteção florestal e biológico.

O desenvolvimento de novas técnicas e a validação das já existentes é importante para consolidar e garantir sua eficácia em diferentes áreas, como nas condições brasileiras, com grande extensão territorial, diversidade de fitofisionomias e recorrentes alterações antropogênicas e naturais na cobertura do solo.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Bioma Amazônia

O Bioma Amazônia se estende por 9 países latino-americanos, sendo 69% da sua área pertencente ao Brasil, onde está distribuído em 9 Estados das regiões Norte, Nordeste e Centro-Oeste, representando 60% do território nacional (INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA - IBGE, 2012).

Abrigando cerca de 1/3 do estoque genético do mundo (MAEDA; FORMAGGIO; SHIMABUKURO, 2008) e produzindo cerca de 1/5 da água doce do planeta (LUI; MOLINA, 2009) a Amazônia é a maior Floresta tropical do mundo (CARVALHO; MARCO JÚNIOR; FERREIRA, 2009; FERREIRA; VENTICINQUE; ALMEIDA, 2005) desempenhando importantes papéis no ciclo hidrológico e no estoque de carbono (SALATI, 2001).

Estima-se que a ocupação do continente americano tenha ocorrido cerca de 50 a 10 mil anos atrás (BANDEIRA, 2009) e, estudos recentes, apontam que foi com o início da era cristã que se intensificaram as alterações antropogênicas e o estabelecimento de sociedades organizadas sobre a paisagem Amazônica (LUI; MOLINA, 2009), em que o período de exploração teve início com a colonização europeia (GADELHA, 2002).

Em meados dos anos 60, a busca de recursos naturais, a oneração das terras produtivas e a pressão popular impulsionaram o governo brasileiro a criar políticas de expansão da fronteira agrícola e de exploração da Floresta, constituindo o que é conhecido como “Arco do Desmatamento” (FEARNSIDE, 2006). A partir desse período, a criação de gado e a implantação de culturas se intensificaram na região, incentivando medidas de retirada da Floresta e a construção de estradas, como a Transamazônica (FERREIRA; VENTICINQUE; ALMEIDA, 2005).

Com a preocupação sobre os impactos provenientes das mudanças sobre o solo na Amazônia, pesquisadores ao redor do mundo investem em pesquisas para analisar tais mudanças e propor medidas de redução dos seus efeitos, como o Monitoramento da Floresta Amazônica Brasileira (PRODES), realizado desde 1988 pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) (SHIMABUKURO et al., 2013).

Segundo o PRODES, apesar de os índices de desmatamento na Amazônia Legal apresentarem um histórico de comportamento variável, os mesmos são alarmantes desde 1991, em que a taxa anual de desmatamento nos últimos dez anos é de aproximadamente 9.000 Km² e nos últimos cinco anos atinge em média cerca de 6000 Km² (INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS - INPE, 2015).

2.2 Savana brasileira

Com a mais rica flora dentre as savanas do mundo, o Cerrado ou Savana Brasileira, ocupa 21% do território nacional, sendo considerado um dos “*hotspots*” para a conservação da biodiversidade (OLIVEIRA FILHO; RATTER, 2002).

Sua distribuição geográfica atinge 17 Estados brasileiros (OLIVEIRA FILHO; RATTER, 2002) estando presente em diferentes solos e climas (MACHADO et al., 2008), o que propicia a ocorrência de espécies raras e endêmicas (KLINK; MACHADO, 2005).

A Savana Brasileira apresenta também o alto potencial agrícola que, alinhado ao baixo custo de suas terras, impulsionou incentivos governamentais para a sua exploração a partir dos anos 70 (GOEDERT, 1989; ROCHA et al., 2011).

Hoje, 25% da produção de grãos brasileiros estão nessas áreas, que em pouco mais de três décadas já teve cerca de 40% de suas áreas nativas convertidas em pastagem, urbanização e agricultura (SANO et al., 2010).

No estado de Minas Gerais a Savana ocupa cerca de 41% do território (SCOLFORO; CARVALHO, 2006) e, apesar dos trabalhos realizados, ainda não há um consenso sobre a área nativa convertida em outros usos. Para Sano et al. (2010), o desafio em monitorar a Savana Brasileira se explica pela extensa área, dinâmica acentuada da ocupação humana e sazonalidade marcante da vegetação natural.

2.3 Sensoriamento remoto

O sensoriamento remoto é uma técnica que permite a obtenção de informações por meio de sensores sem o contato direto com a área ou fenômeno que está sob investigação (FIGUEIREDO, 2005).

Os sensores utilizados podem ser de dois tipos: ativos, que são aqueles que emitem radiação eletromagnética e captam a radiação refletida pelos objetos, ou passivos, que não possuem fonte de radiação e captam apenas a energia que é refletida e/ou emitida pelos alvos na superfície, sendo a fonte primária de energia o sol (FLORENZANO, 2007). São exemplos de sensores ativos o radar e o LIDAR (*Light Detection and Ranging*), e de passivos, os sensores a bordo de satélites.

Cada sensor é projetado para determinada aplicação, sendo que sua capacidade técnica depende de quatro resoluções: 1) espacial, que é relativa ao tamanho da menor unidade imageada (pixel); 2) temporal, que é relativa ao intervalo no imageamento; 3) radiométrica, representada por níveis de cinza, que é relativa à intensidade da radiância que o sensor é capaz de medir por pixel; e 4) espectral, que é relativa ao número de bandas do sensor e sua posição no espectro eletromagnético (FIGUEIREDO, 2005).

Dentre os satélites disponíveis para estudos da superfície terrestre, os da série Landsat, mais utilizados atualmente, têm a vantagem de possuir

informações contínuas de mais de trinta anos e facilidade na obtenção pelo usuário (EPIPHANIO, 2002).

O primeiro satélite Landsat foi lançado em 1970 e após o lançamento de oito sistemas com diferentes sensores, resoluções e tempo de revisita (EPIPHANIO, 2002), os mais utilizados em pesquisas atualmente são o Landsat 5, cujo sensor a bordo é o *Thematic Mapper* (TM); o Landsat 7, que possui o sensor *Enhanced Thematic Mapper Plus* (ETM+) e o Landsat 8, com os sensores OLI (*Operational Land Imager*) e TIRS (*Thermal Infrared Sensor*) (US GEOLOGICAL SURVEY - USGS, 1984, 1999, 2013).

O sensor TM, utilizado como fonte de dados para este trabalho possui 7 bandas no espectro eletromagnético no intervalo de 0,45 a 2,35 μm , resolução espacial de 120 m na banda termal e 30 m nas demais bandas, resolução temporal de 16 dias e 256 níveis de cinza (EPIPHANIO, 2002).

2.4 Detecção de mudanças

Dentre as diversas aplicações de dados de sensoriamento remoto terrestre, a detecção de mudanças se destaca como um dos principais responsáveis pela evolução do tema (COPPIN et al., 2004; JIA et al., 2014; SINGH, 1989).

Segundo Singh (1989), a detecção de mudanças é um processo que permite identificar diferenças no estado de um objeto ou fenômeno em momentos diferentes, sendo essas alterações derivadas de transformações relacionadas com a dinâmica natural ou atividades antrópicas, ocorrendo de forma repentina ou gradual.

Perante o desafio de compreender a dinâmica das mudanças na cobertura terrestre e criar mecanismos que possibilitem a sua detecção e monitoramento, diversos Trabalhos têm sido desenvolvidos e uma vasta gama de métodos tem sido explorada, como nos trabalhos de Jensen e Toll

(1982), Manavalan, Kesavasamy e Adiga (1995) e Miller, Nualchawee e Tom (1978) que utilizaram a imagem diferença para detectar mudanças; Hanaizumi, Okumura e Fujimura (1991) e Singh (1986) que utilizaram a regressão; Johnson e Kasischke (1998) e Lambin (1996) que desenvolveram seus trabalhos através da análise de mudança de vetor, Collins e Woodcock (1996), Lodwick (1979) e Singh e Harrison (1985) que apoiaram seus estudos no uso da metodologia de componentes principais, e mais recentemente os estudos baseados em objeto, como nos trabalhos de redes neurais artificiais (CHAN et al., 2001), comparação pós-classificação (MUNYATI, 2000) e detecção de mudanças baseada em objetos (BONTEMPS et al., 2008; CONCHEDDA et al., 2008; DESCLÉE; BOGAERT; DEFOURNY, 2006; DUVEILLER et al., 2008; MCDERMID et al., 2008; RADOUX; DEFOURNY, 2008).

Na temática da detecção de mudanças baseada em objeto, recebe destaque o trabalho de Desclée, Bogaert e Defourny (2006), que propuseram um método para detectar mudanças relacionadas à perda e crescimento de vegetação em uma Floresta temperada.

Os autores utilizaram imagens NDVI-diferença geradas a partir de imagens SPOT-HRV, com 20 metros de resolução espacial, adquiridas em datas próximas dos anos 1992, 1995 e 2003. A discriminação entre os objetos alterados e inalterados foi realizada utilizando a composição da assinatura espectro temporal dos objetos através das estatísticas descritivas média e desvio padrão e de um processo estocástico envolvendo o cálculo da Distância de Mahalanobis e o teste qui-quadrado. A fim de validar a aplicação do método, os autores comparam os resultados encontrados com um robusto método baseado em pixels (DESCLÉE; BOGAERT; DEFOURNY, 2006).

Os autores encontraram como resultado uma melhor performance de detecção para o método baseado em objetos, com acurácias de detecção de 65%, 35% de falso negativos e 18% de falso positivos contra 50,6% de acurácia de

detecção para as análises baseadas em pixel, com 49% de falso negativos e 28% de falso positivos.

De forma similar, Bontemps et al. (2008) acompanhando as mudanças em Florestas tropicais com a finalidade de avaliar o impacto antropogênico sobre o ambiente, utilizaram uma série temporal de imagens SPOT-Vegetation entre os anos de 2001 e 2004, segmentação multitemporal das bandas espectrais, a construção da assinatura espectro temporal dos objetos através da média e um processo estocástico envolvendo o cálculo da Distância de Mahalanobis, e diferentes níveis de confiança para construir diferentes mapas de mudanças.

A fim de validar a aplicação do método, os autores comparam os resultados encontrados com os mapas de desmatamento da Amazônia Legal brasileira, produzidos pelo INPE (BONTEMPS et al., 2008). Os resultados encontrados apontaram alta precisão de detecção de objetos de mudança (91%).

3 MATERIAL E MÉTODOS

3.1 Área de estudo

Este trabalho foi desenvolvido em duas áreas de estudo (Figura 1). A primeira contempla uma área de Savana Brasileira e está localizada a noroeste da sub-bacia hidrográfica SF9 do Rio São Francisco, nos municípios mineiros de Cônego Marinho, Bonito de Minas, Miravânia, Montalvânia, São João das Missões e Itacarambi.

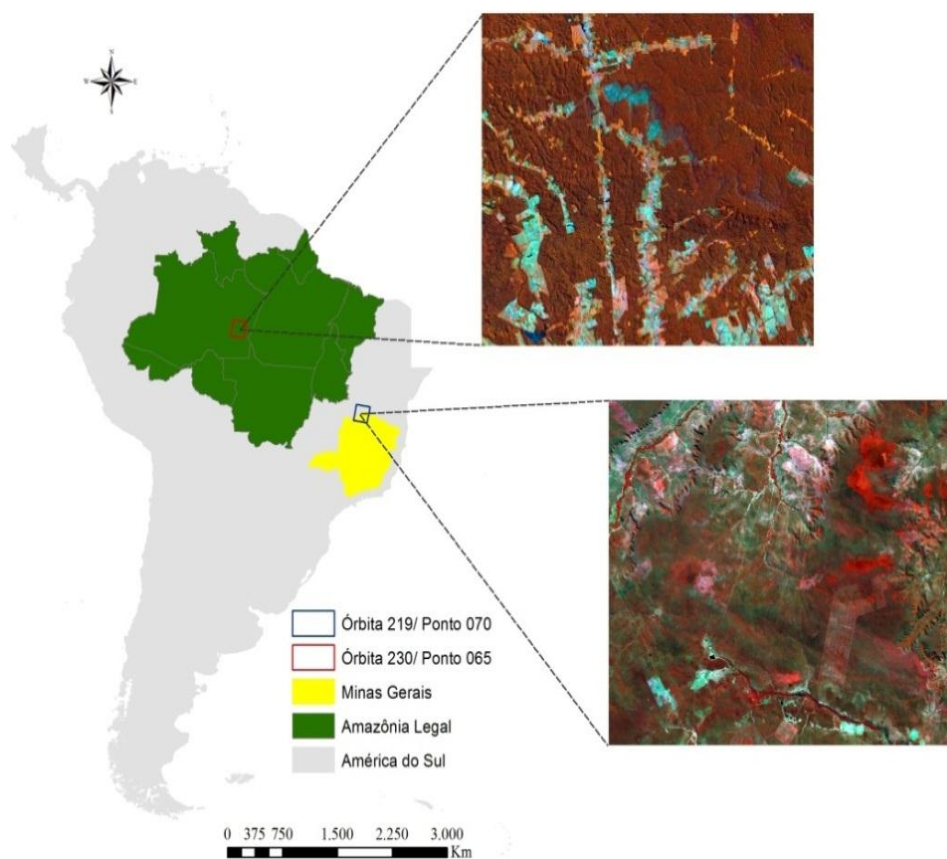


Figura 1 Localização das áreas de estudo

As fisionomias vegetacionais predominantes são Cerrado Senso Restrito, Campo Cerrado e Veredas (SCOLFORO; CARVALHO, 2006). Segundo Köppen (1936), o clima é classificado como tropical chuvoso - Awiq, onde a temperatura de todos os meses é superior a 18 °C, com média anual de precipitação de aproximadamente 1000 mm e períodos de seca acentuados no inverno.

A segunda área de estudo está localizada às margens da BR 230 Transamazônica, no sul do estado do Amazonas no município de Apuí (Figura 2). A vegetação predominante é a Floresta Amazônica. O clima da região segundo a classificação de Köppen (1948) é Amw, com alta incidência de chuvas entre os meses de dezembro e maio e temperaturas variando de 20 a 38 °C ao longo do ano.

A escolha das áreas de estudo foi pautada na importância ambiental e de conservação dos Biomas Cerrado e Amazônia frente à pressão antropogênica sobre seus recursos naturais (LEITE; FERREIRA, 2013; PIONTEKOWSKI et al., 2014; SHIMABUKURO et al., 2013).

3.2 Dados de entrada

As imagens utilizadas foram provenientes do satélite Landsat 5 sensor TM, adquiridas gratuitamente mediante um cadastro de usuário no *site* do Serviço Geológico dos Estados Unidos (US Geological Survey - USGS). A vantagem da obtenção das imagens pelo USGS é que estas são disponibilizadas em valores de reflectância, com correções geométrica e atmosférica, previamente realizadas.

As cenas utilizadas foram, respectivamente, órbita/ponto 219/070 para a área de estudo da Savana, e, 230/065 para a área de Floresta. Para cada área foram obtidas três imagens anuais entre os meses de julho e setembro nos anos de 2000, 2006 e 2010. Após a obtenção das imagens foram realizados, com base em análises visuais detalhadas das mudanças, subsets para delimitação das áreas de estudo.

Foram utilizadas as bandas 1, 2, 3, 4, 5 e 7 do satélite Landsat 5/TM e o NDVI.

O NDVI é o índice de vegetação mais largamente utilizado em estudos da vegetação (COHEN et al., 2003), calculado pela diferença entre as bandas do Infra Vermelho Próximo (NIR) e do Vermelho (R), normalizada pela soma das mesmas bandas (DORIGO et al., 2007), de acordo com a Equação 1.

$$NDVI = \frac{(NIR-R)}{(NIR+R)} \quad (1)$$

3.3 Segmentação

Na segmentação a imagem é decomposta em partes de forma que os pixels são agrupados segundo sua forma e homogeneidade. Cada parte da imagem é denominada de objeto e possui tamanho, forma e localização espacial (HAY et al., 2005).

Para criação dos objetos foi utilizado o algoritmo *Multiresolution Segmentation* que se baseia em quatro diferentes critérios: escala (determina a heterogeneidade máxima contida nos objetos), cor (define a contribuição dos valores espectrais para determinar a homogeneidade), suavidade (utilizada para definir objetos que possuem bordas mais suaves) e compacidade (utilizada para segmentar objetos com bordas bem definidas) (WOODCOCK et al., 1994).

Para obter objetos com a informação de todas as datas, foram aplicados pesos iguais nas bandas 1, 2, 3, 4, 5 e 7 do satélite Landsat 5/TM para os anos de 2000, 2006 e 2010, em cada área. Essa metodologia garante que a informação referente às mudanças ocorridas nas diferentes datas sejam contempladas, como por exemplo, se no ano 2000 havia uma área de vegetação nativa, e no ano 2006 ocorre o desmatamento de parte da dessa vegetação, a segmentação fornecerá

dois objetos: o primeiro com a informação da vegetação nativa e o segundo com a informação do desmatamento.

Como as duas áreas de estudo possuem características vegetacionais e formações diferentes, foram realizados testes para averiguar os melhores parâmetros para segmentar cada área. Os valores de escala, forma e compacidade, adotados para a área de Floresta foram respectivamente 50, 0.3 e 0.6. Para a área de estudo da Savana foi obtido melhor resultado criando múltiplos níveis de objetos (Figura 2), em que a segmentação utiliza os objetos de imagem do nível inferior mais próximo para formar objetos maiores de forma a manter os contornos dos objetos do nível anterior (BAATZ; SCHAPE, 2000). Os valores de forma e compacidade adotados em todos os níveis foi de 0.3 e 0.6 respectivamente. Já os valores de escala foram 60, 80, 90, 100, 120, 140, 160, 180 e 190, para os 9 níveis utilizados, respectivamente.

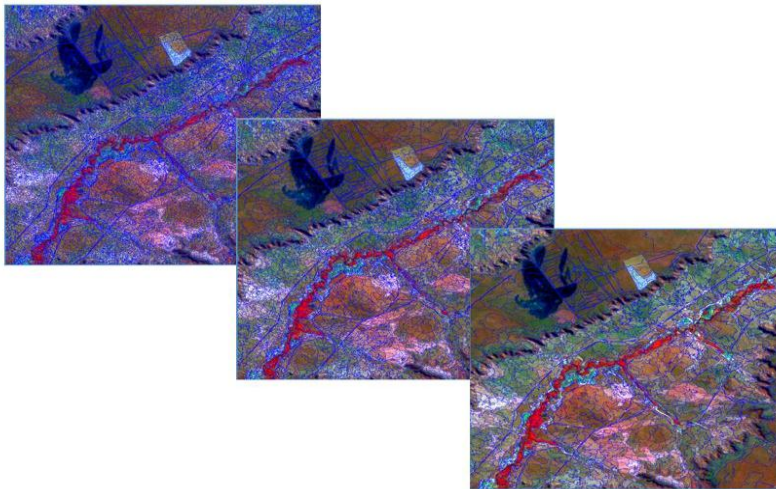


Figura 2 Segmentação em múltiplos níveis de objetos

A qualidade da segmentação foi avaliada através de análises visuais considerando-se a forma e o tamanho dos objetos.

3.4 Geração das máscaras de vegetação nativa

A fim de avaliar a influência da variabilidade dos dados na detecção de mudanças, foram realizados testes com e sem a aplicação da máscara nas áreas antrópicas. Para isso foi realizada a classificação automática das imagens de 2000 e 2006 em duas classes de cobertura do solo: (1) áreas cobertas por remanescentes de vegetação nativa e (2) áreas antropogênicas, que englobam agropecuária, solo exposto e corpos-d'água. Após a classificação foi realizada a correção visual das imagens classificadas para certificar que os objetos foram corretamente classificados.

Além disso, com a finalidade de obter as assinaturas espectro temporais, foram extraídas as grandezas estatísticas descritivas média (M) e desvio padrão (S) de cada objeto que compõe as imagens em cada área de estudo.

3.5 Cálculo da distância de Mahalanobis

Após a obtenção da assinatura espectro temporal, foi efetuado o cálculo da Distância de Mahalanobis (DM) para determinar a posição do objeto e quantificar a sua distância ao centro do *cluster* de objetos (BONTEMPS et al., 2008, DESCLÉE; BOGAERT; DEFOURNY, 2006; RADOUX; DEDOURNY, 2008). A DM é uma medida de distância entre pontos, usada em problemas de classificação, reconhecimento de padrões ou análise discriminante (MAESSCHALCK; JOUAN-RIMBAUD; MASSART, 2000) que, diferentemente da distância euclidiana, leva em consideração a posição do objeto (Equação 2).

$$Dm = \sqrt{(X_{ij} - m_j)^T \Sigma_j^{-1} (X_{ij} - m_j)} \quad (2)$$

Em que, DM é a Distância de Mahalanobis; X_{ij} é o vetor da assinatura espectro temporal para cada objeto; m_j é a média do vetor X_{ij} ; Σ_j é o inverso da matriz de covariância.

Assumindo uma distribuição homogênea dos objetos, aqueles que possuem maior distância do centro do *cluster* de objetos podem, provavelmente, ser objetos de interesse na detecção de mudanças.

Após o cálculo da DM, os objetos foram classificados em mudança e não mudança através do limiar T (Equação 3).

$$P(DM \leq T) = P\left(DM \leq X_{1-\alpha}^2(2n)\right) = 1 - \alpha \quad (3)$$

Em que, P é a probabilidade; DM é a Distância de Mahalanobis; T é o limiar, considerando o valor da distribuição qui-quadrado com 2n graus de liberdade e nível de confiança (1- α) escolhido.

Ao determinar o nível de confiança de 1- α pode-se obter o limiar T associado com a probabilidade P de que DM é menor que T. Os valores que excederam o limiar T foram considerados como objetos de mudança e removidos. Como a finalidade de obter ajustes mais finos, o processo de corte foi realizado de forma iterativa, sendo que a cada vez que eram identificados objetos de mudança, nova DM era calculada e novo corte realizado. Esse processo foi realizado até que convergisse, ou seja, não fossem encontrados novos objetos de mudança.

3.6 Comparação entre abordagens estatísticas

Neste trabalho foram testadas duas abordagens estatísticas para a detecção de mudanças, sendo que apesar de terem seguido o mesmo fluxo de processamento, existem dois principais pontos que as diferenciam. O primeiro

deles é no processamento dos dados utilizados. Enquanto a primeira abordagem utiliza como dados de entrada as diferenças de bandas entre datas e a diferença do NDVI (DESCLÉE; BOGAERT; DEFURNY, 2006), a segunda utiliza os valores de reflectância das bandas e do NDVI (BONTEMPS et al., 2008) (Tabelas 1, 2, 3 e 4).

Tabela 1 Valores médios por objeto referentes à diferença de reflectância entre imagens nas datas de 2006 e 2000 nas bandas 1, 2, 3, 4, 5 e 7 e do NDVI

Objeto	B1 ₀₆ -B1 ₀₀	B2 ₀₆ -B2 ₀₀	B3 ₀₆ -B3 ₀₀	B4 ₀₆ -B4 ₀₀	B5 ₀₆ -B5 ₀₀	B7 ₀₆ -B7 ₀₀	NDVI ₀₆ -NDVI ₀₀
1	16,8265	21,6045	44,7496	-177,7975	122,6930	70,8304	-0,0376
2	20,3155	16,1488	47,3095	-289,9107	117,3155	91,1488	-0,0444
3	56,7576	133,8923	110,5421	1106,4680	643,3232	322,7340	-0,0098
4	20,5306	32,4980	47,3102	-194,8327	114,6857	65,2204	-0,0394
5	41,7983	117,5210	95,7059	1110,6807	551,1261	256,3361	-0,0007
6	56,6824	88,2471	127,0353	-377,7882	370,7882	300,0000	-0,1026
7	-33,0614	-56,9912	-25,7105	-1024,7105	-372,2719	-112,9825	-0,0787
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

Em que, B1₀₆-B1₀₀ é a diferença da média do objeto entre os anos de 2006 e 2000 na Banda 1, sucessivamente para as demais bandas e NDVI.

Fonte: Desclée, Bogaert e Defourny (2006)

Tabela 2 Desvio padrão por objeto da diferença entre imagens nas datas de 2006 e 2000 nas bandas 1, 2, 3, 4, 5 e 7 e do NDVI

Objeto	B1 ₀₆ -B1 ₀₀	B2 ₀₆ -B2 ₀₀	B3 ₀₆ -B3 ₀₀	B4 ₀₆ -B4 ₀₀	B5 ₀₆ -B5 ₀₀	B7 ₀₆ -B7 ₀₀	NDVI ₀₆ -NDVI ₀₀
1	36,1917	40,9568	38,5833	284,0945	118,2732	68,0310	0,0248
2	36,0791	41,0120	43,5077	251,3415	104,2379	63,8792	0,0286
3	40,2405	47,6061	42,5148	357,1854	127,6612	82,7465	0,0263
4	33,8002	40,8212	36,6877	257,7139	112,0663	68,6297	0,0219
5	40,7587	48,3857	42,1652	411,0949	164,9835	84,5619	0,0247
6	42,6472	56,8544	61,7628	448,6553	247,0835	163,6618	0,0560
7	56,1058	91,4785	82,7359	790,6118	464,8973	199,6544	0,0674
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

Em que, B1₀₆-B1₀₀ é o desvio padrão da diferença entre os anos de 2006 e 2000 na Banda 1, sucessivamente para as demais bandas e NDVI.

Fonte: Desclée, Bogaert e Defourny (2006)

Tabela 3 Valores médios de reflectância por objeto no ano 2000 nas bandas 1, 2, 3, 4, 5 e 7 e NDVI

Objeto	B1	B2	B3	B4	B5	B7	NDVI
1	206,9239	349,3620	235,8446	2830,9562	1192,7351	433,2046	0,8458
2	205,1131	356,2262	240,1131	2985,6607	1237,3869	441,0833	0,8511
3	207,7340	343,4276	229,2997	2855,3300	1174,3434	418,1077	0,8510
4	212,2776	354,1265	241,0000	2896,3878	1222,8245	443,9347	0,8460
5	189,7731	317,6387	208,6303	2505,6134	1058,6891	390,4034	0,8453
6	208,1294	349,7765	236,3059	2989,9647	1226,9059	434,4000	0,8526
7	207,6143	351,7406	239,6143	2867,2116	1215,7543	445,9693	0,8449
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

Em que, B1 é o valor médio do objeto no ano 2000 na Banda 1, sucessivamente para as demais bandas e NDVI.

Fonte: Bontemps et al. (2008)

Tabela 4 Desvio padrão por objeto no ano 2000 nas bandas 1, 2, 3, 4, 5 e 7 e do NDVI

Objeto	B1	B2	B3	B4	B5	B7	NDVI
1	27,9480	33,5796	33,7108	285,6048	121,6205	57,8572	0,0196
2	26,3758	28,6931	34,8484	214,1090	92,3790	47,6870	0,0196
3	28,4181	29,9814	29,4412	246,3921	112,8942	56,9814	0,0171
4	23,5130	32,9775	31,4125	290,8298	128,1500	61,7416	0,0172
5	27,5335	33,7986	27,2970	321,9913	137,8761	57,5305	0,0190
6	25,9347	33,8395	28,5612	335,7476	121,7589	50,4675	0,0183
7	29,3278	36,5527	34,3758	315,7654	126,2676	61,3220	0,0220
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

Em que, B1 é o desvio padrão do objeto no ano 2000 na Banda 1, sucessivamente para as demais bandas e NDVI.

Fonte: Bontemps et al. (2008)

O segundo ponto de diferenciação entre as duas abordagens se refere à construção da assinatura espectro temporal. Na primeira abordagem os valores de média dos pixels nos objetos (M) e desvio padrão (S) formam o vetor $X_{ij} = (M_{ij1}, \dots, M_{ijb}, S_{ij1}, \dots, S_{ijb})$ (DESCLÉE; BOGAERT; DEFOURNY, 2006), em que i representa os objetos; j as imagens diferença e b o número de bandas

utilizadas, resultando na matriz de covariância (Equações 4) utilizada para a construção da assinatura dos objetos:

$$\Sigma = (M^T * M)_{2bx2b} \quad (4)$$

Sendo

$$M = \begin{pmatrix} (m_{ijB1} - \bar{m}_{jB1}) & \cdots & (m_{ijBk} - \bar{m}_{jBk}) & (S_{ijB1} - \bar{S}_{jB1}) & \cdots & (S_{ijBk} - \bar{S}_{jBk}) \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ (m_{njB1} - \bar{m}_{jB1}) & \cdots & (m_{njBk} - \bar{m}_{jBk}) & (S_{njB1} - \bar{S}_{jB1}) & \cdots & (S_{njBk} - \bar{S}_{jBk}) \end{pmatrix}_{n \times 2b}$$

em que $(k = 1, 2, \dots, b)$ representa as bandas; m_{ijBk} e S_{ijBk} representam, respectivamente, a média do conjunto das médias e o desvio padrão; j representa as datas consideradas.

Já na segunda abordagem o vetor da assinatura espectro temporal é composto somente pelos valores das médias dos pixels nos objetos $(M): X_{ij} = (M_{ij1}, \dots, M_{ijb})$ (BONTEMPS et al., 2008), em que i representa os objetos; j as datas consideradas e b o número de bandas utilizadas, resultando na matriz de covariância definida pela Equação 5.

$$\Sigma = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} S_{iB1}^A & \cdots & S_{nB1}^A \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ S_{iBj}^A & \cdots & S_{nBj}^A \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ S_{iB1}^B & \cdots & S_{nB1}^B \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ S_{iBj}^B & \cdots & S_{nBj}^B \end{pmatrix} & \cdots & \begin{pmatrix} S_{iBk}^A & \cdots & S_{nBk}^A \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ S_{iBk}^B & \cdots & S_{nBk}^B \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ S_{iBk}^B & \cdots & S_{nBk}^B \end{pmatrix} \end{pmatrix}_{2bxn} * \begin{pmatrix} S_{iB1}^A & \cdots & S_{iBk}^A \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ S_{nB1}^A & \cdots & S_{nBk}^A \end{pmatrix} \begin{pmatrix} S_{iB1}^B & \cdots & S_{iBk}^B \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ S_{nB1}^B & \cdots & S_{nBk}^B \end{pmatrix}_{nx2b} \quad (5)$$

em que $(i = 1, 2, \dots, n)$ é o número de objetos; $(k = 1, 2, \dots, b)$ é o número de bandas usadas; (A, B) representa o par de datas consideradas na análise.

De forma análoga na abordagem 1, subtraímos a média das médias das assinaturas para cada banda (Equação 6) obtendo:

$$M = \begin{pmatrix} (m_{iB1}^A - \bar{m}_{B1}^A) & \cdots & (m_{iBj}^A - \bar{m}_{Bj}^A) & (m_{iB1}^B - \bar{m}_{B1}^B) & \cdots & (m_{iBj}^B - \bar{m}_{Bj}^B) \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ (m_{nB1}^A - \bar{m}_{B1}^A) & \cdots & (m_{nBj}^A - \bar{m}_{Bj}^A) & (m_{nB1}^B - \bar{m}_{B1}^B) & \cdots & (m_{nBj}^B - \bar{m}_{Bj}^B) \end{pmatrix}_{n \times 2b} \quad (6)$$

3.7 Sensibilidade das abordagens

A resposta espectral captada pelo sensor é influenciada pela heterogeneidade dos alvos que compõem a cena, como as diferentes espécies que formam um dossel e a deciduidade.

Como essa heterogeneidade contribui para complexidade dos processos de detecção de mudanças, podendo interferir na identificação dos objetos de interesse, é importante averiguar a sensibilidade das abordagens testadas em relação a heterogeneidade dos dados utilizados, o que pode ser feito através da aplicação de máscara sobre alvos irrelevantes, concentrando a análise nas mudanças de interesse.

Com a finalidade de identificar as bandas do satélite Landsat 5/TM que aliadas às abordagens testadas apresentassem maior sensibilidade na detecção de mudanças, foram testados os seguinte agrupamentos de bandas e o NDVI: 1) bandas 3 e 4; 2) banda 4 ; 3) bandas 1, 2, 3,4, 5 e 7 e NDVI; e 4) NDVI.

É sabido que quanto maior o nível de confiança, maior é a certeza dos resultados encontrados. Porém, com a finalidade de analisar o impacto da variação no corte de objetos e se essa variação influencia na eficiência da detecção foram testados quatro diferentes níveis confiança: 0.90, 0.95, 0.975, 0.99 (BONTEMPS et al., 2008).

3.8 Identificação dos objetos de mudança pelo analista e validação

A fim de criar uma referência para validação dos objetos identificados como mudança pelas abordagens de Bontemps et al. (2008) e

Desclée, Bogaert e Defourny (2006), foi realizada a identificação visual dos objetos.

Na validação da detecção de mudanças pelas abordagens testadas, os objetos foram classificados em quatro tipos para a posterior construção da curva ROC (BRADLEY, 1997; FAWCETT, 2006; METZ, 1978; HAND; TILL, 2001) e determinação da eficiência na detecção de mudanças pelas metodologias abordadas: Verdadeiro positivo (VP): objetos identificados pelo analista e pelo método como mudança; - Falso positivo (FP): objetos identificados pela abordagem como mudança, mas que não foram identificados com tal pelo analista; - Falso negativo (FN): objetos identificados pelo analista como mudança, mas que não foram identificados como tal pelo método; - Verdadeiro negativo (VN): objetos não identificados com mudança por ambos, analista e método.

A curva ROC foi utilizada com a finalidade de discriminar as respostas das duas abordagens através dos conjuntos de bandas e níveis de confiança testados para cada área. Sua composição considera a sensibilidade (S), calculada com base nos valores de objetos verdadeiro positivos (VP) e falso negativos (FN): $S = VP / (VP + FN)$ e, a especificidade (E), obtida pela equação $E = 1 - (FP / (FP + VN))$, em que FP se refere aos objetos falso positivos e VN aos objetos verdadeiro negativos (ZWEIG; CAMPBELL, 1993).

3.9 Geração dos mapas de mudança

De acordo com os resultados apontados como de maior eficiência na detecção de mudanças pela Curva ROC foram gerados mapas de mudança no uso e cobertura do solo para cada área de estudo.

Sendo assim, neste trabalho foram realizados 64 testes diferentes para cada área de estudo, nos quais foram avaliadas (1) duas abordagens baseadas em análises estocásticas (BONTEMPS et al., 2008; DESCLÉE; BOGAERT; DEFOURNY, 2006), (2) as eficiências dos mesmos quando aplicados a todos os objetos da imagem e quando aplicados apenas aos objetos classificados como remanescente de vegetação nativa, (3) as influências de diferentes combinações de bandas e índices espectrais e (4) as influências de diferentes níveis de confiança estatística, conforme ilustrado na Figura 3.

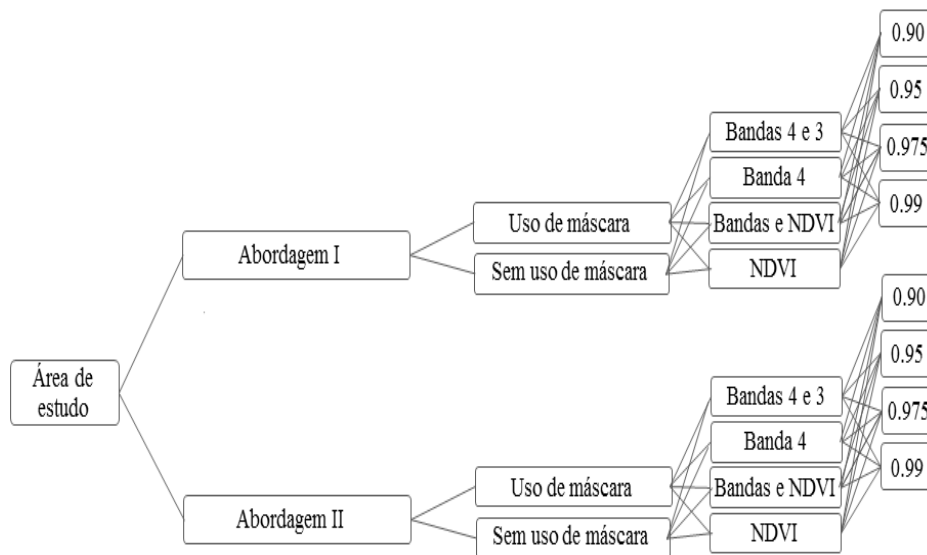


Figura 3 Histograma simplificado das análises realizadas

Dessa forma, todo processo adotado para identificação das mudanças nas duas áreas de estudo foi ilustrado no fluxograma da Figura 4.

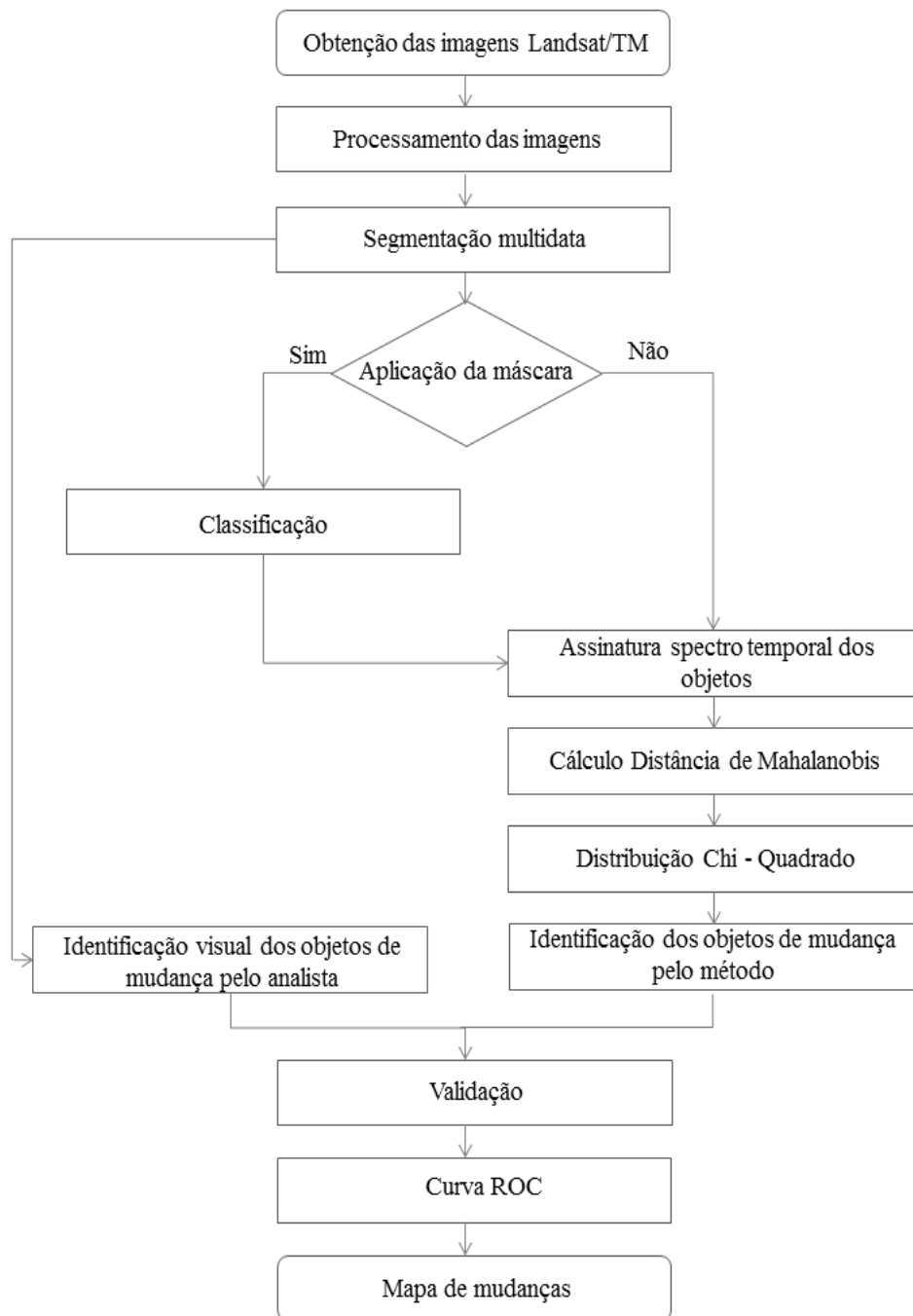


Figura 4 Metodologia abordada para detecção de mudanças na área de Floresta e Savana

4 RESULTADOS

4.1 Segmentação

Foram obtidos 2736 objetos para a área de estudo da Floresta Amazônica e 7902 objetos para a área de estudo da Savana. A segmentação foi avaliada de forma qualitativa através da análise visual (Figuras 5 e 6).

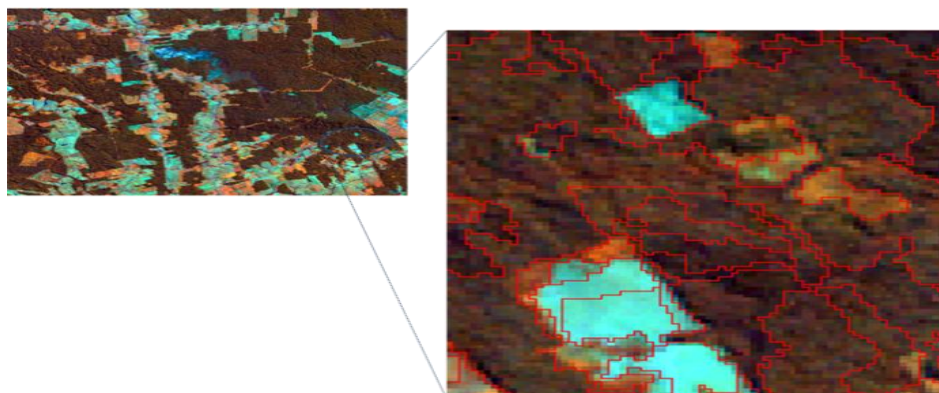


Figura 5 Exemplo de objetos de desmatamento (cor azul clara) obtidos pela segmentação multidata na área de estudo da Amazônia

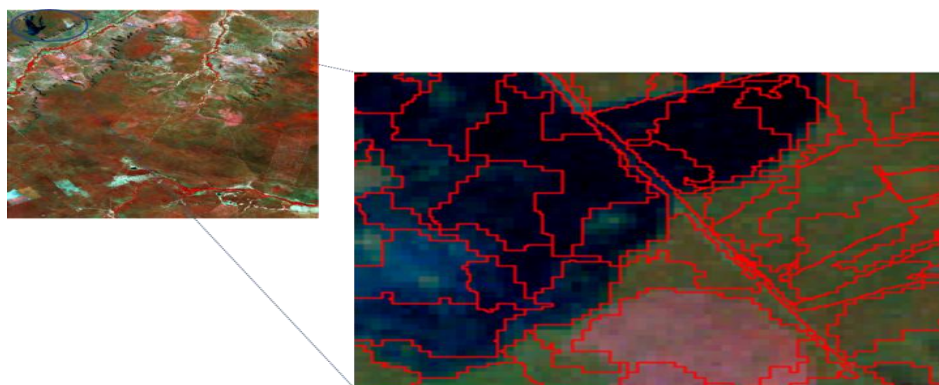


Figura 6 Exemplo de objetos de queimada (cor azul marinho) e cicatriz de queimada (cor rosa clara) obtidos pela segmentação multidata na área de estudo da Savana

4.2 Geração das máscaras de vegetação nativa

No cenário de teste com a aplicação da máscara nos objetos de não vegetação foram identificados no ano 2000 e 2006, respectivamente, 1316 e 734 objetos de Floresta nativa na área de estudo da Amazônia (Figura 7). Já na Savana foram encontrados 4373 e 4231 objetos de área nativa nos anos de 2000 e 2006, respectivamente (Figura 8).

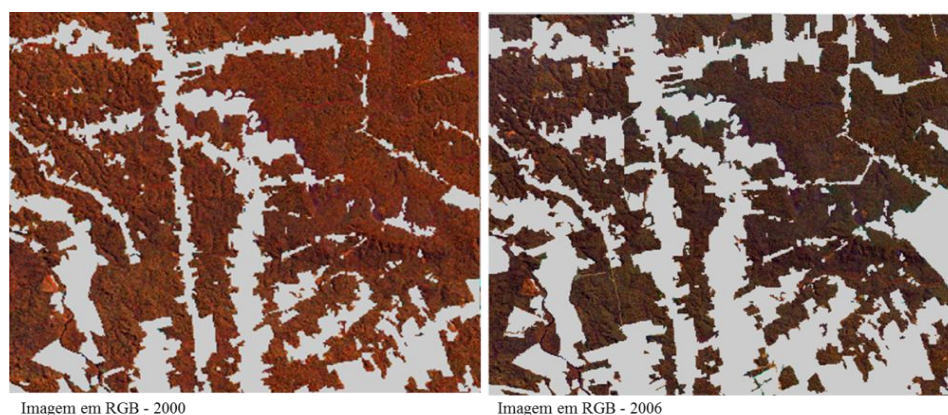


Figura 7 Subset imagem Landsat RGB referente à área de Floresta com aplicação de máscara nos objetos de não mudança nos anos 2000 e 2006

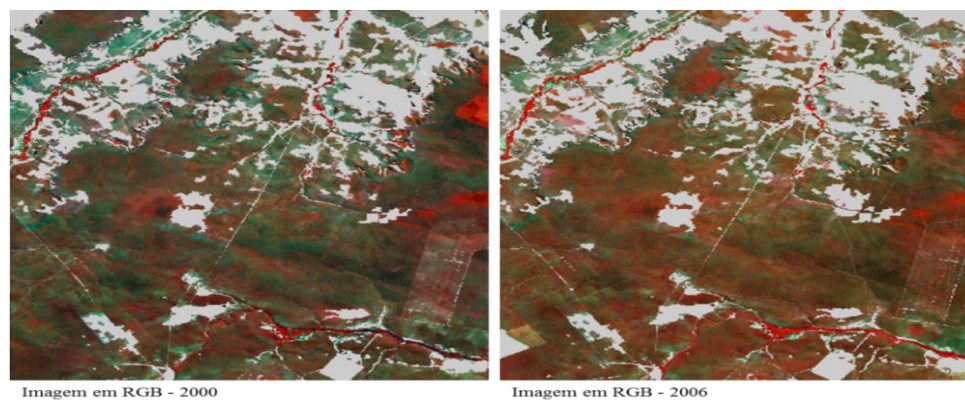


Figura 8 Subset da imagem Landsat RGB referente a área de Savana com aplicação de máscara nos objetos de não mudança nos anos 2000 e 2006

Apesar da acurácia da classificação automática das imagens ter atingido os níveis de 96% e 91%, respectivamente, para as áreas referentes à Floresta e Savana, ela não interfere nos resultados obtidos neste trabalho visto que, para garantir que os mapas fossem fiéis à realidade, foi realizada a validação visual dos objetos classificados automaticamente e corrigidos os objetos com viés.

4.3 Identificação dos objetos de mudança pelo analista

A partir da análise visual da área de estudo da Floresta Amazônica foram identificados entre os anos 2000-2006 e 2006-2010, respectivamente, 582 e 201 objetos de perda de vegetação, o que representa um percentual de redução de área nativa por desmatamento de 13,53% e 6,56% por período analisado, corroborando com os índices de desmatamento apontados pelo Monitoramento do Desmatamento das Formações Florestais na Amazônia Legal (INPE, 2015).

Na área de estudo referente à Savana, foram identificados visualmente 142 objetos de perda de vegetação por desmatamento e queimada entre 2000 e 2006, e 201 objetos de perda de vegetação por desmatamento entre 2006 e 2010. Totalizando uma redução de 1.524 hectares (cerca de 1,39% da área total) no primeiro período, e de 1.696 hectares (cerca de 1,55% da área total) no segundo período abordado. Percentuais semelhantes foram encontrados por Pereira, Barros e Pereira (2014) e pelo Projeto de Monitoramento Contínuo da Cobertura Vegetal do estado de Minas Gerais.

4.4 Obtenção dos objetos de mudança

Com base nas grandezas estatísticas descritivas média (M) e desvio padrão (S) de cada objeto, foram identificados os objetos de mudança através das abordagens testadas. A Figura 9 ilustra esse processo, em que cada elipse representa cada iteração

realizada, sendo que os objetos localizados no lado externo da elipse foram considerados como mudança e retirados do processo iterativo.

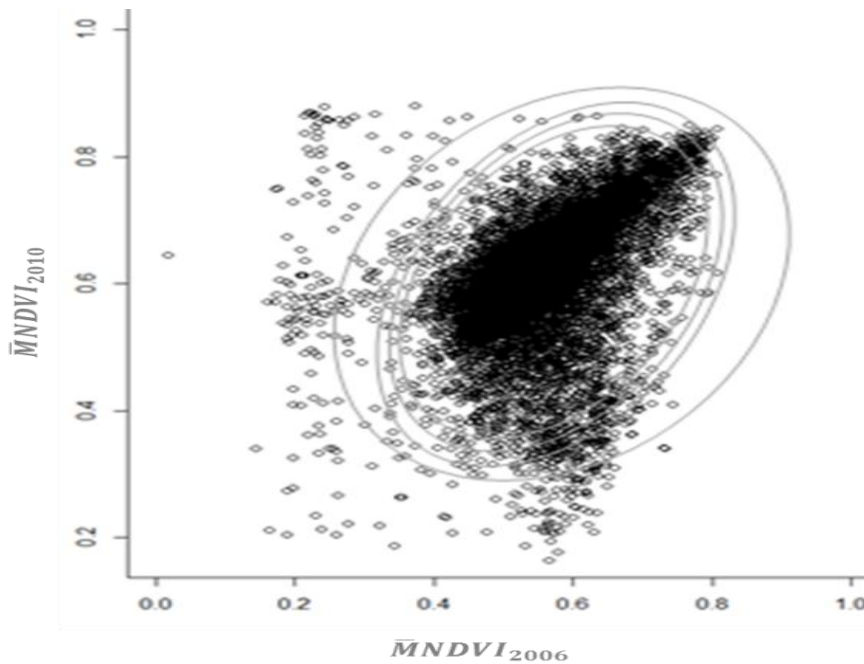


Figura 9 Processo iterativo de detecção de objetos de mudança

4.5 Comparação entre abordagens estatísticas

Com base na identificação dos objetos de mudança, realizada previamente pelo analista, e nos objetos apontados pela abordagem 1 (DESCLÉE; BOGAERT; DEFOURNY, 2006) e abordagem 2 (BONTEMPS et al., 2008), foi construída a Curva ROC, com a finalidade de comparar o desempenho na detecção de mudanças em Floresta e Savana. Foi avaliada também a sensibilidade das abordagens em relação à heterogeneidade dos dados, as bandas de entrada e aos níveis de confiança testados (Figuras 10 e 11).

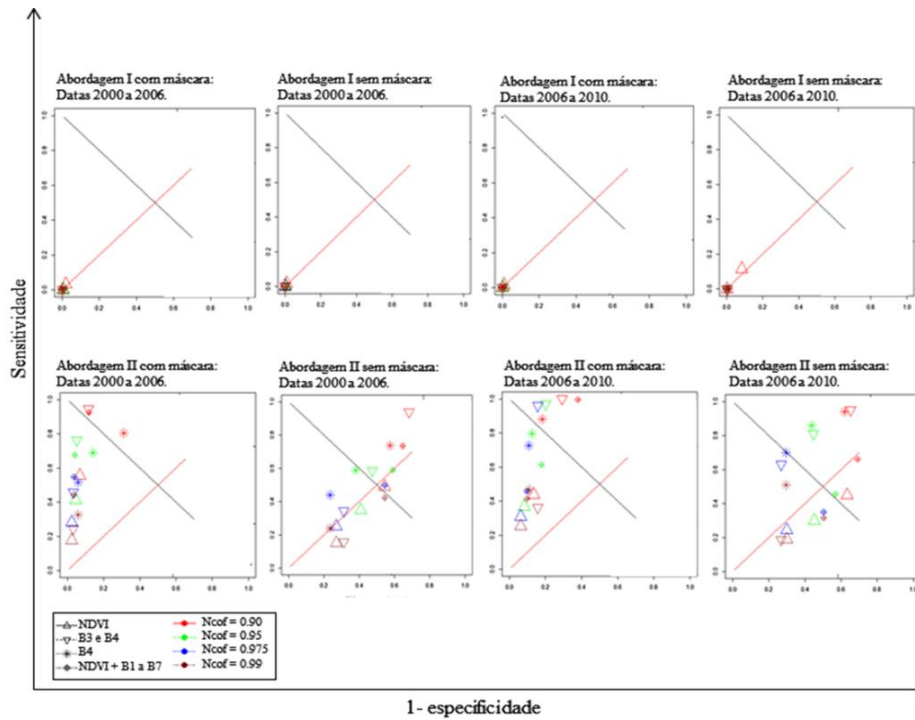


Figura 10 Curva ROC referente a área da Floresta Amazônica

Os resultados mais satisfatórios estão localizados à extrema esquerda no espaço da Curva ROC, acima de bissetriz (linha vermelha), onde são identificados maior percentual de verdadeiro positivo e menor percentual de falso positivo.

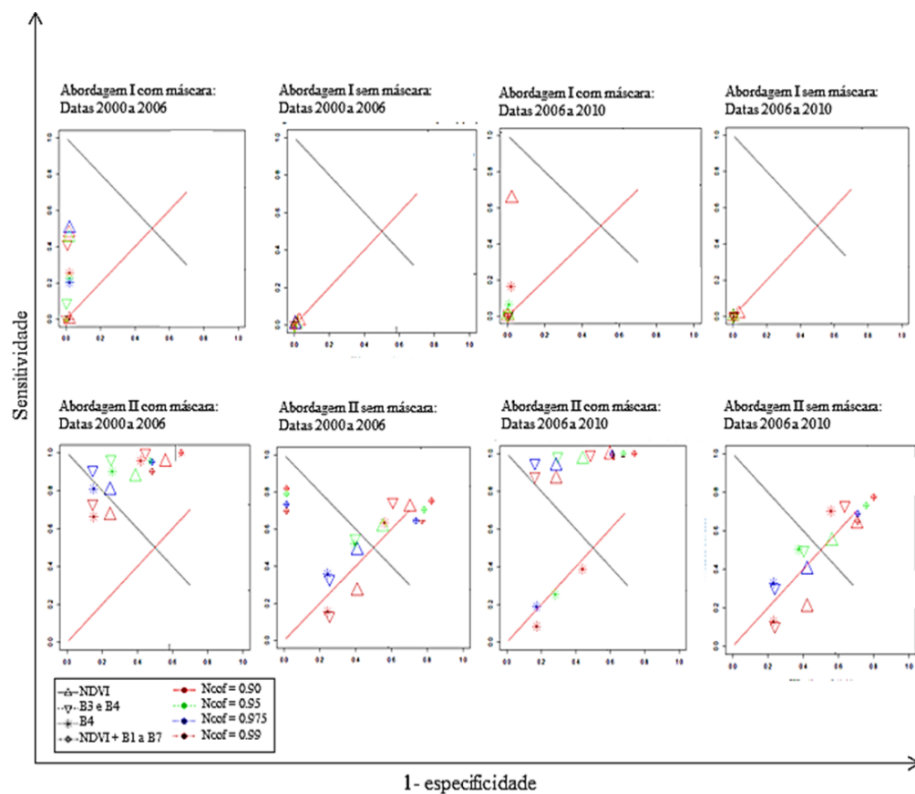


Figura 11 Curva ROC referente a área da Savana

Os resultados mais satisfatórios estão localizados à extrema esquerda no espaço da Curva ROC, acima de bisetritz (linha vermelha), onde são identificados maior percentual de verdadeiro positivo e menor percentual de falso positivo.

Nas Figuras 10 e 11 podem ser observados os resultados de todos os testes realizados, respectivamente, para a área de estudo de Floresta e Savana, entre os anos de 2000/2006 e 2006/2010. Na parte superior de cada figura está ilustrado o espaço da Curva ROC, obtido através da aplicação

da abordagem 1 e na parte inferior, o espaço da Curva ROC obtido através da aplicação da abordagem 2.

Ainda nas Figuras 10 e 11 pode ser observado o espaço da Curva ROC obtido com e sem a aplicação da máscara, construído com a finalidade de avaliar a sensibilidade das abordagens em relação à heterogeneidade dos dados de entrada.

O espaço da curva ROC é um importante indicador, pois fornece uma medida da precisão total, independente de um limiar. Como o objetivo é maximizar a sensibilidade, garantindo maior número de acertos, e minimizar os erros através da menor proporção de falso positivos (1-especificidade), o valor da área abaixo da diagonal (0,5 ou 50%) não tem validade, pois, os acertos e erros entram na mesma proporção e podem ser definidos pelo acaso (ZWEIG ; CAMPBELL, 1993).

Segundo Hajian-Tilaki (2013), os resultados considerados satisfatórios devem ser superiores a 0.8 de sensibilidade e não ultrapassarem 0.5 de (1-especificidade).

Dessa forma, os resultados obtidos com a aplicação da abordagem 1 foram insensíveis para todos os testes realizados em ambas áreas de estudo. Foram identificados baixos percentuais de objetos verdadeiro positivos e falso positivos (Figuras 10 e 11), divergindo do resultado obtido por Desclée, Bogaert e Defourny (2006) na aplicação de metodologia semelhante para a detecção de mudanças em uma floresta temperada no oeste europeu.

Ainda de acordo com as Figuras 10 e 11, foram obtidos resultados satisfatórios para aplicação da abordagem 2 para Floresta e Savana. A abordagem se mostrou sensível em relação à heterogeneidade dos dados de entrada, comprovando que a utilização de artifícios para minimizar o efeito de fatores externos, que não são de interesse na detecção, é uma boa prática em detecção de mudanças tanto em áreas com fisionomias mais homogêneas como a Amazônia, quanto em áreas de maior variabilidade, como o Cerrado.

Corroborando com o trabalho de Bontemps et al. (2008), a aplicação da abordagem 2 se mostrou sensível a utilização de diferentes níveis de confiança para o corte dos objetos de mudança. Também foi observada sensibilidade em relação à utilização de diferentes dados de reflectância e índices de vegetação, uma vez que o comportamento espectral dos alvos é diferente nos intervalos que compõem as bandas.

Os resultados mais satisfatórios para a área de estudo da Amazônia, que são aqueles com maior sensibilidade e menor (1- especificidade) dos dados, foram encontrados com a utilização das Bandas 3 e 4 do satélite Landsat 5 TM e nível de confiança de 0.90. Foram obtidos 94,67% de objetos verdadeiro positivos e 5,33 % de objetos falso negativos. Do total de objetos obtidos, 6,46% foram de falso positivos (Figura10).

A Figura 12 ilustra um recorte da área de estudo referente à área de Floresta para a detecção de mudanças através da aplicação da abordagem 2, em que as linhas em azul são os objetos verdadeiro positivos e em vermelho os objetos falso negativos.

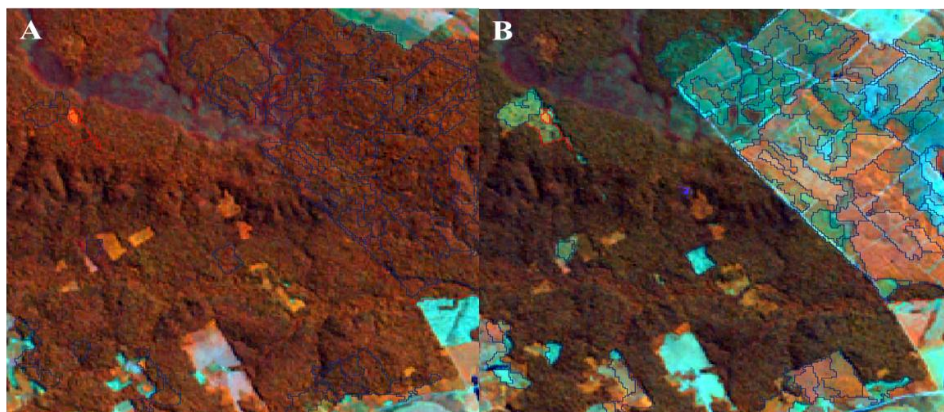


Figura 12 Detalhe de mudança ocorrida entre 2006 (A) e 2010 (B), identificada através da aplicação da abordagem 2 com as Bandas 3 e 4 com entrada e nível de confiança 0.90

Para a área de estudo da Savana os resultados encontrados com a aplicação da abordagem 2 apontaram 95,02% de objetos verdadeiro positivos, 4,98 % de falso negativos e 77,34% de objetos falso positivo obtidos com a utilização das bandas 3 e 4 atreladas ao nível de confiança de 0.975 (Figura 11). Apesar da necessidade de uma pós-análise para extração dos objetos falso positivos, esse resultado se mostrou aceitável perante a dificuldade de detectar mudanças na área devido à grande variabilidade natural da vegetação, que é intensificada pela deciduidade, e pela ação antropogênica na área, causada por recorrentes focos de desmatamento e queimadas.

A Figura 13 ilustra três exemplos encontrados na detecção de mudanças através da aplicação da abordagem 2 para as bandas 3 e 4 e nível de confiança 0.975 para a área de estudo da Savana. No recorte B são observados, em preto, os objetos verdadeiro positivos, e em vermelho os falso negativos. O recorte D ilustra em preto os objetos de deciduidade considerados como mudança, mais que não foram foco de estudo neste trabalho. O recorte F retrata objetos verdadeiro positivos, demonstrando a capacidade de detecção de solo exposto (objetos com tonalidade azul clara), implantação de novas culturas (objetos em cor carmesim e vermelho claro) e regeneração (objetos em tons de rosa e verde).

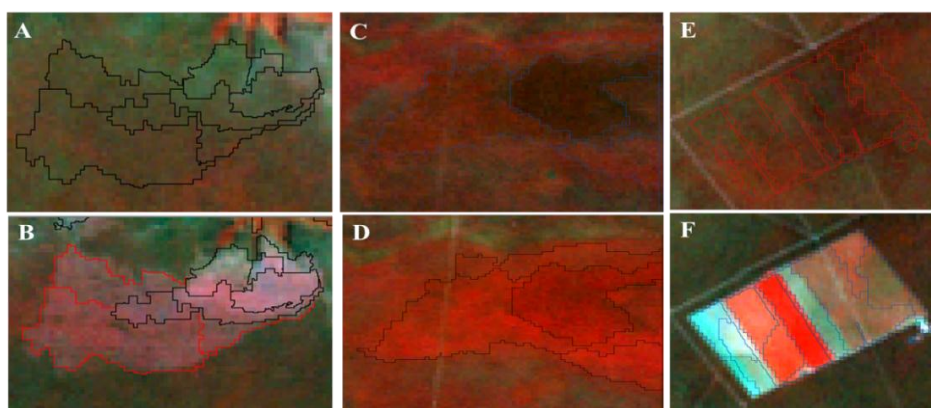


Figura 13 Detalhe de mudança ocorrida entre 2000 (A,C e E) e 2010 (B, D e F), identificada através da aplicação da abordagem 2 com as Bandas 3 e 4 com entrada e nível de confiança 0.975

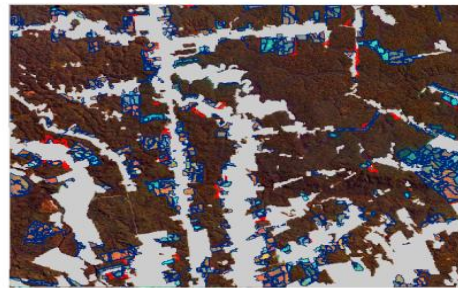
Apesar do intuito de criação de índices de vegetação, como o NDVI, ser ressaltar o comportamento espectral da vegetação em relação ao solo e aos demais alvos, dependendo do objetivo do estudo a operação de normalização dos dados para criação do índice pode interferir negativamente nos resultados. No presente estudo foi observado que a utilização das bandas 3 e 4 apresentou resultado mais satisfatório quando comparado com a utilização do NDVI como dado de entrada.

4.6 Mapas de mudanças

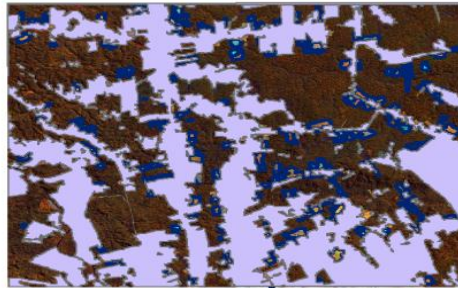
Os objetos identificados como mudança pelo analista e pela abordagem 2 entre os períodos de 2000/2006 e 2006/2010 estão ilustrados nas Figuras 14 e 15, respectivamente, para a área de Floresta e Savana. Foram utilizadas as bandas 3 e 4 do satélite Landsat 5/TM e aplicada máscara para redução da heterogeneidade dos dados de entrada



Subset imagem Landsat 5/TM de 24/07/2000




Subset imagem Landsat 5/TM de 18/06/2006



Subset imagem Landsat 5/TM de 18/06/2010

 Máscara

 Objetos de mudança segundo método

 Objetos de mudança segundo analista

0 3,5 7 14 21 28 km




Figura 14 Mapa de mudanças na área de Floresta

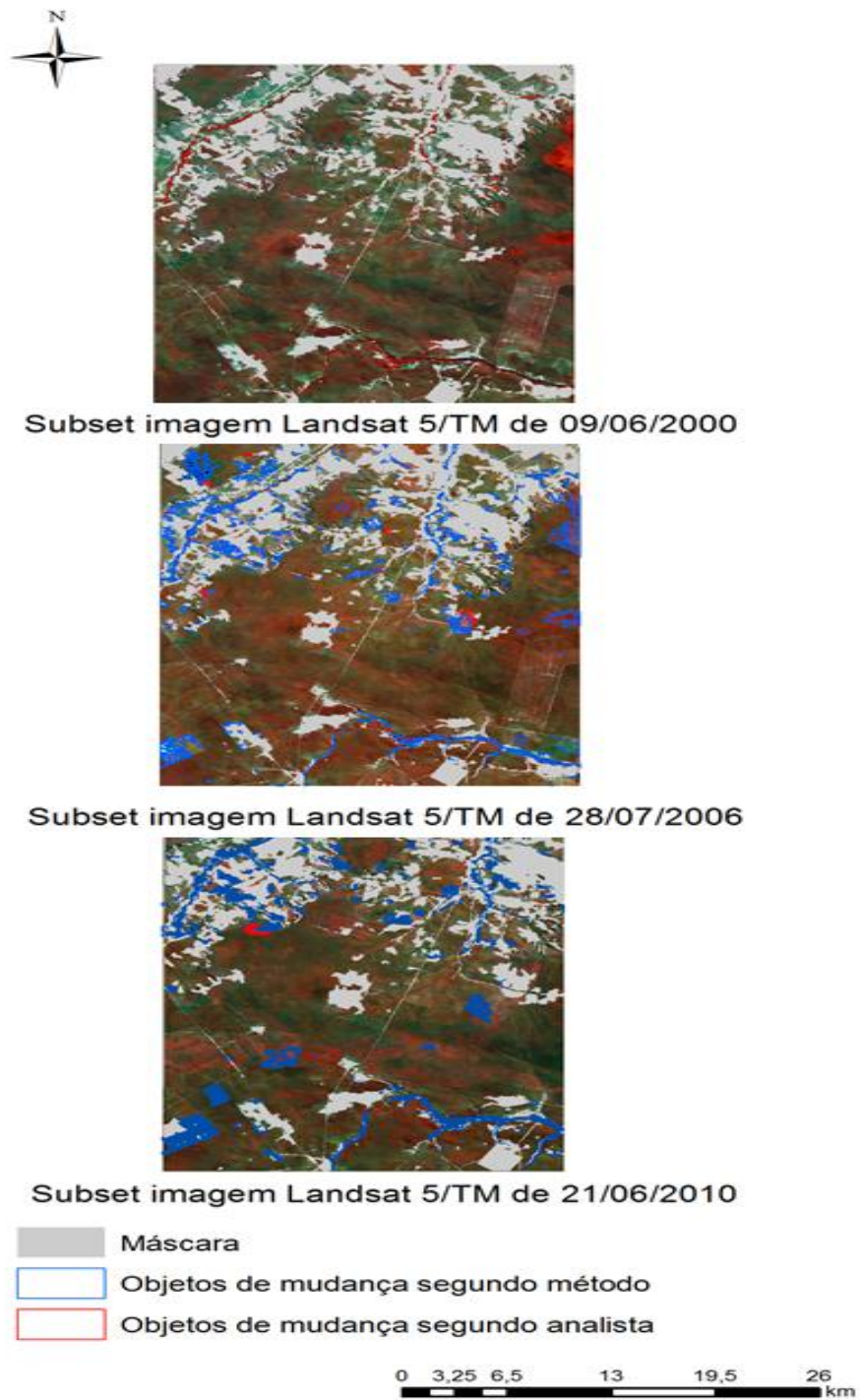


Figura 15 Mapa de mudanças na área de Savana

5 CONCLUSÕES

Este trabalho foi realizado com o intuito de avaliar a detecção de mudanças antropogênicas sobre a cobertura do solo em áreas de Floresta e Savana Brasileira, utilizando imagens do satélite Landsat 5/ TM e um processo estatístico iterativo para separar os objetos de mudança bitemporais.

Apesar dos desafios de aplicar a mesma metodologia em áreas com resposta espectral da vegetação mais homogênea, como a Amazônia, e em áreas com maior grau de variabilidade devido a fatores naturais e influências antropogênicas, como a Savana Brasileira, o estudo se mostrou promissor na contribuição do tema de detecção de mudanças, e concluímos que:

- A utilização de máscara nos objetos de não vegetação da primeira data, utilizada com o intuito de eliminar o efeito de objetos antropogênicos na detecção de mudanças das áreas nativas, favoreceu a detecção de mudanças em ambas as áreas de estudo.
- Os testes realizados com a abordagem 1, que utiliza imagens diferença e a assinatura espectro temporal dos objetos com base nas estatísticas descritivas média e desvio padrão, se mostraram insensíveis na detecção de mudanças, com resultados pouco satisfatórios nas áreas testadas.
- A aplicação da abordagem 2, que utiliza a informação das bandas e a assinatura espectro temporal dos objetos com base na estatística descritiva média, se mostrou satisfatória para detecção de mudanças em áreas de Floresta e Savana. Foi identificada sensibilidade em relação às bandas de entrada testadas, em que os melhores resultados foram obtidos utilizando as bandas 3 e 4 do satélite Landsat 5/TM e os níveis de confiança 0.90 e 0.975 para as áreas da Floresta e Savana, respectivamente.

- Apesar do alto percentual de falso positivos identificados na aplicação da abordagem 2 para a área de estudo da Savana, a sua utilização se mostrou aplicável se considerada as dificuldades da detecção de mudanças pelas características inerentes da área.
- O NDVI mostrou sensibilidade inferior a utilização das bandas 3 e 4 na detecção de mudanças pelo método estatístico iterativo em ambas as áreas.

REFERÊNCIAS

BAATZ, M.; SCHÄPE, A. Multiresolution segmentation: an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation. 2000. Disponível em: <<http://www.definiens.com>>. Acesso em: 18 jan. 2011.

BANDEIRA, M. Arqueológica no sambaqui do bacanga, São Luís, Maranhão: Reflexões sobre a ocorrência de cerâmica em sambaquis do litoral equatorial amazônico. **Amazonica**, Humaitá, v. 1, n. 2, p. 484–511, 2009.

BENZ, U. C. et al. Multi-resolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information. **Journal of Photogrammetry Remote Sensing**, Falls Church, n. 58, p. 239–258, 2004.

BONTEMPS, S. et al. An object-based change detection method accounting for temporal dependences in time series with medium to coarse spatial resolution. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 112, n. 6, p. 3181–3191, 2008. Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0034425708001119>>. Acesso em: 6 out. 2014.

BRADLEY, A. P. The use of the area under the ROC curve in the evaluation of machine learning algorithms. **Pattern Recognition**, Elmsford, v. 30, n. 7, p. 1145–1159, 1997. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0031320396001422>>.

CARVALHO, F.; MARCO JÚNIOR, P.; FERREIRA, L. The Cerrado into-pieces: habitat fragmentation as a function of landscape use in the savannas of central Brazil. **Biological Conservation**, Essex, v. 142, n. 7, p. 1392–1403, 2009. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S000632070900072X>>. Acesso em: 19 nov. 2014.

CARVALHO, L. M. T. et al. Digital change detection with the aid of multiresolution wavelet analysis. **International Journal of Remote Sensing**, Basingstoke, v. 22, n. 18, p. 3871–3876, 2001. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1080/01431160110069836>>. Acesso em: 14 jun. 2014.

CHAN, J. C. W. et al. Detecting the nature of change in an urban environment: A comparison of machine learning algorithms. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, Falls Church, v. 67, n. 2, p. 213–225, 2001.

COHEN, W. B. et al. An improved strategy for regression of biophysical variables and Landsat ETM+ data. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 84, p. 561–571, 2003.

COLLINS, J. B.; WOODCOCK, C. E. An assessment of several linear change detection techniques for mapping forest mortality using multitemporal Landsat TM data. **Remote Sensing of Environment**, New York, n. 56, p. 66–77, 1996.

COPPIN, P. et al. Digital change detection methods in ecosystem monitoring: a review. **International Journal of Remote Sensing**, Basingstoke, n. 25, n. 9, p. 1565–1596, 2004.

DESCLÉE, B.; BOGAERT, P.; DEFOURNY, P. Forest change detection by statistical object-based method. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 102, n. 1/2, p. 1–11, 2006. Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0034425706000344>>. Acesso em: 25 jul. 2014.

CONCHEDA, G.; DURIEUX, L.; MAYAUX, P. An object-based method for mapping and change analysis in mangrove ecosystems. **ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing**, Amsterdam, v. 63, p. 578–589, 2008.

DORIGO, W. A. et al. A review on reflective remote sensing and data assimilation techniques for enhanced agroecosystem modeling. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, Enschede, v. 9, p. 165–193, 2007.

DUVEILLER, G. et al. Deforestation in Centra Africa: estimates at regional, nacional and landscape levels by advanced processing of systematically-distributed Landsat extracts. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 112, p. 1969-1981, 2008.

EPIPHANIO, C. N. **Satélites de sensoriamento remoto**. São José dos Campos: INPE, 2002.

FAWCETT, T. An introduction to {ROC} analysis. **Pattern Recognition Letters**, Amsterdam, v. 27, n. 8, p. 861–874, 2006. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S016786550500303X>>. Acesso em: 22 jun. 2015.

FEARNSIDE, P. M. Desmatamento na Amazonia: dinâmica, impactos e controle. **Acta Amazonica**, Manaus, v. 36, n. 3, p. 395–400, 2006.

FERREIRA, L. V.; VENTICINQUE, E.; ALMEIDA, S. O desmatamento na Amazônia e a importância das áreas protegidas. **Estudos Avançados**, São Paulo, v. 19, n. 53, p. 157–166, 2005.

FIGUEIREDO, D. **Conceitos básicos de sensoriamento remoto**. Brasília: Conab, 2005.

FLORENZANO, T. G. **Iniciação em sensoriamento remoto**. 2. ed. São Paulo. Oficina de Textos, 2007.

GADELHA, R. M. A. F. Conquista e ocupação da Amazônia: a fronteira Norte do Brasil. **Estudos Avançados**, São Paulo, v. 16, p. 63-80, 2002.

GOEDERT, W. J. Região dos Cerrados; potencial agrícola e política para seu desenvolvimento. **Pesquisa Agropecuária Brasileira, Brasília**, v. 24, n. 1, p. 1–17, 1989.

GOPAL, S.; WOODCOCK, C.; MEMBER, A. Remote Sensing of forest change using artificial neural networks. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, New York, v. 34, n. 2, p. 398–404, 1996.

HAJIAN-TILAKI, K. Receiver Operating Characteristic (ROC) curve analysis for medical diagnostic test evaluation. **Caspian Journal of Internal Medicine**, Babol, v. 4, n. 2, p. 627-635, 2013.

HANAIZUMI, H.; OKUMURA, H.; FUJIMURA, S. Change detection from remotely sensed multitemporal images using spatial segmentation. In: **Proceedings of the 1991 International Geoscience Remote Sensing Symposium**, Melbourne, v. 2, p. 1079–1081, 1991.

HAND, D. J.; TILL, R. J. A simple generalization of the area under the ROC curve to multiple class classification problems. **Machine Learning**, Boston, v. 45, p. 171–186, 2001.

HAY, G. et al. An automated object-based approach for the multiscale image segmentation of forest scenes. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, Enschede, v. 7, n. 4, p. 339–359, 2005. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0303243405000668>>. Acesso em: 25 nov. 2014.

HUSSAIN, M. et al. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing Change detection from remotely sensed images : from pixel-based to object-based approaches. **International Journal of Remote Sensing**, Basingstoke, v. 80, p. 91–106, 2013.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Indicadores de desenvolvimento sustentável do Brasil: 2012**. Rio de Janeiro, 2012. (Indicators of sustainable development in Brazil: 2012). Disponível em: <ftp://geoftp.ibge.gov.br/documentos/recursos_naturais/indicadores_desenvolvimento_sustentavel/2012/ids2012.pdf>. Acesso em: 25 nov. 2014.

INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS. **Estimativas anuais desde 1988: taxa de desmatamento anual (km²/ano)**. São José dos Campos, 2015. Disponível em: <http://www.obt.inpe.br/prodes/prodes_1988_2014.htm>. Acesso em: 20 nov. 2014.

JENSEN, J. R.; TOLL, D. L. Detecting residential land use development at the urban fringe. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, Falls Church, n. 48, p. 629–643, 1982.

JIA, L. et al. Semisupervised SAR Image change detection using a Cluster-Neighborhood Kernel. **IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters**, New York, v. 11, n. 8, p. 1443–1447, 2014. Disponível em: <<http://ieeexplore>.

iee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=6722933>.acesso em: 22 nov. 2014 .

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

KLINK, C.; MACHADO, R. A conservação do cerrado brasileiro. **Megadiversidade**, Belo Horizonte, v. 1, n. 1, p. 147-155, 2005. Disponível em: <http://www.equalisambiental.com.br/wp-content/uploads/2013/02/Cerrado_conservacao.pdf>. Acesso em: 19 nov. 2014.

KÖPPEN, W. **Climatologia**: con un estudio de los climas de la tierra. México: Fondo de Cultura Econômica, 1948.

KÖPPEN, W. **Das geographische system der klimate**. Berlin: G. Borntraeger, 1936.

LAMBIN, E. F. Change detection and multitemporal scales: seasonal and annual variations in landscape variables. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, Falls Church, n. 62, p. 931–938, 1996.

LAMBIN, E.; TURNER, B.; GEIST, H. The causes of land-use and land-cover change: moving beyond the myths. **Global Environmental Change**, Guildford, v. 11, p. 261–269, 2001. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0959378001000073>>. Acesso em: 19 nov. 2014.

LEITE, M. E.; FERREIRA, M. F. F. Análise espaço-temporal do uso da terra na Bacia Hidrográfica do Rio Tabuas, Norte de Minas Gerais, com aplicação das geotecnologias. **Revista Brasileira de Geografia Física**, Recife, v. 6, n. 2, p. 184–194, 2013. Disponível em: <<http://www.revista.ufpe.br/rbgfe/index.php/revista/article/view/432/404>>. Acesso em: 23 set. 2014.

LODWICK, G. D. Measuring ecological changes in multitemporal Landsat TM data using principal components. In: INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON

REMOTE SENSING ENVIRONMENT, 13., Ann Arbor. **Proceedings...** Ann Arbor, [s. n.], 1979. p. 1131–1141.

LUI, G. H.; MOLINA, S. M. G. Ocupação humana e transformação das paisagens na Amazônia brasileira. **Amazonica**, Humaitá, v. 1, p. 200–228, 2009. Disponível em: <<http://www.periodicos.ufpa.br/index.php/amazonica/article/view/156/230>>. Acesso em: 21 dez. 2014.

MACHADO, R. B. et al. Caracterização da fauna e flora do Cerrado. In: FALEIRO, F. G.; FARIAS NETO, A. L. **Savanas: desafios e estratégias para o equilíbrio entre sociedade, agronegócio e recursos naturais**. Brasília, DF: Embrapa Informação Tecnológica, 2008. p. 284–300. Disponível em: <[http://simposio.cpac.embrapa.br/simposioempc210\(Pc210\)/projeto/palestras/capitulo_9.pdf](http://simposio.cpac.embrapa.br/simposioempc210(Pc210)/projeto/palestras/capitulo_9.pdf)>. Acesso em: 21 dez. 2014.

MAEDA, E. E.; FORMAGGIO, A. R.; SHIMABUKURO, Y. E. Análise histórica das transformações da Floresta Amazônica em áreas agrícolas na Bacia do Rio Sua-Miçu. **Sociedade & Natureza (Online)**, Uberlândia, v. 20, n. 1, p. 5–24, 2008.

MAESSCHALCK, R.; JOUAN-RIMBAUD, D.; MASSART, D. L. The mahalanobis distance. **Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems**, Amsterdam, v. 50, n. 1, p. 1–18, 2000.

MANAVALAN, P.; KESAVASAMY, K.; ADIGA, S. Irrigated crops monitoring through seasons using digital change detection analysis of IRD-LISS 2 data. **International Journal of Remote Sensing**, Basingstoke, n. 16, p. 633–640, 1995.

MCDERMID, G. J. et al. Object-based approaches to change analysis and thematic map update: challenges and limitations. **Canadian Journal of Remote Sensing**, Ottawa, v. 34, n. 5, p. 462–466, 2008.

METZ, C. E. Basic principles of ROC analysis. *Seminars in Nuclear Medicine*, Orlando, v. 8, n. 4, p. 283–298, 1978. Disponível em: <<http://www.science-direct.com/science/article/pii/S0001299878800142>>. Acesso em: 21 set. 2014.

MILLER, L.D.; NUALCHAWEE, K.; TOM, C. Analysis of dynamics of shifting cultivation in the tropical forests of northern Thailand using landscape modeling and classification of Landsat imagery. Maryland: NASA, 1978. 19 p. (Technical Memorandum, 79545).

MUNYATI, C. Wetland change detection on the Kafue Flats, Zambia, by classification of a multitemporal remote sensing image dataset. **International Journal of Remote Sensing**, Basingstoke, v. 21, n. 9, p. 1787–1806, 2000. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1080/014311600209742>>. Acesso em: 22 jan. 2015.

NAGENDRA, H.; LUCAS, R.; HONRADO, J. Remote sensing for conservation monitoring: Assessing protected areas, habitat extent, habitat condition, species diversity, and threats. **Ecological Indicators**, Kiel, v. 33, p. 45–59, 2013. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1470160X12003317>>. Acesso em: 26 nov. 2014.

OLIVEIRA FILHO, A.; RATTER, J. Vegetation physiognomies and woody flora of the cerrado biome. In: OLIVEIRA, P. S.; MARQUIS, R. J. **The cerrados of Brazil: ecology and natural history of a Neotropical Savanna**. New York: Columbia University, 2002. p. 91–120. cap. 6, p. 91-120. Disponível em: <<http://scholar.google.com/scholar?hl=en&btnG=Search&q=intitle:Vegetation+Physiognomies+and+Woody+Flora+of+the+Cerrado+Biome#0>>. Acesso em: 23 dez. 2014.

PEREIRA, A.; BARROS, D.; PEREIRA, J. Frequência espaço-temporal dos focos ativos em minas gerais durante o período de 1999 a 2009. **Cerne**, Lavras, v. 20, n. 3, 2014. Disponível em: <<http://www.scielo.br/pdf/cerne/v20n3/a16v20n3.pdf>>. Acesso em: 10 jan. 2015.

PIONTEKOWSKI, J. P. et al. Avaliação do desmatamento no estado de Rondônia entre 2001 e 2011. **Floresta e Ambiente**, Seropédica, v. 21, n. 3, 2014. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1590/2179-8087.068213>>. Acesso em: 23 nov. 2014.

RADOUX, J.; DEFOURNY, P. Image-to-map conflict detection using iterative trimming : application to forest change. In: GEOBIA, 21., 2008, Calgary. **Proceedings...** Calgary: University of Calgary, 2008. p. 308-312.

ROCHA, G. F. et al. Detecção de desmatamento no bioma Cerrado entre 2002 e 2009: Padrões, Tendência e Impactos. **Revista Brasileira de Cartografia**, Rio de Janeiro, v. 63, p. 341–349, 2011.

SALATI, E. Mudanças climáticas e o ciclo hidrológico na Amazônia. In: FLEISCHRESSER, V. (Ed.). **Causas e dinâmica do desmatamento na Amazônia**. Brasília: Ministério do Meio Ambiente, 2001. p.153-172.

SANO, E. E. et al. Land cover mapping of the tropical savanna region in Brazil. **Environmental Monitoring and Assessment**, Dordrecht, v. 166, n. 1/4, p. 113–124, 2010.

SCOLFORO, J.; CARVALHO, L. M. T. **Mapeamento e inventário da flora nativa e dos reFlorestamentos de Minas Gerais**. Lavras: UFLA, 2006.

SHIMABUKURO, Y. E. et al. The Brazilian Amazon monitoring program: PRODES and DETER projects. In: ACHARD, F.; HANSEN, M. C. (Ed.). **Global forest monitoring from earth observation**. Boca Raton: CRC, 2013.

SINGH, A.; HARRISON, A. Standardized principal components. **International Journal of Remote Sensing**, Basingstoke, v. 6, n. 6, p. 883–896, 1985.

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

US GEOLOGICAL SURVEY. **Landsat 5 history**. 1984. Disponível em: <http://landsat.usgs.gov/about_landsat5.php>. Acesso em: 15 fev. 2014.

US GEOLOGICAL SURVEY. **Landsat 7 history**. 1999. Disponível em: <http://landsat.usgs.gov/about_landsat7.php>. Acesso em: 15 fev. 2014.

US GEOLOGICAL SURVEY. **Landsat 8 history**. 2013. Disponível em: <http://landsat.usgs.gov/about_ldcm.php>. Acesso em: 15 fev. 2014.

WALTER, V. Object-based classification of remote sensing data for change detection. **Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, Amsterdam, v. 58, p. 225-238, 2003.

WOODCOCK, C. E. et al. Mapping forest vegetation using Landsat TM imagery and a canopy reflectance model. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 50, n. 3, p. 240-254, 1994.

ZWEIG, H ; CAMPBELL, G. Receiver-Operating Clinical Medicine (ROC) plots : a fundamental evaluation tool in. **Clinical Chemistry**, Baltimore, v. 39, n. 4, p. 561-577, 1993.