



UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ
INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM GEOLOGIA E GEOQUÍMICA

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

DETECÇÃO DE MUDANÇAS NA COSTA DE MANGUEZAIS DA
AMAZÔNIA A PARTIR DA CLASSIFICAÇÃO DE IMAGENS
MULTISENORES ORIENTADA A OBJETOS

Dissertação apresentada por:

WILSON DA ROCHA NASCIMENTO JÚNIOR
Orientador: Dr. Pedro Walfir Martins e Souza Filho (UFPA)

BELÉM
2011

Dados Internacionais de Catalogação-na-Publicação(CIP)
Biblioteca Geólogo Raimundo Montenegro Garcia de Montalvão

N244d Nascimento Júnior, Wilson da Rocha

Detecção de mudanças na costa de manguezais da Amazônia a partir da classificação de imagens multisensores orientada a objetos / Wilson da Rocha Nascimento Júnior; Orientador: Pedro Walfir Martins e Souza Filho – 2010
xii, 45 f. : il.

Dissertação (Mestrado em Geologia) – Programa de Pós-Graduação em Geologia e Geoquímica, Instituto de Geociências, Universidade Federal do Pará, Belém, 2010.

1.Sensoriamento remoto. 2.Manguezais. 3.Zona Costeira. 4. Amazônia. I. Souza Filho, Pedro Walfir Martins e, *orient.* II. Universidade Federal do Pará. III. Título.

CDD 20. ed.: 621.367809811



Universidade Federal do Pará

Instituto de Geociências

Programa de Pós-Graduação em Geologia e Geoquímica

**MAPEAMENTO E DETECÇÃO DE MUDANÇA NAS ÁREAS
DE MANGUEZAL A LESTE DA FOZ DO RIO AMAZONAS A
PARTIR DE DADOS MULTISENORES**

DISSERTAÇÃO APRESENTADA POR

WILSON DA ROCHA NASCIMENTO JUNIOR

**Como requisito parcial à obtenção do Grau de Mestre em Ciências na Área de
GEOLOGIA**

Data de Aprovação: 03 / 03 / 2011

Banca Examinadora:


Prof. Dr. PEDRO WALFIR MARTINS E SOUZA FILHO
(Orientador-UFPA)


Prof.ª Dr.ª MAYCIRA COSTA
(Membro-Univ. of Victoria, Canadá)


Prof. Dr. CRHISTOPHE PROIAY
(Membro-IRD, França)

*A minha família, por estar ao meu lado
sempre e pelo amor incondicional. Aos
amigos pelo apoio e momentos de
descontração.*

AGRADECIMENTOS

O desenvolvimento desta dissertação não seria possível sem a colaboração de diversas pessoas e instituições. Meus agradecimentos são sinceros e sou extremamente grato a todos que colaboraram de forma direta e indireta neste trabalho.

A Universidade Federal do Pará por ser a instituição de ensino e pesquisa de referência na Amazônia e ter proporcionado a mim uma iniciação científica.

Ao PPGG pela possibilidade de realização da pós-graduação em geologia e apoio financeiro para a execução das etapas de campo essenciais para a conclusão do trabalho.

Ao CNPq pela concessão da bolsa de estudos, essencial para me manter durante o período de desenvolvimento da dissertação.

Ao projeto “Estudo oceanográfico dos manguezais brasileiros e a formação de recursos humanos qualificados”, financiado pela CAPES, pela colaboração no desenvolvimento e apoio financeiro ao desenvolvimento da pesquisa em campo.

Ao orientador e amigo Dr. Pedro Walfir Martins e Souza Filho, por acreditar em meu trabalho e ajudar sem medir esforços a realizar este trabalho. Sem dúvidas é o exemplo de profissional e pesquisador por excelência. É o exemplo a seguir porque é sábio, pois sabe que sabe e guia os humildes e desperta os adormecidos.

Aos amigos do Laboratório de Imagens do Trópico Úmido (LAIT – IG) que durante todas as etapas acompanharam e contribuíram de forma direta ou indireta para o desenvolvimento deste trabalho: Helenice; Lourival; Diogo Santos (Comandante); Suzane; Suzan; Suene; Sheila Gatinho; Márcio Souza; Luis Fernando; Carlos Bessa; Poliana; Messiana Beatriz; Paula Pagliarini, Paulinha; Karla; Edson.

Ao amigo Afonso Quaresma primeiramente pelo auxílio em campo com seus conhecimentos sobre a Zona Costeira Amazônica. Segundo por ser um exemplo de pessoa bem humorada, trabalhadora e honesta.

Ao amigo geólogo Paulo José Alves por acompanhar todas as minhas etapas no Instituto de Geociências, desde a chegada como estagiário ao LAIT até o acompanhamento no desenvolvimento da dissertação.

Ao meu grande amigo e compadre Victor Jonhnathan Oliveira, que me acompanha desde a graduação sempre com suas preocupações e palavras de amigo e por confiar a mim a amizade e permitir que eu participasse de sua família.

Aos amigos e irmãos Alexandre e Francisco por darem muito apoio e partilharem muitas conversas. A Raquel (cunhadinha favorita!) pelo seu grande humor e estar presente nos momentos de descontração.

Aos Professores Dr. Christophe Proisy e Dr^a Maycira Costa por aceitarem fazer parte da banca examinadora desta dissertação de mestrado e por contribuírem com seus conhecimentos para este trabalho.

Um enorme agradecimento a minha família por tudo, pois sem eles não teria para quem partilhar as vitórias e bons acontecimentos de minha vida: Wilson Nascimento (meu pai e exemplo); Benildes Souza (minha mãe e batalhadora); Thuizy Andrade (minha irmã); Rosana Brito (minha irmã); Marcelo Andrade (meu amigo e cunhado); Petty (exemplo de fidelidade). Para eles eu dedico não só este trabalho, mas minha vida. Amo todos vocês incondicionalmente.

“Aquele que não sabe, e pensa que sabe. Ele é tolo. Evite-o.

Aquele que sabe e não sabe o que sabe. Ele está adormecido. Desperte-o.

Aquele que sabe e não admite o que sabe. Ele é humilde. Guie-o.

Aquele que sabe e sabe o que sabe. Ele é sábio. Siga-o.”

Adaptado de Lee Jun Fan (Bruce Lee).

RESUMO

Os manguezais são de grande importância no equilíbrio ecológico, sendo um berçário favorável ao desenvolvimento de diversos animais e plantas. Nos últimos anos, a degradação do mangue vem ocorrendo com mais frequência devido à exploração exaustiva de seus recursos naturais, ao ordenamento territorial mal planejado e às atividades turísticas. Através de sensores remotos podemos mapear grandes extensões de área com mais rapidez e eficiência. O objetivo deste trabalho é mapear a distribuição das áreas de mangue a leste do Rio Amazonas até a baía de São Marcos nos anos de 1996 e 2008 a partir de dados de sensores remotos. O mapeamento, quantificação e detecção de mudanças foi realizado através de imagens ALOS/PALSAR, JERS-1, SRTM e LANDSAT 5 TM. Para realizar a classificação das imagens, foi utilizado o software Definiens Ecognition 8, que utiliza a lógica de classificação orientada a objetos. Na classificação do manguezal foi elaborada uma árvore de processos que armazena todos os elementos ou regras (segmentação, algoritmos, classes e atributos) necessários para a obtenção da classificação final. O resultado da quantificação dos manguezais foi de 6705,05 km² (1996) e 7423,60 km² (2008) que demonstra um aumento líquido na área de manguezal de 718,55 km². A detecção de mudanças permitiu mapear um acréscimo total de 1931,04 km², uma erosão total de 1212,49 km², permanecendo uma área de 5492,56 km² de manguezal inalterada. Para validar estatisticamente os resultados, foram elaboradas duas matrizes de confusão contendo os erros e acertos da classificação. A matriz de erro para validação da classificação das classes Manguezal, Terra firme, Massa d'água, Vegetações Secundárias, Campos e Lagos apresentaram índices de exatidão global = 96,279%, índice Kappa = 90,572%, e índice Tau = 92,558%, que mostraram a eficiência da classificação do manguezal em relação a outras classes utilizadas no processamento. A matriz de erro para validação da classificação Mudança e Não-Mudança de Área de Manguezal apresentaram índices de exatidão Global = 83,33%, índice Kappa = 66,10%, e índice Tau = 66,66%. Portanto, concluímos que o método de classificação lógica orientada a objetos é excelente para o mapeamento de áreas de manguezal e muito bom para a detecções de mudanças em áreas costeiras tropicais. Em relação à expansão das áreas de manguezal, isto é observado apenas na região Amazônica, em oposição ao que é observado em outros grandes sistemas de manguezais, como do Golfo de Papua em Nova Guiné e os Sundarbans em Bangladesh e Índia. Os resultados serviram para compor um mosaico regional e global sobre mapeamento de manguezal e ratificar a grande extensão dos manguezais amazônicos no Brasil como um dos mais preservadas do planeta.

Palavras-chave: Sensoriamento Remoto. Manguezais. Zona Costeira. Amazônia.

ABSTRACT

Mangroves presents great importance to the ecological balance, and a nursery conducive to the development of various animals and plants. In recent years, degradation of mangroves has been occurring more frequently due to the plundering of their natural resources, land planning and poorly planned tourist activities. By remote sensors can map large areas of the area more quickly and efficiently. The objective is to map the distribution of mangrove areas to the east of the Amazon River into the Bay of San Marcos in 1996 and 2008 from remote sensing data. The mapping, change detection and quantification was performed by ALOS / PALSAR, JERS-1, SRTM and Landsat 5 TM. In order to classify the images, we used the software Definiens Ecognition 8, which uses the logic of object-oriented classification. In the classification of the mangrove was an elaborate process tree that stores all the elements or rules (segmentation, algorithms, classes and attributes) needed to obtain the final classification. The result of the quantification of the mangrove was 6705,05 km² (1996) and 7423,60 km² (2008) which shows a net increase in mangrove area of 718,55 km². The change detection map allowed an overall increase of 1931,04 km², a total erosion of 1212,49 km², remaining an area of 5492,56 km² of mangrove unchanged. To statistically validate the results, we elaborated two confusion matrices containing the rights and wrongs of the classification. The error matrix for validation of the classification of classes mangrove swamp, upland, water mass, secondary vegetation, fields and lakes showed an overall accuracy rate = 96.279%, Kappa = 90.572% and 92.558% = index Tau, which showed the classification efficiency of mangroves in relation to other classes used in processing. The error matrix for validation of classification and Non-Change Change of mangrove area showed high accuracy Global = 83.33%, Kappa = 66.10% and 66.66% = index Tau. Therefore, we conclude that the method of object-oriented classification logic is excellent for mapping mangroves and very good for the detection of changes in tropical coastal areas. Regarding the expansion of mangrove areas, it is observed only in the Amazon region, as opposed to what is observed in other large systems of mangroves, such as the Gulf of Papua New Guinea and the Sundarbans in Bangladesh and India. The results were used to compose a mosaic of regional and global mapping of mangrove and ratify the large expanse of mangrove forests in Amazonian Brazil as one of the best preserved of the planet.

Key words: Remote Sensing. Mangroves. Coastal Zone. Amazon.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1: Localização da área de estudo.	5
Figura 2: Fluxograma do processamento realizado na pesquisa.	8
Figura 3: Mosaicos utilizados para a segmentação multi-resolução.	11
Figura 4: Algoritmo de segmentação.	12
Figura 5: Valores de elevação da imagem SRTM se confundem com o dossel da vegetação na zona costeira.	16
Figura 6: Uso da Equação 1 para identificação do manguezal. Valores próximos de 200 estão em azul e representam o manguezal. Os valores próximos de 600 estão na cor verde e representam outras vegetações de maior porte.	17
Figura 7: Definição do contato de linha de costa.	18
Figura 8: Sobreposição dos rasters com as classes manguezal nos anos de 1996 e 2008 e a detecção de mudanças resultante no setor 1.	19
Figura 9: Índice Kappa.	22
Figura 10: Índice Tau.	23
Figura 11: Representação de uma matriz de erro em trabalhos de detecção de mudanças (Adaptado de CONGALTON & GREEN, 1999).	24
Figura 12: Pontos de coleta realizados no Estado do Pará e Maranhão em setembro e novembro de 2010.	26
Figura 13: Quantificação dos manguezais em 1996 e 2008 por setor.	28
Figura 14: Áreas de manguezais para os anos de 2008 (A) e 1996 (B).	29
Figura 15: Acréscimo, redução e manutenção das áreas de manguezais para cada um dos setores costeiros estudados.	32
Figura 16: Mapas de detecção de mudanças em cada um dos setores costeiros analisados para o período de 1996 a 2008.	33
Figura 17: Ação antrópica nas áreas de manguezal na Zona Costeira Amazônica. A) Construção de estradas e B) Expansão urbana em áreas de manguezais.	36

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Dados dos sensores remotos utilizados.	7
Tabela 2: Correção geométrica (Registro) realizada nas imagens.	9
Tabela 3: Parâmetros de segmentação geral.....	12
Tabela 4: Equações elaboradas para auxílio na classificação das áreas de manguezais.	13
Tabela 5: Árvore de processo elaborada para classificação da área de manguezal.	14
Tabela 6: Classes utilizadas na classificação das áreas de manguezais (Os retângulos em amarelo indicam a posição das fotografias tiradas no campo).	15
Tabela 7: Árvore de processos utilizada na elaboração de detecção de mudanças.....	20
Tabela 8: Concordância da classificação para o intervalo entre -1 e +1 para os índices kappa e tau. .	23
Tabela 9: Matriz de erro da classificação multiresolução e multisensor orientada a objetos.....	27
Tabela 10: Matriz de confusão elaborada para validação da classificação da detecção de mudanças.	30
Tabela 11: Forma de alterações nas áreas de manguezal da CMMA (As linhas em vermelho representam áreas de erosão/deflorestamento, as linhas em amarelo representam áreas de acreção e a linha em verde representa agradação).	31

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	1
2 ÁREA DE ESTUDO	5
3 MATERIAIS E METODOS	7
3.1 DADOS DE ENTRADA E PROCESSAMENTO DE IMAGENS	7
3.2 INFORMAÇÕES SOBRE AS IMAGENS E CORREÇÕES GEOMÉTRICAS	9
3.3 MOSAICO DAS IMAGENS	10
3.4 SEGMENTAÇÃO E CLASSIFICAÇÃO ORIENTADA A OBJETOS.....	11
3.5 DETECÇÃO DE MUDANÇAS ORIENTADA A OBJETOS.....	19
3.6 AVALIAÇÃO DA CLASSIFICAÇÃO	21
3.6.1 Matriz de confusão e índices para validação da classificação	21
3.6.2 Matriz de confusão para detecção de mudança.....	23
3.7 COLETA DE DADOS EM CAMPO E AVALIAÇÃO DA CLASSIFICAÇÃO	25
4 RESULTADOS	26
4.1 ACURÁCIA DA CLASSIFICAÇÃO E QUANTIFICAÇÃO DAS ÁREAS DE MANGUEZAIS.....	26
4.2 DETECÇÃO DE MUDANÇAS NAS ÁREAS DE MANGUEZAIS	30
5 DISCUSSÕES	34
6 CONCLUSÕES.....	37
REFERÊNCIAS	38
ANEXOS.....	43
ANEXO A CÁLCULO DOS VALORES E ÍNDICES DA MATRIZ DE ERRO PARA VALIDAÇÃO DO MANGUEZAL.....	44
ANEXO B CÁLCULO DOS VALORES E ÍNDICES DA MATRIZ DE ERRO PARA VALIDAÇÃO DA DETECÇÃO DE MUDANÇAS.....	45

1 - INTRODUÇÃO

Os manguezais são de grande importância no equilíbrio ecológico, sendo um berçário favorável ao desenvolvimento de diversos animais e plantas (Schaeffer-novelli, 1989). Quem observa esse ecossistema num primeiro momento pode não se surpreender com a beleza que ele aparenta, mas quem vivencia esse ambiente sabe da grande importância ecológica e econômica que ele possui e quanto é importante a sua preservação.

Com base em uma ampla avaliação sobre a extensão das florestas de manguezal do mundo, Giri et al. (2010) estimaram que a área total dos manguezais do mundo em 2000 era de 137.760 km², Isto representa 0,7% do total de florestas tropicais do mundo. De acordo com a UNEP-WCMC (2006), a dimensão econômica das florestas de manguezal é da ordem de 200.000 a 900.000 dólares americanos por hectare. Independentemente do seu valor monetário, estes ecossistemas podem ser utilizados para diversas atividades, tais como: turismo ecológico, educação ambiental, apicultura, piscicultura e criação de outras espécies marinhas, além de sua principal função que é o de ser berçário de várias espécies de animais e vegetais (Kathiresan & Bingham, 2001; Manson et al, 2005) . Portanto, apresentam um papel fundamental na sustentabilidade humana e servem de subsistência para comunidades tradicionais, principalmente em países em desenvolvimento (Saenger, et al., 1983; Alongi, 2002). Além destas funções, as florestas de manguezais protegem a zona costeira da ação de ondas, marés, pororocas e até mesmo tsunamis (Kathiresan & Rajendran, 2005; Alongi, 2008). Atualmente, um dos distúrbios mais discutidos são as alterações climáticas, que de acordo com Alongi (2008) poderá levar a uma perda global máxima de 10% a 15% da floresta de manguezal, mas deve ser considerada de importância secundária quando comparada às atuais taxas médias anuais de desmatamento a ordem de 1 a 2%. Nos últimos anos, a degradação do manguezal vem ocorrendo com mais frequência devido à exploração exaustiva dos recursos econômicos, ao ordenamento territorial mal planejado, possibilitando avanço imobiliário e acentuação de atividades turísticas (Hadlich et al.,2007).

Devido à grande importância desse ecossistema, desde a década de 1980 são realizados trabalhos de mapeamento e detecção de mudanças das áreas de manguezais a nível global (Saenger et al., 1983; Spalding et al. 1997; 2009; Giri et al., 2011). Muitas técnicas de detecção de mudanças foram desenvolvidas e elas podem ser amplamente agrupadas em três categorias: i) interpretação visual, ii) métodos baseados nas propriedades dos pixels, e iii) abordagens baseadas em objetos (Desclée et al., 2006).

As imagens de sensores orbitais representam uma grande alternativa para monitorar extensas áreas oceânicas e costeiras apresentando vantagens quando comparadas a observações realizadas de navios ou aeronaves, entretanto os sensores multiespectrais (Landsat, CBERS, Spot, Quickbird, etc.) operam na faixa do visível no espectro eletromagnético. Para regiões costeiras, em especial o trópico úmido, essas imagens podem não ser tão eficientes no mapeamento de ambientes costeiros como o manguezal devido essa região possuir grande quantidade de nuvens.

Com a presença de nuvens na imagem, o mapeamento a partir de técnicas de processamento digital fica comprometido levando ao uso de técnicas manuais para ajuste da possível informação recoberta por nuvem, isso pode reduzir a precisão da informação.

Os radares imageadores são uma solução para obter dados de alta resolução independente de condições atmosféricas e energia solar. Para regiões como a Amazônia o radar torna-se de grande utilidade devido à presença de nuvens, chuvas, bruma e fumaça impõem grande obstáculo para os sensores ópticos.

Um radar imageador (Radar de Abertura Sintética – SAR) é capaz de gerar imagens sem dependente das condições atmosféricas, como são os sensores ópticos. Outra ponderação é o fato de que o radar é o único sensor remoto com penetrabilidade no dossel vegetal (Paradella et al., 2005).

As duas bandas espectrais que têm sido utilizadas em sistemas orbitais de radar são a banda C (que possui comprimento de onda de aproximadamente 5 centímetros) e a banda L (com um comprimento de onda de aproximadamente 23 centímetros). Nos estudos florestais, as imagens em comprimentos de ondas mais longos estão apresentando melhores resultados em relação às adquiridas em comprimentos de ondas menores (Lima et al., 2009). Dentre os sistemas SAR orbital que operam na banda L está o satélite japonês JERS-1, que foi desativado em 1997 devido a problemas técnicos. Depois de quase uma década, outro sensor substituto, o ALOS (*Advanced Land Observing Satellite*) PALSAR (*Phased Array type L-band Synthetic Aperture Radar*). (Lima et al., 2009)

Diante dos novos recursos tecnológicos, como imagens de sensores remotos no espectro óptico e nas microondas, diversos trabalhos sobre mapeamentos de ambientes costeiros têm sido realizados no Brasil. Herz (1991) realizou o primeiro mapeamento em larga escala do país, a partir da interpretação visual de imagens do radar GEMS 1000 utilizado durante o Projeto RADAM Brasil. Na Amazônia, Souza Filho (2005) e Souza Filho & Paradella (2002; 2005) realizaram o mapeamento de áreas de manguezal a leste da foz do Amazonas, a partir da interpretação visual de imagens LANDSAT TM e produtos híbridos

(fusão RADARSAT-1 com LANDSAT TM), respectivamente. Prost (1997), Rebelo-Mochel (1997), Souza Filho & Paradella (2003) e Souza Filho et al. (2006) realizaram a quantificação de mudanças nas áreas de manguezais da costa amazônica. O problema deste método é que ele depende da experiência e conhecimento do analista e está fundamentado no reconhecimento de elementos chaves como textura, forma, tamanho, cor e padrões observados nas imagens (Verstapen & Zuidam, 1991; Lu et al. 2004). Além disto, o tempo gasto para analisar as imagens é um dos principais impedimentos para se fazer o mapeamento e a detecção de mudanças em larga escala, a partir da interpretação visual de dados de sensores remotos

Com o intuito de classificar imagens automaticamente, foram desenvolvidos vários algoritmos de classificação com diversas habilidades específicas com objetivo de auxiliar a classificação visual do ser humano. Desta forma, a classificação pixel-a-pixel fornece mais informações quantitativas e replicáveis quando comparadas com a interpretação visual. Green et al., (1998) avaliou diferentes métodos de mapeamento de manguezal baseado na classificação de pixels, fazendo uma análise comparativa entre elas. O inconveniente deste método é o efeito “granulado” observado nos mapas oriundos das classificações, devido às variações randômicas da resposta do sensor as características intrínsecas do dossel das florestas (Lobo 1997). Mesmo assim, Rodrigues & Souza Filho (2011) mapearam diferentes zonas úmidas costeiras a partir da classificação pixel-pixel na Amazônia Brasileira, enquanto Fromard et al. (2004) detectaram mudanças importantes nos manguezais da Guiana Francesa. Giri et al. (2011) realizou o primeiro mapeamento global das áreas de manguezal utilizando classificação pixel-a-pixel, em uma fonte de dados, o LANDSAT TM e ETM+, disponível no Serviço Geológico Americano (USGS) através do programa “Global Land Survey”.

O método de classificação de imagens mais recente, orientado para o reconhecimento de objetos teve seu desenvolvimento associado ao avanço das técnicas de segmentação de imagens. Esta técnica objetiva dividir imagem digital em regiões homogêneas e espacialmente contínuas, denominadas objetos (Flanders et al., 2003). Métodos de classificação orientados a objetos combinam a análise de contexto, possível anteriormente apenas durante o processo de interpretação visual, com o aspecto espectral quantitativo do processo de classificação pixel-a-pixel (Walter, 2004). Portanto, a classificação orientada a objeto reduz a variação espectral local, induzindo a uma melhor discriminação das diferentes classes mapeadas (Lobo, 1997). Entretanto, embora a delimitação do objeto seja crucial, uma limitação é a definição da menor unidade de mapeamento (Minimum Mapping Unit – MMU). Definida inicialmente para controlar o processo de interpretação visual (Saura, 2002), este parâmetro define o tamanho

mínimo de um objeto, calculado pelo número de pixels incluídos nele. Então, áreas menores do que aquelas pré-estabelecidas não serão detectadas (Desclée et al. 2006).

Em decorrência da limitação do método de interpretação visual e classificação baseado no pixel, além da constante cobertura de nuvens sobre floresta tropicais equatoriais, como a floresta de manguezais a leste da foz do Amazonas, objeto de estudo deste trabalho, imagens de radar de abertura sintética (SAR) do Japanese Earth Resources Satellite (JERS) de 1996 e do Advanced Land Observing Satellite (ALOS) Phased Array L-band SAR (PALSAR) de 2008, além de imagens LANDSAT TM, foram adquiridas. A partir da classificação de imagens orientadas a objetos, foi possível realizar o mapeamento multitemporal das áreas de manguezal. Em virtude do uso das imagens JERS SAR e ALOS PALSAR, este trabalho pode ser considerado uma extensão do Global Rain Forest Mapping Project (GRFM) (Rosenqvist et al. 2000) e parte do ALOS Kyoto & Carbon Initiative (Rosenqvist et al., 2007).

Diante do contexto apresentado, o presente trabalho tem como objetivo realizar um mapeamento multitemporal (1996 e 2008) da Costa de Manguezais de Macromaré da Amazônia – CMMA, situada entre a Baía de Marajó e Baía de São José (Figura 1) baseado em radares imageadores (JERS SAR; ALOS/PALSAR; SRTM) e imagens ópticas (LANDSAT TM 5). A partir deste mapeamento, será possível quantificar a área de manguezal em 1996 e 2008 e detectar as mudanças na extensão das áreas ocupadas pelos manguezais.

2- ÁREA DE ESTUDO

O primeiro estudo em escala regional que mapeou toda a área de manguezal localizada a leste da foz do rio Amazonas, abrangendo os Estados do Pará e Maranhão, foi realizado por Souza Filho (2005) (Figura 1). Este autor mapeou um extenso cinturão de manguezal de aproximadamente 7.500 km². Esta região denominada de Costa de Manguezais de Macromaré da Amazônia – CMMA foi mapeada, a partir do uso de um mosaico de imagens LANDSAT TM 5 do ano 2000. Esta área constitui o maior e mais bem preservado ecossistema de manguezal do Brasil, constituindo aproximadamente 57% dos manguezais brasileiros (Souza Filho, 2005).

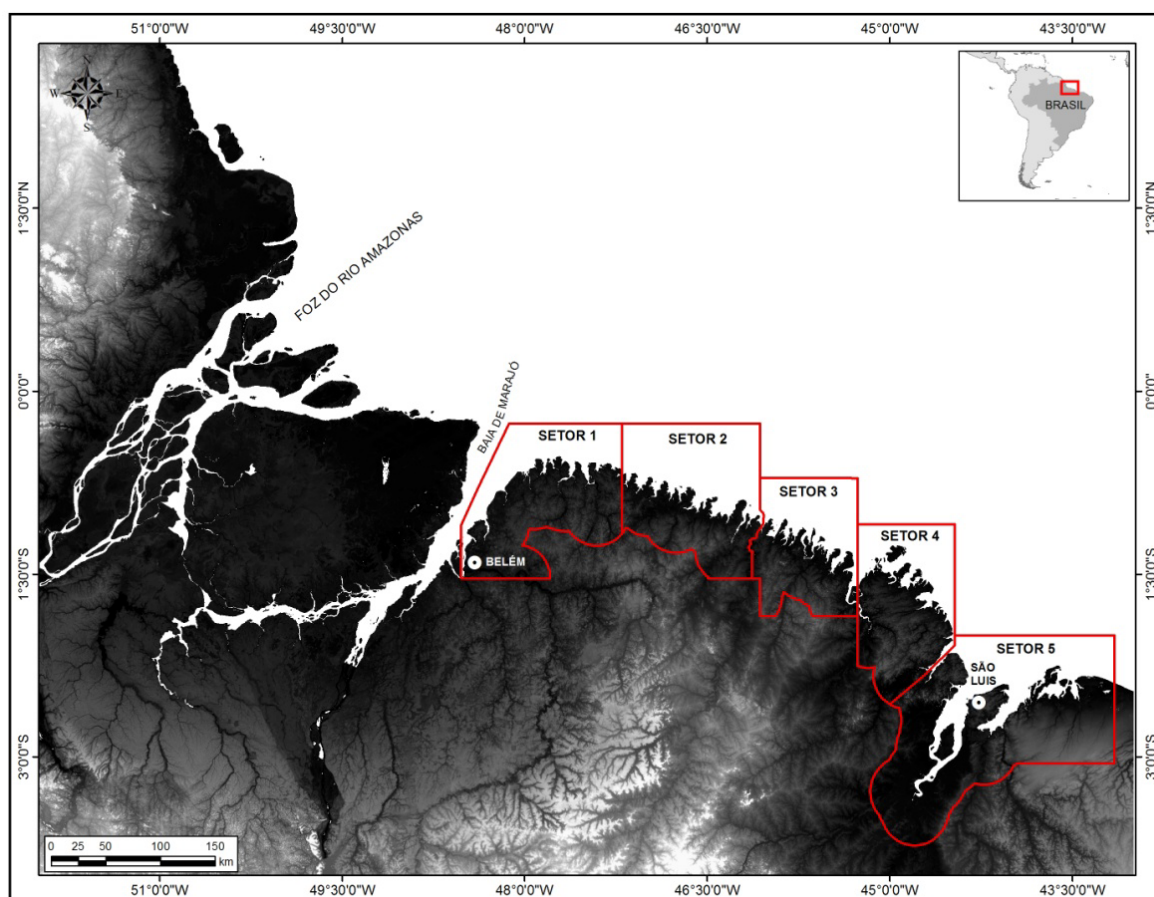


Figura 1: Localização da área de estudo.

A CMMA está submetida a um regime de macromarés semidiurnas com variações em torno de 4 metros na Baía de Guajará e 7,5 metros na Baía de São Marcos (DHN, 2010). O clima é quente e úmido, com estação seca (julho a dezembro) e chuvosa (janeiro a maio) bem definidas, com precipitação média anual variando de 2500 a 3000 mm anuais e temperatura média em torno de 26°C (Moraes et al., 2005).

Souza Filho (2005) compartimentou a área da CMMA em 5 setores (figura 1) discriminadas a seguir:

No primeiro setor abrange desde a Baía de Marajó até a Baía de Pirabas. Nesta compartimentação o planalto costeiro alcança a linha de costa, formando falésias sustentadas por sedimentos terciários das formações Barreiras e Pirabas, que estão submetidas à ação de ondas e correntes de marés. A planície costeira restringe-se a menos de 2 km de largura com canais estuarinos de 60 km de extensão em média.

O segundo setor situa-se entre as baías de Pirabas e a Baía de Gurupi. Nesse trecho o manguezal começa a se desenvolver em grandes porções, a partir da baía de Pirabas e o planalto costeiro apresenta um recuo na direção sul para formar falésias inativas. Os manguezais são bem desenvolvidos em direção ao mar e atingem uma largura média de 30 km. Os estuários estendem-se por cerca de 80 km em direção ao continente.

O terceiro setor estende-se da Baía de Gurupi até a Baía de Turiaçu. Nesta área, os manguezais alcançam sua maior extensão na planície costeira, com média de 40 km de largura. A zona costeira nesse setor é muito mais irregular e endentada, que em comparação aos demais setores possivelmente pelas variações de macromarés.

O quarto setor está localizado entre a baía de Turiaçu e baía de Cumã. Neste trecho, os manguezais são menos extensos com média de 26 km de largura. A baía de Cumã representa um marco para uma pequena interrupção de aproximadamente 8 km no cinturão de manguezais na CMMA. Temos, em direção leste, a península adjacente de Alcântara que se caracteriza por falésias ativas com altura média de 10 m. Estas falésias foram esculpidas na Formação Itapecuru e estão diretamente limitadas por planícies de maré arenosas e não apresentam um desenvolvimento de mangue significativo.

O quinto setor localiza-se entre a Baía de Cumã e a Ponta de Tubarão (margem leste da Baía de São José). Neste setor encontramos a predominância do ecossistema de pântanos, porém os manguezais se desenvolvem ao longo das margens dos canais estuarinos nas baías de São Marcos e São José. A extensão dos vales estuarinos nesse setor atinge mais de 100 km em direção ao continente. Os manguezais nesta área tendem a se desenvolver no sistema estuarino, a exemplo da Baía de Marajó. Dessa forma há uma zona transicional da Costa de Manguezais de Macromaré da Amazônia sendo uma na Baía de Marajó, a oeste, e outra representada pelo campo de dunas dos Lençóis Maranhenses, a leste.

3- MATERIAIS E METODOS

3.1 - DADOS DE ENTRADA E PROCESSAMENTO DE IMAGENS

Para o mapeamento e detecção de mudanças de manguezal na CMMA, foram utilizadas imagens ALOS PALSAR (banda L), JERS-1 (banda L), SRTM, LANDSAT 5. As imagens ALOS PALSAR e JERS SAR foram adquiridas através da JAXA, no âmbito dos projetos Kioto & Carbon Initiative e Global Rain Forest Mapping (GRFM), respectivamente. As imagens Landsat TM e SRTM são disponibilizadas gratuitamente através do portal do servidor GLCF (Global Land Cover Facility) Project e da Divisão de Geração de Imagens do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (DGI/INPE). No total foram processadas 38 imagens que foram utilizadas como dados de entrada no programa de análise de imagens PCI Geomatica (2009). Como saída foram gerados 5 mosaicos de imagens, são eles: ALOS PALSAR (2008), JERS SAR (1996), LANDSAT TM (2008 e 1996) e SRTM (2000). Estes mosaicos foram importados no programa Definiens para análises espaciais. A Tabela 1 apresenta as características das imagens utilizadas neste trabalho e a Figura 2 ilustra o fluxograma de processos realizado.

Tabela 1: Dados dos sensores remotos utilizados.

Satélite/sensor	Tipo	Plataforma	Comprimento das bandas/faixas	Polarização	Resolução	Faixa de imageamento	Ângulo de incidência	Cenas utilizadas
ALOS/PALSAR	SAR	SATÉLITE	23,5 cm	HH	10 m	70 km	34.3°	1
JERS-1	SAR	SATÉLITE	23,5 cm	HH	18 m	75 km	35°	18
SRTM	SAR	AERONAVE	C (5,6 a 7,5 cm);	---	90 m	185 km		1
LANDSAT-5 TM	Óptico	SATÉLITE	1 (0,45-0,52 μm); 2 (0,52-0,60 μm); 3 (0,63-0,69 μm); 4 (0,76-0,90 μm); 5 (1,55-1,75 μm); 6 (10,4-12,5 μm); 7 (2,08-2,35 μm)	---	30 m	185 km	98,20°	12

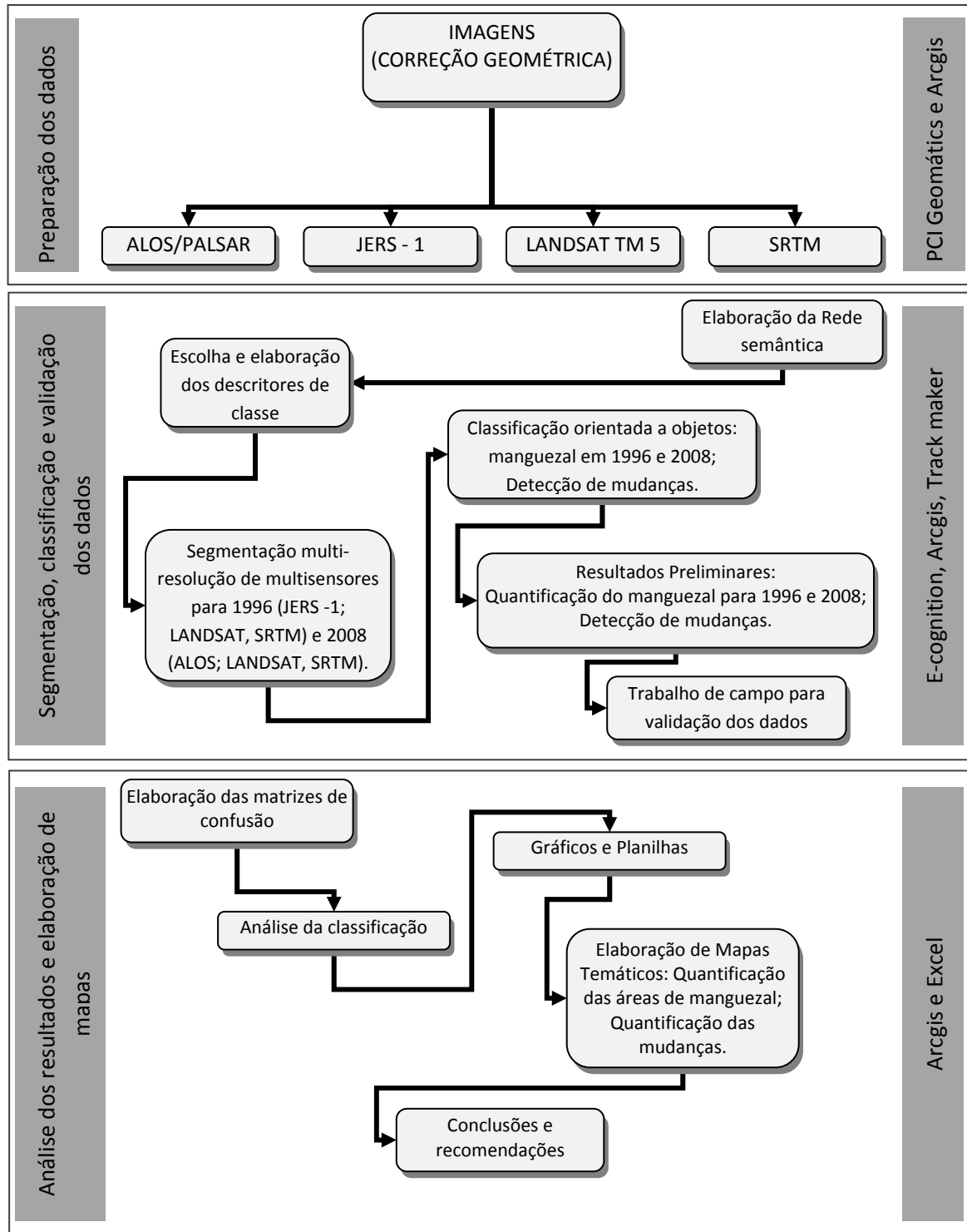


Figura 2: Fluxograma do processamento realizado na pesquisa.

3.2 - INFORMAÇÕES SOBRE AS IMAGENS E CORREÇÕES GEOMÉTRICAS

As imagens ALOS/PALSAR foram adquiridas através do projeto “Methods for mapping the extent and key attributes (e.g., density, biomass and species/community composition) of tropical/subtropical mangroves and changes therein” fornecido pela JAXA/Kyoto and Carbon (K&C) Initiative. As imagens JERS-1 foram também cedidas pela JAXA, através do projeto Global Rain Forest Mapping, As imagens LANDSAT TM foram adquiridas no site do projeto Global Land Cover Facility (<http://glcf.umiacs.umd.edu/index.shtml>) e no site da Divisão de Geração de Imagens do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (DGI/INPE). As imagens LANDSAT distribuídas no GLCF já possuem correção radiométrica e geométrica, apresentando 28,8 de resolução espacial (Tucker et al., 2004). As imagens SRTM (Shuttle Radar Topography Mission) foram adquiridas no site do GLCF com resolução espacial de 90 metros.

Dados de elevação do SRTM e dados planimétricos do LANDSAT TM foram utilizados para orthorreticar as imagens ALOS/PALSAR, JERS-1 e LANDSAT TM no padrão WGS 84 em sistema de coordenada geográfica, de tal modo que o erro quadrático médio obtido a partir de correções polinomiais de 1° e 2° graus foram inferiores a 1 pixel.

Os valores obtidos no registro foram gerados no software Arcgis 9.3.

Tabela 2: Correção geométrica (Registro) realizada nas imagens.

REGISTRO DAS CENAS					
GRUPO	ÓRBITA/PONTO	DATA	PC*	POLINÔMIO	RMS (m)
LANDSAT TM	220/62	1995	10	2° GRAU	17,77
	221/61	1997	7	2° GRAU	14,44
	221/62	1995	9	2° GRAU	25,55
	222/61	1994	10	2° GRAU	25,55
	223/60	1994	9	2° GRAU	24,44
	223/61	1996	10	2° GRAU	13,33
	220/62	2008	10	2° GRAU	16,66
	221/61	2007	9	2° GRAU	21,11
	221/62	2006	10	2° GRAU	24,44
	222/61	2008	9	2° GRAU	18,88
	223/60	2008	9	2° GRAU	21,11
	223/61	2008	10	2° GRAU	16,66
JERS - 1	IMG1 CD1	1996	5	1° GRAU	17,78
	IMG1 CD2	1996	4	1° GRAU	12,22
	IMG2 CD1	1996	6	1° GRAU	17,78
	IMG2 CD2	1996	5	1° GRAU	12,22
	IMG3 CD1	1996	5	1° GRAU	13,33
	IMG3 CD2	1996	4	1° GRAU	6,67

	IMG4 CD1	1996	5	1° GRAU	15,55
	IMG4 CD2	1996	4	1° GRAU	17,78
	IMG5 CD1	1996	4	1° GRAU	12,22
	IMG5 CD2	1996	4	1° GRAU	11,11
	IMG7 CD1	1996	4	1° GRAU	12,22
	IMG8 CD1	1996	4	1° GRAU	12,22
	IMG8 CD2	1996	4	1° GRAU	13,33
	IMG9 CD1	1996	4	1° GRAU	11,11
	IMG9 CD2	1996	4	1° GRAU	17,78
	IMG11 CD2	1996	4	1° GRAU	15,55
	IMG12 CD1	1996	4	1° GRAU	12,22
	IMG12 CD2	1996	4	1° GRAU	17,78
ALOS/PALSAR		2008		1° GRAU	9,75

*Pontos de controle no mapa

3.3 – MOSAICO DAS IMAGENS

As imagens ALOS PALSAR, JERS-1, LANDSAT TM e SRTM, foram mosaicadas. O mosaico ALOS PALSAR foi realizado no software Gamma SAR processing software, a partir de uma correção “cross-traking”. Este procedimento foi desenvolvido para se obter um nível de acurácia radiométrica inferior a 1 pixel (Lucas et al., 2007). O Mosaico JERS-1 e LANDSAT TM foram mosaicados no software PCI Geomatics a partir do módulo Ortho Engine. O mosaico SRTM foi elaborado no software Global Mapper e posteriormente foi reprocessado no PCI Geomáticos (módulo Focus), para filtrar os erros de aquisição de dados presente nas imagens.

Em todos os mosaicos não foi realizado nenhum modelo de equalização de imagens, pois nesse caso teríamos alteração dos DN's das imagens (níveis digitais). Portanto a “mosaicagem” foi realizada apenas com o objetivo de facilitar o processamento por setor sem provocar alteração nos valores digitais das imagens.

Para a Classificação dos manguezais foi utilizada basicamente os valores digitais da banda 5 (infra-vermelho médio) do LANDSAT TM, intensidade dos valores digitais do ALOS/PALSAR e JERS – 1 e valores de elevação do dossel da vegetação nas áreas de manguezal a partir de dados SRTM.

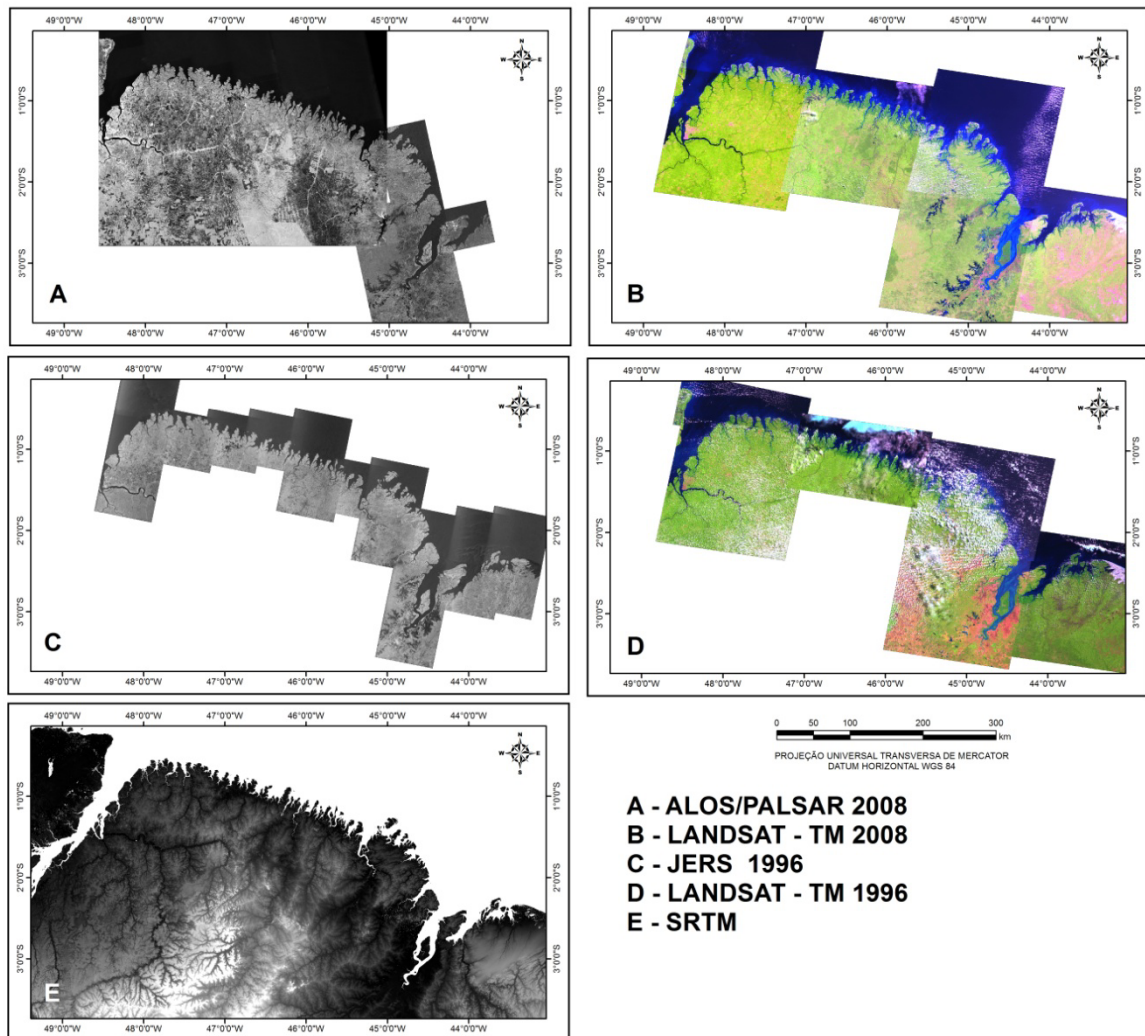


Figura 3: Mosaicos utilizados para a segmentação multi-resolução.

3.4 – SEGMENTAÇÃO E CLASSIFICAÇÃO ORIENTADA A OBJETOS

A segmentação é um processo de parcionamento de uma imagem em grupos de pixels que apresentam características espaciais similares e estão espacialmente adjacentes, minimizando a variabilidade dentro do objeto em relação à variabilidade existente com outros objetos. O delineamento dos objetos foi realizado a partir do uso de um algoritmo de segmentação geral baseado na definição de homogeneidade, em combinação com técnicas de otimização local e global, implementada no software comercial Definiens E-Cognição 8 (Baatz & Schäpe, 2000) que utiliza a lógica orientada a objetos. O algoritmo de segmentação é uma técnica de aglutinação de regiões que fundem os objetos, de acordo com uma fusão de otimização dada pela Equação 1,

Figura 4: Algoritmo de segmentação.

$$w_{\text{spectral}} \sum_{nb} w_b \sigma_b + (1 - w_{\text{sp}}) \left(w_{\text{cp}} \frac{l}{\sqrt{np}} + (1 - w_{\text{cp}}) \frac{l}{lr} \right) \leq h_{\text{sc}}$$

onde, nb é o número de bandas espectrais, σ_b é a variância no objeto para a banda espectral b, l é o comprimento da borda do objeto, np é o número de pixels e lr é o comprimento mais curto possível, levando-se em consideração o retângulo delimitador do pixel (embora cada banda b pode ter potencialmente o peso específico, denominado w_b , o mesmo peso tem sido considerado para todas as bandas, neste estudo). Esta função também inclui três tipos de parâmetros e pesos definidos pelo usuário. O parâmetro espectral Wsp, que avalia a homogeneidade espectral versus forma do objeto, é incluído, a fim de obter espectralmente objetos homogêneos, enquanto objetos ramificados são evitados. O parâmetro compactidade Wcp avalia a compactidade versus “SUAVIDADE”, ajusta a forma do objeto entre os objetos compactados e seus limites suaves. Finalmente, correspondente ao limiar de heterogeneidade, onde a parâmetro de escala. Hsc controla o tamanho do objeto selecionado, a fim de que o tamanho mínimo do objeto corresponda a Unidade Mínima de Mapeamento. A Tabela 3 apresenta os valores dos parâmetros utilizados neste trabalho.

Tabela 3: Parâmetros de segmentação geral.

Algorithm	Scale Parameter	Shape	Compactness
Multiresolution Segmentation	20	0.1	0.5

Normalmente, o processo de segmentação é aplicado apenas em uma única imagem de satélite (Flanders et al, 2003.; Wulder et al, 2004). Neste estudo, assim como no estudo apresentado por Desclée et al . (2006), os objetos foram definidos em uma única operação realizada no conjunto de imagens SAR e ópticas, utilizando todas elas de modo sequencial. Este abordagem, definida por Desclée et al. (2006) como segmentação multirresolução, está fundamentada em informação espacial, espectral e temporal para delinear objetos adequados, de modo que os pixels dos objetos apresentam características espectro-temporal similares. Neste trabalho, pesos diferenciados foram dados para cada imagens. Em decorrência da frequente cobertura de nuvem na área de estudo, foi atribuído um peso maior para as imagens ALOS PALSAR (2008) e JERS-1 SAR (1996) (peso 15), assim como aos dados de elevação SRTM (peso 10), enquanto às imagens LANDSAT TM foi atribuído o menor peso (3). Foi

levada em consideração o número digital das imagens ao serem segmentadas. Após a segmentação a unidade de análise passa a ser o objeto, representando um grupo de pixels possuindo um valor digital médio.

A árvore de processo que estabelece a ordem e sequência do processamento realizado, bem como armazena todos os elementos ou regras (segmentação, algoritmos, classes e atributos) necessários para a classificação, principalmente, das áreas de manguezal, são apresentados na Tabela 5.

A escala de segmentação foi definida depois de vários testes, levando em consideração os menores objetos resultantes das imagens ALOS, SRTM e LANDSAT TM ressaltando 90% para o brilho e 10% para a forma dos segmentos e 50% para a suavidade e compacidade dos objetos.

Logo após a etapa de segmentação multi-resolução foram utilizadas equações para auxiliar a classificação visando à melhor forma de se extrair objetos com a informação sobre áreas de manguezais.

Tabela 4: Equações elaboradas para auxílio na classificação das áreas de manguezais.

DESCRIÇÃO	EQUAÇÃO
Equação SAR	$10 * \text{Log} (\text{Mean ALOS})$
Equação 1	$[10 * (\text{mean B5 Landsat}) + (\text{mean SRTM})]$
Equação 2	$[10 * (\text{mean SRTM}) + (\text{mean } 10 * \text{Log ALOS})]$

A partir da classificação multi-resolução de multi imagens foram definidas inicialmente 3 classes: *manguezal*, *terra firme* e *massa de água*.

Para cada uma dessas classes foram distribuídos na imagem (coleta no mapa) uma determinada quantidade de amostras para definir os valores do intervalo da classe. Foram coletadas 79 amostras para a classe *Manguezal*, 75 para a classe *Continente* e 76 para a classe *Massa d'água*.

Mais três classes foram elaboradas com o objetivo de auxiliar e extrair com mais precisão e de forma automática as possíveis áreas de manguezal, que ficaram comprometidas na classificação devido à presença de nuvens e sombras nas imagens Landsat TM. São essas classes: *Vegetações secundárias*; *Áreas descampadas e lagos*; *Manguezal debaixo de nuvens*. Para estas classes não foram coletadas amostras, entretanto foram utilizados descritores relacionados à área, contato de bordas, distâncias entre classes e os valores foram definidos a partir de testes realizados em setores na imagem (Bragança – PA e São Luis – MA).

(Tabela 6)

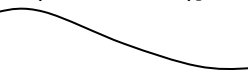
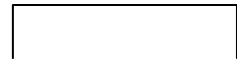
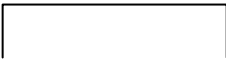
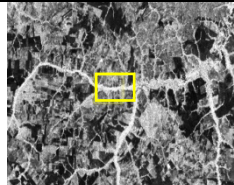
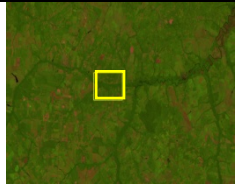
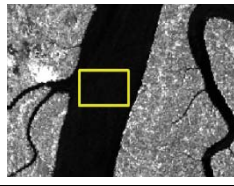
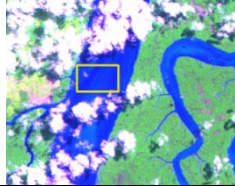
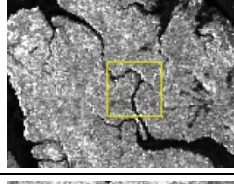
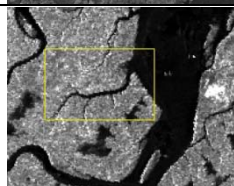
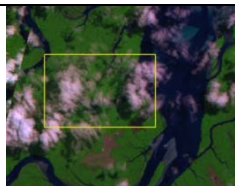
PROCESSO	PROCESSO FILHO	ALGORITMO	OPERADOR	FUNÇÃO/CONDIÇÃO	DESCRITOR	INTERVALO
1 - SEGMENTAÇÃO		Multiresolution segmentation				
2 - CLASSIFICAÇÃO	(2.1) Classificar classe Continente	Assign class	And (min)	$10\text{LOG}(\text{SAR BANDA L}) \geq 25$	$10\text{LOG}(\text{SAR BANDA L})$	
	(2.2) Classificar classe Massa d'água	Assign class	And (min)	$10\text{LOG}(\text{SAR BANDA L}) < 25$	$10\text{LOG}(\text{SAR BANDA L})$	
	(2.3) Classificar classe Manguezal pertencendo a classe Continente	classification	And (min)	$[10 * (\text{mean B5 Landsat}) + (\text{mean SRTM})]$ 	EQUAÇÃO 1	200 - 600
3 - AGRUPAR	Agrupar segmentos da classe Massa 'd'água	Merge region	And (min)			
4 - RECLASSIFICAÇÃO	(4.1) Reclassificar classe Manguezal como Vegetação Secundária	classification	And (min)	*Area ≤ 400000 pxl *Rel. border to Continente ≥ 0.12	Area Rel. border to	
	(4.2) Reclassificar Massa d'água como Campos e Lagos	classification	And (min)	Área < 25000 pxl	Area	
	(4.3) Reclassificar Continente como Manguezal sob nuvem	classification	And (min)	*Distance to Manguezal ≤ 130 pxl *Mean SRTM  *Rel. border to Manguezal ≤ 0.9 *[10*(mean SRTM) + (mean 10*Log SAR BANDA L)] 	Distance to Mean Rel border to EQUAÇÃO 2	Mean SRTM (10 – 21) EQUAÇÃO 2 (100 – 250)
5 - AGRUPAR (FINAL)	Merge nas classes	Merge Region				

Tabela 5: Árvore de processo elaborada para classificação da área de manguezal.

Abaixo segue a tabela 6 com a descrição e identificação das classes criadas.

Tabela 6: Classes utilizadas na classificação das áreas de manguezais (Os retângulos em amarelo indicam a posição das fotografias tiradas no campo).

Classe	Descrição	Imagem SAR	Imagem óptica	Fotografia
Continente	Máscara para planície emersa e planalto costeiro			
Massa d'água	Massa d'água geral: rios; canais de maré; estuários; mar.			
Manguezal	Vegetação de mangue			
Vegetações secundárias	Vegetações com resposta espectral de mangue			
Áreas de campos e lagos	Áreas urbanizadas, presença de campos, solo exposto e lagos.			
Nuvens	Nuvens substituídas por áreas com a presença de mangue			

Devido à grande extensão da área de estudo o processamento em um único projeto foi inviável, pois as configurações de segmentação geravam um número de segmentos incapazes de serem suportados pela memória do computador disponível na pesquisa. Assim, optou-se por segmentar as imagens em cinco setores ou compartimentações geomorfológicas definidas por Souza Filho (2005). Dessa forma foi possível testar a árvore de processos (Process Tree) elaborada para realização da classificação de maneira automática. Os valores na “Equação SAR” definidos nas imagens ALOS/PALSAR para as classes *Continente* é ≥ 25 , e *Massa d'água* < 25 .

Definida as classes mencionadas anteriormente, foi possível partir para a classificação da área de manguezal, a partir da classificação dos segmentos baseada na média dos valores de reflectância dos objetos no infra-vermelho médio (banda 5) do LANDSAT TM e em dados de elevação do SRTM. Os valores dos segmentos nas duas imagens foram combinados na *Equação 1* que leva em consideração valores de reflectância do LANDSAT TM na banda 5 e a elevação do dossel das árvores na imagem SRTM. Sabemos que as imagens LANDSAT operam na faixa espectral do óptico e que as nuvens e as sombras tornam-se um grande problema nas classificações automáticas. Essa situação pode ser resolvida em parte com o uso auxiliar de imagens de elevação do SRTM. No geral, os manguezais na CMMA possuem elevação entre 9 e 21 metros em média. As imagens SRTM captam a elevação dossel da vegetação e não a do terreno. Como o relevo da CMMA é plano e sem muitas alterações, conseguimos detectar a elevação da vegetação de mangue em terrenos que não deveriam ultrapassar a elevação de 21 metros (Figura 4). Sabemos que os valores topográficos obtidos a partir de dados SRTM podem conter erros que variam de 0 a 10 metros, entretanto esse erro não interferiu em grandes proporções de forma a comprometer o uso dos dados SRTM para a área de estudo.

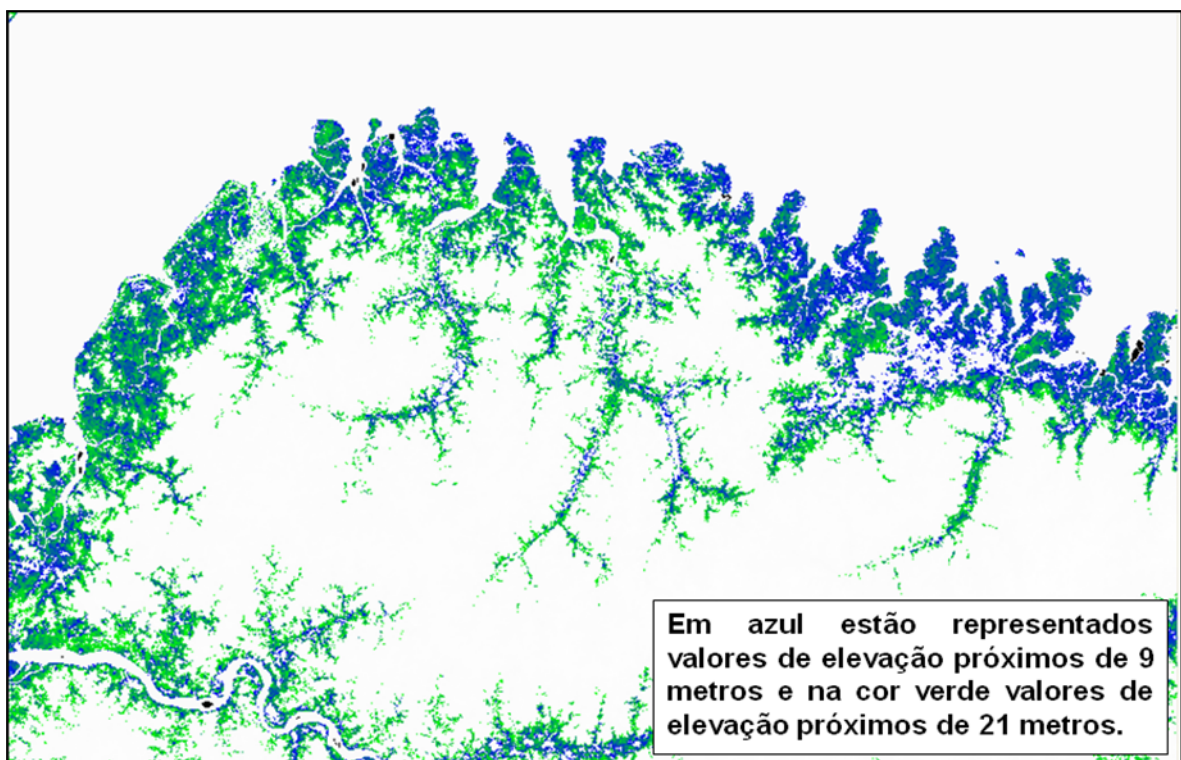


Figura 5: Valores de elevação da imagem SRTM se confundem com o dossel da vegetação na zona costeira.

A *Equação 1* limitou as áreas de manguezal entre os valores 200 e 600, permitindo a *delimitação* do contato entre a terra firme e a planície costeira (figura 5). Este contato representa o limite interno dos manguezais com a terra firme. Valores superiores a 600 são atribuídos a vegetações de maior porte, diferentes dos manguezais. Algumas áreas de manguezais cobertas por nuvens e sombras com valores digitais não muito baixos (níveis digitais não próximos de 0). Algumas nuvens e sombras não puderam ser reclassificadas automaticamente como manguezais, pois os valores não se enquadravam no intervalo definido na *Equação 1*. Quando isto ocorreu, o contato entre as classes *Continente* e *Massa de água* ficaria comprometido. Entretanto, quando definimos pesos maiores para a imagem SAR pudemos obter esse contato com precisão sem sofrer a interferência das nuvens e sombras (figura 6).

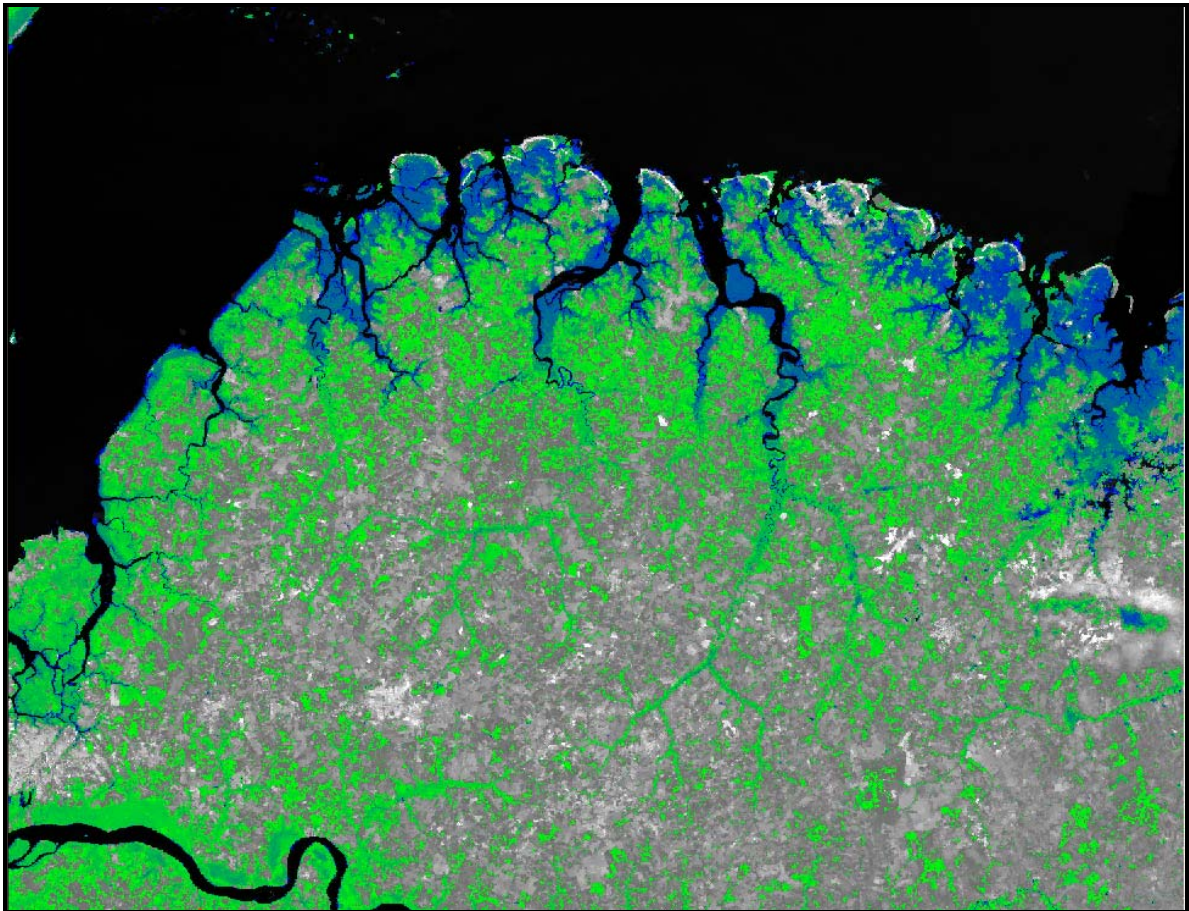


Figura 6: Uso da Equação 1 para identificação do manguezal. Valores próximos de 200 estão em azul e representam o manguezal. Os valores próximos de 600 estão na cor verde e representam outras vegetações de maior porte.

Na Figura 5 os valores que se aproximam de 200 estão representados na cor azul correspondendo a área de manguezal, resultante da combinação da informação digital do infra-vermelho médio Landsat TM com os valores de elevação SRTM.

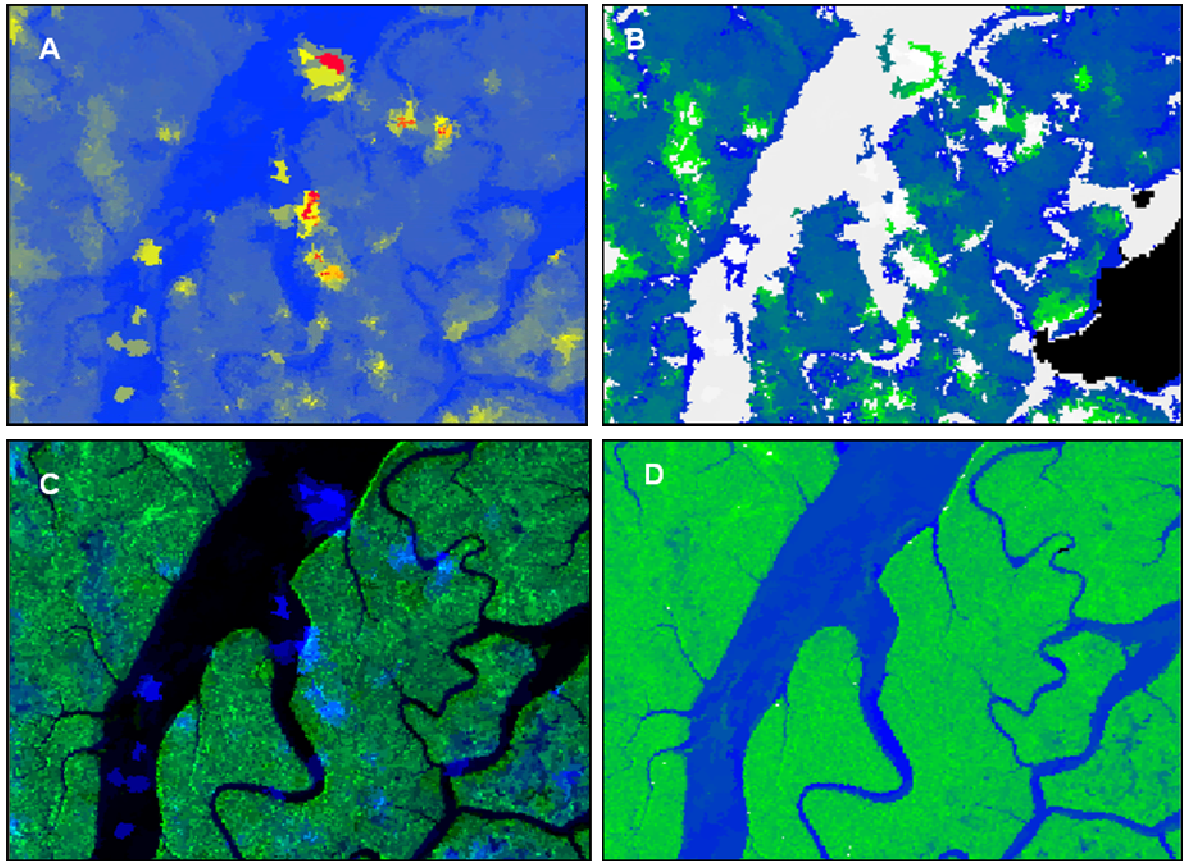


Figura 7: Definição do contato de linha de costa.

A figura acima ilustra a interferência das nuvens e sombras na classificação das áreas de manguezal (A – Interferência dos valores dos segmentos das nuvens em imagens LANDSAT TM) e como ficaria a classificação, utilizando apenas informações do Landsat e SRTM (B – Classificação da área de manguezais utilizando a “equação 1”). Se cruzarmos as informações do Landsat com outro SAR (C - Imagem LANDSAT TM e ALOS PALSAR no canal de cor azul e verde, respectivamente) podemos corrigir e obter o contato entre continente e massa d’água, sem sofrer interferência das nuvens (D – Classificação da imagem ALOS PALSAR, em verde os manguezais e em azul a água, que apresenta maior peso na classificação dos manguezais, servindo de referencia para corrigir a classificação gerada a partir da Equação 1).

3.5 - DETECÇÃO DE MUDANÇAS ORIENTADA A OBJETOS

O termo “change detection” tem por definição “um processo de detecção de mudanças no estado de um objeto ou fenômeno por intermédio da identificação de diferenças entre dois conjuntos de imagens tomadas da mesma área em épocas distintas” (Vasconcelos, 2009).

Os segmentos que constituíam inicialmente a classe de manguezal definida, a partir do processo de classificação orientada a objetos (Figura 7 A) foram exportados em formato raster e submetidos a uma nova segmentação com novos pesos. Por se tratar de apenas uma classe formando uma imagem, os números digitais foram representados por 0 e 255, ou seja, uma imagem 8bits, onde os segmentos que representam o manguezal assumiram valor 0 (ausência de cor) e o restante da imagem assumiu o valor 255 (tonalidade branca) (Figura 7 B e C). Após a segmentação e criação dos novos objetos, foram criadas novas classes: manguezal 1996; manguezal 2008; *Manguezal increase* (acresção); *Manguezal decrease* (erosão); *Manguezal no change* (sem alteração) (Figura 7 D).

Os parâmetros de segmentação utilizados na segmentação multiresolução foram os seguintes: parâmetro de escala = 10, forma = 0,1 e compassidade = 0,5. Para a detecção de mudança, os arquivos matriciais (“rasters”) dos mosaicos dos anos 1996 e 2008 receberam pesos iguais a 1.

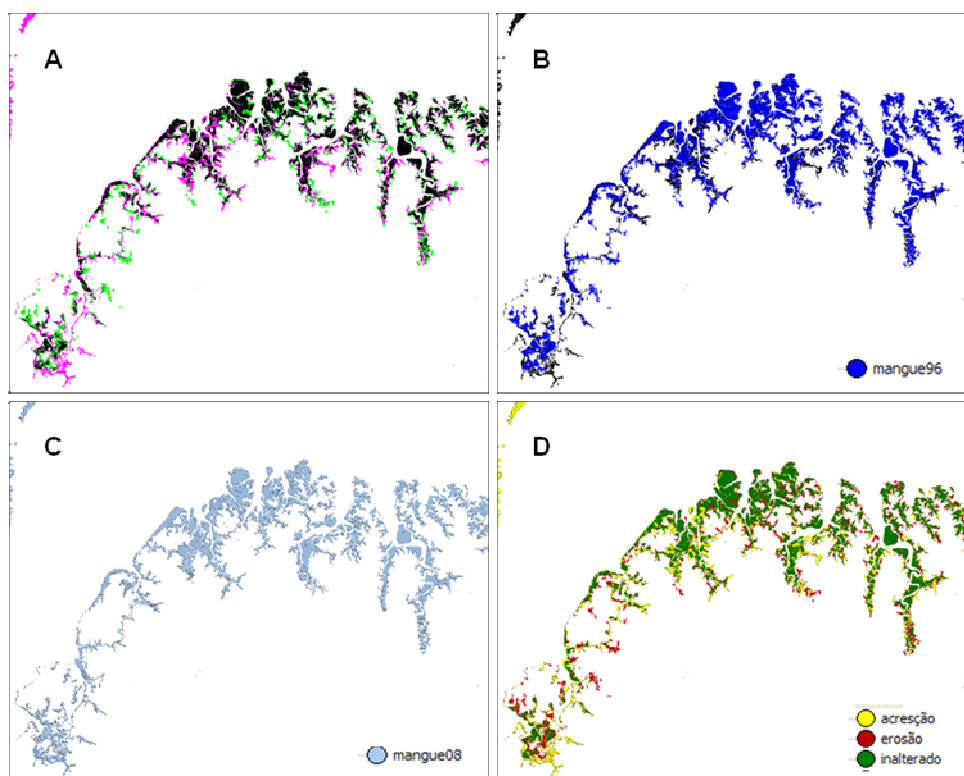


Figura 8: Sobreposição dos rasters com as classes manguezal nos anos de 1996 e 2008 e a detecção de mudanças resultante no setor 1.

A Tabela 7 apresenta a sequência do processamento realizado para detecção de mudanças:

Tabela 7: Árvore de processos utilizada na elaboração de detecção de mudanças.

PROCESSO	PROCESSO FILHO	ALGORITMO	NÍVEL	FUNÇÃO/ CONDIÇÃO	DESCRIPTOR
(1) SEGMENTAÇÃO	(1.1) Segmentação das imagens	Multiresolution segmentation	1		
	(1.2) Cópia da segmentação	Copy image object level	2	Copiar abaixo do nível 1 (1996)	
	(1.3) Cópia da segmentação	Copy image object level	3	Copiar abaixo do nível 2 (2008)	
(2) CLASSIFICAÇÃO	(2.1) Classificar classe manguezal 1996	classification	2	Mean 1996 = 0	Mean 1996
	(2.2) Classificar classe manguezal 2008	classification	3	Mean 2008 = 0	Mean 2008
(3)DETECÇÃO DE MUDANÇAS	(3.1) Classificar classe manguezal acrescido	classification	1	* Existence of sub objects manguezal 2008 = 1 *Existence of sub objects manguezal 1996 = 0	Existence of sub objects
	(3.2) Classificar classe manguezal erodido	classification	1	*Existence of sub objects manguezal 2008 = 0 *Existence of sub objects manguezal 1996 = 1	Existence of sub objects
	(3.3) Classificar classe manguezal não alterado	classification	1	*Existence of sub objects manguezal 2008 = 1 *Existence of sub objects manguezal 1996 = 1	Existence of sub objects

De acordo com a árvore de processo apresentada foi possível obter a detecção de mudança para os anos de 1996 e 2008. Após a definição das classes, os objetos que as representavam foram exportados para ambiente SIG em formato vetorial com objetivo de gerar mapas temáticos com os resultados da classificação orientada a objetos.

3.6 - AVALIAÇÃO DA CLASSIFICAÇÃO

A avaliação da acurácia da classificação pode ser obtida através de coeficientes de concordância que são derivados de uma matriz de confusão, a fim de verificar erros oriundos do processo de atribuição dos pixels a determinadas classes (Figueiredo, 2007). A matriz de confusão estabeleceu a base para descrevermos a precisão da classificação e caracterizar os erros refinando a classificação final. Através da matriz podemos estabelecer medidas confiáveis para validação da classificação (Foody, 2002). A geração da matriz de erro foi realizada através de dados obtidos em campo com receptor GPS Garmim Map 76 cx e levantamento fotográfico.

3.6.1 - Matriz de confusão e índices para validação da classificação

Para validação da classificação foram definidas apenas duas classes, são elas: Manguezal e Outras. As outras incluem as classes Massa d'água, Continente, Vegetação Secundária, Campos e Lagos. A definição desta classe foi feita a fim de agilizar o processo de classificação e quantificação das áreas de manguezal, objeto de investigação deste trabalho. A análise de erro foi realizada somente para o ano de 2008, uma vez que este representa o período mais próximo em comparação ao levantamento de campo realizado em 2010, conforme mencionado anteriormente

A validação da classificação foi realizada a partir da análise da matriz de erros composta por um arranjo quadrado de números dispostos em linhas e colunas. Estas expressam o número de amostras de uma determinada categoria particular, definida por um classificador comparado com a categoria atual medida no campo (Congalton, 1991). A matriz de erros, ou matriz de confusão, consiste em um método efetivo para conferir erros de inclusão e erros de exclusão presentes em uma classificação. O erro de inclusão ocorre

quando temos uma amostra pertencente a uma categorial da qual ela não faz parte. O erro de exclusão ocorre quando uma amostra não pertence a uma categoria da qual ela faz parte. Estes erros foram computados, baseando-se nas medidas relacionadas a acurácia global, acurácia do produtor e acurácia do usuário (Congalton & Green, 1999). Outra forma utilizada para verificar a acurácia da classificação orienta a objetos foi baseada no índice kappa (Cohen, 1960), conforme descrito na Equação 1. Diferentemente da acurácia global, que assume totalmente o documento de referência como verdadeiro, o índice assume o mesmo grau de veracidade (Medina, 2007).

Figura 9: Índice Kappa.

$$\hat{K} = \frac{n \cdot \sum_{i=1}^k n_{ii} - \sum_{i=1}^k n_{i+} n_{+i}}{n^2 - \sum_{i=1}^k n_{i+} n_{+i}}$$

Onde,

k = número de linhas da Matriz de Confusão;

n = número total de amostras;

n_{ii} = número de obserações na linha i e coluna i ;

n_{i+} = total da linha i ;

n_{+i} = total da coluna i .

Foody (1992) observou, em ralação ao coeficiente Kappa, que o grau de concordância poderia estar sendo superestimado pelo fato de estar inserindo a concordância real. Dessa forma, a magnitude de kappa estaria refletindo a concordância presente na classificação, sendo descontada apenas a casualidade. Visando a corrigir essa deficiência no cálculo do índice Kappa, foi utilizado o índice Tau (T), proposto por Ma e Redmond (1995), conforme descrito na Equação 3:

Figura 10: Índice Tau.

$$\tau = \frac{P_o - P_r}{1 - P_r}$$

Onde,

P_o = Concordância Total ou Exatidão Global;

$P_r = 1/n$ (n é o número de categorias ou classes elaboradas).

O índice Tau fornece uma medida quantitativa relativamente precisa e intuitiva sobre a exatidão da classificação, sendo uma medida de concordância real (indicado pelos elementos diagonais da matriz de confusão) menos a concordância casual (distribuição marginal dos dados de referência e as probabilidades a priori para cada classe) (Naesset, 1996).

Os coeficientes Kappa e Tau podem apresentar valores entre -1 e +1 sendo interpretados conforme a Tabela 8.

Tabela 8: Concordância da classificação para o intervalo entre -1 e +1 para os índices kappa e tau.

VALOR = 1	Classificação totalmente correta (100% de concordância)
VALOR = 0	Não houve acordo entre a classificação e os dados de referência
VALOR < 0	Não houve discriminação entre as categorias
VALOR > 0	Concordância real foi maior que a concordância por chance (ou aleatória para o índice tau)

3.6.2 - Matriz de confusão para detecção de mudança

Além das dificuldades associadas à avaliação da precisão, a partir de uma única fonte de dados em sensoriamento remoto, a detecção de mudanças (change detection) apresenta um quadro mais difícil e desafiador (Congalton & Green, 1999). Para realizar uma avaliação estatística válida para dados de imagens tomadas no passado e suas alterações resultantes até o momento, obtidas em dados de imagens atuais, foi utilizada a matriz de erro para detecção de mudança. O coeficiente de concordância kappa representou a medida mais precisa para

detecção de mudança por levar em consideração todas as células da matriz de confusão (Congalton & Green, 1999).

A figura abaixo exemplifica uma matriz de erro para uma classificação com três categorias (A, B e C) e uma matriz de erro para a detecção de mudanças dessas mesmas categorias. Em uma matriz simples para as classes A, B e C temos uma configuração normal de 3X3, porém para a matriz de detecção de mudanças temos uma configuração 9X9. Essa representação nos alerta para o fato de não estarmos realizando uma classificação simples, mas para uma mudança entre duas classificações diferentes em momentos distintos (Congalton & Green, 1999).

CLASSIFICATION ERROR MATRIX				CHANGE DETECTION ERROR MATRIX									
CLASSIFIED DATA	REFERENCE DATA				REFERENCE DATA								
	A	B	C		AA	BB	CC	AB	AC	BA	BC	CA	CB
	A				AA								
	B				BB								
CLASSIFIED DATA	C				CC								
					AB								
					AC								
					BA								
					BC								
					CA								
					CB								

	NO CHANGE	CHANGE
NO CHANGE		
CHANGE		

Figura 11: Representação de uma matriz de erro em trabalhos de detecção de mudanças (Adaptado de CONGALTON & GREEN, 1999).

Na Figura 8, em uma matriz de erro para detecção de mudanças, temos nove possíveis resultados para cada célula da matriz que resultam da mudança no tempo de um momento para outro. A verificação da acurácia dessa matriz de confusão obedece ao mesmo procedimento para uma classificação simples, entretanto temos o complicador, que é a mudança (Congalton & Green, 1999).

A matriz de erro em detecção de mudanças pode ser simplificada em uma matriz de erro Change/No change. Essa matriz pode ser elaborada através da soma das categorias e agrupada em quatro células na matriz, apropriadas para a detecção de mudanças (Change/No change). Através da matriz de erro no Change/No change os analistas podem facilmente verificar se uma baixa acurácia foi devido a uma alteração técnica de detecção de erros, a uma classificação pobre ou a ambas (Congalton & Green, 1999).

3.7 – COLETA DE DADOS EM CAMPO E AVALIAÇÃO DA CLASSIFICAÇÃO

Entre os dias 13 e 18 de setembro e 06 a 12 de novembro de 2010 foram realizadas duas campanhas de validação da classificação dos manguezais e das detecções de mudança. Durante as campanhas de campo foram adquiridas fotografias panorâmicas digitais, coletados pontos de controle no terreno (GCPs) em coordenadas geográficas, a partir de receptores de posicionamento global ligados ao GPS (Global Position System) e observações, buscando identificar as áreas de manguezal e evidências de alterações resultantes do processamento de detecção de mudanças.

Devido às condições de acesso à área de estudo e sua extensão de aproximadamente 9.000 km², foram coletados 215 GCPs, sendo 62 para validar a área de manguezal e 153 para as demais classes e alvos que poderiam confundir com vegetação de manguezal (Figura 9). Os pontos de manguezais foram escolhidos em locais passíveis de confusão com as outras classes, a fim de se avaliar a acurácia da classificação em áreas cujos limiares de separabilidade são aproximados, como por exemplo, no contato entre terra firme e manguezal.

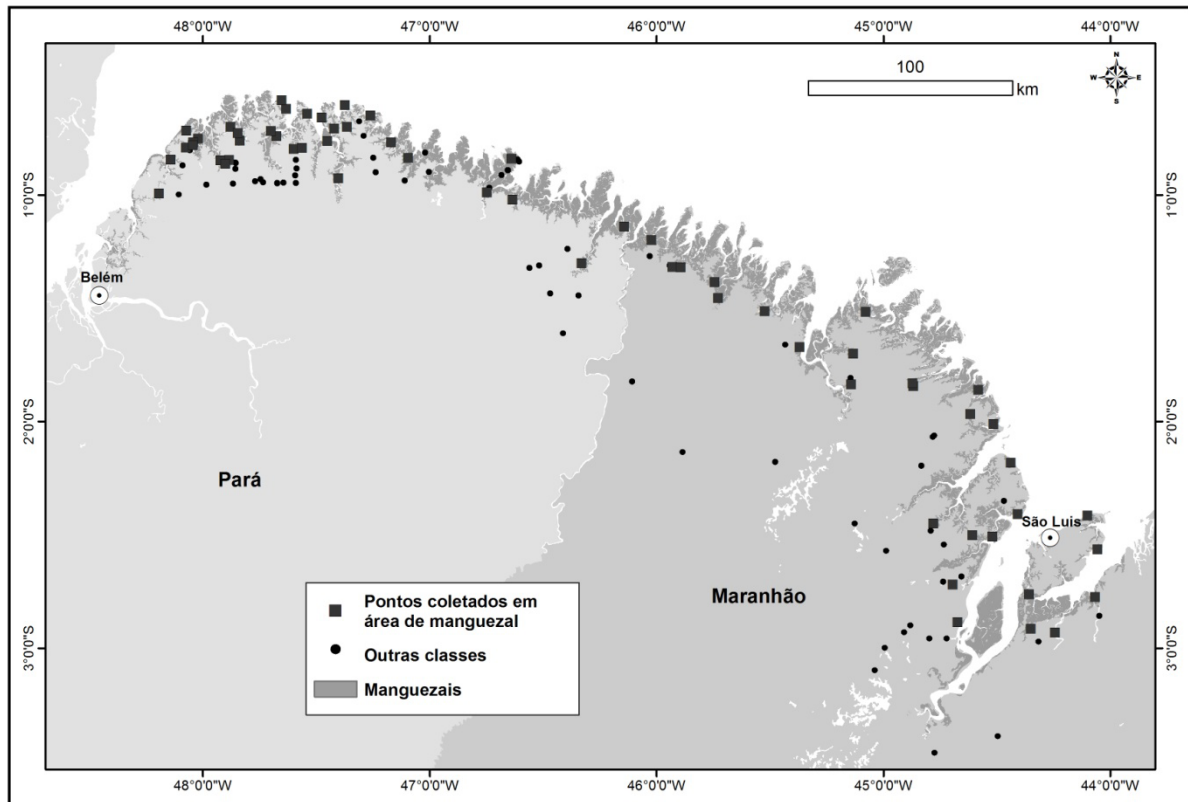


Figura 12: Pontos de coleta realizados no Estado do Pará e Maranhão em setembro e novembro de 2010.

4 - RESULTADOS

4.1 - ACURÁCIA DA CLASSIFICAÇÃO E QUANTIFICAÇÃO DAS ÁREAS DE MANGUEZAIS

Para validação da classificação foram coletados 215 pontos de controle no terreno, conforme ilustrado na Figura 10. Deste total, 62 pontos foram coletados em áreas de manguezal e 153 pontos nas demais classes, aqui definidas como Outras. Dos 62 pontos coletados em áreas de manguezal, 54 ou 87,10% foram classificados corretamente. Enquanto, 8 pontos ou 12,90 % não concordaram com os dados obtidos no campo. Dos 54 pontos identificados como manguezal, todos foram corretamente classificados na imagem. Em outras palavras, embora 100% das áreas de manguezal tenham sido identificadas como manguezal, somente 87,10% destas áreas definidas como manguezal na classificação são realmente áreas de manguezal no terreno.

Para a Classe “Outros” (Continente, Massa d’água, Vegetações Secundárias e Campos e Lagos) foram coletados 153 pontos no campo, dos quais todos foram classificados corretamente. Porém, devido à pequena confusão com classe manguezal, o erro de omissão ficou em torno de 5%, gerando uma exatidão do consumidor de aproximadamente 95% (Tabela 9).

O cálculo da acurácia da classificação orientada a objetos foi baseado em diferentes índices. O índice Kappa por Classe obteve valores de 0,96 para ambas as classes, enquanto o índice Kappa Geral foi de 0,91. A exatidão geral obtida para a classificação foi de 96,28 %, ou seja, dos 215 pontos obtidos, 207 foram corretamente classificados. Em relação, ao Índice Tau o valor obtido foi de 0,93, o que indicou que 93% mais objetos foram classificados corretamente do que seria esperado, de acordo com a atribuição aleatória. Todos os índices utilizados apontam para uma acurácia da classificação fortemente concordante com os dados obtidos no campo.

Tabela 9: Matriz de erro da classificação multiresolução e multisensor orientada a objetos.

Classificação	Manguezal	Outros	Total	Erro Comissão	Exatidão do Usuário
Manguezal	54	8	62	12,90%	87,10%
Outros	0	153	153	0	100%
Total	54	161	215		
Erro Omissão	0%	4,96%			
Exatidão do Consumidor	100%	95,04%			
Kappa por Classe	0,9626	0,9625			
Exatidão Geral = 96,28%		Índice Kappa = 0,91		Índice Tau = 0,93	

De acordo com a metodologia desenvolvida foi possível obter a quantificação das áreas de manguezais para os anos de 1996 e 2008 nos cinco setores geomorfológicos da CMMA.

Os manguezais a leste da foz do rio Amazonas apresentaram um crescimento de 6705,05 km² (1996) para 7423,60 km² (2008), ou seja, houve um aumento de 718,5 km² na área de manguezal. É possível observar, na figura 10, que houve um acréscimo nas áreas dos setores 1 (59,97 km²), 2 (58,58 km²), 4 (347,92 km²) e 5 (260,03 km²). Apenas o setor 3 apresentou decréscimo de áreas de manguezais (7,96 km²). Na Figura 10 é apresentada a quantificação das áreas de manguezais para os anos 1996 e 2008 para cada um dos setores analisados.

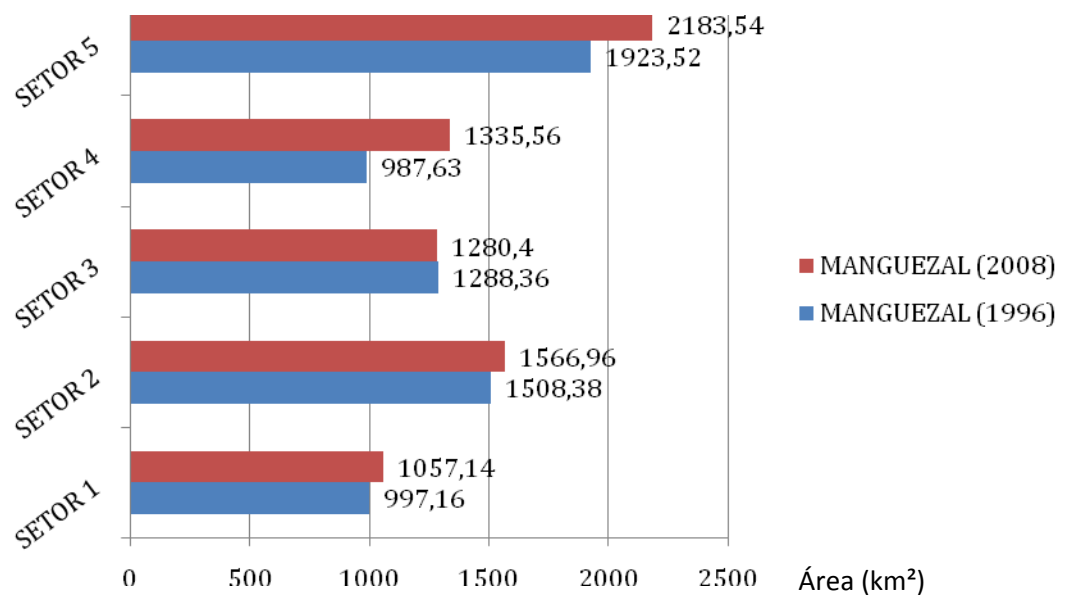


Figura 13: Quantificação dos manguezais em 1996 e 2008 por setor.

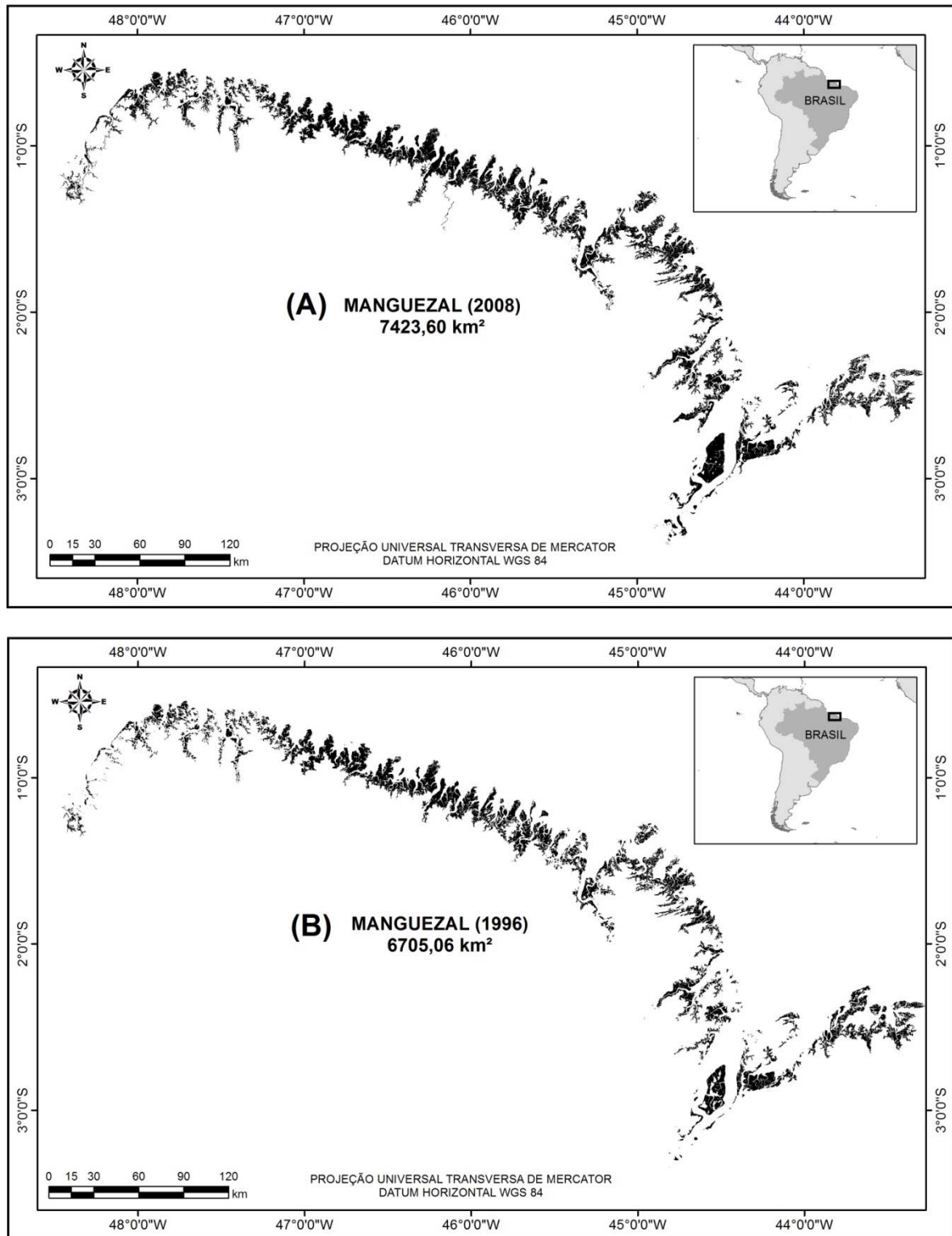


Figura 14: Áreas de manguezais para os anos de 2008 (A) e 1996 (B).

4.2 - DETECÇÃO DE MUDANÇAS NAS ÁREAS DE MANGUEZAIS

Foi elaborada uma nova matriz de erros para validação da detecção de mudanças, a partir dos pontos coletados em campo nas áreas de manguezal e que concordaram com a classificação orientada a objetos. Portanto, 54 pontos foram utilizados para a validação da detecção de mudanças. Destes, 23 pontos foram reconhecidos no campo como representantes de áreas de manguezal inalterada e 31 pontos como áreas alteradas, relacionadas tanto a processos de acresção, quanto retração de áreas de manguezal. Para área inalterada, 19 pontos ou 82,60% dos 23 pontos foram classificados corretamente, sendo 4 pontos ou 17,39% classificados como área alterada. Dos pontos classificados como área alterada, 26 ou 83,87% foram coletados corretamente e 5 pontos ou 16,12% foram classificados como classe inalterada. Portanto, apesar de somente 79,16% das áreas inalteradas terem sido corretamente identificadas, 82,60% das áreas chamadas inalteradas no mapa foram reconhecidas como áreas inalteradas no campo (Tabela 10).

Os índices gerais de classificação apresentaram comportamentos variados. O índice Kappa por classe apresentou valores acima de 0,8, enquanto o índice Kappa Geral é igual a 0,66. Isto indica uma classificação substancial com os dados obtidos no campo. A Exatidão Global apresentou valor de 0,83, que significa que 45 dos 54 pontos utilizados foram classificados de acordo com os dados coletados no campo. O índice Tau apresentou valor de 0,67 que indica uma concordância de 67% a mais dos objetos observados no campo em relação a uma atribuição aleatória.

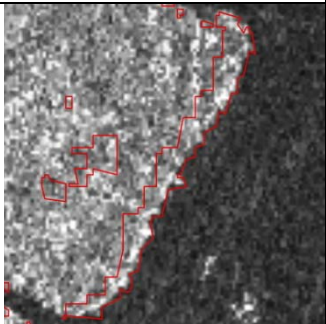
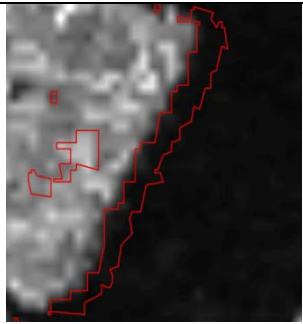
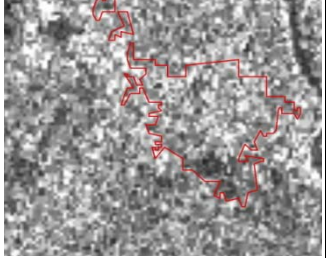
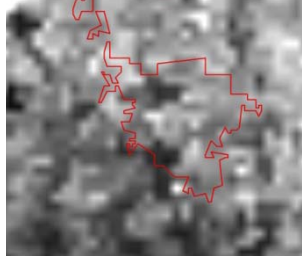
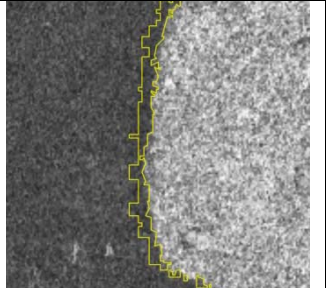
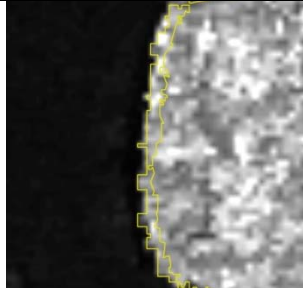
Tabela 10: Matriz de confusão elaborada para validação da classificação da detecção de mudanças.

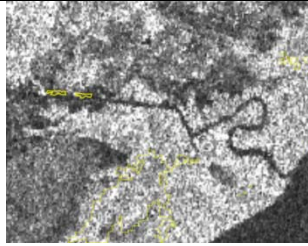
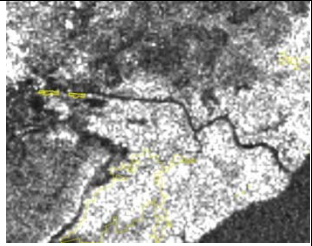
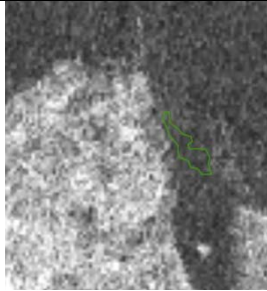
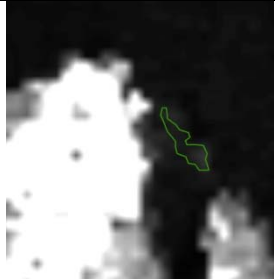
Classificação	Inalterado	Alteração	Total	Erro Comissão	Exatidão do Usuário
INALTERADO	19	4	23	17,39%	82,60%
ALTERAÇÃO	5	26	31	16,12%	83,87%
TOTAL	24	30	54		
Erro Omissão	20,83%	13,33%			
Exatidão do Produtor	79,16%	86,66%			
Kappa por Classe	0,83	0,82			
Exatidão Geral = 83,33%		Índice Kappa = 0,66		Índice Tau = 0,67	

A detecção de mudanças foi realizada entre as classes *manguezal* nos anos de 1996 e 2008. Como resultado, foi possível identificar a expansão e redução das áreas de manguezais, assim como as áreas que permaneceram inalteradas. A tabela 11 apresenta as diferentes formas de expansão e redução das áreas de manguezal observadas no campo e nas imagens SAR. Enquanto a Figura 13 ilustra a quantificação das áreas de manguezal acrescidas, reduzidas e inalteradas para cada um dos setores costeiros analisados.

É possível constatar que, durante o período analisado, ocorreu um acréscimo de área de manguezal de 1.931,04 km², uma redução de 1.212,50 km², permanecendo 5.492,56 km² de área inalterada. Assim, pudemos observar que ocorreu um ganho líquido de 718,54 km² de área de manguezal. Isto corresponde a um ganho de 10,71% nas áreas de manguezal de 1996 a 2008 (figura 12).

Tabela 11: Forma de alterações nas áreas de manguezal da CMMA (As linhas em vermelho representam áreas de erosão/deflorestamento, as linhas em amarelo representam áreas de acresção e a linha em verde representa agradação).

SITUAÇÃO	FOTOGRAFIA	Imagem JERS SAR 1996	Imagem ALOS PAL SAR 2008
Redução natural da área de manguezal em decorrência do processo de sedimentação			
Redução da área da manguezal causada por desflorestamento			
Área de manguezal inalterada, associada a área de expansão recente			

Área de expansão do manguezal em direção ao continente (estuário acima)			
Agradação de área de manguezal formando uma ilha no meio de uma canal estuarino			

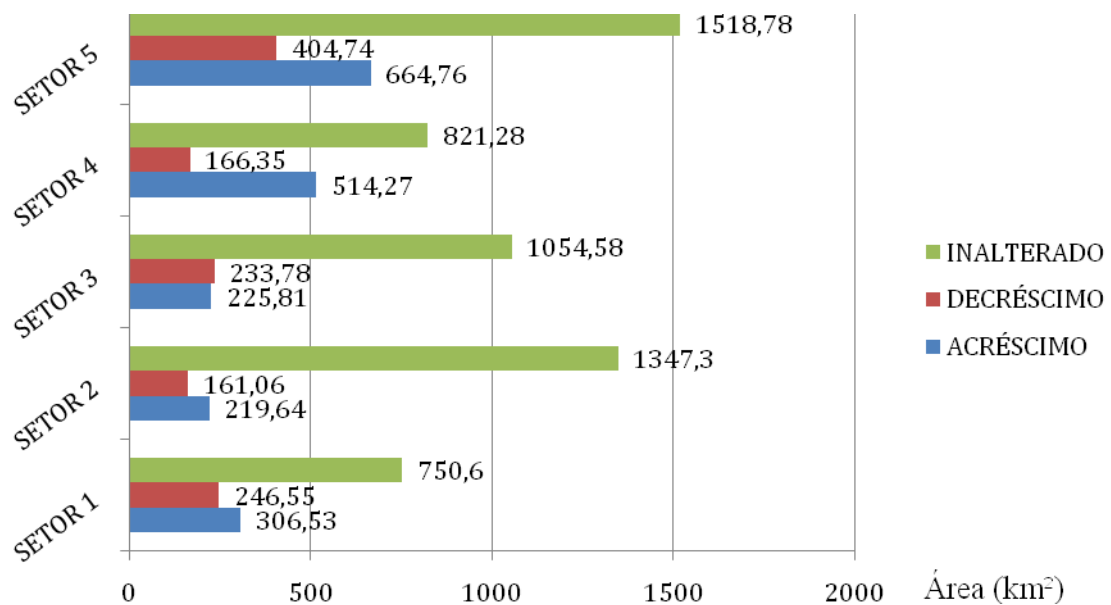


Figura 15: Acréscimo, redução e manutenção das áreas de manguezais para cada um dos setores costeiros estudados.

Analisando a Figura 13, podemos identificar, inicialmente, um aumento das áreas de manguezal em direção ao continente, ou seja, estuários acima. Entretanto, observa-se uma redução na área de manguezal próximo a linha de costa e no contato da terra firme com a planície costeira.

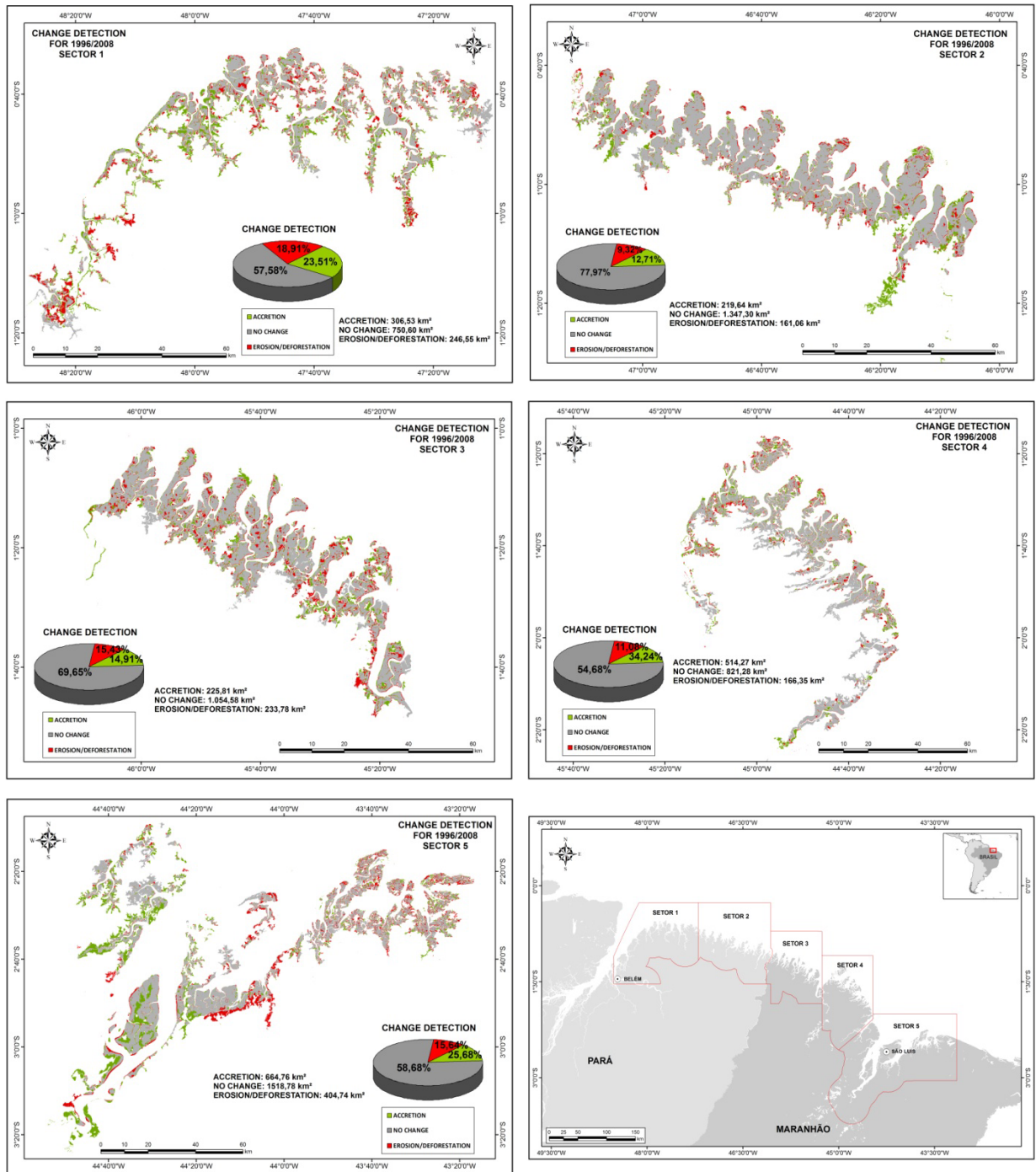


Figura 16: Mapas de detecção de mudanças em cada um dos setores costeiros analisados para o período de 1996 a 2008.

5 - DISCUSSÕES

Vários trabalhos sobre mapeamento de áreas de manguezal foram desenvolvidos, utilizando diversas metodologias de classificação, como a interpretação visual (Souza Filho, 2005), classificação orientada ao pixel (Giri et al., 2007; 2008; 2011) e classificação orientada a objetos (Shearman et al, 2009). A classificação orientada à objetos, conforme mencionada anteriormente, combina informações espectrais, temporais e espaciais para criar unidades (objetos) consistentes de importância para a análise estatística (Desclée et al., 2006). Desta forma, os objetos segmentados apresentaram uma forma consistente quando sobrepostos às imagens o que facilita a avaliação qualitativa e quantitativa da classificação.

Apesar das diferenças encontradas nas resoluções espaciais das imagens utilizadas, a segmentação multi-resolução mostrou eficiência ao integrar multi-dados para o mapeamento dos manguezais em uma escala regional. O tamanho e área dos objetos gerados foram bastante variados. Contudo, devido aos pesos diferenciados nas imagens, valorizando a informação digital dos radares, foi possível obter objetos com extensões mínimas em torno de 25 metros. Com base em tamanhos variados, podemos estimar uma escala para representação de acordo com o *erro máximo admissível* (LOCH, 2000), ou seja, representa a mínima estimativa gráfica (precisão gráfica), possível de ser observada a olho nu de acordo com cada terreno (extensão). Conforme as normas técnicas, a mínima estimativa gráfica é de 0,0002 metros. Se multiplicarmos esse valor pelo denominador de uma escala a representar teremos o erro gráfico mínimo a ser representado.

As regras estabelecidas no E-cognition para classificação das áreas de manguezal podem ser utilizadas para outras áreas desde que haja o conjunto das imagens usadas neste trabalho, visto que a metodologia utilizada buscou realizar um mapeamento e forma integrada sem fazer uso de vários softwares e processamentos. O processamento realizado com o E-cognition não está livre de edições, porém estas foram mínimas comparadas a outros softwares baseados em classificações pixel-a-pixel ou e segmentos. O tempo de processamento e resultados (estatística da classificação) mostrou o avanço no uso desta ferramenta na classificação de imagens.

Os valores obtidos na matriz de erro para validação da exatidão da classificação de áreas de manguezal são considerados excelentes. Entretanto, a diferença entre os índices gerados na matriz de erro para detecção de mudança pode ser consequência da quantidade de amostras utilizadas para a classificação do manguezal e para a identificação de áreas de

manguezal inalteradas e alteradas. Vale ressaltar que os pontos escolhidos para validação da classificação foram coletados em locais de maior confusão para classificação nas imagens SAR e óticas e, mesmo assim, os índices de acurácia obtidos para a classificação dos manguezais são excelentes, enquanto os índices de acurácia para classificação das mudanças são muito bons. Este resultado mostra que a classificação orientada a objetos relacionados às áreas de manguezais é condizente com a interpretação visual realizada por um intérprete experiente e conhecedor da realidade do terreno. Portanto, o uso da árvore de decisão estabelecida neste trabalho, a fim de classificar objetos relacionados à manguezais, pode ser expandida para áreas onde não se tem um bom conhecimento da realidade de campo.

A extensão da área de manguezal para o ano de 2008 (7.423,60 km²) quantificada, a partir de classificação orientada a objetos são condizentes àquelas estimada por Souza Filho (2005), a partir da interpretação visual de imagens Landsat do ano 2000 (7.591 km²), variando em apenas 2,2 %. A quantificação deste extenso manguezal faz desta área o maior cinturão contínuo de florestas de manguezais do planeta, que apresenta uma área superior a das florestas de manguezais de Sundarbans na Índia e Bangladesh com aproximadamente 5.816 km² e das florestas de manguezais do Golfo de Papua em Nova Guiné, que possui cerca de 5.929 km² de extensão (Sherman et al., 2009).

Os manguezais da Amazônia, de modo geral, apresentam uma densidade populacional nas suas vizinhanças, que varia de 10 a 25 habitantes por km² (Souza Filho et al., 2009). Mesmo assim, a partir de uma avaliação com base nas observações em campo, verificamos que o manguezal sofre pressões antrópicas locais, materializadas através de desflorestamento e aterramentos para construção de estradas e assentamentos de residências (Figura 14).

Sujeito a uma ocupação de baixa densidade populacional, a análise multitemporal das imagens multisensores de 1996 e 2008 revelou um aumento nas áreas de manguezal de 10,71% na Costa de Manguezais de Macromaré da Amazônia. Esta expansão das áreas de manguezal é observada através da progradação lateral e da migração em direção ao continente, que representam as áreas de maior altitude. Este processo é relatado por Gilman et al. (2007) em estudos na Samoa americana. Enquanto, em direção ao mar, observa-se a erosão dos manguezais em resposta à ação de ondas e marés (Ellison, 1993; Semeniuk, 1994), o que leva os manguezais a morte devido ao soterramento das raízes por areia oriundas da plataforma continental interna (Figura 14). Portanto, podemos concluir preliminarmente que deve estar ocorrendo a salinização dos cursos superiores dos estuários, gerando áreas propícias para o desenvolvimento dos manguezais.



A – Expansão urbana em Turiaçu (Maranhão).

B – Desflorestamento e aterramento para abertura de estrada na área de manguezal em Vila Penha (Pará).

Figura 17: Ação antrópica nas áreas de manguezal na Zona Costeira Amazônica. A) Construção de estradas e B) Expansão urbana em áreas de manguezais.

É importante destacar que o processo de expansão das áreas de manguezal observado à leste da foz do rio Amazonas é peculiar a esta área de estudo. Estudos realizados em outras áreas com grande extensão de manguezais, como o Golfo de Papua em Nova Guiné mostram uma redução na área de manguezal no período de 1973-2002 (Shearman, 2010), enquanto os manguezais de Sundarbans em Bangladesh e Índia permanecem com a área inalterada de 1973-2000 (Giri et al. 2007). Vale ressaltar que os autores acima citados não quantificaram as variações de áreas de manguezal no limite em direção ao continente, o que pode comprometer o balanço das áreas de expansão e redução de manguezais.

A quantificação e a dinâmica das áreas de manguezal é um campo de estudo relativamente recente. Alguns trabalhos vêm sendo publicados a respeito disto empregando diferentes abordagens e metodologias. Assim, diferenças significativas, são apresentadas em relação ao aumento ou diminuição das áreas de manguezal. Essas diferenças estão associadas em parte ao desconhecimento por parte de um determinado pesquisador acerca da distribuição real das áreas de mangue em várias regiões do planeta. A partir de uma maior interação entre os cientistas, uma melhor estimativa das áreas de manguezais pode ser realizada contribuindo para um mapeamento global mais preciso.

6- CONCLUSÕES

Uma detecção com acurácia geral maior que 95% e um Kappa superior a 0,95 obtidos utilizando um conjunto de dados de sensores remotos orbitais SAR (ALOS PALSAR e JERS-1 SAR), óptico (Landsat TM) e dados de elevação SRTM comprovam que o método de classificação multiresolução e multisensor orientada a objetos é muito eficiente para quantificar áreas de floresta de mangue. Enquanto, que na detecção de mudança, os índices de acurácia geral (83,33%) e Kappa (0,66) obtidos comprovam que o método é eficiente e ainda pode ser melhorado. Portanto, as possibilidades de refinamento de um único parâmetro da árvore decisão proposta, como o algoritmo, operador, função/condição, descritor ou intervalo algoritmo permitirão que o usuário personalize a técnica de mapeamento e de detecção de mudança de acordo com objetivos pré-estabelecidos.

A área de floresta de mangue mapeada em 2008 na CMMA no Brasil, na região a leste da foz do rio Amazonas, faz desta a maior área contínua de manguezais do planeta, superando em mais de 1500 km² as áreas de manguezais de Sunderbans na Índia e Bangladesh e do Golfo de Papua em Nova Guiné. Além disso, no período de 1996 e 2008 ocorreu um aumento na área de manguezal da CMMA da ordem de 10%. Levando-se em consideração as características dos sensores utilizados, as alterações são significativas e importantes diante do contexto atual em que se encontram outros sistemas de manguezais de grande representatividade cujas áreas estão em processo de redução.

Essas alterações resultam de ações de ordem natural e antrópicas em escalas diferenciadas. A expansão das áreas de manguezal na área em estudo estão associadas principalmente ao crescimento da floresta em direção ao curso superior dos estuários, ou seja, às áreas topograficamente mais elevadas em direção ao continente. Entretanto, as áreas onde ocorrem redução da área de mangue estão relacionadas a erosão costeira devido à ação de ondas e marés em direção ao mar, e ao desflorestamento do mangue no contato com a terra firme.

Para entendermos melhor a interação entre os impactos naturais e antrópicos e como cada um pode influenciar a dinâmica dos manguezais, precisamos de evidências, além daquelas produzidas por dados de sensores remotos, como variações sazonais da precipitação, da vazão dos rios, das marés e da temperatura do ar e da superfície do mar. Somente desta forma poderemos explicar de que forma as mudanças climáticas afetam as áreas de manguezais e como o ecossistema manguezal responde a elas.

REFERÊNCIAS

- Alongi, D.M. (2002). Present state and future of the world's mangrove forests. *Environmental Conservation*, 29, 331-349
- Alongi, D.M. (2008). Mangrove forests: Resilience, protection from tsunamis, and responses to global climate change. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, 76, 1-13.
- Baatz, M.; Schäpe, A. 2000. Multiresolution Segmentation: an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation. Disponível: <http://www.definiens.com> [capturado em 18 julho 2010].
- Desclée, B., Bogaert, P., Defourny, P., 2006. Forest change detection by statistical object-based method. *Remote Sensing of Environment*, 102 (1-2), pp. 1-11.
- Cohen, J. A coefficient of agreement for nominal scales. *Educational and Psychological Measurement* 20:37-46. 1960.
- Congalton, R. G.; Green, K. 1999. Assessing the Accuracy of Remote Sensed Data: Principle and Practices. Lewis Publishers. New York, 123p.
- Congalton, R. G. A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*, v. 49 n. 12, p. 1671-1678, 1991.
- DHN – (DEPARTAMENTO DE HIDROGRAFIA E NAVEGAÇÃO) Disponível em: <http://www.mar.mil.br/dhn/chm/tabuas/index.htm>. Acesso em 07 de agosto de 2010.
- DGI/INPE (Divisão de Geração de Imagens/Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais). Disponível em: <http://www.dgi.inpe.br/CDSR/>. Acesso em 17 de abril de 2009.
- Ellison, J., 1993. Mangrove retreat with rising sea level, Bermuda. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, v. 37, p. 75-87.
- Figueiredo, G. C. 2007. Exatidão posicional e temática de imagens orbitais. Viçosa, MG. 87 p (Dissertação de Mestrado).
- Flanders, D., Hall-Beyer, M., & Pereverzoff, J. (2003). Preliminary evaluation of eCognition object-based software for cut block delineation and feature extraction. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 29(4), 441-452.
- Foody, G. M. Status of land cover classification accuracy assessment. *Remote Sensing of Environment*. Vol. 80, p. 185-201, 2002.
- Foody, G. M. On the compensation for chance agreement in image classification accuracy assessment. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, v. 58, n. 10, p. 1459-1460, 1992.

- Fromard, F; Veja, C; Proisy, C. Half a century of dynamic coastal change affecting mangrove shorelines of French Guiana. A case study based on remote sensing data analyses and field surveys. *Marine Geology*, v. 208, n. 2004, p. 265-280, 2004.
- Gilman, E., J. Ellison, and R. Coleman. 2007. Assessment of mangrove response to projected relative sea-level rise and recent historical reconstruction of shoreline position. *Environmental Monitoring and Assessment* 124: 1–3.
- Giri, C; Ochieng, E; Tieszen, L. L; Zhu, Z.; Singh, A.; Loveland, T.; Masek, J.; Duke, N. Status and distribution of mangrove forests of the world using earth observation satellite data. *Global Ecology and Biogeography*, p. 1-6, 2011.
- Giri, C., Zhu, Z., Tieszen, L.L., Singh, A., Gillette, S. & Kelmelis, J.A. (2008) Mangrove forest distributions and dynamics (1975–2005) of the tsunami-affected region of Asia. *Journal of Biogeography*, **35**, 519–528.
- Giri, C., Pengra, B., Zhu, Z., Singh, A. & Tieszen, L. (2007) Monitoring mangrove forest dynamics of the sundarbans in Bangladesh and India using multi-temporal satellite data from 1973–2000. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, **73**, 1–2, 91–100.
- GLCF - Global Land Cover Facility. Disponível em: <http://www.landcover.org/index.shtml>. Acesso em 15 de abril de 2009.
- Green, EP; Clark, CD; Mumby, PJ; Edwards, AJ; Ellis, AC. Remote sensing techniques for mangrove mapping. *International Journal of Remote Sensing* 19:935–956, 1998.
- Hadlich, G. M.; Ucha, J. M. (Coord.). Apicuns e manguezais na Baía de Todos os Santos, Bahia. Salvador: UFBA/IGEO/Núcleo de Estudos Ambientais, 2007. 1 mapa color. Escala 1:100.000.
- Herz, R. 1991. Manguezais do Brasil. São Paulo. Instituto Oceanográfico, Universidade de São Paulo. 227 pp.
- JAXA (JAPAN AEROSPACE EXPLORATION AGENCY). EORC: Earth Observation Research Center. Disponível em: <http://www.eorc.jaxa.jp/en/>. Acesso em: 01 de Julho de 2009.
- Kathiresan, K., Bingham, B.L., 2001. Biology of mangroves and mangrove ecosystems. *Advances in Marine Biology* 40, 81e251.
- Kathiresan, K., & Rajendran, N. (2005). Coastal mangrove forests mitigated tsunami. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, **65**, 601-606
- Lima, C. A; Silva, E. T. J. B; Sano, E. E. Análise de imagens do ALOS/PALSAR para a discriminação da cobertura vegetal da Amazônia. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 2009, Natal, Brasil, *Anais XIV...*, Natal, Brasil, 25-30 abril 2009, INPE, p. 7315-7321.

- Lobo, A. (1997). Image segmentation and discriminant analysis for the identification of land cover units in ecology. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35, 1136-1145.
- Loch, C. Topografia contemporânea: planimetria / Carlos Loch, Jucilei Cordini. 2º Ed. – Florianópolis: Ed. da UFSC, 2000.
- Lu, D., Mausel, P., Brondizio, E., Moran, E., 2004. Change detection techniques. *International Journal of Remote Sensing*, 25 (12), pp. 2365-2407.
- Lucas, R.M.; Mitchell, A.L.; Rosenqvist, A.; Proisy, C.; Melius, A.; Ticehurst, C. "The potential of L-band SAR for quantifying mangrove characteristics and change. Case studies from the tropics and subtropics." *Aqua. Cons.: Mar. & Fresh. Ecol.*, 17, 245-264, 2007.
- Ma, Z., & Redmond, R. (1995). Tau coefficients for accuracy assessment of classification of remote sensing data. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 61(4), 435-439.
- Medina, G. L. P. M491i Identificação de Áreas de Risco de Transmissão de *leishmaniose tegumentar* através de Imagens de Satélite e Análise Espacial / Rio de Janeiro: Instituto Militar de Engenharia, 2007. 114p.: il.
- Moraes, B.C.; Costa, J.M.N. & Costa, A.C.L. 2005. Variação espacial e temporal da precipitação no estado do Pará. *Acta Amazônica*, 35: 207–214.
- Naesset, E. (1996). Conditional tau coefficient for assessment of producer's accuracy of classified remotely sensed data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 51, 91-98
- Paradella, W. R; Santos, A. R; VenezianI, P; Cunha, E. S. P. Radars imageadores nas geociências: estado da arte e perspectivas. *Revista Brasileira de Cartografia*, v.1, n. 57, p. 56-62, 2005.
- Prost, M. T. 1997. La mangrove de front de mer en Guyane: ses transformations sous l'influence du système de dispersion Amazonien et son suivi par télédétection. In: *Mangrove ecosystem studies in Latin America and Africa*, KJERFVE B, LACERDA LD & DIOP EHS (Ed.). UNESCO, Paris, 111-126.
- Rebello-Mochel, F. 1997. Mangroves on São Luís Island, Maranhão Brazil. In: *Mangrove ecosystem studies in Latin America and Africa*, KJERFVE B, LACERDA LD & DIOP EHS (Ed.). UNESCO, Paris, 145-154.
- Rodrigues, S. W. P. ; Souza-Filho, P. W. M. Use of Multi-Sensor Data to Identify and Map Tropical Coastal Wetlands in the Amazon of Northern Brazil. *Wetlands* (Wilmington, N.C.) v. 31, p. 11-23, 2011.
- Rosenqvist, A., Shimada, M., Chapman, B., Freeman, A., De Grandi, G.D., Saatchi, S., & Rauste, Y. (2000). The Global Rain Forest Mapping project - a review. *International Journal of Remote Sensing*, 21, 1375-1387

- Rosenqvist, A., Shimada, M., Ito, N., & Watanabe, M. (2007). ALOS PALSAR: A Pathfinder Mission for Global-Scale Monitoring of the Environment. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 45, 3307-3316
- Saenger, P., Hegerl, E.J. & Davie, J.D.S. (1983) Global status of mangrove ecosystems. Commission on Ecology Papers No. 3. World Conservation Union (IUCN), Gland, Switzerland
- Saura, S. (2002). Effects of minimum mapping unit on land cover data spatial configuration and composition. *International Journal of Remote Sensing*, 23, 4853-4880.
- Schaeffer-Novelli, Y. Situação atual do grupo de ecossistemas: “Manguezal, Marisma e Apicum” incluindo os principais vetores de pressão e as perspectivas para sua conservação e usos sustentável. São Paulo, Brasil, 1989, p. 119.
- Semeniuk, V., 1994. Predicting the effect of sea-level rise on mangroves in northwestern Australia. *Journal of Coastal Research*. v. 10, p. 1050–1076.
- Shearman, P. L. Recent Change in the Extent of Mangroves in the Northern Gulf of Papua, Papua New Guinea. *AMBIO*, v. 39: 181–189, 2010.
- Shearman, P. L.; Ash, J.; Mackey, B.; Bryan, J. E.; Lokes, B. Forest Conversion and Degradation in Papua New Guinea 1972–2002. *BIOTROPICA*, v. 41(3): p. 379–390 2009.
- Souza Filho, P.W.M., & Paradella, W.R. (2002). Recognition of the main geobotanical features along the Bragança mangrove coast (Brazilian Amazon Region) from Landsat TM and RADARSAT-1 data. *Wetlands Ecology and Management*, 10, 123–132
- Souza-Filho, P.W.M., & Paradella, W.R. (2003). Use of synthetic aperture radar for recognition of Coastal Geomorphological Features, land-use assessment and shoreline changes in Bragança coast, Pará, Northern Brazil. *Annals of the Brazilian Academy of Sciences*, 75, 341-356
- Souza-Filho, P.W.M., & Paradella, W.R. (2005). Use of RADARSAT-1 fine mode and Landsat-5 TM selective principal component analysis for geomorphological mapping in a macrotidal mangrove coast in the Amazon region. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 31, 214-224
- Souza Filho, P. W. M. e. Costa de Manguezais de Macromaré da Amazônia: cenários morfológicos, mapeamento e quantificação de áreas usando dados de sensores remotos. *Revista Brasileira de Geofísica*, v. 23, n. 4, p. 427-435, 2005.
- Souza Filho, P. W. M; Martins, E. S. F; Costa, F. R; Using mangroves as a geological indicator of coastal changes in the Bragança macrotidal flat, Brazilian Amazon: A remote sensing data approach. Elsevier, São Paulo, Brazil. *Ocean & Coastal Management*, v. 49, n. 2006, p. 462-475, 2006.

- Souza Filho, PWM; Lessa, GC; Cohen, MCL; Costa, FR; Lara RJ. The subsiding macrotidal barrier estuarine system of the Eastern Amazon Coast, Northern Brazil. In: Dillenburg SF, Hesp PA (eds) *Geology and geomorphology of Holocene coastal barriers of Brazil*. Springer, New York, pp 347–375, 2009.
- Spalding M, Blasco F & Field C. 1997. *World mangrove atlas*. ISME, Okinawa, 178 pp.
- Spalding, M.; Kainuma, M.; Collins, L. 2009. *World Atlas of Mangroves*. UK: Earthscan, ISME, ITTO, FAO, UNESCO-MAB, UNEP-WCMC and UNU-INWEH : 336p.
- Tucker, C.J., Grant, D.M., & Dykstra, J.D. (2004). NASA's Global Orthorectified Landsat Data Set. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 70, 313–322
- UNEP-WCMC (2006). *In the front line: shoreline protection and other ecosystem services from mangroves and coral reefs*. Cambridge, UK: UNEP-WCMC. 33p.
- Vasconcelos, A. de O. *Análise Multitemporal da Área de Proteção Ambiental de Guapi-Mirim Utilizando Técnicas de Segmentação e Classificação Orientada a Objeto de Imagens IKONOS II dos Anos 2006 e 2008* – Rio de Janeiro: UFRJ/COPPE, 2009. (Dissertação de Mestrado)
- Verstappen, H. T. & Zuidam, R. A. 1991. *The ITC system of geomorphologic survey*. ITC Publication n. 10, Netherlands, 89 pp.
- Walter, V. (2004). Object-based classification of remote sensing data for change detection. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 58, 225-238
- Wulder, M.A., Hall, R.J., Coops, N.C., & Franklin, S.E. (2009). High Spatial Resolution Remotely Sensed Data for Ecosystem Characterization. *BioScience*, 54, 511-521

ANEXOS

ANEXO A - CÁLCULO DOS VALORES E ÍNDICES DA MATRIZ DE ERRO PARA VALIDAÇÃO DO MANGUEZAL

Classificação	Manguezal	Outros	Total	Erro Comissão	Exatidão do Usuário
Manguezal	54	8	62	12,90%	87,10%
Outros	0	153	153	0	100%
Total	54	161	215		
Erro Omissão	0%	4,96%			
Exatidão do Consumidor	100%	95,04%			
Kappa por Classe	0,9626	0,9625			
Exatidão Geral = 96,28%			Índice Kappa = 0,91		Índice Tau = 0,93

Erro de comissão (Manguezal): $(62 - 54 / 62) * 100 = 12,9\%$

Erro de omissão (Manguezal): $(54 - 54 / 54) * 100 = 0$

Erro de comissão (Outros): $(153 - 153 / 153) * 100 = 0$

Erro de omissão (Outros): $(161 - 153 / 161) * 100 = 4,96\%$

Exatidão do consumidor (Manguezal): $54 / 62 * 100 = 87,0967\%$

Exatidão do produtor (Manguezal): $54 / 54 * 100 = 100\%$

Exatidão do consumidor (Outros): $153 / 153 * 100 = 100\%$

Exatidão do produtor (Outros): $153 / 161 * 100 = 95,0310\%$

Exatidão Global: $(54 + 153 / 215) * 100 = 96,2790\%$

Índice Kappa: $\frac{215 * (54 + 153) - [(54 * 62) + (161 * 153)]}{(215)^2 - [(54 * 62) + (161 * 153)]} * 100 = 90,5722\%$

Kappa por classe (Manguezal): $\frac{215 * 207 - (54 + 62)}{(215)^2 - (54 + 62)} * 100 = 0,9626$

Kappa por classe (Outros): $\frac{215 * 207 - (161 + 153)}{(215)^2 - (161 + 153)} * 100 = 0,9625$

Índice Tau: $\frac{(207 / 215) - (1 / 2)}{1 - (1 / 2)} = 0,92558$

ANEXO B - CÁLCULO DOS VALORES E ÍNDICES DA MATRIZ DE ERRO PARA VALIDAÇÃO DA DETECÇÃO DE MUDANÇAS.

Classificação	Inalterado	Alteração	Total	Erro Comissão	Exatidão do Usuário
INALTERADO	19	4	23	17,39%	82,60%
ALTERAÇÃO	5	26	31	16,12%	83,87%
TOTAL	24	30	54		
Erro Omissão	20,83%	13,33%			
Exatidão do Produtor	79,16%	86,66%			
Kappa por Classe	0,83	0,82			
Exatidão Geral = 83,33%			Índice Kappa = 0,66		Índice Tau = 0,67

Erro de comissão (Inalterado): $(23 - 19 / 23) * 100 = 17,39\%$

Erro de omissão (Inalterado): $(24 - 19 / 24) * 100 = 20,83\%$

Erro de comissão (Alteração): $(31 - 26 / 31) * 100 = 16,12\%$

Erro de omissão (Alteração): $(30 - 26 / 30) * 100 = 13,33\%$

Exatidão do consumidor (Inalterado): $19 / 23 * 100 = 82,60\%$

Exatidão do produtor (Inalterado): $19 / 24 * 100 = 79,16\%$

Exatidão do consumidor (Alteração): $26 / 31 * 100 = 83,87\%$

Exatidão do produtor (Alteração): $26 / 30 * 100 = 86,66\%$

Exatidão Global: $(19 + 26 / 54) * 100 = 83,33\%$

Índice Kappa: $\frac{54*(19+26) - [(24*23) + (30*31)]}{(54)^2 - [(24*23) + (30*31)]} * 100 = 66,10\%$

Kappa por classe (Inalterado): $\frac{54*(19+26) - (24 + 23)}{(54)^2 - (24 + 23)} * 100 = 83\%$

Kappa por classe (Alteração): $\frac{54*(19 + 26) - (30 + 31)}{(54)^2 - (30 + 31)} * 100 = 82\%$

Índice Tau: $\frac{(19 + 23 / 54) - (1 / 2)}{1 - (1 / 2)} = 0,6666$