



**UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ
INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS
FACULDADE DE GEOLOGIA**

TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO – TCC

**MAPEAMENTO E DETECÇÃO DE MUDANÇAS EM ÁREAS
DE MANGUEZAIS, NOS LITORAIS SUL E SUDESTE DO
BRASIL, UTILIZANDO DADOS MULTISENORES DE
SENSORIAMENTO REMOTO E TÉCNICA DE
CLASSIFICAÇÃO ORIENTADA A OBJETO**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado por:

JOÃO PAULO NOBRE LOPES

Orientador: Dr. Wilson da Rocha Nascimento Júnior (ITV-Vale)

BELÉM – PA

2017



**UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ
INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS
FACULDADE DE GEOLOGIA**

**MAPEAMENTO E DETECÇÃO DE MUDANÇAS EM ÁREAS DE
MANGUEZAIS, NOS LITORAIS SUL E SUDESTE DO BRASIL,
UTILIZANDO DADOS MULTISENsoRES DE SENSORIAMENTO
REMOTO E TÉCNICA DE CLASSIFICAÇÃO ORIENTADA A OBJETO**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado por:

JOÃO PAULO NOBRE LOPES

Orientador: Dr. Wilson da Rocha Nascimento Júnior (ITV-Vale)

BELÉM – PA

2017

Dados Internacionais de Catalogação-na-Publicação (CIP)
Biblioteca do Instituto de Geociências/SIBI/UFPA

Lopes, João Paulo Nobre, 1992-

Mapeamento e detecção de mudanças em áreas de manguezais, nos litorais sul e sudeste do Brasil, utilizando dados multisensores de sensoriamento remoto e técnica de classificação orientada a objeto / João Paulo Nobre Lopes. – 2017.

xiii, 50 f. : il. ; 30 cm

Inclui bibliografias

Orientador: Wilson da Rocha Nascimento Júnior

Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação) – Universidade Federal do Pará, Instituto de Geociências, Faculdade de Geologia, Belém, 2017.

1. Sensoriamento Remoto – Brasil. 2. I. Título.

CDD 22. ed.: 621.36780981

Elaborado por
Hélio Braga Martins
CRB-2/698



**UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ
INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS
FACULDADE DE GEOLOGIA**

**MAPEAMENTO E DETECÇÃO DE MUDANÇAS EM ÁREAS DE
MANGUEZAIS, NOS LITORAIS SUL E SUDESTE DO BRASIL,
UTILIZANDO DADOS MULTISENORES DE SENSORIAMENTO
REMOTO E TÉCNICA DE CLASSIFICAÇÃO ORIENTADA A OBJETO.**

Trabalho de conclusão de curso apresentado por:

JOÃO PAULO NOBRE LOPES

Como requisito para à obtenção do Grau de Bacharel em Geologia

Data da Aprovação: 11 / 12 /2017

Banca Examinadora:

Wilson da Rocha Nascimento Júnior - Orientador
(Dr. em Geologia e Geoquímica – UFPA)

Prof. Arnaldo da Silva Queiroz- Membro
(Dr. em Sensoriamento Remoto - INPE)

Prof. Francisco de Souza Oliveira - Membro
(Dr. em Geofísica - UFPA)

Dedico este trabalho aos meus pais, irmãos, minha família, namorada, amigos e todos que contribuíram direta ou indiretamente para que eu chegasse até aqui.

AGRADECIMENTOS

Nesse momento gostaria de agradecer aquelas pessoas que contribuíram para que eu me tornasse a pessoa que sou hoje e que ajudaram no desenvolvimento deste trabalho.

Primeiramente agradeço a Deus por iluminar os meus passos, me protegendo diariamente e me dando forças para ir em busca dos meus objetivos.

Agradeço aos meus pais Paulo Augusto e Ana Maura por todo o apoio, incentivo e investimento em minha educação. Aos meus irmãos Luiz Paulo (Anti), Ana Paula (Zaquinha) e Paulo Vítor (Poka) por todos os momentos de descontração. Agradeço muito a Deus por ter vocês ao meu lado.

Agradeço a toda minha família, Avós (Luzialva e Maria Raimunda), avô (Raimundo Carlos), tias, tios e primos, principalmente a minha vó Luzia por ser o meu refúgio; as minhas tias Ludirema (valei-me minha tia) e Lucideia pela preocupação e meu tio Antônio Carlos pelas conversas sempre muito produtivas.

A Janylle Trindade, minha namorada e um dos melhores presentes que a geologia me deu. Agradeço a sua parceria, dicas, paciência e apoio para que eu terminasse a graduação.

Aos amigos Nilson Neto e Carlo Yukio por embarcarem junto comigo em uma das etapas mais difícil de minha vida, que foi a troca de curso. Gostaria de dizer a vocês que tudo valeu a pena.

Aos amigos do Rêgo Barros, especialmente Cláudio Estrela (Bolo) pela amizade um pouco distante, porém sempre muito sincera. Aos amigos do Catalina no qual tornaram minha infância muito especial e guardo com muito carinho. Ao amigo e cunhado Carlos Antônio por todas as missões e caronas cedidas ao longo desses anos.

A Universidade Federal do Pará (UFPA) do qual tenho muito orgulho de fazer parte dessa história e por assegurar uma educação de qualidade.

Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) pela concessão de bolsas ao longo de minha trajetória acadêmica na graduação.

Ao chefe e amigo azulino Paulo José Alves por ter me dado a primeira oportunidade de trabalhar em um projeto de pesquisa, por ter contribuído de forma significativa com a minha formação e se hoje estou desenvolvendo este trabalho com sensoriamento remoto eu devo muito a ele.

Ao professor Pedro Walfir do qual tenho muita admiração pelo exemplo de profissional que é e por toda bagagem que carrega. Agradeço por ter aceitado a minha orientação em projetos de iniciação científica.

Agradeço ao Dr. Wilson da Rocha Nascimento Júnior, meu atual orientador, por ter assumido a orientação desse Trabalho de Conclusão de Curso. Sua participação e opinião foram fundamentais no desenvolvimento desse trabalho.

Aos amigos do LAIT (Laboratório de Análise de Imagens do Trópico Úmido) Carlos Reis, Diogo Santos, Lourival, Michele, Francisco e Gustavo. Muito obrigado pela parceria ao longo de mais de 2 anos e pelo excelente ambiente de trabalho.

Aos professores Arnaldo Queiroz, Roberto Vizeu e Carlos Marcelo por simplificarem o aprendizado durante o curso. Em especial a professora Eliene Lopes de Souza, excelente profissional, e por ter confiança no meu trabalho, permitindo assim uma monitoria na disciplina de hidrogeologia.

A Profill Engenharia e Ambiente Ltda., representada pelo geólogo Tiago Ficher, pela oportunidade de estágio. Ao Dr. Igor pela amizade e por todo o conhecimento repassado durante as etapas de cadastramento e coleta de amostras.

Ao Amigo Chagas, pelas oportunidades de trabalhar na feira do livro durante vários anos no stand da UNESP. Agradeço principalmente pelos livros de geologia que me foram doados, eles contribuíram de forma significativa para a conclusão deste trabalho.

Não poderia deixar de agradecer aos amigos da geologia: Jean Bizet, Yan Carlos, Isabele Barros (Jhonson's baby), Antônio Gonçalves e Lucas Condurú. Aos amigos Acácio Pina e Izabelle Serrão que tornaram os trabalhos em equipe mais fácil e sempre com comemorações a altura, juntamente com o Gabriel Salomão, formando assim a família faixa 1.

Por fim gostaria de agradecer a todos que contribuíram de alguma forma no desenvolvimento desta pesquisa.

“Um dia sem rir é um dia perdido”

Charles Chaplin

*“Nada em mim foi covarde, nem mesmo
as desistências: desistir, ainda que não
pareça, foi meu grande gesto de coragem”*

Caio Fernando Abreu

RESUMO

Os Manguezais são importantes ecossistemas característicos de regiões tropicais e subtropicais localizados em zonas de transição entre ambientes terrestres e marinhos, com influência de maré, e apresentam vegetação típica. Diante de suas funções ecológicas podemos destacar o fato desse ambiente apresentar condições favoráveis para reprodução e abrigo de diversas espécies de animais, além de proteger a linha de costa, amenizando o impacto causado por erosão. O objetivo deste estudo é realizar o mapeamento e detecção de mudanças das áreas de manguezais referente ao litoral das regiões sudeste e sul do Brasil, entre os anos de 2008 e 2016, a partir de dados multisensores (Imagens SAR, Ópticas e Modelo Digital de Elevação) utilizando a abordagem de classificação orientada a objeto (GEOBIA), que determina a redução de uma imagem em regiões homogêneas (objetos imagens) através do agrupamento de conjuntos de pixels com características similares (aspectos espectrais, cor, forma, compacidade e suavidade). Diversos estudos sobre mapeamento de manguezais utilizando técnicas de processamento digital de imagens foram realizados para a área de estudo, porém a abordagem orientada ao objeto representa uma alternativa e avanço na classificação de imagens obtidas por diferentes sensores. Como resultados observou-se que em 2008 o litoral sul e sudeste do Brasil continha 849,55 km² de áreas de manguezais e 806,64 km² em 2016. Isso demonstra uma perda líquida de 42,91 km² na área de manguezal. Dentro os 5 estados mapeados, somente o estado do Paraná apresentou aumento no total de áreas de manguezais entre 2008 e 2016. A partir da análise da detecção de mudanças constatou-se que houve um acréscimo total de 138,53 km², uma erosão total de 181,44 km² e permaneceram inalteradas uma área de 668,11 km² de manguezal. A validação da classificação ocorreu através de análises estatísticas de duas matrizes de confusão (2008 e 2016) contendo os erros e acertos da classificação. A matriz de confusão, para o ano de 2008, apresentou índices de exatidão global = 0,92, índice Kappa = 0,84, e índice Tau = 0,84. Em 2016 apresentaram índices de exatidão global = 0,93, índice Kappa = 0,86, e índice Tau = 0,86. Esses resultados demonstram a eficácia da utilização da classificação orientada a objetos para o mapeamento e análise da dinâmica dos manguezais do sul e sudeste do país, atingindo níveis entre muito bom e excelente. Em relação ao ano de 2008, ao associarmos os dados obtidos neste trabalho com os dados de Nascimento Júnior (2016) e Pereira (2015) alcançamos 13.790 km² de florestas de manguezais mapeados a partir de metodologia homogênea (GEOBIA).

Palavras-chave: Sensoriamento Remoto; Manguezais; GEOBIA; Detecção de Mudanças

ABSTRACT

The mangroves are important ecosystems characteristic from tropical and subtropical region located into transition zones between terrestrial and marine environment, with tide influence and presenting typical vegetation. Facing their ecological function, we may emphasize the fact of this environment of presenting appropriate conditions of reproduction and habitat to lots of animals, also it protect the coastline, softening the erosion impact. This study aims to perform the mapping and the changes detection of mangroves areas of Brazilian's South and Southeast coast, between the years 2008 and 2016, from multi-sensor data (SAR Images, Optical and Digital Elevation Models) using the object-oriented classification approach (GEOBIA) determine the reduction of an image into homogeneous regions (Images objects) by grouping sets of pixels that have similar characteristics (spectral aspects, color, shape, compactness and softness). Several studies about mangrove mapping using digital images processing techniques were performed to the studied area, but the object-oriented approach represents an alternative and advancement at classification of images obtained by different sensors. As results, it was observed that in 2008 Brazilian's South Southeast coast had 849,55 km² of mangrove areas and 806,64 km² in 2016. This demonstrate 42,91 km² of mangrove area net loss. Among the 5 mapped states, only the state of Paraná presented an increase in total mangrove areas between 2008 and 2016. From the analyses of changes detection it was evidenced a total increase of 138,53 km², a total erosion of 181,44 km² and a mangrove area of 668,11 km² remained unchanged. The validation of the classification occurred through statistical analysis of two confusion matrices (2008 and 2016) containing the rights and wrongs of the classification. The confusion matrix for the year 2008 presented global accuracy indexes = 0.92, Kappa index = 0.84, and Tau index = 0.84. In 2016 they presented global accuracy indexes = 0.93, Kappa index = 0.86, and Tau index = 0.86. These results demonstrate the effectiveness of the use of object oriented classification for the mapping and analysis of the dynamics of the southern and southeastern mangroves of the country, reaching levels between very good and excellent. In relation to the year 2008, when we associated the data obtained in this work with data from Nascimento Júnior (2016) and Pereira (2015) we reached 13,790 km² of mangrove forests mapped using homogeneous methodology (GEOBIA).

Key-words: Remote Sensing. Mangroves; GEOBIA; Change detection

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1. Mapa de localização mostrando as áreas de manguezais já mapeadas por Nascimento Júnior et al. (2013) e Pereira (2015), além da área de mapeamento deste trabalho.....	6
Figura 2. Mapa de localização da área de estudo.....	9
Figura 3. Densidade demográfica do Brasil em 2010 ilustrando a grande concentração populacional no litoral brasileiro.....	11
Figura 4. Compartimentação do litoral brasileiro. Em destaque para a área de trabalho desse projeto.....	12
Figura 5. Classificações de climas no Brasil segundo A. Strahler.	14
Figura 6. Mapa do Brasil com as regiões de macro, meso e micromaré.....	16
Figura 7. Fluxograma das etapas realizadas na pesquisa.....	17
Figura 8. Conjunto de imagens utilizadas na classificação dos manguezais nos anos de 2008 (a esquerda) e 2016 (a direita).....	20
Figura 9. Diferença, em vermelho, entre os níveis de segmentação. Em A tem-se o nível 1 de segmentação, com objetos maiores, em B está o nível 2, com objetos menores e em maior quantidade que o nível 1. Notar que o limite dos objetos do nível 1 são preservados na segmentação do nível 2.....	22
Figura 10. Sequência ilustrando os processos para mapeamento de manguezais abaixo de nuvens. Partindo da imagem Landsat (A) e Alos/PalSAR (B) classificou-se, em azul, a massa d'água (C), depois classificou-se a classe continente (D), seguindo da classificação, em vermelho, de manguezais (E), por fim através de expressões auxiliares foi possível classificar, em verde, os manguezais abaixo de nuvens (F).....	24
Figura 11. Recorte em uma área no estado do Espírito Santo, próximo a foz do rio Piraquê-açu, para exemplificar o processo de detecção de mudanças. Em A) Imagem Landsat 2008; B) Imagem Landsat 2016; C) Segmentação sobre a imagem com a classificação de 2008; D) Segmentação sobre a imagem com a classificação de 2016; E) Segmentação para os dados em conjunto; F) Atribuição da classificação de novas classes.....	26
Figura 12. Comparação entre o mapa de referência e os erros de inclusão e exclusão.	29
Figura 13. Elaboração de matriz de confusão utilizada nesse trabalho.....	29
Figura 14. Mapa ilustrando a distribuição de pontos utilizados a validação de dados.....	31
Figura 15. Distribuição das áreas de manguezais em 2008 (A) e 2016 (B).....	33
Figura 16. Representação gráfica das áreas de manguezal por estado.....	34
Figura 17. Mapa de detecção de mudanças para a região estudada. Em destaque (dentro dos quadros vermelhos) para as regiões com mais mudanças em km ²	38

Figura 18. Redução em áreas de mangue na baía de Babitonga, estado de Santa Catarina. Imagem Landsat TM 2008 (A), Imagem Landsat OLI 2016 (B), Representação vetorial da detecção de mudanças (C).....41

SUMÁRIO

DEDICATÓRIA	iv
AGRADECIMENTOS	v
EPÍGRAFE	vi
RESUMO	vii
ABSTRACT	ix
LISTA DE ILUSTRAÇÕES	x
1 INTRODUÇÃO	1
2 OBJETIVO	4
2.1 OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....	4
3 JUSTIFICATIVA	5
4 REFERÊNCIAL TEÓRICO	7
4.1 TÉCNICAS DE PROCESSAMENTO DE IMAGEM PARA CLASSIFICAÇÃO DE MANGUEZAIS.....	7
4.2 NOVAS TÉCNICAS DE PROCESSAMENTO DE IMAGENS (SEGMENTAÇÃO)	7
5 ÁREA DE ESTUDO	9
5.1 ASPECTOS SOCIOECONÔMICOS.....	10
5.2 GEOLOGIA E GEOMORFOLOGIA	11
5.3 CLIMA.....	13
5.4 SUBDIVISÃO DO LITORAL BRASILEIRO	15
6 MATERIAIS E MÉTODOS	17
6.1 LEVANTAMENTO BIBLIOGRÁFICO	17
6.2 AQUISIÇÃO DE IMAGENS	17
6.3 PRÉ-PROCESSAMENTO DAS IMAGENS	19
6.4 SEGMENTAÇÃO, CLASSIFICAÇÃO ORIENTADA A OBJETOS.....	21
6.5 DETECÇÃO DE MUDANÇAS ORIENTADAS A OBJETOS	26
6.6 AVALIAÇÃO DA CLASSIFICAÇÃO	28
6.6.1 Matriz de confusão e índices para validação da classificação	28
6.7 COLETA DE PONTOS E AVALIAÇÃO DA CLASSIFICAÇÃO	30
6.8 EXPORTAÇÃO E TRATAMENTO DE DADOS EM AMBIENTE SIG.....	32
7 RESULTADOS	33
7.1 QUANTIFICAÇÃO DAS ÁREAS DE MANGUEZAIS	33
7.2 ACURÁCIA DA CLASSIFICAÇÃO	35
7.3 DETECÇÃO DE MUDANÇAS NAS ÁREAS DE MANGUEZAIS	36
8 DISCUSSÕES	39

9 CONCLUSÕES	42
REFERÊNCIAS	43
ANEXO	48
ANEXO A - Cálculo dos valores e índices da matriz de erro para validação do manguezal	49

1 INTRODUÇÃO

O ecossistema de manguezal está distribuído em proporções mundiais. Giri *et al.* (2011), utilizando dados recentes do GLS (*Global Land Survey*), estimaram uma área equivalente a 137.760 km² divididos em 118 países, com 75% desse total concentrado em apenas 15 países. O Brasil possui 9.626,83 km² de áreas de manguezais, atingindo a terceira maior concentração deste ecossistema, atrás somente da Indonésia e Austrália (Giri *et al.*, 2011). Os manguezais no Brasil estão distribuídos desde a foz do rio Oiapoque, no Amapá, até o limite com o município de Laguna, no estado de Santa Catarina, ocupando regiões inundadas pela maré, tais como: estuários, lagoas costeiras, baías e deltas (Alves, 2001).

A caracterização dos ecossistemas de manguezais depende basicamente dos tipos de solos litorâneos e da dinâmica das águas que age sobre cada ambiente costeiro (Alves, 2001). O substrato dos manguezais se forma a partir de sedimentos carregados por rios e oceanos, que se unem, por processos físico-químicos, após se encontrarem nas regiões estuarinas e depositam material fino composto basicamente por silte, argila e matéria orgânica nas superfícies inundadas pelas marés (Alves, 2001).

Os manguezais necessitam de algumas características fundamentais para o seu desenvolvimento, como por exemplo: temperaturas médias de 20°C (com um mínimo de 15°C), amplitude térmica anual de no máximo 5°C e precipitação acima de 1500 mm/ano sem períodos prolongados de seca (Walsh, 1974). Outras características importantes dizem respeito ao aporte de água doce nos manguezais, oxigênio dissolvido, pH, nutrientes e metais (Alves, 2001).

Os manguezais são definidos por Schaeffer-Novelli (1995) como ecossistemas costeiros, de transição entre os ambientes terrestres e marinhos, característico de regiões tropicais e subtropicais, sujeito ao regime de marés. São fontes de diversos nutrientes, servem de berçário para muitas espécies animais e vegetais, e estão sujeitos a constantes modificações em virtude da dinâmica de marés que alteram sua topografia. São constituídas por espécies vegetais lenhosas típicas, micro e macro-algas adaptadas flutuação de salinidade e caracterizadas por colonizarem sedimentos predominantemente pelíticos.

Além de suas características naturais os manguezais se fazem importantes por movimentarem a economia da população local através do comércio de caranguejos, camarões, siris e mariscos, assim como pelo turismo e educação ambiental (Schaeffer-Novelli, 1995). Porém, as atividades antrópicas, como o aumento da ocupação urbana, atividades de

psicultura e carcinicultura favorecem a degradação desse ecossistema. Segundo Duke (2007) as perdas de áreas de manguezal são maiores em países em desenvolvimento, onde estão localizados mais de 90% dos manguezais do mundo.

Na tentativa de minimizar os impactos, vem crescendo nas últimas décadas a adoção de políticas públicas de proteção a áreas de mangue. Segundo Araújo (2010) um dos mais importantes acordos firmados, a nível mundial, para preservação de manguezais foi a Convenção RAMSAR na década de 1960, formados por países e instituições não governamentais. Este acordo prevê uma estrutura de ações em nível nacional e cooperação internacional para conservação e o uso sábio de terras úmidas (*wetlands*) e seus recursos. No Brasil, Araújo (2010) cita o código florestal de 1965 como um importante marco, pois estabeleceu o mangue como área de preservação permanente (APP) e a resolução da CONAMA N° 369, de 28 de março de 2006 que protege as áreas de mangue de supressão de sua vegetação ou qualquer tipo de intervenção, salvo em casos de utilidade pública.

O mapeamento de manguezais no Brasil está em constante evolução. Um dos primeiros, e mais importantes, trabalhos de mapeamento de manguezais do litoral brasileiro foi apresentado por Herz (1991). Este autor mapeou todo o litoral brasileiro a partir da interpretação visual de imagens do radar GEMS 1000 utilizado durante o Projeto RADAM Brasil. Em abordagem similar Souza Filho (2005) e Souza Filho & Paradella (2002, 2005) realizaram o mapeamento de manguezais a leste do rio Amazonas a partir da interpretação visual de imagens LANDSAT TM e produtos híbridos (fusão RADARSAT-1 com LANDSAT TM) respectivamente.

A classificação de imagens com base em interpretação visual é um método que 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). O grande ônus desse método é o tempo gasto para analisar as imagens, pois, para obter um mapeamento em larga escala em pouco tempo faz-se necessário muitos analistas trabalhando conjuntamente.

Com o objetivo de classificar imagens automaticamente e otimizar o tempo de processamento, foram desenvolvidos vários algoritmos de classificação com diversas habilidades específicas objetivando auxiliar a classificação visual. A classificação baseada na análise do valor do pixel fornece mais informações quantitativas e replicáveis quando comparadas à interpretação visual. Green *et al.* (1998) analisaram e compararam diferentes métodos de classificação baseado em pixels e constatou que esta metodologia apresenta um

efeito “granulado” observado nos mapas oriundos das classificações, independente do algoritmo usado. Esse efeito ocorre devido às variações randômicas da resposta do sensor as características intrínsecas dos alvos (Lobo, 1997).

Contudo, novos trabalhos foram elaborados para mapeamento de manguezais utilizando as propriedades de cada pixel (classificação pixel-pixel), principalmente em relação a área de mapeamento (Giri *et al.*, 2011). Com o advento de novas tecnologias computacionais e ferramentas de segmentação de imagens baseadas em objetos geográficos (GEOBIA), a classificação de extensas áreas da superfície terrestre pôde ser realizada de modo mais rápido por um único analista de imagem permitindo além da agilidade, precisão e acurácia estatística também a possibilidade em relacionar informações produzidas através de técnicas de detecção de mudanças (Nascimento Júnior. *et al.*, 2013; Pereira, 2015; Kamal *et al.*, 2015).

O método de classificação de imagens orientado ao objeto é uma ferramenta recente de classificação e que pode atingir resultados expressivos. Esta técnica baseia-se na divisão da imagem digital em regiões homogêneas e contínuas, denominadas de objetos (Flanders *et al.*, 2003). Neste trabalho serão utilizados dados multifontes (Imagens de sensores ópticos e SAR) para realização do mapeamento multitemporal e detecção de mudanças de áreas de manguezal.

2 OBJETIVO

O objetivo desta pesquisa é mapear e detectar mudanças em áreas de manguezais nas zonas costeiras do sul e sudeste brasileiro no ano de 2008 e 2016, a partir de dados multisensores (SAR, óptico e MDE) e uso da abordagem orientada a objetos de classificação.

2.1 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- 1) Classificar imagens SAR e ópticas com base na abordagem de classificação orientada a objetos.
- 2) Mensurar as áreas de manguezais, na área de estudo, nos anos de 2008 e 2016.
- 3) Realizar a Detecção de mudanças (ganho, perda e área sem alteração) na extensão das áreas ocupadas pelos manguezais entre os anos 2008 e 2016.
- 4) Comparar os resultados obtidos com os resultados da literatura.

3 JUSTIFICATIVA

A detecção de mudanças em áreas de manguezais é uma aplicação de suma importância para o monitoramento e suporte à tomada de decisões de políticas que visam a proteção e preservação do ecossistema manguezal que desempenha diversas funções naturais não só de importância ecológica, mas também social e econômica, pois a maioria da população ribeirinha que vive no entorno dos manguezais, muitas vezes dependem da retirada e venda dos elementos da fauna e flora desses ecossistemas para o sustento de suas famílias.

Estudos anteriores de detecção de mudanças em áreas de manguezais foram realizados na porção norte e nordeste do Brasil utilizando dados de multisensores e GEOBIA (*Geographic Object-Based Image Analysis*) apresentando bons resultados estatísticos que validaram a técnica utilizada (segmentação multiresolução). Os trabalhos de Nascimento Júnior. *et al.* (2013) e Pereira (2015) aplicaram a técnica de classificação orientada ao objeto em imagens SAR e ópticas para identificar as mudanças nas áreas de manguezais localizados nos litorais norte e nordeste do Brasil, respectivamente, e apresentaram bons resultados. Este trabalho, ao propor classificar e detectar mudanças nas áreas dos manguezais do sudeste e sul do Brasil, no ano de 2008 e 2016, busca apresentar um mapeamento dos manguezais brasileiros através de uma metodologia homogênea (GEOBIA e uso de dados SAR e ópticos), pois atualmente encontramos na literatura muitos trabalhos elaborados com metodologias diferentes e de forma fragmentada (Figura 1).

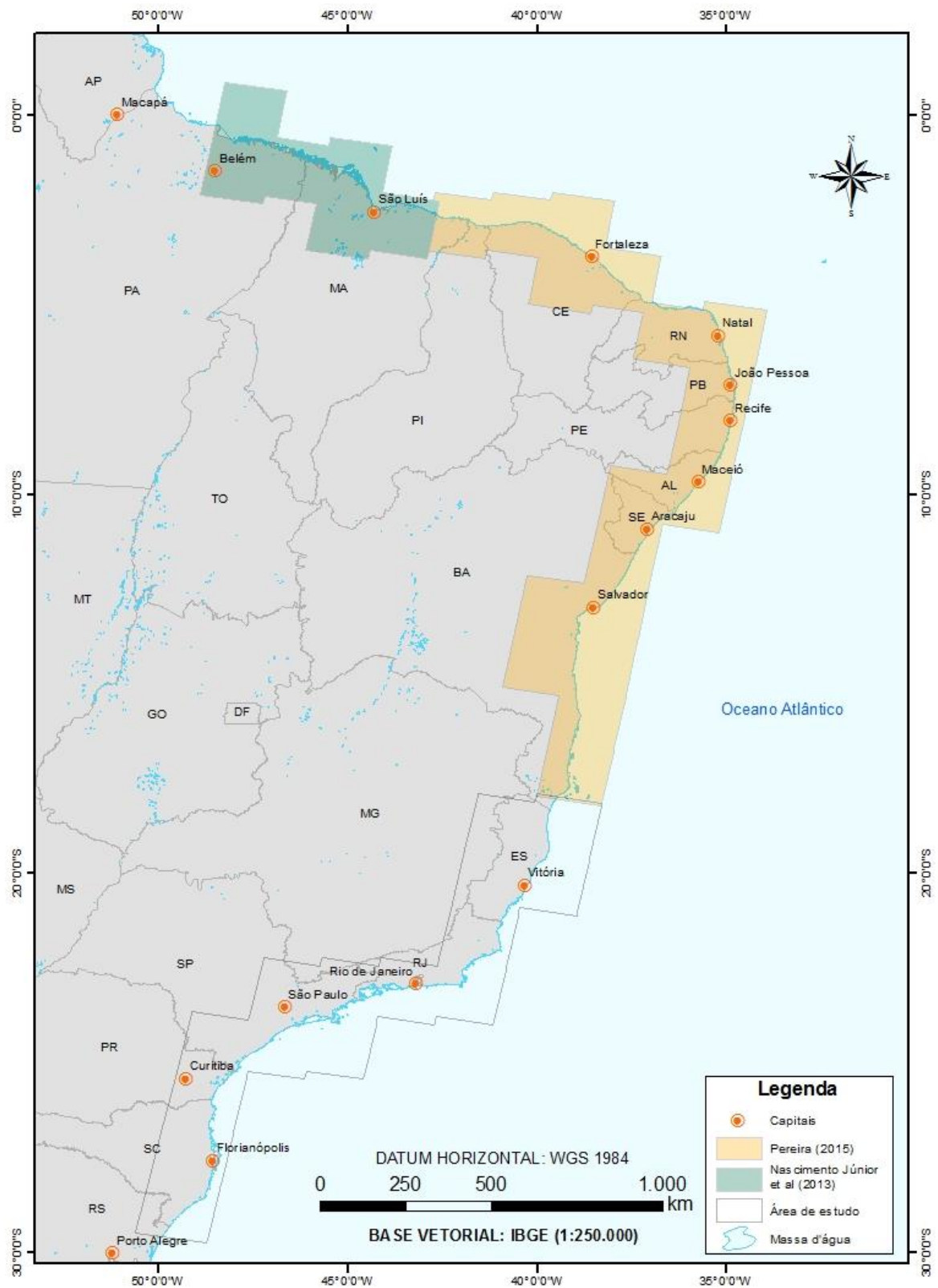


Figura 1. Mapa de localização mostrando as áreas de manguezais já mapeadas por Nascimento Júnior *et al.* (2013) e Pereira (2015), além da área de mapeamento deste trabalho.

4 REFERÊNCIAL TEÓRICO

4.1 TÉCNICAS DE PROCESSAMENTO DE IMAGEM PARA CLASSIFICAÇÃO DE MANGUEZAIS.

Os manguezais são ambientes bastante complexos para mapeamento em termos de logísticas, por isso o uso de imagens de sensores remotos é importante, além disso, esses ecossistemas possuem características específicas que os diferenciam dos demais ambientes, necessitando assim de técnicas específicas para o seu mapeamento.

Green & Mumby (2000) fizeram um apanhado histórico sobre as principais metodologias utilizadas para identificação de vegetação de mangue e categorizaram em cinco principais técnicas de processamento de imagens, são elas: Interpretação visual; Índices de vegetação; Classificação não-supervisionada; Classificação supervisionada; Razão de bandas. Alguns aspectos devem ser levados em consideração para aplicação de dados de sensores remotos no mapeamento de manguezais, tais como a capacidade do sensor e as técnicas utilizadas no processamento de imagens para distinguir a vegetação de mangue dos demais ambientes.

Heumann (2011) comenta que outras abordagens comuns para classificação de manguezais usando imagens multiespectrais incluem etapas de pré-processamento, como transformações espectrais (Análises de componentes principais ou *Tassel-Cap Transformation*), ou baseam-se nos índices de vegetação espectrais, que podem ser o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) ou razão simples, além da classificação híbrida.

4.2 NOVAS TÉCNICAS DE PROCESSAMENTO DE IMAGENS (SEGMENTAÇÃO)

As técnicas de sensoriamento remoto tradicionais podem fornecer informações importantes para monitoramento e detecção de mudanças nas áreas de manguezais, contudo a aplicação de novas técnicas e novos sensores de satélites podem melhorar potencialmente a precisão nas classificações de vegetações de manguezais e demais indivíduos que os cercam (Heumann, 2011).

O desenvolvimento de novos sensores e sistemas de sensoriamento remoto tem avançado com certa rapidez, não obstante a isto estão as técnicas de análise de imagem, como

por exemplo, e a análises de imagens orientadas ao objeto (GEOBIA). Esta técnica de classificação utiliza objetos para analisar imagens, ao invés de pixels isolados. Objetos são grupos de pixel definidos através das características das imagens, ou dados SIG através de processos de segmentação (Heumann, 2011).

O processo de segmentação de uma imagem parte da redução de uma imagem digital em regiões homogêneas (objeto) através de algoritmos estatísticos e de ajustes de diversos parâmetros como cor, forma (compactidade e suavidade), textura e tamanho dos objetos (Blaschke & Kux, 2007). Gonçalves *et al* (2007) descrevem a segmentação como um processo onde são agrupados conjuntos de pixels com características similares, levando em consideração os aspectos espectrais e de forma dos objetos.

Um dos softwares mais utilizados para aplicação das técnicas de GEOBIA é o eCognition Developer. Segundo Trimble (2016) este software oferece uma gama de algoritmos adaptados aos diferentes aspectos da análise de imagens, dentre esses algoritmos inclui-se os de segmentação de multiresolução. A mesma fonte afirma que os algoritmos utilizados para classificação variam desde a análise de vizinhos mais próximos a base de amostra (*sample-based*), função de pertinência, utilizando a lógica *fuzzy* ou mesmo uma análise orientada ao contexto especializado. A análise pode ser implementada com base em condições, amostras ou uma combinação de ambos (Trimble, 2016).

5 ÁREA DE ESTUDO

Á área de estudo está inserida nas regiões Sul e Sudeste brasileira e compreende a faixa litorânea dos estados do Espírito Santo, Rio de Janeiro, São Paulo, Paraná e Santa Catarina até o município de Laguna (Figura 2).

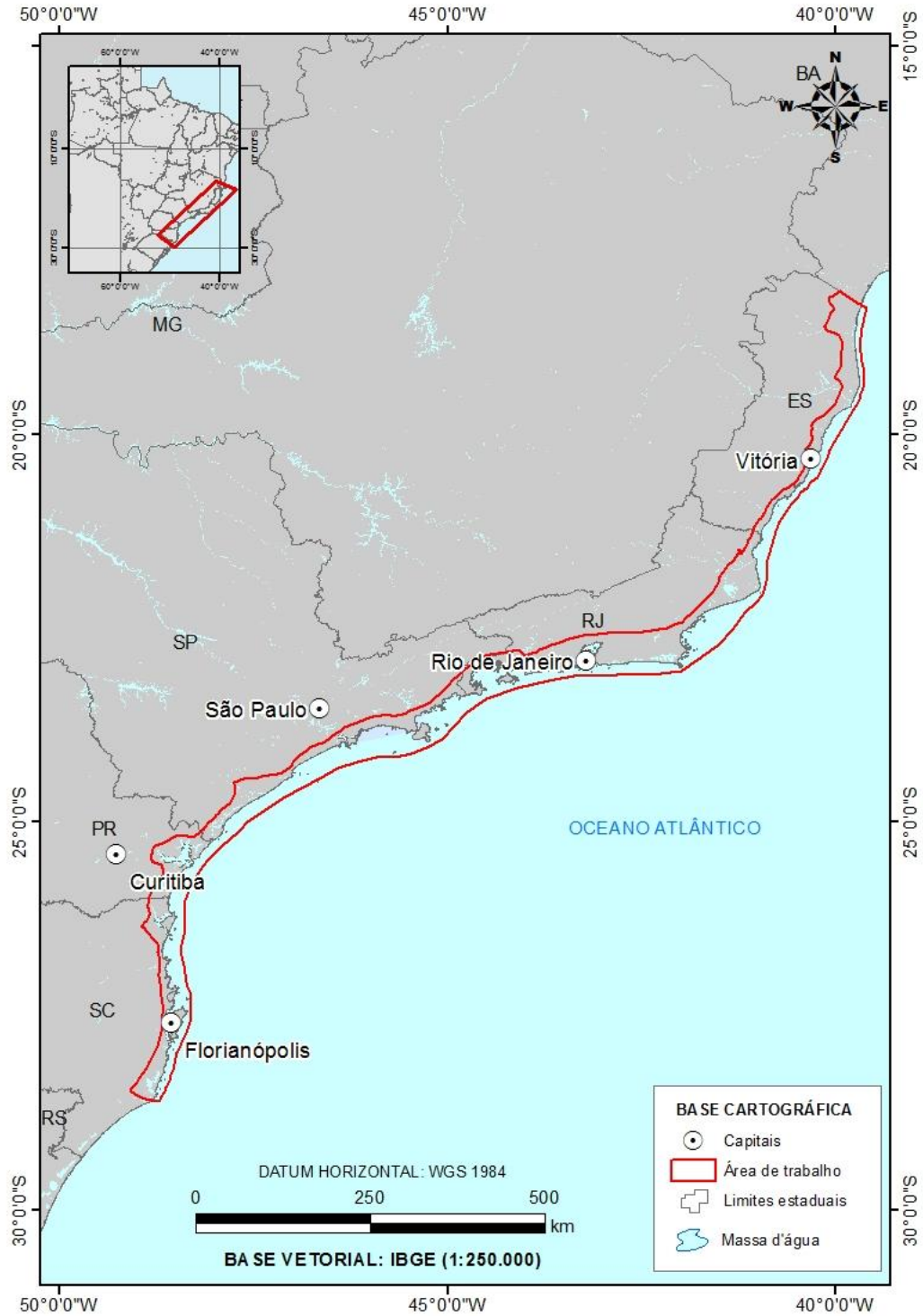


Figura 2. Mapa de localização da área de estudo.

5.1 ASPECTOS SOCIOECONÔMICOS

A região sudeste é uma das mais importantes regiões brasileiras em termos de economia, pois segundo o IBGE (2014) essa região corresponde a 55,2% do PIB (Produto Interno Bruto) do Brasil e tem os estados de São Paulo, Rio de Janeiro e Minas Gerais com as maiores concentrações econômicas do país, contendo respectivamente 32,1%, 11,5% e 9,2%. Segundo dados do último censo do IBGE (2010) a região sudeste apresenta 80.364.410 habitantes, com uma densidade de 86,9 hab./km². Essa região possui 924.616,968 km² de extensão.

A região sul do Brasil também possui forte economia, ela representa a segunda maior economia do país, contribuindo com 16,2% do PIB brasileiro, destacando-se os estados do Rio Grande do Sul e do Paraná que contribuem respectivamente com 6,3 e 5,8%. (IBGE, 2014). Essa região possui cerca de 27.386.891 habitantes, com densidade demográfica de 48,5 hab./km² e uma extensão territorial de 576.773,368 km².

A partir da Figura 3 nota-se que as maiores densidades demográficas da população brasileira estão localizadas nas regiões litorâneas, fato esse que pode implicar no aumento de das ações antrópicas em áreas próximas a disposição preferencial de vegetações de mangue. A ocupação desordenada da zona costeira, promove o aumento da produção de resíduos e de poluição em rios e estuários, conseqüentemente levando ao aumento da supressão da vegetação de mangue.



Figura 3. Densidade demográfica do Brasil em 2010 ilustrando a grande concentração populacional no litoral brasileiro.

Fonte: Sinopse do censo demográfico 2010, IBGE 2011.

5.2 GEOLOGIA E GEOMORFOLOGIA

O litoral brasileiro é bastante complexo em função da variedade de condições climáticas, geomorfológicas e oceanográficas que determinam os processos atuantes nas diferentes regiões do país. A fim de se homogeneizar e sistematizar as informações referentes a área de estudo é necessário utilizar-se de modelos de compartimentações deste extenso litoral.

Silveira (1969) considerando aspectos geomorfológicos, climáticos e oceanográficos dividiu o litoral brasileiro em cinco grandes compartimentos: Litoral Amazônico, Litoral Nordeste de Barreiras, Litoral Oriental, Litoral Sudeste ou de Escarpas Cristalinas e Litoral

Meridional ou Subtropical. A área alvo deste estudo está inserida no Litoral Sudeste ou de Escarpas Cristalinas e no Litoral Meridional ou Subtropical (Figura 4).



Figura 4. Compartimentação do litoral brasileiro. Em destaque para a área de trabalho desse projeto.

Fonte: Modificado de Silveira (1969).

Muehe & Nicolde (2008) descreveram os aspectos geomorfológicos do litoral brasileiro. Os trechos em que a área de estudo está inserida será, portanto, descrita abaixo com base nesses autores.

O trecho do rio Doce até o rio Macaé é uma linha de costa em grande parte associada ao Grupo Barreiras. Este, entretanto, se apresenta descontínuo, e em algumas áreas é substituído por afloramentos do embasamento cristalino, como em Vitória, Setiba-Guarapari e Anchieta. As planícies sedimentares quaternárias apresentam-se de maneira discreta no litoral, aflorando apenas nas adjacências da desembocadura do rio Doce e nos vales entalhados dos rios São Mateus, Piraquê-Açu, Reis Magos, Jucu, Itapemirim e Itabapoana (Muehe, 2006). Os manguezais se desenvolveram ao longo dos diversos estuários, sendo os de maior expressão os encontrados em Santa Cruz, Vitória, Guarapari, Anchieta e Itapemirim.

O trecho de Cabo Frio (RJ) até Mangaratiba (RJ) representa a planície de cristas de praia, de feição deltáica, do Rio Paraíba do Sul, que representa uma significativa progradação da linha de costa, associada a um representativo alargamento da plataforma continental interna. Uma segunda planície de cristas de praia de pequena expressão ocorre na foz do Rio São João. Rochas intrusivas alcalinas, de idade cretácea, formam, na margem esquerda do rio, o Morro do São João, uma elevação que se destaca na paisagem por seu isolamento, e a Ilha de Cabo Frio, em frente ao Arraial do Cabo.

Arenitos, em frente às praias de Massambaba, Jaconé e Itaipuaçu, mostram processo de retrogradação e sugerem, para os casos em que os mesmos afloram na base da face da praia, como em Jaconé, a continuidade desse processo, implicando uma instabilidade potencial da linha de costa.

Uma brusca inflexão do litoral, a oeste do Cabo Frio, truncou os alinhamentos estruturais do embasamento cristalino, de direção nordeste-sudoeste entre o Cabo Frio e a Baía de Angra dos Reis. Com isso, as rochas do embasamento praticamente chegam à linha de costa inibindo o desenvolvimento de planícies costeiras que, quando presentes, se desenvolveram a partir do empilhamento sedimentar dos baixos vales fluviais, atingindo expressão nas periferias das Baías da Guanabara e Sepetiba.

Na Baía de Paranaguá ocorre embaçamento e um litoral retificado de longos arcos de praia, largas planícies costeiras e importantes estuários como os de Santos e Cananéia, em São Paulo, Paranaguá e Guaratuba, no estado do Paraná, e São Francisco do Sul, no estado de Santa Catarina. A região apresenta praias com diversos padrões morfodinâmicos (reflectivas, intermediárias e dissipativas), terraços de marés e costões rochosos.

Na Ilha de Santa Catarina, localizada no estado de Santa Catarina, mostra uma sucessão de arcos praias, separados por promontórios rochosos defronte a extensas planícies costeiras, algumas das quais contendo expressivos sistemas lagunares. Remanescentes do embasamento cristalino, constituem ilhas e pontas rochosas que se destacam ao longo da linha de costa, ancorando esporões arenosos, tómbolos e pequenas praias de enseada.

5.3 CLIMA

O Brasil apresenta-se com 92% do seu território na zona intertropical (entre a linha do equador e o trópico de câncer (Schneeberger & Farago, 2003). Além da posição geográfica na

faixa intertropical, o relevo também é outro fator importante para condicionamento do clima predominantemente tropical. O Brasil apresenta relevos inferiores a 1300m influenciando de maneira reduzida na caracterização climática do país (Schneeberger & Farago, 2003).

Segundo a classificação de climas, com base na dinâmica geral da atmosfera de massas de ar, dos elementos e fatores do clima, de Strahler & Strahler (1994) as regiões Sul e Sudeste do Brasil estão inseridas, respectivamente, nas zonas de clima subtropical úmido e clima litorâneo úmido (Figura 5). A primeira região tem o clima controlado por massas de ar tropicais e polares e a segunda região tem clima controlado por massas de ar equatoriais e tropicais (Schneeberger & Farago, 2003).

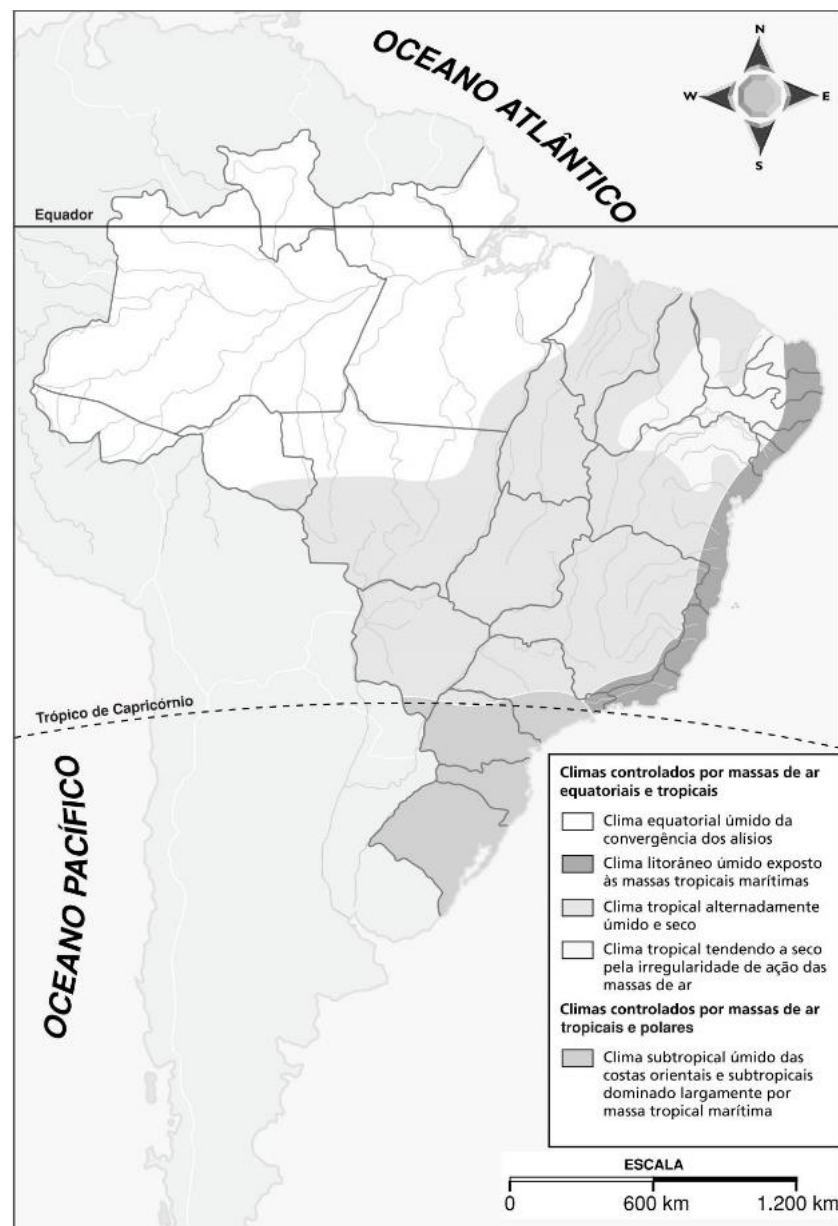


Figura 5. Classificações de climas no Brasil segundo A. Strahler.
Fonte: Modificado de Schneeberger & Farago (2003).

O clima litorâneo úmido apresenta-se no litoral brasileiro desde o estado do Rio Grande do Norte até o estado de São Paulo. É constituído por um clima semelhante ao da Amazônia (quente e úmido), porém com uma amplitude térmica maior. Na maior parte do ano predomina a influência da massa Tropical Atlântica. Porém, no inverno, a massa polar atlântica avança e provoca a diminuição rápida das temperaturas, principalmente nas faixas mais ao sul. Nessas regiões são definidas duas estações principais. Uma estação quente e muito úmida e outra fria e úmida. As médias de pluviosidade variam entre 1500 e 2000 mm por ano (Strahler & Strahler, 1994)

O clima subtropical úmido abrange a porção sul do país, com temperaturas mais baixas que as demais regiões, entre 18 e 22°C mensais e índice médio de pluviosidade anual em torno de 1500 mm. Predomina a massa de ar tropical atlântica, com influência de massas polares durante o inverno. Nessa faixa climática, as chuvas são constantes e bem distribuídas ao longo do ano, existindo secas apenas em casos de anomalias climáticas eventuais.

No município de Laguna, sul do estado de Santa Catarina, as médias anuais de pluviosidade e temperatura são respectivamente 1447 e 19,6°C, e nos meses mais frios e mais quentes as temperaturas são de 15,7 e 23,7°C respectivamente, com uma amplitude térmica anual de 8°C (Cintron, 1981). Essas condições térmicas dificultam o crescimento da vegetação de mangue nesses locais. Ao sul de Laguna os manguezais tendem a ser substituídos por ecossistemas de marismas (Oliveira, 2001).

5.4 SUBDIVISÃO DO LITORAL BRASILEIRO

A faixa litorânea do Brasil pode ser dividida em 3 setores principais dependendo da amplitude das marés: Regiões de macro, meso e micromaré (Magris & Barreto, 2010; Knoppers *et al.*, 1999) (Figura 6).

A Região de Macromaré está localizada na porção norte do Brasil, iniciando na foz do rio Orange até o rio Parnaíba, com marés maiores que 4m de amplitude. A região de mesomaré se estende desde a foz do rio Parnaíba até o limite sul do estado da Bahia, com amplitudes de marés entre 2-4m. A região de micromaré, onde localiza-se a área de estudo, compreende a faixa litorânea entre o sul do estado da Bahia até o município de Chuí (15–34°S).

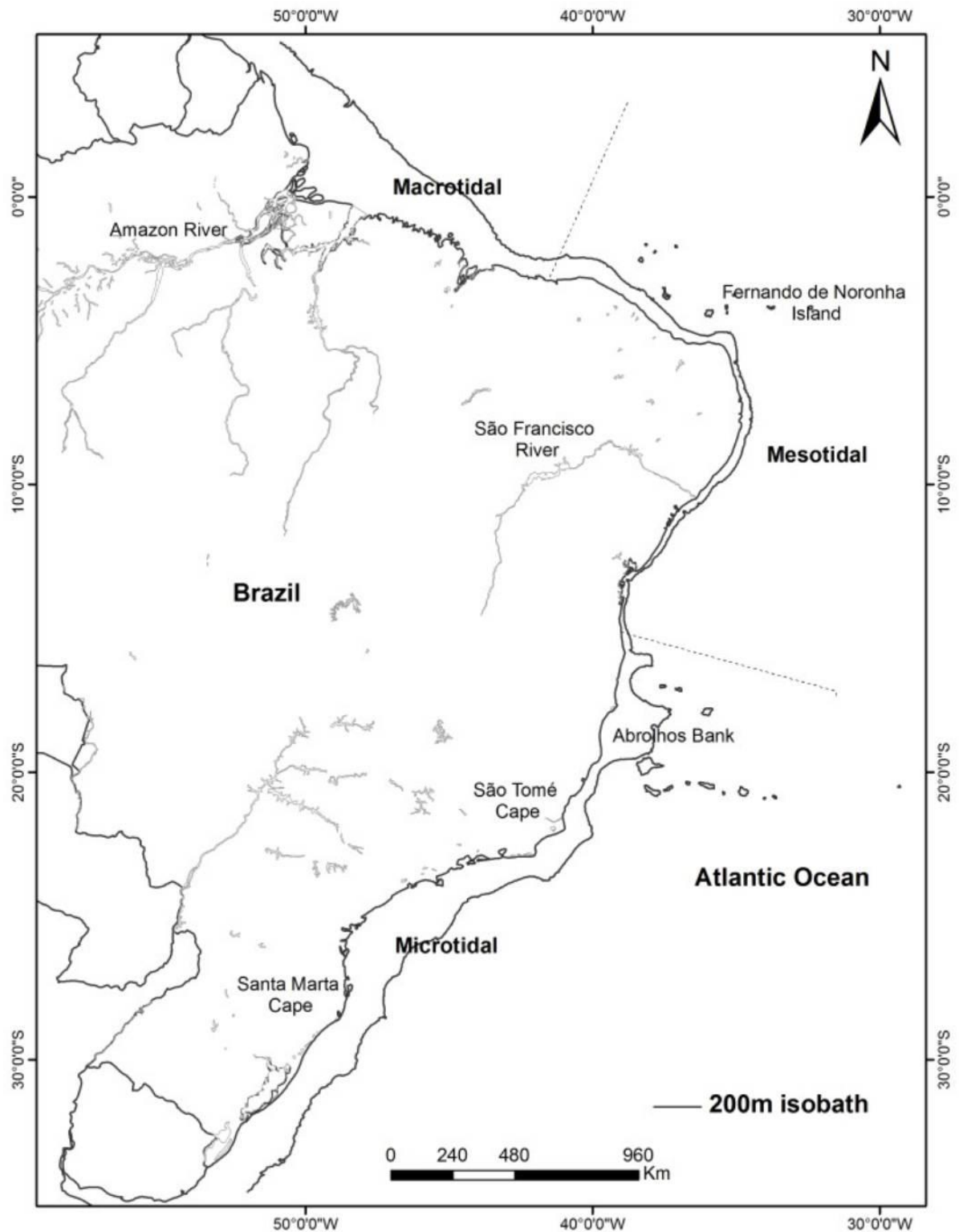


Figura 6. Mapa do Brasil com as regiões de macro, meso e micromaré.
 Fonte: Magris & Barretos, 2010.

6 MATERIAIS E MÉTODOS

Para o desenvolvimento deste projeto foram definidas as seguintes etapas que estão sintetizadas no fluxograma abaixo.

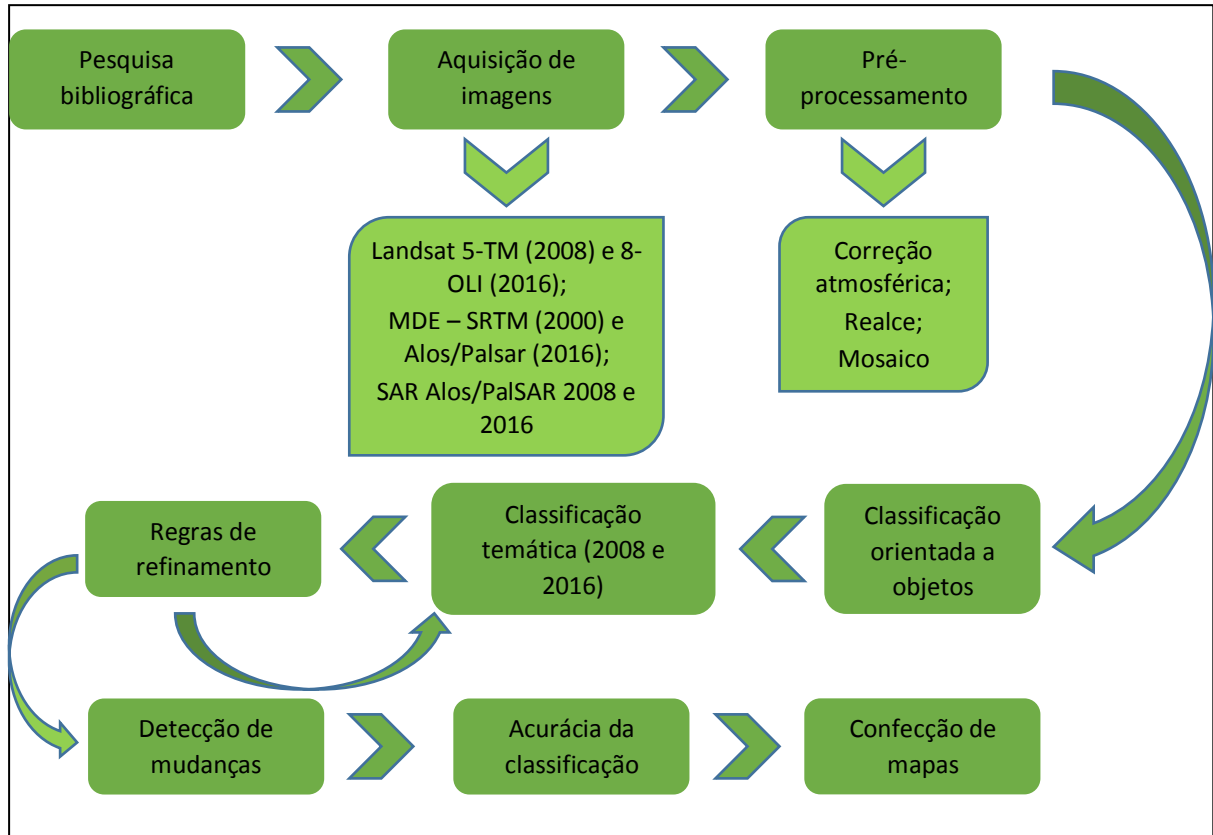


Figura 7. Fluxograma das etapas realizadas na pesquisa.

6.1 LEVANTAMENTO BIBLIOGRÁFICO

Nesta etapa foram realizados levantamentos bibliográficos de artigos, dissertações, livros, etc, que auxiliaram na temática de mapeamento de manguezais.

6.2 AQUISIÇÃO DE IMAGENS

As imagens de sensores ópticos utilizadas neste projeto compreendem cenas do satélite Landsat 5-TM (2008) e Landsat 8-OLI (2016). As imagens de radar são provenientes do satélite ALOS, sensor PalSAR (banda L), polarização HV (Para os anos 2008 e 2016) e MDE (modelos digitais de elevação) da missão SRTM (*Shuttle Radar Topography Mission*), ano 2000, e ALOS/PalSAR (2016). Todos os conjuntos de imagens foram obtidos gratuitamente.

As imagens Landsat (5-TM e 8-OLI) foram obtidas no portal “Earth Explorer” gerenciado pelo Serviço Geológico dos Estados Unidos (USGS). As imagens ALOS/PalSAR

foram adquiridas através do site da JAXA (*Japan Aerospace Exploration Agency*). Já os MDE/SRTM foram obtidos através da plataforma “TOPODATA” do INPE (Instituto Nacional de Pesquisa Espacial), em virtude dessa plataforma corrigir os erros apresentados nas imagens brutas. Também foram utilizados modelos digitais de elevação Alos/PalsAR obtidos através do site da JAXA. A Tabela 1 apresenta sucintamente as características de cada conjunto de imagens.

Tabela 1. Características das imagens ALOS/PALSAR, SRTM, Landsat 5 e 8.

Satélite/Sensor	Tipo	Plataforma	Comprimento das bandas/faixas	Polarização	Resolução	Faixa de imageamento	Ângulo de incidência
ALOS/PALSAR	SAR	Satélite	L (23,5 cm)	HV	10 m	70km	34.3°
MDE ALOS/PALSAR	SAR	Satélite	L	--	30 m	1 arco de grau	21.5°
MDE/SRTM	SAR	Aeronave	C (5,6 a 7,5 cm);	--	30 m	1 arco de grau	--
Landsat 5 - TM	Óptico	Satélite	B1 (0,45-0,52 μm); B2 (0,52-0,60 μm); B3 (0,63-0,69 μm); B4 (0,76-0,90 μm); B5 (1,55-1,75 μm)	--	30 m	185 km	--
			B6 (10,4-12,5 μm)		120 m		
			B7 (2,08-2,35 μm)		30 m		
Landsat 8 - OLI	Óptico	Satélite	B1 (0.43 - 0.45 μm) B2 (0.45 - 0.51 μm) B3 (0.53 - 0.59 μm) B4 (0.64 - 0.67 μm) B5 (0.85 - 0.88 μm) B6 (1.57 - 1.65 μm) B7(2.11 - 2.29 μm)	--	30 m	185 km	--
			B8 (0.50 - 0.68 μm)		15 m		
			B9 (1.36 - 1.38 μm)		30 m		

6.3 PRÉ-PROCESSAMENTO DAS IMAGENS

As imagens de sensores ópticos adquiridas no banco de dados do USGS foram submetidas ao pré-processamento para posterior classificação. As imagens tiveram os seguintes tratamentos:

Correção Atmosférica: Segundo Meneses & Almeida (2012) a atmosfera causa distorções que alteram radiometricamente as imagens. Essas alterações dependem do comprimento de onda, da data de imageamento e da trajetória de radiação. A atmosfera pode atuar como um refletor, adicionando uma radiância extra ao sinal detectado pelo sensor, ou ela pode atuar como um absorvedor, diminuindo a intensidade de energia que ilumina a superfície. Dependendo do valor dessa diminuição/atenuação o valor de transparência da atmosfera pode torna-se opaca em determinados comprimentos de ondas (Meneses & Almeida, 2012). Uma solução ideal necessitaria reconhecer os parâmetros que caracterizam o estado atmosférico da área de trabalho no momento em que a imagem foi obtida, porém como isso nem sempre é possível, então são utilizadas técnicas opcionais de processamento para correção atmosférica, a partir dos dados das imagens multibandas e que podem ser aplicados a imagens Landsat (Meneses & Almeida, 2012).

Neste trabalho foram utilizados os metadados originais, fornecidos pela USGS, para a correção atmosféricas das imagens ópticas dos sensores TM e OLI do satélite Landsat. Essas cenas foram processadas no *software* Geomatica 2017 sob o algoritmo ATCOOR.

Realce: As técnicas de realce de imagens são aplicadas com o objetivo de gerar um produto mais adequado para uma aplicação específica, destacando detalhes finos da imagem (Marques Filho & Vieira Neto, 1999).

Mosaico: Foram gerados mosaicos das cenas Landsat, do MDE e das imagens SAR. Os mosaicos de imagens Landsat foram feitos no *software* PCI geomatica 2015, os MDE foram confeccionados no *software* Global Mapper 17 e os mosaicos referentes as imagens Alos foram confeccionados no *software* ENVI 5.0. A utilização de diferentes *softwares* para confecção dos mosaicos se deve a especialidade de cada *software* com certo tipo de imagem e do tipo de extensão da mesma. Porém, para evitar problemas de resolução dos diferentes mosaicos, os mesmos foram reprojatados no *software* Global Mapper. Dessa forma, cada conjunto de mosaico, referente a cada ano de mapeamento, puderam ser utilizados de forma simultânea para classificação. A figura 8, abaixo, contém todos os mosaicos utilizados neste trabalho.

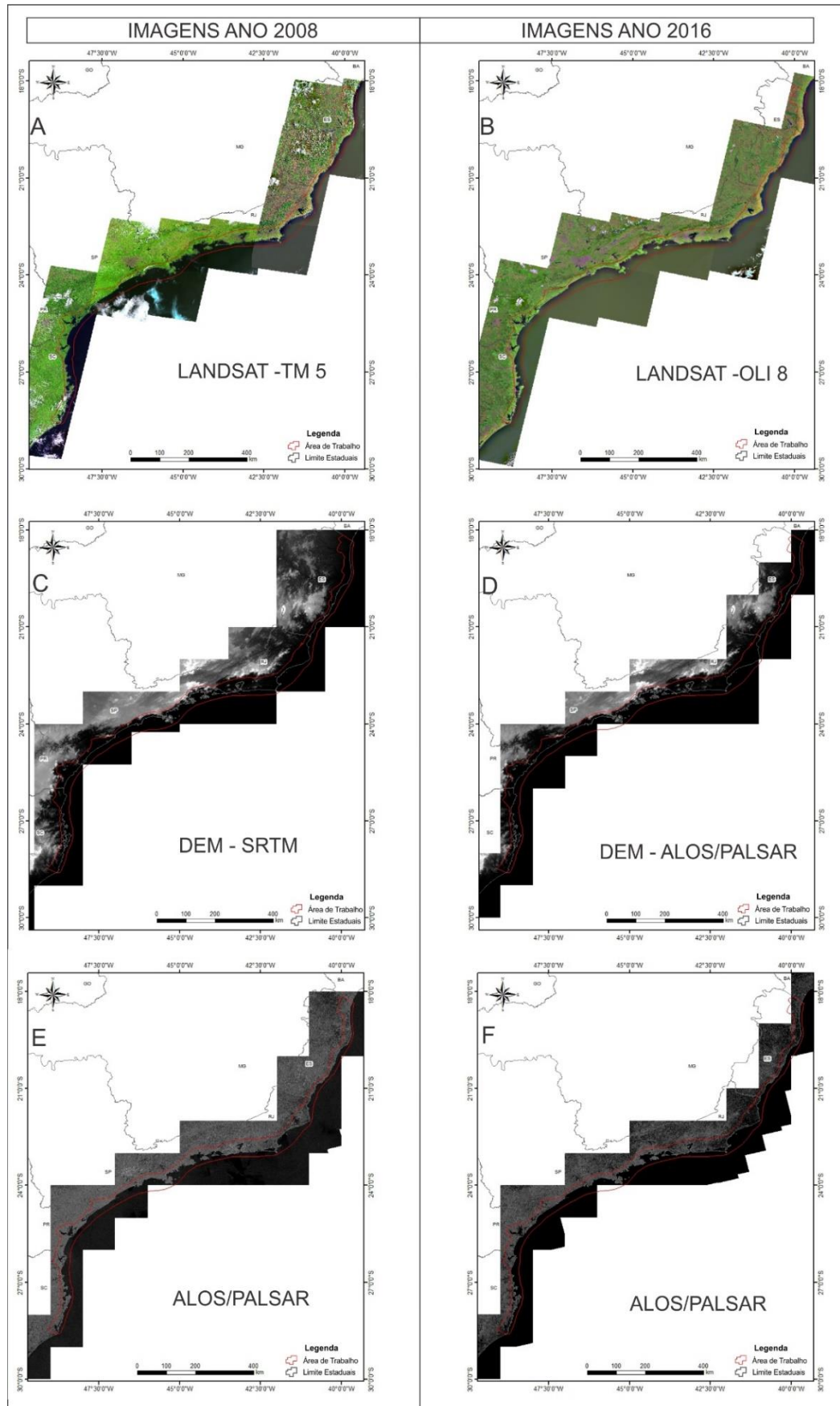


Figura 8. Conjunto de imagens utilizadas na classificação dos manguezais nos anos de 2008 (a esquerda) e 2016 (a direita).

6.4 SEGMENTAÇÃO, CLASSIFICAÇÃO ORIENTADA A OBJETOS

Nesta etapa se fez uso do *software* Definiens eCognition. Este *software* possui análise baseada em objeto, o qual podem ser aplicadas para diferentes tipos de sensores, tanto de alta, como de baixa resolução (Trimble, 2016). Além disso, também oferece uma gama de algoritmos adaptados aos diferentes aspectos da análise de imagens, como os de segmentação multiresolução. Os algoritmos utilizados para classificação variam desde a análise de vizinhos mais próximos, a base de amostra (*sample-based*), função de pertinência, utilizando a lógica *fuzzy*, ou mesmo uma análise orientada ao contexto especializada. A análise pode ser implementada com base em condições, amostras ou uma combinação de ambos. (Trimble, 2016).

Como já mencionado anteriormente as técnicas de GEOBIA determinam os objetos através da segmentação de uma imagem, nesse processo são agrupados os conjuntos de pixels com características similares, levando em consideração os aspectos espectrais e de forma dos objetos como a cor, forma (compactidade e suavidade), textura e tamanho dos objetos (Gonçalves *et al.*, 2007; Blaschke & Kux, 2007)

As imagens de sensores multifontes foram segmentadas em conjunto, em diferentes níveis de segmentação, utilizando os mesmos parâmetros de escala e de heterogeneidade, mas com diferentes atribuições quanto ao peso de cada banda/sensor no processo de segmentação. A atribuição de pesos diferentes aos sensores tem o objetivo de explorar as qualidades de cada imagem para determinadas funções específicas.

Para melhor definição da linha de costa do litoral sul e sudeste foram atribuídos maiores pesos para as imagens de radar, no primeiro nível de segmentação (Level 1), justamente por esse tipo de imagem não sofrer interferência de nuvens, apresentando assim maior confiabilidade neste processo. Segundo Ponzoni *et al.* (2012) o radar é um sensor ativo (não dependem da energia solar), transmite e recebe radiação eletromagnética na faixa das micro-ondas, com comprimentos de ondas variando entre 1mm-1m, e são capazes de atravessar nuvens, chuva, solos e dosséis vegetais.

O segundo nível de segmentação (Level 2) foi estabelecido abaixo do nível 1, ou seja, os objetos imagens do nível 2 estão inclusos nos objetos imagens do nível 1, apresentando assim, maior grau de detalhe na segmentação (Figura 9). No nível 2 os maiores pesos foram atribuídos as imagens de sensores ópticos em detrimento aos demais. O objetivo principal da segmentação nesse nível foi separar a vegetação de mangue das demais vegetações. As

imagens de radar foram utilizadas com pesos menores, mas também foram utilizadas para auxiliar o mapeamento de manguezais abaixo de nuvens.

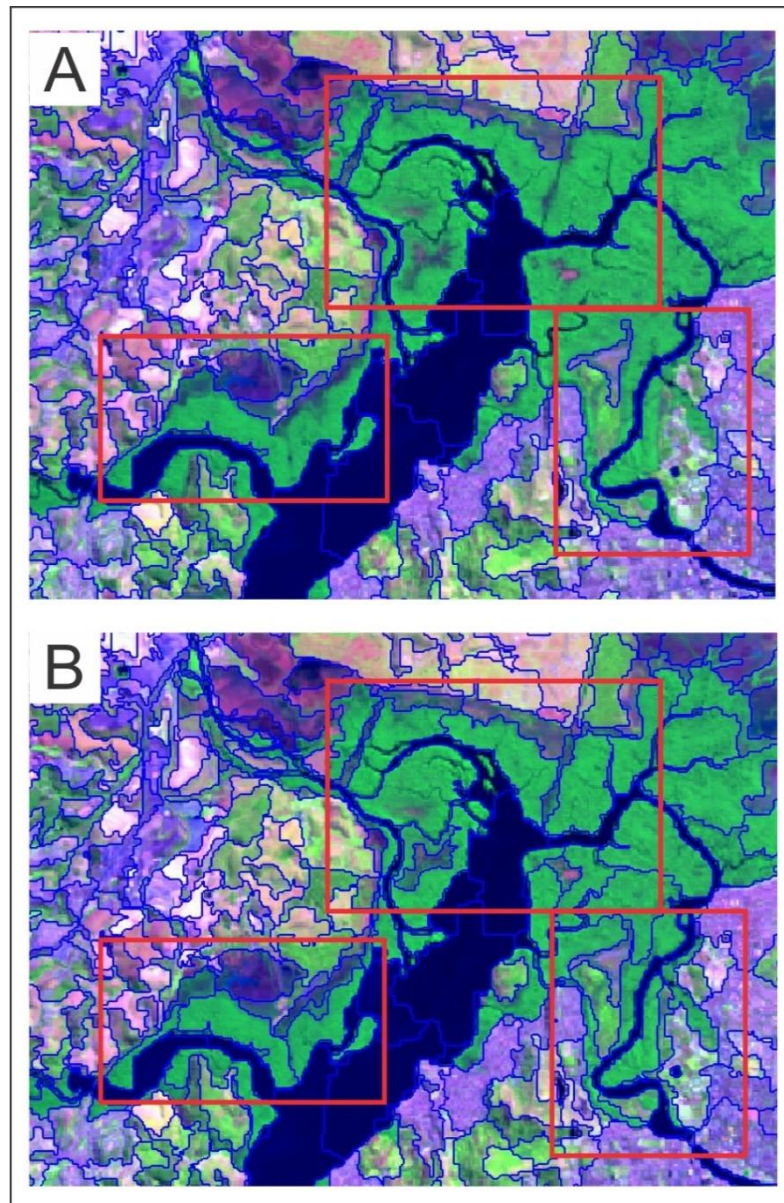


Figura 9. Diferença, em vermelho, entre os níveis de segmentação. Em A tem-se o nível 1 de segmentação, com objetos maiores, em B está o nível 2, com objetos menores e em maior quantidade que o nível 1. Notar que o limite dos objetos do nível 1 são preservados na segmentação do nível 2.

Após a classificação da classe manguezal o terceiro nível foi criado com o intuito de refinar a classificação, foram utilizados os mesmos parâmetros de escala e heterogeneidade do nível 2. No nível 3 os objetos imagens da classe manguezal foram agrupados separadamente. Posteriormente, para remover algumas classificações de mangue que foram classificadas equivocadamente, em virtude de confusão das respostas espectrais dos alvos, foi utilizado relações de borda entre a classe manguezal e a classe continente. Com isso foi possível

reclassificar manguezal como continente. A Tabela 2 apresenta os parâmetros de segmentação das imagens utilizados neste trabalho.

Tabela 2. Parâmetros de segmentação nos diferentes níveis de classificação.

NÍVEL	ALGORÍTIMO	PARÂMETRO ESCALA	FORMA	COMPACIDADE
Level 1	Multiresolution Segmentation	100	0.1	0.5
Level 2	Multiresolution Segmentation	20	0.1	0.5
Level 3	Copy Image Objects levels	20	0.1	0.5

Após a segmentação das imagens foi feita a classificação dos objetos imagens a partir de uma classificação não supervisionada, segundo o algoritmo *Classification*, no qual foram classificadas 3 classes principais (Massa D'água, Continente e Manguezal) e mais 2 classes secundárias (nuvem, mangue sob nuvem), que serviram de complemento para a classificação em virtude da alta concentração de nuvens em alguns setores da área de trabalho. As expressões que auxiliaram nas classificações e edições das classificações estão dispostas na tabela 3.

Tabela 3. Expressões utilizadas para auxiliar na classificação de áreas de manguezais.

Descrição	Expressão (2008)	Expressão (2016)
Expressão 1	$10 \cdot \log(\text{Mean HV})$	$10 \cdot \log(\text{Mean HV})$
Expressão 2	$[(\text{Mean B5} - \text{Mean B3}) / (\text{Mean B5} + \text{Mean B3})] + \text{Mean B7}$	$[(\text{Mean B5} - \text{Mean B4}) / (\text{Mean B5} + \text{Mean B4})] + \text{Mean B6}$
Expressão 3	$\text{Mean HV} / \text{Mean MDE}$	$\text{Mean HV} / \text{Mean MDE}$
Expressão 4	$10 \cdot \log(\text{Mean HV}) / \text{MDE}$	$10 \cdot \log(\text{Mean HV}) / \text{MDE}$

Para a classificação das áreas de mangue inicialmente foram classificadas as classes Massa D'água e Continente. Os parâmetros de classificação foram definidos principalmente com base nos valores de retroespalhamento (em decibel-dB) dos dados SAR, representados na "Expressão 1", os quais foram fundamentais para a definição da linha de costa e diferenciação entre essas duas classes iniciais (Massa d'água e Continente)

Após a definição das duas primeiras classes foi possível classificar a classe manguezal. Os parâmetros utilizados se basearam nos valores médios de reflectância das bandas espectrais do vermelho, infra-vermelho próximo, e infra-vermelho médio (Mean B3,

B5 e B7 respectivamente) do sensor óptico Landsat 5 TM e das bandas 4,5,6 (vermelho, infravermelho próximo e infravermelho de ondas curtas respectivamente) no sensor OLI-8, através da “Expressão 2”. Em ambas classificações (2008 e 2016) foram ainda adicionadas outras expressões para otimizar o processo de classificação de manguezais. “A expressão 3” é constituída por uma razão média entre os dados SAR e MDE e foi de fundamental importância no mapeamento de manguezais abaixo de nuvens, assim como a expressão 4. A utilização do MDE isolado também foi uma alternativa encontrada para limitar a ocorrência de manguezais através da altura dossel de seus bosques.

Em algumas porções da área de estudos a classificação ficou comprometida em virtude da grande concentração de nuvens, principalmente no início do litoral do Espírito Santo e na porção final do litoral de Santa Catarina. Dessa forma, para suprir essa dificuldade, houve a necessidade de criação de classes secundárias (Nuvem e Mangue sob nuvem) e utilização de expressões para refino da classificação (Expressões 3 e 4) dos mangues nessas áreas (Figura 10). A árvore de processos, bem como as equações utilizadas para a classificação das três classes principais acima citadas estão dispostas na Tabela 4.

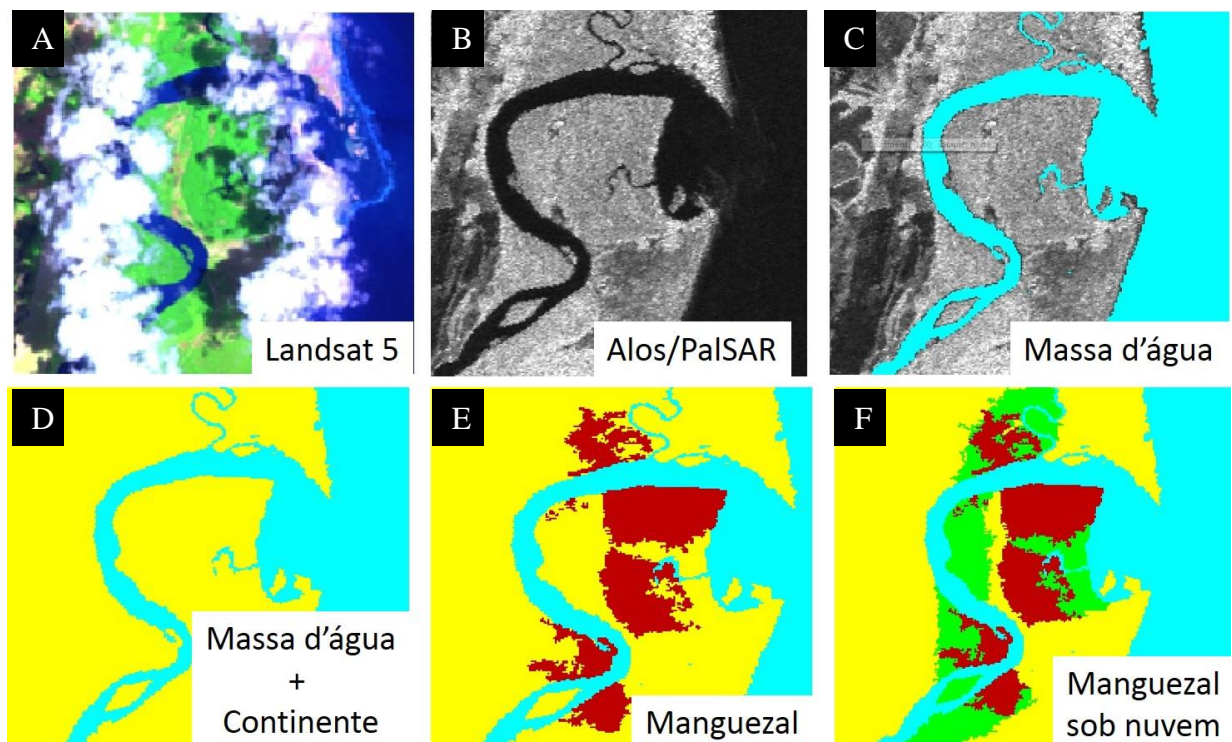


Figura 10. Sequência ilustrando os processos para mapeamento de manguezais abaixo de nuvens. Partindo da imagem Landsat (A) e Alos/PalSAR (B) classificou-se, em azul, a massa d'água (C), depois classificou-se a classe continente (D), seguindo da classificação, em vermelho, de manguezais (E), por fim através de expressões auxiliares foi possível classificar, em verde, os manguezais abaixo de nuvens (F).

Tabela 4. Árvore de processo elaborada para classificação da área de manguezal.

NÍVEL	PROCESSO	PROCESSO FILHO	ALGORÍTIMO	OPERADOR	FUNÇÃO	DESCRITOR	LIMIARES	
							2008	2016
Level 1	SEGMENTAÇÃO	—	Multiresolution segmentation	—	—	—	—	—
	CLASSIFICAÇÃO	Classificar Classe Massa D'água	Classification	And (min)	$10 * \lg (\text{Mean HV})$	Expressão 1	$(25.7) - (-30)$	$(-2) - (34)$
		Classificar Classe Continente	Classification	And (min)	$10 * \lg (\text{Mean HV})$	Expressão 1	> 30	> 34
Level 2	SEGMENTAÇÃO	—	Multiresolution segmentation	—	—	—	—	—
	COPIAR CLASSIFICAÇÃO	Copiar classificação do Level 1	Copy image object level	—	—	Existence of super objects	$= 1$	$= 1$
	CLASSIFICAÇÃO	Classificar Classe Manguezal	Classification	And (min)	$[(\text{Mean B5} - \text{Mean B4}) / (\text{Mean B5} + \text{Mean B4})] + \text{Mean B6}^*$	Expressão 2	$11.5 - 15.3$	$1.3 - 11$
					Mean B5		$5 - 12.5$	$5.9 - 10.1$
					Mean MDE		$0 - 20$	$0 - 20$
COPIAR CLASSIFICAÇÃO	Copiar classificação do Level 2	Copy image object level	—	—	Existence of sub objects	$= 1$	$= 1$	
MERGE	Agrupar segmentos da classe Mangue	Merge region	And (min)	—	—	—	—	
Level 2	RELAÇÃO ENTRE NÍVEIS	—	—	—	—	—	—	—
	REFINO	Reclassificar Classe Manguezal como Continente	Classification	Threshold condition	Mean HV / Mean MDE	Expressão 3	$< 215 \text{ ou } > 910$	$< 225 \text{ ou } > 540$
					Ou	—	—	—
		Reclassificar Nuvem como manguezal sob nuvem	Classification	Threshold condition	Mean HV / Mean MDE	Expressão 3	$215 - 910$	$225 - 540$
					$10 * \log (\text{Mean HV}) / \text{MDE}$	Expressão 4	$< (-7) \text{ ou } > (-1.2)$	—
	MERGE	Agrupar todas as classes	—	—	—	—	—	—

6.5 DETECÇÃO DE MUDANÇAS ORIENTADAS A OBJETOS

O processamento para detecção de mudanças também foi feito no software Definiens Ecognition. A detecção de mudanças tem por princípio detectar mudanças de um objeto a partir de duas imagens representando a mesma área, mas em tempo distintos (Vasconcelos, 2009)

Adaptando a metodologia adotada por Nascimento Júnior *et al* (2013) primeiramente foram exportadas as duas classificações (2008 e 2016) em formato *raster*. Em seguida atribuíram-se novos parâmetros de segmentação e classificação. Após isso foram criadas 5 novas classes, são elas: Manguezal 2008; manguezal 2016; Manguezal *increase* (acresção); Manguezal *decrease* (erosão); Manguezal *no change* (sem alteração) (Figura 11).

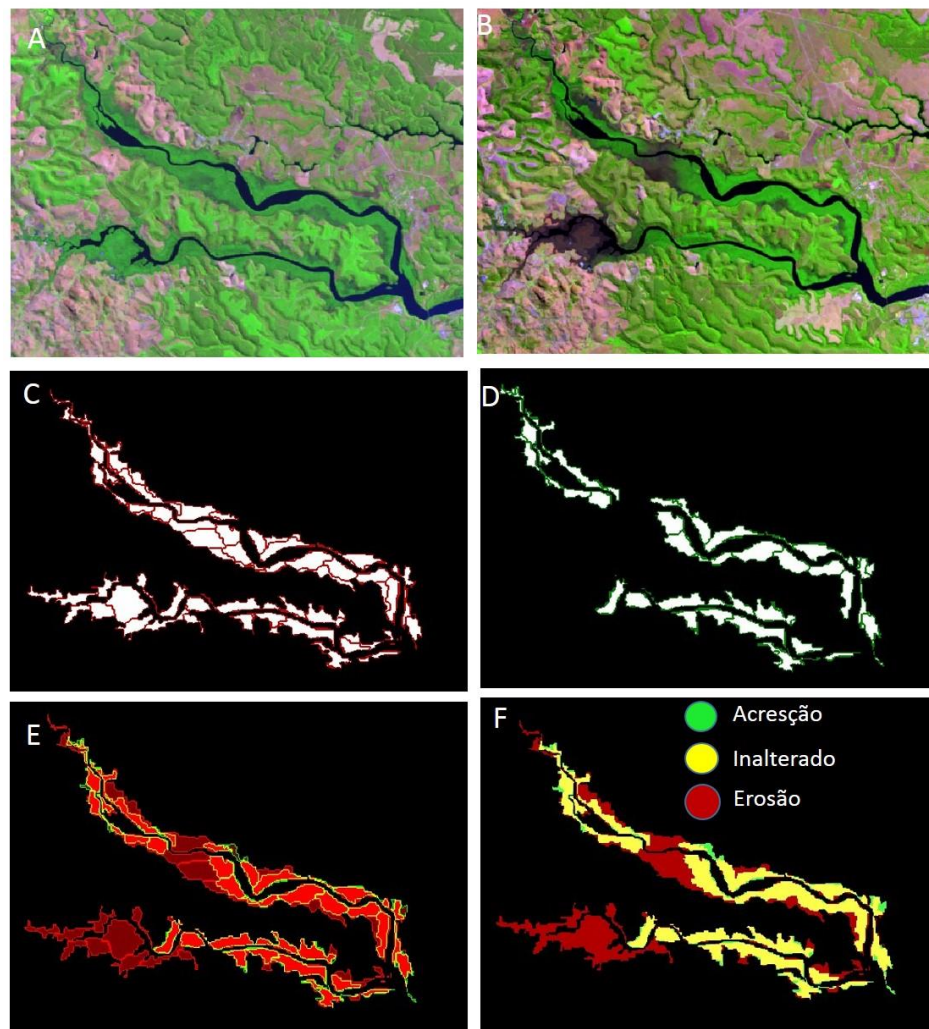


Figura 11. Recorte em uma área no estado do Espírito Santo, próximo a foz do rio Piraquê-açu, para exemplificar o processo de detecção de mudanças. Em A) Imagem Landsat 2008; B) Imagem Landsat 2016; C) Segmentação sobre a imagem com a classificação de 2008; D) Segmentação sobre a imagem com a classificação de 2016; E) Segmentação para os dados em conjunto; F) Atribuição da classificação de novas classes.

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 2008 e 2016 receberam pesos iguais a 1. A Tabela 5 apresenta a sequência do processamento realizado para detecção de mudanças.

Tabela 5. Árvore de processos utilizada na elaboração de detecção de mudanças.

PROCESSO	PROCESSO FILHO	ALGORÍTIMO	NÍVEL	FUNÇÃO / CONDIÇÃO	DESCRITOR
SEGMENTAÇÃO	Segmentar das imagens	Multiresolution segmentation	1		
	Copiar segmentação	Copy image object level	2	Copiar abaixo do nível 1 (2008)	
	Copiar segmentação	Copy image object level	3	Copiar abaixo do nível 2 (2016)	
CLASSIFICAÇÃO	Classificar “manguezal 2008”	Classification	2	Mean 2008 = 255	Mean 2008
	Classificar “manguezal 2016”	Classification	3	Mean 2016 = 255	Mean 2016
DETECÇÃO DE MUDANÇAS	Classificar “manguezal acrescido”	Classification	1	Existence of sub objects manguezal 2016 = 1 Existence of sub objects manguezal 2008 = 0	Existence of sub objects
	Classificar classe “manguezal erodido”	Classification	1	Existence of sub objects manguezal 2016 = 0 Existence of sub objects manguezal 2008 = 1	Existence of sub objects
	Classificar classe “manguezal não alterado”	Classification	1	Existence of sub objects manguezal 2016 = 1 Existence of sub objects manguezal 2008 = 1	Existence of sub objects

De acordo com a árvore de processo apresentada foi possível obter a detecção de mudança para os anos de 2008 e 2016. 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

6.6 AVALIAÇÃO DA CLASSIFICAÇÃO

Segundo Figueiredo (2007) podemos avaliar a acurácia da classificação, verificando os erros provenientes dos processos de atribuição de pixels à determinadas classes, através de coeficientes de concordâncias, que são derivados de uma matriz de confusão.

Outros métodos promissores para se validar a classificação são os índices de classificação. Neste trabalho foram utilizados o índice Kappa geral, exatidão Kappa por classe e exatidão global (Congalton & Green, 2009). Foram ainda calculadas a exatidão do consumidor e do produtor (Story & Congalton, 1986) e índice Tau (Ma & Redmond, 1995).

6.6.1 Matriz de confusão e índices para validação da classificação

Uma matriz de confusão, ou matriz de erro, é uma matriz quadrada de números definidos em linhas e colunas que expressam o número de amostra atribuídas a uma categoria específica, em uma classificação, em relação ao número de amostra atribuídas a uma categoria específica em outra classificação (Congalton & Green, 1999).

A matriz de confusão é uma maneira muito eficaz de representar a precisão do mapa, na medida em que as precisões individuais de cada categoria são claramente descritas juntamente com erros de inclusão (erros de comissão) e erros de exclusão (erros de omissão) presentes na classificação. O erro de inclusão ocorre quando uma amostra é classificada como pertencente a uma classe da qual ela não faz parte. O erro de exclusão ocorre quando uma amostra não pertence a uma classe da qual ela faz parte (Congalton & Green, 1999).

A Figura 12 abaixo ilustra um comparativo entre o mapa de referência e como os erros de comissão e omissão podem se comportar, vale ressaltar que muitas vezes esses erros podem se compensar em uma classificação.

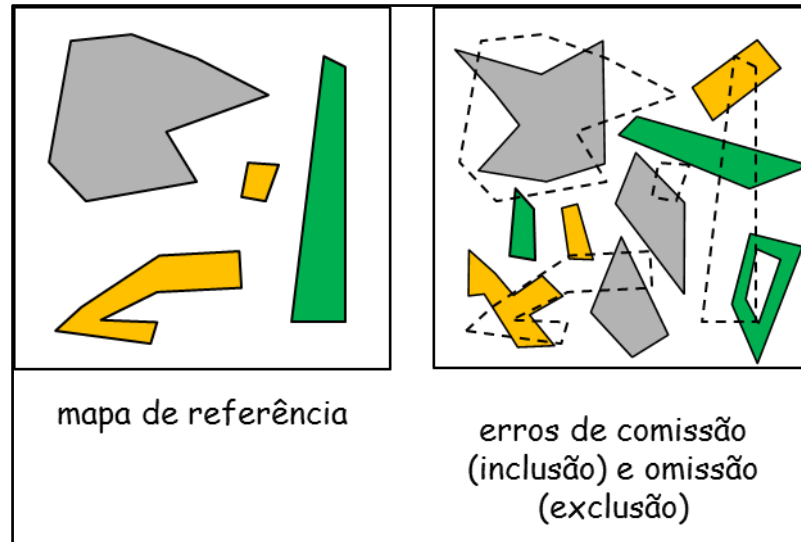


Figura 12. Comparação entre o mapa de referência e os erros de inclusão e exclusão.
Fonte: Modificado de Rennó, 2017.

Outras características da matriz de confusão é que a mesma considera que as classes são excludentes, ou seja, cada ponto pertence somente a uma classe, e todos os pontos avaliados tem que pertencer a alguma classe, ou seja o classificador não pode considerar a classe “não classificado” (Rennó, 2017).

Para simplificar o processo de validação da classificação foram definidas apenas duas classes, são elas: Manguezal e Outros. A classe “Outros” inclui as classes Massa d’água, Continente, Planície lamosa e vegetação secundária. Dessa forma a matriz de confusão se deu da forma expressa na figura 13:

		Referência		
		A	B	Total
Classificação	A	X_{11}	X_{12}	X_{1+}
	B	X_{21}	X_{22}	X_{2+}
	Total	X_{+1}	X_{+2}	n

Onde:

- x_{ij} : número de pontos da classe j (referência), classificados na classe i (classificação)
- x_{kk} : número total de pontos corretamente classificados da classe k
- x_{+j} : número total de pontos avaliados da classe j na referência
- x_{i+} : número total de pontos avaliados da classe i na classificação
- n : Número total de amostras

Figura 13. Elaboração de matriz de confusão utilizada nesse trabalho.

Os índices de validação também representam uma alternativa para se validar a acurácia da classificação. Segundo Cohen (1960) este índice mede o grau de concordância em

escalas nominais assumindo que: As unidades são independentes; As classes ou categorias da escala nominal são independentes e mutuamente exclusivas; O classificador e os pontos de referência operam de forma independente. A equação 1 abaixo descreve a fórmula para obtenção do índice Kappa.

Equação 1: Índice Kappa

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

- Onde: k = número de linhas da Matriz de Confusão;
- n = número total de amostras;
- n_{ii} = número de observações na linha i e coluna i ;
- n_{i+} = total da linha i ;
- n_{+i} = total da coluna i .

O índice Tau (Ma & Redmond, 1995) baseia-se na probabilidade a priori (Pr), ou seja, a concordância esperada pode ser obtida antes mesmo de elaborar a matriz de erros. Este índice foi elaborado para corrigir uma deficiência de superestimação de dados nos cálculos do índice kappa (Foody, 1992). Abaixo tem-se a equação 2 com as variáveis para se encontrar o índice Tau (τ)

Equação 2: Índice Tau (τ)

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

Onde:

P_o = Concordância Total ou Exatidão Global;

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

6.7 COLETA DE PONTOS E AVALIAÇÃO DA CLASSIFICAÇÃO

A metodologia utilizada para avaliação da classificação se baseou em coletas de pontos através das imagens de satélite e do programa Google Earth Pro. Tais pontos foram selecionados muito próximos aos limites de onde se acreditava que seriam áreas de manguezal, ou em locais passíveis de confusão com as demais classes, para que assim tanto a segmentação como a classificação fossem avaliadas em áreas cujos limiares de separabilidade são aproximados. Os pontos foram coletados de forma isolada, sem a visualização da classificação para que não levassem o analista a tender a amostragem dos pontos.

A área de estudo é bastante ampla e houve a necessidade de uma amostragem representativo em relação a sua extensão. Então foram coletados 600 pontos de controle, desse total 300 pontos foram escolhidos em áreas de mangue e outros 300 em regiões que poderiam ser confundidas com manguezal (Figura 14)

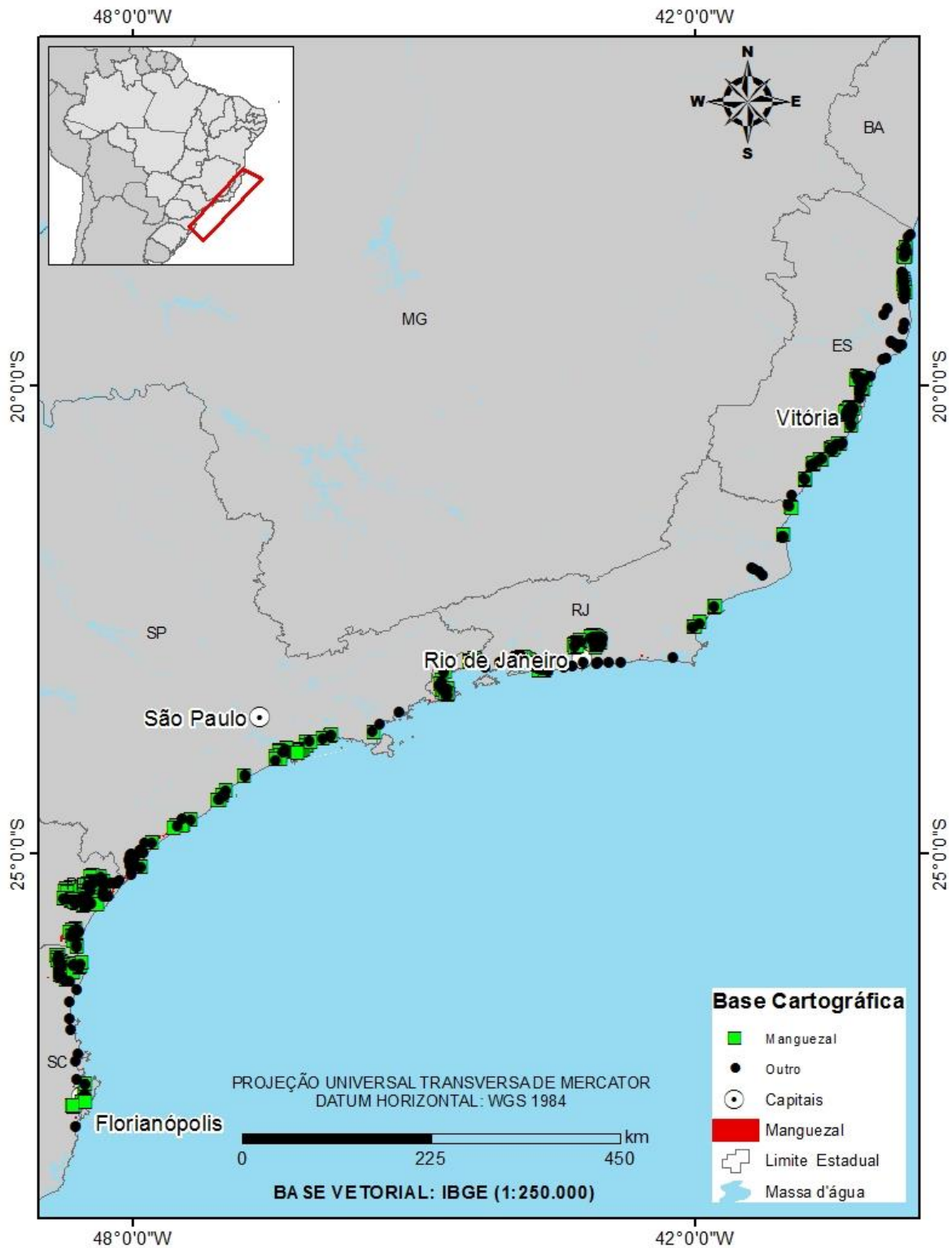


Figura 14. Mapa ilustrando a distribuição de pontos utilizados a validação de dados.

6.8 EXPORTAÇÃO E TRATAMENTO DE DADOS EM AMBIENTE SIG

Após a etapa de classificação, os dados foram exportados e tratados em softwares de geoprocessamento para quantificação e elaboração de mapas temáticos.

A classificação obtida como produto na etapa anterior foi tratada em ambiente SIG (Sistema de Informações Geográficas) utilizando o software ArcGIS na plataforma ArcMap 10.5. Foram desenvolvidas todas estruturas de mapas e feita a quantificação das áreas de manguezais no litoral sul e sudeste do Brasil. Segundo (Imagem, 2016) o ArcGIS desktop é um conjunto de softwares os quais são usados para criar, editar, importar, buscar, analisar, mapear e publicar informações geográficas.

7 RESULTADOS

7.1 QUANTIFICAÇÃO DAS ÁREAS DE MANGUEZAIS

A utilização das técnicas de GEOBIA associadas a dados multisensores possibilitou o mapeamento dos manguezais presentes no litoral sul e sudeste do Brasil (Figura 15).

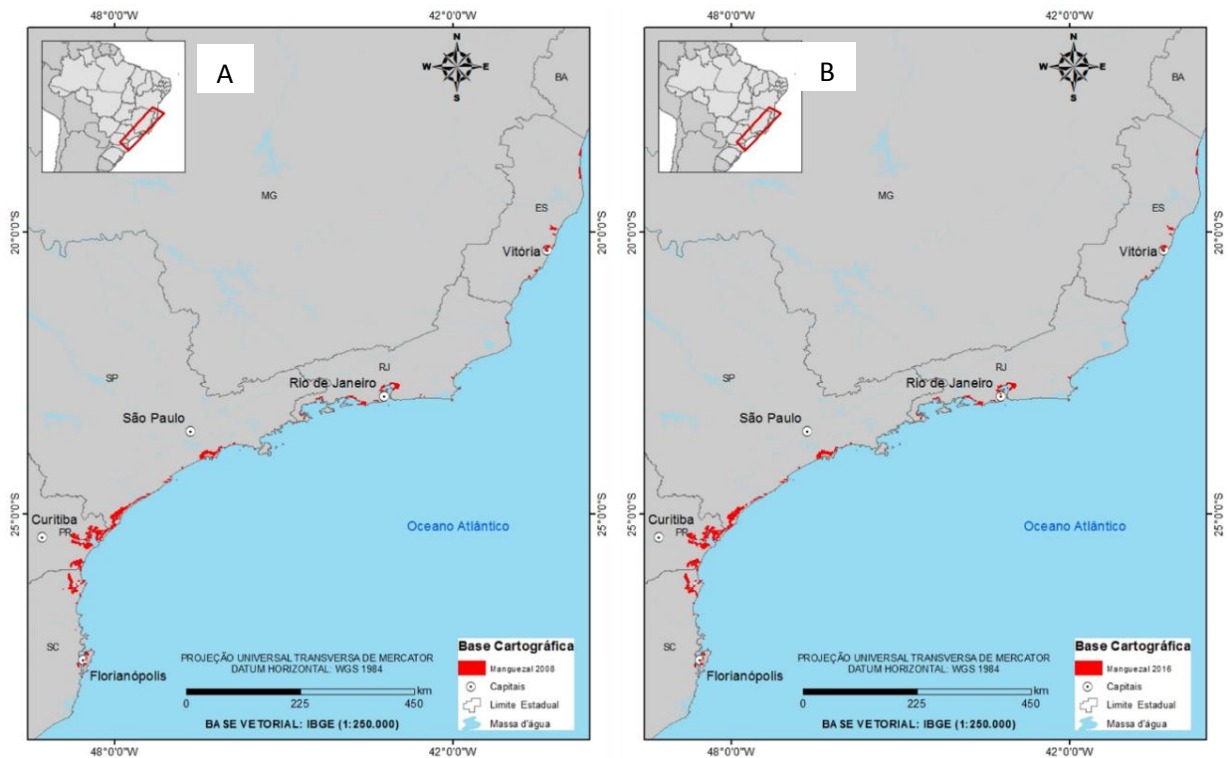


Figura 15. Distribuição das áreas de manguezais em 2008(A) e 2016 (B).

Após o mapeamento das áreas de manguezal foi possível quantificar essas regiões em ambos os anos. Em 2008 o litoral sul e sudeste do Brasil continha 849,55 km² de bosques de manguezal. Já em 2016 esses valores passaram para 806,64 km², ou seja, houve redução no total de áreas de manguezal, para a região estudada, de aproximadamente 43 km².

A quantificação das áreas de manguezais por estado mostrou que a vegetação de manguezal está concentrada, em ordem decrescente, preferencialmente no estado do Paraná, seguido de São Paulo, Rio de Janeiro, Santa Catarina e por último, com a menor concentração, está o estado do Espírito Santo. A tabela 6, abaixo, apresenta as quantificações, por estado e o total, para ambos os anos.

Tabela 6. Quantificações das áreas de manguezais, por estado.

Estado	Manguezais em 2008 (km ²)	Manguezais em 2016 (km ²)
Espírito Santo	79,32	57,88
Rio de Janeiro	129,52	127,07
São Paulo	216,80	208,17
Paraná	315,88	322,86
Santa Catarina	108,03	90,66
TOTAL	849,55	806,64

A figura 16 ilustra a representação gráfica das áreas de manguezais por estado.

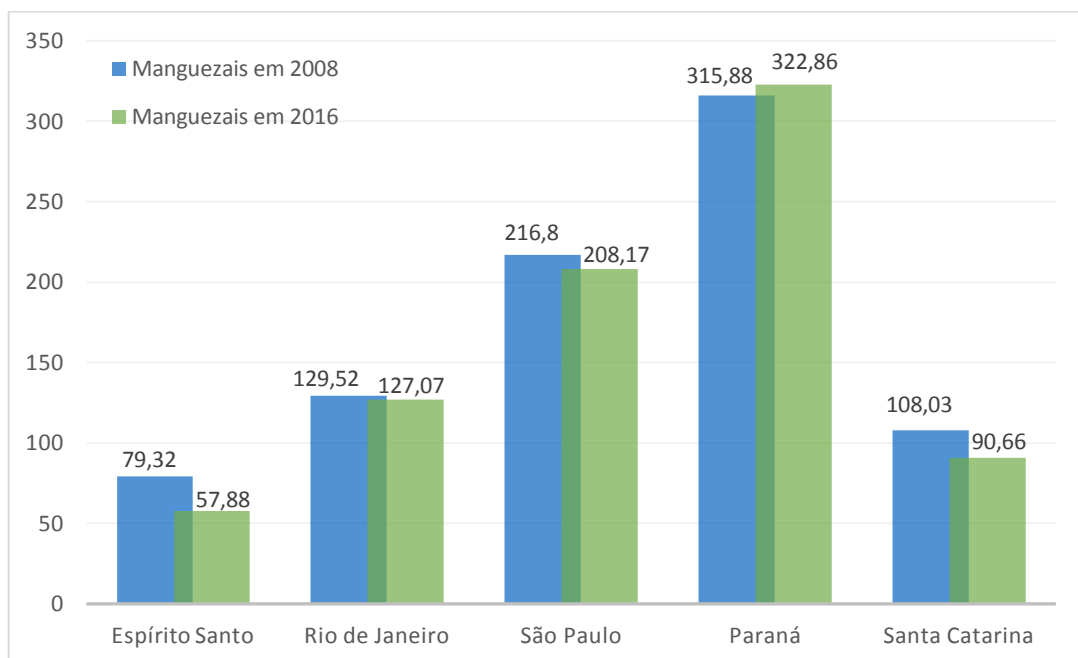


Figura 16. Representação gráfica das áreas de manguezal por estado.

Podemos perceber que o Estado do Paraná possui a maior concentração de área de manguezais com aproximadamente 322 km². O Espírito Santo possui a menor concentração de mangue com aproximadamente 58 km². Os manguezais apresentaram crescimento apenas no Estado do Paraná com aproximadamente 2,2%. No Rio de Janeiro os manguezais reduziram em 2016 aproximadamente 2% em relação a 2008. São Paulo teve uma redução de aproximadamente 4% de 2008 para 2016. Os estados com maiores reduções de área foram Santa Catarina, com aproximadamente 16%, e Espírito Santo com aproximadamente 27%.

7.2 ACURÁCIA DA CLASSIFICAÇÃO

Para a validação da classificação foram utilizados um total de 600 pontos de controle para cada um dos anos (2008 e 2016). Deste total, para cada ano, 300 pontos foram coletados em área de manguezal e 300 pontos nas demais classes, que foram aqui definidas como “Outros”. Para o ano de 2008, dos 300 pontos coletados em área de manguezal, 278 ou 92,67% foram classificados corretamente, enquanto, 22 pontos ou 7,33% não concordaram com os pontos amostrados. A acurácia da classificação de manguezais no ano de 2016 ficou semelhante a 2008, ou seja, dos 300 pontos coletados 278 ou 92,67% foram classificados corretamente, enquanto, 22 pontos ou 7,33% não concordaram com a classificação.

Para a Classe “Outros” também foram amostrados 300 pontos para cada ano. Em 2008 dos 300 pontos coletados em outras áreas, 274 ou 93,6% foram classificados corretamente. Enquanto, 26 pontos ou 8,6% não concordaram com os pontos amostrados. Em 2016 a acurácia da classe “Outros” foi um pouco melhor que no ano 2008. Dos 300 pontos coletados 281 ou 93,7% foram classificados corretamente, enquanto, 19 pontos ou 6,3% não concordaram a classificação

Diversos índices foram ainda utilizados com a finalidade de verificar a acurácia da classificação. Para o índice Kappa geral foram obtidos, em 2008, o valor de 0,84. O índice Kappa por classes atingiu valores de 0,85 para a classe Manguezal e 0,82 para a classe “Outros”. A exatidão geral obtida para o mesmo ano de classificação foi de 92%, ou seja, dos 600 pontos coletados, 552 foram corretamente classificados. Para Índice Tau o valor obtido foi de 0,84, o que indicou que mais de 84% objetos foram classificados corretamente do que seria esperado, de acordo com a atribuição aleatória (Tabela 7).

Tabela 7. Matriz de confusão da classificação para o ano de 2008.

Classificação	Manguezal	Outros	Total	Exatidão do usuário	Erro de comissão
Manguezal	278	22	300	92,6	7,33
Outros	26	274	300	91,3	8,6
Total	304	296	600		
Erro de omissão	8,5	7,4			
Exatidão do produtor	91,4	92,5			
Kappa por classe	0,85	0,82			
Exatidão geral = 0,92			Índice kappa = 0,84		Índice Tau = 0,84

Para o ano de 2016 o índice Kappa geral obtidos foi de 0,86, índice Kappa por classes de 0,85 para a classe “Manguezal” e 0,87 para a classe “Outro”. A exatidão geral atingiu valores de 93%, ou seja, dos 600 pontos coletados, 559 foram corretamente classificados, e o Índice Tau foi de 0,86 (Tabela 8).

Tabela 8. Matriz de confusão da classificação para o ano de 2016.

Classificação	Manguezal	Outros	Total	Exatidão do usuário	Erro de comissão
Manguezal	278	22	300	92,6	7,33
Outros	19	281	300	93,6	6,3
Total	297	303	600		
Erro de omissão	6,3	7,2			
Exatidão do produtor	93,6	92,7			
Kappa por classe	0,85	0,87			
Exatidão geral = 0,93			Índice kappa = 0,86		Índice Tau = 0,86

7.3 DETECÇÃO DE MUDANÇAS NAS ÁREAS DE MANGUEZAIS

A partir do mapeamento de manguezais dos anos 2008 e 2016 foi possível realizar a detecção de mudanças desse ecossistema no litoral sul e sudeste brasileiro. Foram identificadas áreas de expansão, redução e áreas onde as vegetações de manguezal se mantiveram constantes, ou seja, inalterada.

A análise da tabela 6 revela que houve decréscimo de áreas de manguezais no sul e sudeste do Brasil de aproximadamente 43 km², ou seja, passou de um pouco mais que 849 km² em 2008, para 806 km² em 2016, totalizando uma perda de aproximadamente 5%. Houve um acréscimo total de 138,54 km² de manguezais entre 2008 e 2016, perdas de 181,45 km² e 668,11 km² permaneceram inalterados. Houve redução de manguezais em quase todos os estados, com exceção do estado do Paraná, que teve expansão de aproximadamente 7 km² ou 2,2 % em relação ao total de 2008.

As áreas inalteradas apresentaram um percentual médio de conservação de aproximadamente 79%, com conservação máxima observada no estado do Paraná (83,47%) e mínima no Espírito Santo (~63,46%). O percentual de áreas de expansão de manguezal apresentou valor médio de ~16%, valor máximo de 18,74% no Paraná e mínimo de 9,51% no

Espírito Santo. Quanto ao percentual de áreas perdidas, o valor médio foi da ordem de 21%, com valor máximo de 36,54% no Espírito Santo e mínimo de 16,53% no Paraná (Tabela 9).

Tabela 9. Estimativa de mudança das áreas de mangue por estado do sudeste e sul brasileiro entre os anos 2008 e 2016.

Estados	Área 2008 (km ²)	Área 2016 (km ²)	Área inalterada		Área reduzida		Área expandida	
			(km ²)	(%)	(km ²)	(%)	(km ²)	(%)
Espírito Santo	79,32	57,88	50,34	63,46	28,98	36,54	7,54	9,51
Rio de Janeiro	129,52	127,07	107,15	82,73	22,37	17,27	19,92	15,38
São Paulo	216,8	208,17	173,83	80,18	42,97	19,82	34,34	15,84
Paraná	315,88	322,86	263,67	83,47	52,21	16,53	59,19	18,74
Santa Catarina	108,03	90,66	73,12	67,68	34,91	32,32	17,54	16,24
Total	849,55	806,64	668,11	78,64	181,45	21,36	138,54	16,31

A tabela 9 indica que os estados do Paraná, São Paulo e Santa Catarina foram os estados que mais sofreram mudanças em áreas de mangue, em km², em relação aos demais. No estado do Paraná essas mudanças estão expostas principalmente no Complexo Estuarino de Paranaguá (CEP), região que contém um conjunto de 4 baías (Paranaguá, Pinheiros, Guaraqueçaba e Laranjeiras) e concentra extensas áreas de manguezal. Em São Paulo as mudanças ocorrem de forma mais expressiva nas proximidades da baía de Santos. Já no estado de Santa Catarina estão concentradas na baía de São Francisco ou Babitonga. A figura 17 ilustra um mapa de detecção de mudanças que ocorreram nessas áreas acima citadas.

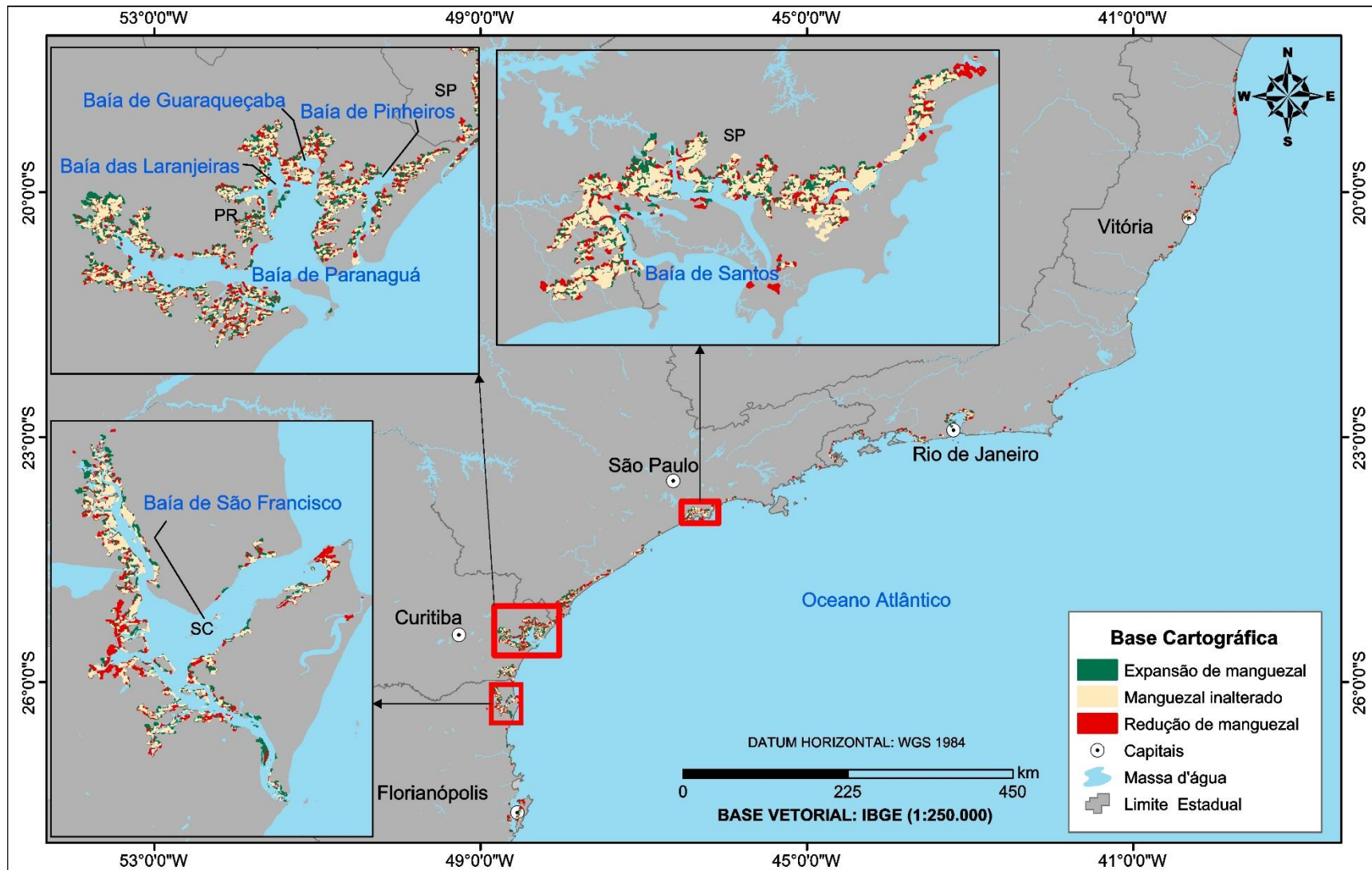


Figura 17. Mapa de detecção de mudanças para a região estudada. Em destaque (dentro dos quadros vermelhos) para as regiões com mais mudanças em km².

8 DISCUSSÕES

Ao somarmos os dados obtidos no mapeamento de manguezais, da costa norte de Nascimento Júnior (2016) e o do nordeste de Pereira (2015), para o ano de 2008 com os dados deste trabalho alcançamos um valor total de áreas de manguezais no litoral brasileiro de 13.790 km². Com isso temos um mapeamento completo dos manguezais brasileiros, no ano de 2008, utilizando metodologia similar (GEOBIA), com acurácias que validam esta técnica de mapeamento quando aplicadas aos manguezais

Podemos comparar os dados obtidos neste trabalho com algumas referências encontradas na literatura. Magris & Barreto (2011) a partir da interpretação visual de imagens do satélite Landsat-5 (sensor TM), adquiridas entre 2007 e 2009, estimaram um total de 11.143,97 km² de áreas de manguezal no Brasil, dos quais 9.216,27 km² encontram-se na costa de macromarés (da foz do rio Oiapoque-AP até a foz do rio Parnaíba), 1.177,09 km² na costa de mesomarés (da foz do rio Parnaíba até o sul da Bahia) e 750,62 km² na costa de micromarés (do norte do Espírito Santo até Santa Catarina). Do total obtido para a região de micromaré (objeto desse estudo) 69.38% ou aproximadamente 520,80 km² estão em áreas de proteção ambiental (APA) ou reservas extrativistas (RESEX).

Giri *et al* (2011) elaboraram estudos de mapeamento de manguezal em todo o globo terrestre utilizando técnicas de classificação supervisionada e não supervisionada. Para o Brasil os autores estimaram um total de 9.626,83 km² de áreas de mangue no ano 2000. Dessa forma, se compararmos os dados de Giri *et al.* (2011) com a soma dos dados obtidos por Nascimento Júnior (2016), Pereira (2015) e este trabalho podemos analisar que houve um crescimento no total de áreas de mangue do ano 2000 para 2008. Alguns fatores podem estar ligados a essa expansão de áreas de mangue, dentre eles podemos destacar a utilização de metodologias diferentes, mas também não podemos descartar o dinamismo dos manguezais.

Mais especificamente em relação aos trabalhos referentes à área de estudo deste trabalho temos os dados de Lardosa *et al* (2011) que interpretou visualmente diversos dados multifonte e multitemporais para o estado do Rio de Janeiro, em uma escala de 1:10.000, chegando à um total de 177,20 km² de áreas de mangue. Já os dados de SOS Mata Atlântica/INPE (2009), em uma de escala 1:50.000, a partir da interpretação visual de imagens de satélite LANDSAT 5 TM, indicam uma área total de aproximadamente 108,33 km² para a mesma região. Este trabalho quantificou os manguezais do Rio de Janeiro em

129,52 km², portanto esse valor está relativamente próximo de mapeamentos feitos com um nível bem maior de detalhe.

Araújo (2010) realizou estudos de detecção de mudanças na baixada santista, no Sistema Estuarino de Santos, através de classificação orientada a objetos utilizando cenas do satélite Landsat 5 TM, MDE/SRTM e fotografias aéreas. Para o ano de 2008 Araújo (2010) quantificou as áreas de manguezais dessa região em 86,41 km², resultado muito próximo ao obtido neste trabalho para a mesma região (84,3 km²). Os dois trabalhos utilizaram metodologia similar e apresentaram resultados bem aproximados, fato esse que resulta em uma validação mútua.

A área objeto deste estudo apresenta as regiões de maior densidade demográfica do país com 48,9 e 86,9 hab/km² para as regiões Sul e Sudeste respectivamente. Isso teoricamente implicaria em maiores pressões antrópicas sobre as áreas de manguezais, o que de fato ocorrem, através de aberturas de estradas e aterramento para moradias populacionais, porém não podemos desprezar também as forças naturais. Em diversas áreas, principalmente nos estados do Espírito Santo e Santa Catarina os fatores naturais predominam em detrimento as forças antrópicas. A figura 18 ilustra a perda de áreas de mangue no estado de Santa Catarina causadas por processos naturais.

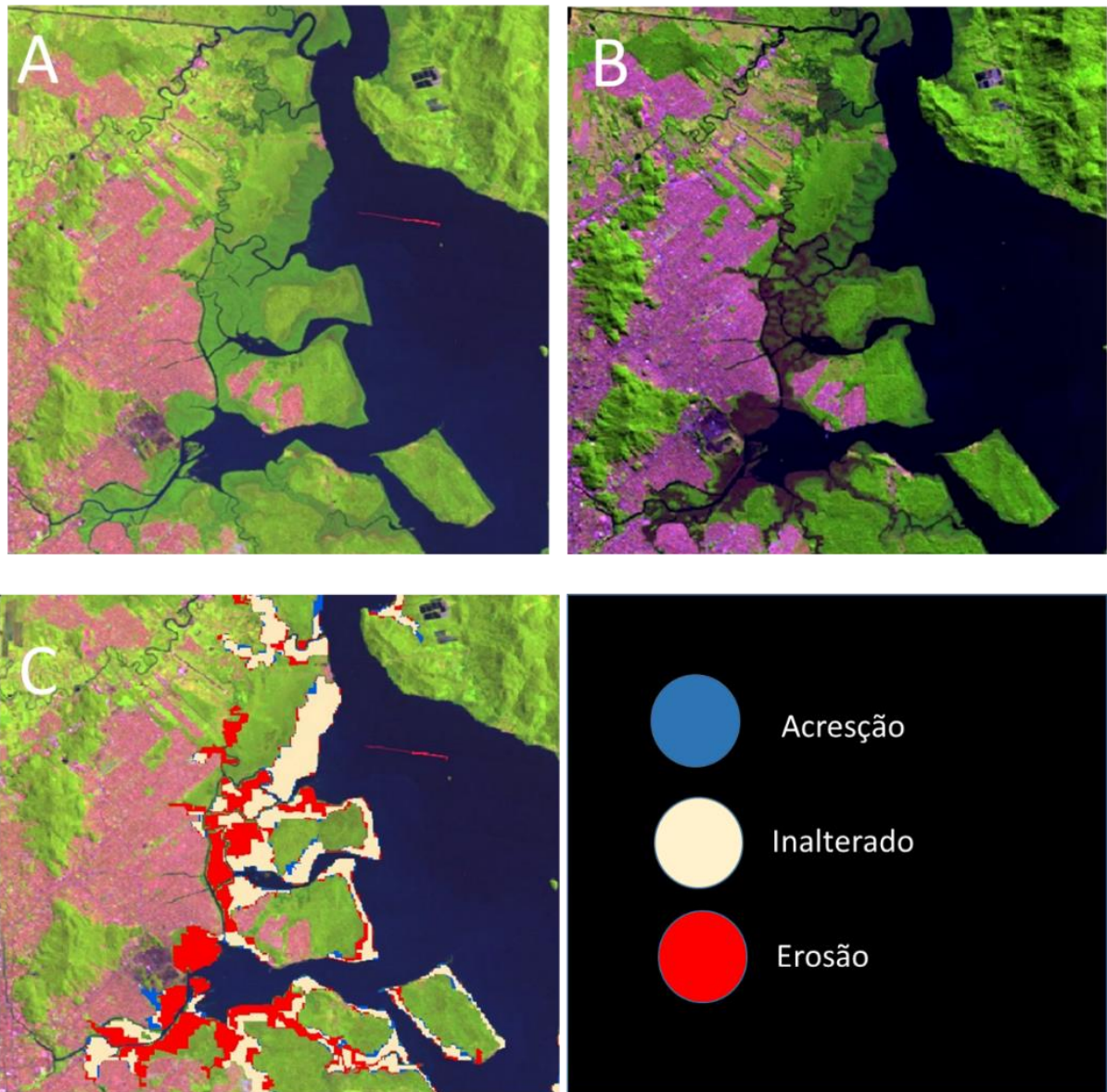


Figura 18. Redução em áreas de mangue na baía de Babiçonga, estado de Santa Catarina. Imagem Landsat TM 2008 (A), Imagem Landsat OLI 2016 (B), Representação vetorial da detecção de mudanças. (C)

9 CONCLUSÕES

As técnicas de sensoriamento remoto tradicionais podem fornecer informações importantes para monitoramento e detecção de mudanças nas áreas de manguezais, contudo a aplicação de novas técnicas (GEOBIA) e novos sensores de satélites podem melhorar potencialmente a precisão nas classificações de vegetações de manguezais e demais indivíduos que os cercam (Heumann, 2011).

A utilização combinada de dados de sensoriamento remoto óptico e de radar com as técnicas de GEOBIA, seguindo metodologia similar a Nascimento Júnior. *et al.* (2013) e Pereira (2015) se mostrou bastante satisfatória para o mapeamento das áreas de floresta de mangue nas regiões Sul e Sudeste do Brasil e representa uma alternativa para obter mapeamentos aproveitando as vantagens de cada sensor independente de sua natureza.

As imagens de radar permitiram a definição de linha de costa e o mapeamento das áreas de mangue em áreas cobertas por nuvens. Ao combinarmos dados SAR com as imagens ópticas possível realizar a discriminação desta floresta costeira, tanto no espectro das microondas (imagens Alos/PALSAR), quanto no espectro óptico (imagens Landsat), aumentando a capacidade de discriminar outros alvos (outros ecossistemas) da floresta de mangue.

As acurácias das classificações (2008 e 2016) feitas através de matrizes de erros e índices de acurácia (índices Kappa, Tau e acurácia global) apresentaram valores considerados entre muito bom e excelente. De modo geral, observa-se uma redução das áreas de mangue no sul e sudeste do Brasil de 2008 para 2016, de 849,55 km² para 806,63 km², respectivamente. Isto representa uma perda líquida de 42,91 km², o que equivale a uma diminuição de 5%. Esta redução está impressa em todos os estados, com exceção do Paraná que obteve ganho nas áreas de mangue de cerca de 7km². As mudanças ocorreram através ações antrópicas (abertura de estradas, uso desordenado e ocupação das áreas de mangue) e através de fatores naturais.

Com este trabalho, foi possível obter um mapeamento dos manguezais brasileiros a partir de uma metodologia homogênea, assim como Herz (1991) realizou ao mapear os manguezais do Brasil a partir de interpretação de imagens SAR. Através da técnica de classificação orientada a objetos, chega-se ao resultado de que os manguezais brasileiros estão dispostos ao longo do litoral brasileiro abrangendo uma área de 13.790 km² reunindo os dados dos trabalhos de Nascimento Júnior *et al.*, (2013), Pereira (2015) e Nascimento Júnior (2016).

REFERÊNCIAS

- Alves, J. R. P. Manguezais: educar para proteger. Rio de Janeiro: FEMAR/SEMADS, 2001.
- Araújo, C.A.S. 2010. *Aplicações de técnicas de sensoriamento remoto na análise multitemporal do ecossistema manguezal na Baixada Santista, SP*. MS Dissertation. Instituto Oceanográfico, Universidade de São Paulo, Brasil. 113p.
- Blaschke, T.; Kux, H. J. H. *Sensoriamento remoto e SIG avançados – novos sistemas sensores: métodos inovadores*. São Paulo: Oficina de Textos, 2007, 2^a ed., 303 p.
- Cintro, G. 1981. Los Mangares de Santa Catarina. Informe técnico. Oficina Regional de ciência e Tecnologia para América Latina y el Caribe de UNESCO y la Universidade Federal de Santa Catarina. UNESCO/UFSC. 67p.
- 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. 1991. A review of assessing the accuracy of classification or remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment* **37**: 35-45.
- Duke, N.C., Meynecke, J.O., Dittmann, S., Ellison, A.M., Anger, K., Berger, U., Cannicci, S., Diele, K., Ewel, K.C., Field, C.D., Koedam, N., Lee, S.Y., Marchand, C., Nordhaus, I., Dahdouh-Guebas, F., 2007. A world without mangroves? *Science* 317, 41–42.
- Figueiredo G. C. 2007. *Exatidão posicional e temática de imagens orbitais*. MS Dissertation. Viçosa, MG. 87 p.
- 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. On the compensation for chance agrément. In Image classification accuracy assessment. *Photogrametric Engineering and Remote Sensing*, v. **58**, n. 10, p. 1459-1460, 1992

- Giri C., Ochieng E., Tieszen L.L., Zhu Z., Singh A., Loveland T., Masek J., Duke N. 2011. *Status and distribution of mangrove forests of the world using earth observation satellite data*. *Global Ecology and Biogeography* **20**: 154-159.
- Gonçalves, Rodrigo., Cortes. J. B.R., Schmidt., M. A. R., Schimalski., M. B. Classificação hierárquica e fuzzy de imagens de alta resolução. In: INPE, *Anais XIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto*, Florianópolis, Brasil, 21-26 abril 2007, p. 547-554.
- 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.
- Green, E., Mumby, P.J. 2000. Mapping mangroves, In: Green, E.P. *et al. Remote Sensing Handbook for Tropical Coastal Management*. Paris, UNESCO, 316 pp (Coastal Management Sourcebooks 3).
- Herz, R. 1991. *Manguezais do Brasil*. São Paulo. Instituto Oceanográfico, Universidade de São Paulo. 227 pp.
- Heumann, B. 2011 *Remote Sensing of Mangrove Composition and Structure in the Galapagos Islands*. PhD Thesis, Department of Geography. University of North Carolina Chaptel Hill, 154 f.
- IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística – IBGE. Contas Regionais do Brasil – 2012. Coordenação de Contas Nacionais, Rio de Janeiro. 14/11/2014
- IMAGEM Soluções de Inteligência Geográfica. Disponível em <<http://www.img.com.br/>>. Acesso em: 10/03/2016.
- Kamal M., Phinn S., Johansen K. 2015. Object-based approach for multi-scale mangrove composition mapping using multi-resolution image datasets. *Remote Sensing* **7**: 4753-4783.
- Knoppers, B., Ekau, W. & Figueiredo, A. G. 1999. The coast and shelf of east and northeast Brazil and material transport. *Geo-Marine Letters*, **19**: 171-178.
- Lardosa, E. I., Meirelles, M.S.P., Soares, M. L. G. Cartografia das áreas de ocorrência de manguezais no Estado do Rio de Janeiro através da integração de múltiplas fontes de dados. *RBC. Revista Brasileira de Cartografia*, v. **65**, p. 1-14, 2011.

- 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.
- Lu, D., Mausel, P., Brondizio, E., Moran, E., 2004. Change detection techniques. *International Journal of Remote Sensing*, **25** (12), pp. 2365-2407.
- 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.
- Magris, A. R, Barreto R (2010) Mapping and assessment of protection of mangrove habitats in Brazil. *Pan-Am Journal of Aquatic Sciences* **5**:546–556
- Marques Filho, Ogê; Vieira Neto, Hugo. 1999. *Processamento Digital de Imagens*. Rio de Janeiro: Brasport. ISBN 8574520098.
- Meneses, P. R & Almeida, T (Org). 2002. *Introdução ao processamento de imagens digitais de satélites e sensoriamento remoto*. Brasília, DF: Universidade de Brasília. 266 p
- Muehe, D. (org.) (2006) - *Erosão e Progradação do Litoral Brasileiro*. Ministério do Meio Ambiente, 476 p., Brasília, D.F., Brasil. ISBN 85-7738-028-9.
- Muehe, D & Nicolde, J. L. (2008). Geomorfologia, *In: Mapping mangroves* Zamboni, A. Nicolodi, J. L (Org.). *Macrodiagnóstico da Zona Costeira e Marinha do Brasil*. Brasília: Ministério do Meio Ambiente, 2008, 242 p.
- Nascimento Júnior., W. R., SOUZA-FILHO, P. W., Proisy, C., M. LUCAS, R., Rosenqvist, A. 2013. Mapping changes in the largest continuous Amazonian mangrove belt using object-based classification of multisensor satellite imagery. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, Volume 117, pages 83-93, ISSN 0272-7714.)
- Nascimento Júnior, W. R. *Análise da dinâmica das áreas de manguezal no litoral norte do Brasil a partir de dados multisensores e hidrossedimentológicos*. Belém: UFPA, 2016. 132 f. (Tese de Doutorado) - Programa De Pós-Graduação em Geologia e Geoquímica. Universidade Federal do Pará, Belém, 2017.
- Oliveira., C. P. L. 2001. *Análise da evolução temporal do manguezal do rio Tavares (Ilha de Santa Catarina, SC) utilizando a foto-interpretação*. MS Dissertation, Programa De Pós-Graduação de Engenharia Ambiental. Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 133 f.

- Pereira, E.A. S. *A dinâmica dos manguezais no nordeste do Brasil: uma abordagem a partir de dados de sensores remotos e sig.* Belém: UFPA, 2015. 136 f. (Tese de Doutorado) - Programa De Pós-Graduação em Geologia e Geoquímica. Universidade Federal do Pará, Belém, 2015.
- Ponzoni, F.J.; Shimabukuro, Y.E.; Kuplich, T.M. 2012. *Sensoriamento remoto da vegetação*. 2. Ed. atualizada e ampliada—São Paulo: Oficina de Textos.
- Rennó, C.D. *Estatística: Aplicação ao Sensoriamento Remoto*. SER 204. 2017
- Schaeffer-Novelli, Y.(org.).1995. Manguezal ecossistema entre a terra e o mar. São Paulo, *Caribbean Ecological Research*, 64p.
- Schneeberger, C.A & Farago, L. A. 2003. *Minimanual compacto de geografia do Brasil: Teoria e prática*. 1. ed. São Paulo: Rideel.
- Silveira, J.D. (1964) Morfologia do litoral. In: Azevedo, A. (ed). *Brasil: a terra e o homem*. Companhia Editora Nacional, São Paulo. Volume 1: 253-305.
- SOS Mata Atlântica. Fundação Sos Mata Atlântica/Instituto Nacional De Pesquisas Espaciais – Atlas dos Remanescentes Florestais da Mata Atlântica – Período 2005-2007. São Paulo, 2010. Relatório Parcial.
- Souza Filho P.W.M.e & 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.e, & 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. 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.
- Strahler, A. Strahler, A. (1994). *Geografia Física*. Barcelona, Omega.
- TRIMBLE. ECognition Developer. Disponível em <<http://www.ecognition.com/suite/ecognition-developer>>, 2016. Acesso em 10/03/2016.
- Verstappen, H. T. & Zuidam, R. A. 1991. The ITC system of geomorphologic survey. ITC Publication n. 10, Netherlands, 89 pp.

Walsh GE. 1974. Mangroves: a review. In: Reinhold RJ, Queen WH, eds. Ecology of halophytes. New York: Academic Press, 51–174

ANEXO

ANEXO A - Cálculo dos valores e índices da matriz de erro para validação do manguezal

- Para 2008

Classificação	Manguezal	Outros	Total	Exatidão do usuário	Erro de comissão
Manguezal	278	22	300	92,6	7,33
Outros	26	274	300	91,3	8,6
Total	304	296	600		
Erro de omissão	8,5	7,4			
Exatidão do produtor	91,4	92,5			
Kappa por classe	0,85	0,82			
Exatidão geral = 0,92			Índice kappa = 0,84		Índice Tau = 0,84

- Cálculo dos valores e índices da matriz de erro para validação do manguezal

Erro de comissão (Manguezal): $(300 - 278 / 300) * 100 = 7,33\%$

Erro de omissão (Manguezal): $(304 - 278 / 304) * 100 = 8,5$

Erro de comissão (Outros): $(300 - 274 / 300) * 100 = 8,6$

Erro de omissão (Outros): $(296 - 274 / 296) * 100 = 7,4\%$

Exatidão do consumidor (Manguezal): $278 / 300 * 100 = 92,6\%$

Exatidão do produtor (Manguezal): $278 / 304 * 100 = 91,4\%$

Exatidão do consumidor (Outros): $274 / 300 * 100 = 91,3\%$

Exatidão do produtor (Outros): $274 / 296 * 100 = 92,56\%$

Exatidão Global: $(278 + 274 / 600) * 100 = 92\%$

Índice Kappa: $\frac{600*(278+274) - [(304*300) + (296*300)]}{(600)^2 - [(304*300) + (296*300)]} * 100 = 84\%$

Índice Tau: $\frac{(552 / 600) - (1 / 2)}{1 - (1 / 2)} = 0,84$

- Para 2016

Classificação	Manguezal	Outros	Total	Exatidão do usuário	Erro de comissão
Manguezal	278	22	300	92,6	7,33
Outros	19	281	300	93,6	6,3
Total	297	303	600		
Erro de omissão	6,3	7,2			
Exatidão do Produtor	93,6	92,7			
Kappa por classe	0,85	0,87			
Exatidão geral = 0,93			Índice kappa = 0,86		Índice Tau = 0,86

- Cálculo dos valores e índices da matriz de erro para validação do manguezal

Erro de comissão (Manguezal): $(300 - 278 / 300) * 100 = 7,33\%$

Erro de omissão (Manguezal): $(297 - 278 / 297) * 100 = 6,3\%$

Erro de comissão (Outros): $(300 - 281 / 300) * 100 = 6,3\%$

Erro de omissão (Outros): $(303 - 281 / 303) * 100 = 7,2\%$

Exatidão do consumidor (Manguezal): $278 / 300 * 100 = 92,6\%$

Exatidão do produtor (Manguezal): $278 / 297 * 100 = 93,6\%$

Exatidão do consumidor (Outros): $281 / 300 * 100 = 93,6\%$

Exatidão do produtor (Outros): $281 / 303 * 100 = 92,7\%$

Exatidão Global: $(278 + 281 / 600) * 100 = 93,1\%$

Índice Kappa: $600 * (278 + 281) - [(297 * 300) + (303 * 300)] * 100 = 86,3\%$

$$(600)^2 - [(297 * 300) + (303 * 300)]$$

Índice Tau: $(559 / 660) - (1 / 2) = 0,84$

$$1 - (1 / 2)$$