



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

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO Nº 632

**DINÂMICA ESPAÇO-TEMPORAL DOS MANGUEZAIS DO
DELTA DO RIO DOCE-ES DURANTE 2010-2020, LITORAL
SUDESTE BRASILEIRO**

Dissertação apresentada por:

DÉBORA CRISTINA DE LIMA MIRANDA

Orientador: Prof. Dr. Marlon Carlos França (IFPA)

**BELÉM – PA
2023**

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP) de acordo com ISBD
Sistema de Bibliotecas da Universidade Federal do Pará
Gerada automaticamente pelo módulo Ficat, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

M672d Miranda, Débora Cristina de Lima.
Dinâmica espaço-temporal dos manguezais do delta do rio doce-es durante 2010-2020, litoral sudeste brasileiro / Débora Cristina de Lima Miranda. — 2023.
xiv, 56 f. : il. color.

Orientador(a): Prof. Dr. Marlon Carlos França
Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal do Pará, Instituto de Geociências, Programa de Pós-Graduação em Geologia e Geoquímica, Belém, 2022.

1. Sensoriamento remoto. 2. Geobia. 3. Mapeamento. 4. Acurácia. 5. Rio Mariricu-ES. I. Título.

CDD 621.3678



Universidade Federal do Pará
Instituto de Geociências
Programa de Pós-Graduação em Geologia e Geoquímica

**DINÂMICA ESPAÇO-TEMPORAL DOS MANGUEZAIS DO
DELTA DO RIO DOCE-ES DURANTE 2010-2020, LITORAL
SUDESTE BRASILEIRO**

Dissertação apresentada por

DÉBORA CRISTINA DE LIMA MIRANDA

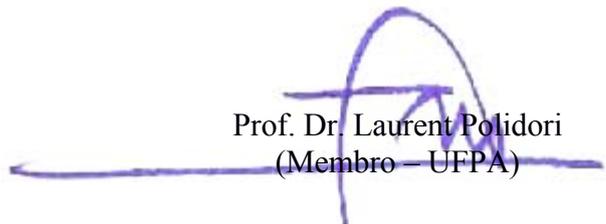
Como requisito parcial à obtenção de Grau de Mestre em Ciências na Área de
GEOLOGIA e Linha de Pesquisa **GEOLOGIA MARINHA E COSTEIRA**.

Data de Aprovação: 16 / 05 / 2023

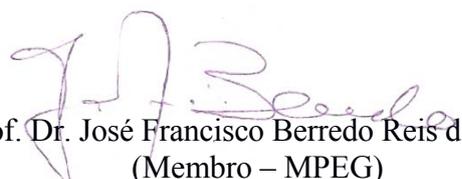
Banca Examinadora:



Prof. Dr. Marlon Carlos França
(Orientador – UFPA)



Prof. Dr. Laurent Polidori
(Membro – UFPA)



Prof. Dr. José Francisco Berredo Reis da Silva
(Membro – MPEG)

Aos meus pais Ana e Arão.

AGRADECIMENTOS

A Deus pela vida e por ter me dado saúde para concluir mais essa etapa.

Aos meus pais Ana e Arão por todo amor, empenho e dedicação na minha criação, e por serem os grandes incentivadores dos meus estudos.

Ao meu esposo Sharleys Augusto e meus irmãos Alexandre e Raul por sempre estarem comigo, me apoiando, e me incentivando.

Aos meus familiares que foram de extrema importância na minha vida, em especial a minha avó materna Rita *in memoriam*.

À Universidade Federal do Pará.

À coordenação e aos professores do Programa de Pós-Graduação em Geologia e Geoquímica – PPGG, em especial ao Professor Dr. Marlon Carlos França, por toda dedicação e disposição empregada na orientação deste trabalho.

E ao apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001 (PORTARIA Nº 206, DE 4 DE SETEMBRO DE 2018).

“A Persistência é o Caminho do Êxito”

- Charlie Chaplin

RESUMO

Os manguezais são ecossistemas presentes em grande parte da zona costeira brasileira que abrigam uma ampla diversidade de organismos, bem como constituem verdadeiros berçários para vários indivíduos da fauna. O presente estudo realizou um mapeamento dos manguezais remanescentes do delta do rio Doce no intervalo completo de uma década, utilizando imagens compartimentadas em intervalos de 5 anos (2010, 2015 e 2020), ao longo das planícies de maré do rio Mariricu, região costeira do município de São Mateus–ES. Para isso, foi utilizada a metodologia de classificação orientada a objeto (GEOBIA), que permitiu a geração de dados de alta resolução, alcançando resultados excelentes, diagnosticados pelos números de acurácia global e índice Kappa, considerando uma média de 96,78% e 93,5%, respectivamente, além de baixos valores de desacordos com média de 3,22%. A análise de detecção de mudanças apontou alterações na paisagem no decorrer do tempo, com 9% das áreas de manguezal sendo extintas, 12% com áreas de expansão e 79% das áreas inalteradas, se mantendo preservadas. Portanto, nossos dados de mapeamento estão condizentes com dados publicados pelo Instituto Estadual de Meio Ambiente e Recursos Hídricos do Estado do Espírito Santo (IEMA), assim como com os trabalhos científicos que registraram áreas de redução e expansão dos manguezais ao longo do litoral brasileiro, todavia em sua maioria com amplas áreas preservadas. Com isso, nossos resultados demonstram grandes aplicações das geotecnologias para análises ambientais costeiras com baixo custo e grande velocidade de respostas.

Palavras-chave: sensoriamento remoto; Geobia; mapeamento; Acurácia; rio Mariricu-ES.

ABSTRACT

Mangroves are ecosystems present in a large part of the Brazilian coastal zone that are home to a wide diversity of organisms, as well as being true nurseries for several individuals of the fauna. The present study carried out a mapping of the remaining mangroves of the Doce river delta in the complete interval of one decade, using images compartmentalized in intervals of 5 years (2010, 2015 and 2020), along the tidal flats of the Mariricu river, coastal region of the city of São Mateus-ES. For this, the object-oriented classification methodology (GEOBIA) was used, which allowed the generation of high-resolution data, achieving excellent results, diagnosed by the global accuracy numbers and Kappa index, considering an average of 96.78% and 93.5%, respectively, besides low values of disagreement with an average of 3.22%. The change detection analysis showed alterations in the landscape over time, with 9% of the mangrove areas being extinct, 12% with areas of expansion and 79% of the unchanged areas, remaining preserved. Therefore, our mapping data are consistent with the data published by the State Institute for the Environment and Water Resources of the State of Espírito Santo (IEMA), as well as with scientific works that recorded areas of reduction and expansion for mangroves along the Brazilian coast, but mostly with large, preserved areas. With that, our results demonstrate great application of geotechnologies for coastal environmental analyzes with low cost and high response speed.

Keywords: remote sensing; Geobia; maping; Accuracy; Mariricu river-ES.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1- Mapa de localização da área de estudo.....	4
Figura 2- Cenários ambientais generalizados para colonização e desenvolvimento de manguezais (preto), mostrando os ambientes III e IV. Fonte: Modificado de Thom (1982).....	7
Figura 3- Mapa de Unidades Geomorfológicas do Estado do Espírito Santo. Fonte Coêlho <i>et al.</i> (2012).....	10
Figura 4- Mapa de Unidades Geomorfológicas do Estado do Espírito Santo com recorte para a área objeto de estudo. Fonte. Mapa geomorfológico do Brasil folhas rio Doce e rio de janeiro <i>apud</i> IEMA, sistema GEOIEMA (2012).....	11
Figura 5- Distribuição das Unidades Geomorfológicas representativas do ambiente deposicional. Fonte. Rossetti <i>et al.</i> (2015).....	13
Figura 6- Modelo evolutivo do delta do rio Doce. Fonte. Adaptado de Rossetti <i>et al.</i> (2015).....	14
Figura 7- Câmeras que compõem os satélites CBERS 3 e 4 e suas características.....	17
Figura 8- Câmeras que compõem o satélite CBERS 4A e suas características.....	18
Figura 9- Quadro esquematizando os critérios que precisam ser definidos para se obter uma resposta mais próxima da realidade possível na etapa de segmentação. Fonte. Pinto (2006).....	22
Figura 10- Exemplo de matriz de erro com dados hipotético, mostrando a matriz de erro e os cálculos da acurácia do produtor e usuário. Fonte. Congalton & Green (2019).....	25
Figura 11- Representação matemática da matriz de erro. Fonte. Congalton & Green (2019).....	25
Figura 12- Fluxograma com as etapas da metodologia seguida.....	29
Figura 13- Hierarquia empregada na classificação.....	36

Figura 14- Processo para classificação. A1, B1, C1 - imagens de referência dos três períodos R3NIR4B1. A2, B2, C2 - segmentação das imagens em objetos, sendo visualizados distintos tamanhos dos objetos em resposta da diferença de resolução das imagens. A3, B3, C3 - merge dos objetos da mesma classe, A4, B4, C4 - classificação final	37
Figura 15- Classificação dos anos de 2010, 2015 e 2020.....	41
Figura 16- Gráfico das variações das áreas de manguezais hm ² , em 2010, 2015 e 2020.	42
Figura 17- Gráfico das variações das áreas de Manguezais hm ²	42
Figura 18- Áreas de manguezal inalterado, reduzido e expandido, em hm ²	46
Figura 19- Balanço em porcentagem dos manguezais no intervalo de tempo de 15 anos, mostrando que ao longo do tempo a área perdeu 9% das áreas de manguezais.	46
Figura 20- Áreas de manguezais inalteradas, áreas de manguezais que sofreram expansão e redução.....	47
Figura 21- Carta estratigráfica da Bacia do Mucuri.	57

LISTA DE TABELAS

Tabela 1- Resumo dos tipos de atributos disponíveis no programa <i>eCognition</i>	23
Tabela 2- Estatística capa e intervalos de definição da qualidade da classificação.	27
Tabela 3-. Todos os dados adquiridos que foram empregados no mapeamento, destacando suas características.....	31
Tabela 4- Tabela com as disposições das classes e características.....	35
Tabela 5- Árvore de processamento de classificação.....	39
Tabela 6- Matriz de Confusão: Dados de Acurácia do Produtor e Usuário, Acurácia Global e Índice Kappa – ano 2020.....	43
Tabela 7- Matriz de Confusão: Dados de Acurácia do Produtor e Usuário, Acurácia Global e Índice Kappa – ano 2015.....	43
Tabela 8- Matriz de Confusão: Dados de Acurácia do Produtor e Usuário, Acurácia Global e Índice Kappa – ano 2010.....	44
Tabela 9- Áreas de manguezal dos anos de 2010 e 2020, área inalterada, reduzida e expandida.	46

LISTA DE ABREVIATURAS E SIMBOLOS

CBERS - Satélite Sino-Brasileiro de Recursos Terrestres

DEM – *Digital Elevation Model*

GEOBASE - Sistema Integrado de Bases Geoespaciais do Estado do Espírito Santo

GEOBIA - *Geographic Object-Based Image Analysis*

IEMA - Instituto de Meio Ambiente e Recursos Hídricos

SIG - Sistema de Informação Geográfica

UTM – Universal Transversa de Mercator

SUMÁRIO

DEDICATÓRIA	iv
AGRADECIMENTOS	v
EPÍGRAFE	vi
RESUMO	vii
ABSTRACT	viii
LISTA DE ILUSTRAÇÕES	ix
LISTA DE TABELAS	xi
LISTAS DE ABREVIATURAS E SÍMBOLOS	xii
1 INTRODUÇÃO	1
2 CARACTERIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO	4
2.1 LOCALIZAÇÃO.....	4
2.2 MUNICÍPIO DE SÃO MATEUS	5
2.2.1 Aspectos Históricos.....	5
2.2.2 Economia	5
2.2.3 Hidrografia.....	6
3 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	7
3.1 SISTEMAS COSTEIROS	7
3.1.1 Geologia	8
3.1.2 Geomorfologia.....	10
3.2 GEOTECNOLOGIAS, GEOPROCESSAMENTO E SENSORIAMENTO REMOTO.....	15
3.2.1 Satélites CBERS.....	16
3.2.2 Classificação Orientada a Objeto (GEOBIA)	18
3.2.3 Acurácia da classificação, índice Kappa e desacordo de quantidade e	

alocação.	24
4 MATERIAIS E MÉTODOS	29
4.1 AQUISIÇÃO DE DADOS	29
4.2 PRÉ-PROCESSAMENTO	32
4.3 CLASSIFICAÇÃO TEMÁTICA	33
4.3.1 Segmentação	33
4.3.2 Classificação	34
4.4 DETECÇÃO DE MUDANÇAS	38
4.5 AVALIAÇÃO DAS CLASSIFICAÇÕES	38
4.6 COLETA DE DADOS PARA CÁLCULO DE ACURÁCIA	38
5 RESULTADOS	40
5.1 CLASSIFICAÇÃO	40
5.2 ACURÁCIA DA CLASSIFICAÇÃO	42
5.3 DETECÇÃO DE MUDANÇA DAS ÁREAS DE MANGUEZAIS	44
6 DISCUSSÕES	48
7 CONCLUSÃO	50
REFERÊNCIAS	51
ANEXO A-	57

1 INTRODUÇÃO

Os manguezais são encontrados em regiões tropicais e subtropicais de zonas costeiras, entre as latitudes 30° N e 30°S (Giri *et al.* 2011). O Brasil apresenta a terceira maior área de manguezal do mundo, ocupando 1.211.444 hectares, entre 4°20'N (Oiapoque, AP) até 28°30'S (Laguna, SC) ao longo da costa brasileira (Giri *et al.* 2011, Vale & Schaeffer-Novelli 2018).

O ecossistema de manguezal está entre o mais produtivo e biologicamente mais importante do mundo, pois fornece bens e serviços essenciais para a sociedade e para a manutenção dos sistemas costeiros marinhos, podendo citar a estabilização nas linhas de costa, bem como a proteção contra tsunamis e furacões, além de atuar de forma expressiva no sequestro de carbono (Alongi 2008, 2012, Giri *et al.* 2011, Kathiresan & Rajendran 2005, Kristensen *et al.* 2008). Fatores físico-químicos são determinantes para o desenvolvimento e permanência dos manguezais, que no geral ocorre um melhor desenvolvimento onde a topografia adequada é sujeita à grande faixa de maré e amplas entradas de águas dos rios, chuvas, nutrientes e sedimentos (Schaeffer-Novelli *et al.* 1990).

As distribuições globais dos manguezais sofreram variações durante a história geológica e humana, em decorrência das mudanças climáticas globais, variações do nível relativo do mar – NRM e dinâmica de sedimentos (Cohen *et al.* 2012; Fromard *et al.* 2004). Segundo (Suguio *et al.* 1985) um conjunto de evidências sedimentológicas e biológicas podem revelar essas variações.

Estudos paleoambientais foram desenvolvidos ao longo da costa brasileira (Cohen *et al.* 2012, França *et al.* 2016), incluindo o delta do rio Doce, localizado no Estado do Espírito Santo, permitindo o melhor entendimento sobre as mudanças climáticas e as variações do NRM refletidas nos sistemas de manguezal (Castro *et al.* 2013, Cohen *et al.* 2014; França *et al.* 2016, Rossetti *et al.* 2015).

O delta do rio Doce passou por vários eventos geológicos e nos sedimentos são encontrados vestígios dessa história. Rossetti *et al.* (2015) descreveram três eventos de progradação na deposição de fases de *beach ridges* e dois eventos transgressivos na deposição de sedimentos, sendo o segundo evento registrado nos sedimentos presentes as florestas de manguezais, objeto de estudo do presente trabalho.

Mapear as áreas de manguezais e ter um quantitativo dessas áreas, além de ainda identificar a intensidade dessas mudanças, é de extrema importância para o meio biótico, pois são áreas que garantem a qualidade de vida das comunidades locais, regionais e mundiais, na disponibilidade de alimentos, melhora da qualidade do ar, estabilização da linha de costa,

manutenção e fomento à atividade turística e para populações da fauna e flora, pois são áreas consideradas berçários para várias espécies.

As geotecnologias disponíveis hoje são instrumentos essenciais para o monitoramento das transformações do espaço geográfico (Felgueiras 2001). As modelagens ambientais, desenvolvidas na integração dos dados de sensoriamento remoto com as técnicas do geoprocessamento, nos permitem estudar o passado e o presente, na busca de entender melhor as dinâmicas, o que elas acarretam e o que podemos fazer para a manutenção e estabilização, de acordo com a necessidade do bem comum.

O método GEOBIA (classificação orientada a objeto) combina a análise contextual da interpretação visual com o aspecto quantitativo das abordagens baseadas em pixels (método clássico). É definido por analisar na imagem e segmentá-la em objetos através do agrupamento dos pixels contíguos semelhantes, delimitando limites com regiões homogêneas (Desclée et al. 2006).

A GEOBIA analisa a imagem levando em consideração o conhecimento do usuário, integra várias fontes de dados e disponibiliza objetos-imagens fruto das informações físicas e abstratas, incluindo formas naturais e antropogênicas (Blaschke *et al.* 2014, Hay & Castilla 2008).

Trabalhos como Carvalho *et al.* (2015), Diniz *et al.* (2019), Eugenio *et al.* (2017), Freitas *et al.* (2017), Lopes (2020) e Nascimento *et al.* (2013), realizaram o mapeamento dos manguezais de macro, meso e micromaré ao longo da costa brasileira, os quais revelaram variações das áreas em distintos intervalos de tempo.

Apesar do delta do rio Doce ser bastante estudado pela literatura citada, realizar um estudo de mapeamento de áreas que ainda não foram catalogadas é de essencial importância para o entendimento mais amplo, sobre quais são as áreas que estão sendo mais e menos impactadas no sentido das variações das florestas de manguezais, servindo como base científica para a compreensão da dinâmica de áreas de crescimento e diminuição/extinção desses ecossistemas, realizando assim uma interpretação dos dados de detecção de mudanças da área de manguezal no decorrer do tempo.

Portanto considerando a hipótese da recente dinâmica dos manguezais na região de estudo, o presente trabalho tem o objetivo de avaliar a classificação e identificar áreas de expansão e contração dos manguezais no decorrer de uma década, no delta do rio Doce, na porção principal do rio Mariricu, no município de São Mateus (ES), distrito de Barra Nova, à partir de dados de multisensores (DEM e imagens ópticas), empregando a metodologia

GEOBIA, revelando um trabalho precursor e de grande importância para a consolidação de um panorama da área, podendo ser usado como ferramenta de gerenciamento costeiro.

2 CARACTERIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO

2.1 LOCALIZAÇÃO

A área de estudo está situada entre as coordenadas geográficas $39^{\circ}45'21''\text{W}$ $19^{\circ}4'18''\text{S}$ e $39^{\circ}46'59''\text{W}$ $18^{\circ}50'14''\text{S}$ que delimitam o polígono com aproximadamente 11.950 hectares (hm^2) com 70% de terra firme e 30% de águas oceânicas, localizada no Estado do Espírito Santo, região nordeste do município de São Mateus, distrito de Barra Nova (Figura 1).

Barra Nova apresenta características rurais, com pequeno centro urbano distante a 36 km do município de São Mateus e 253 km da capital Vitória, com duas comunidades menores: Riachinho e Tábuas. Extensas faixas de areia que originam as praias de Barra Nova e praia da Gameleira, áreas de uso distribuídas em fazendas de carcinicultura e agropecuária e conta ainda com uma subsidiária Transpetro para distribuição do petróleo.

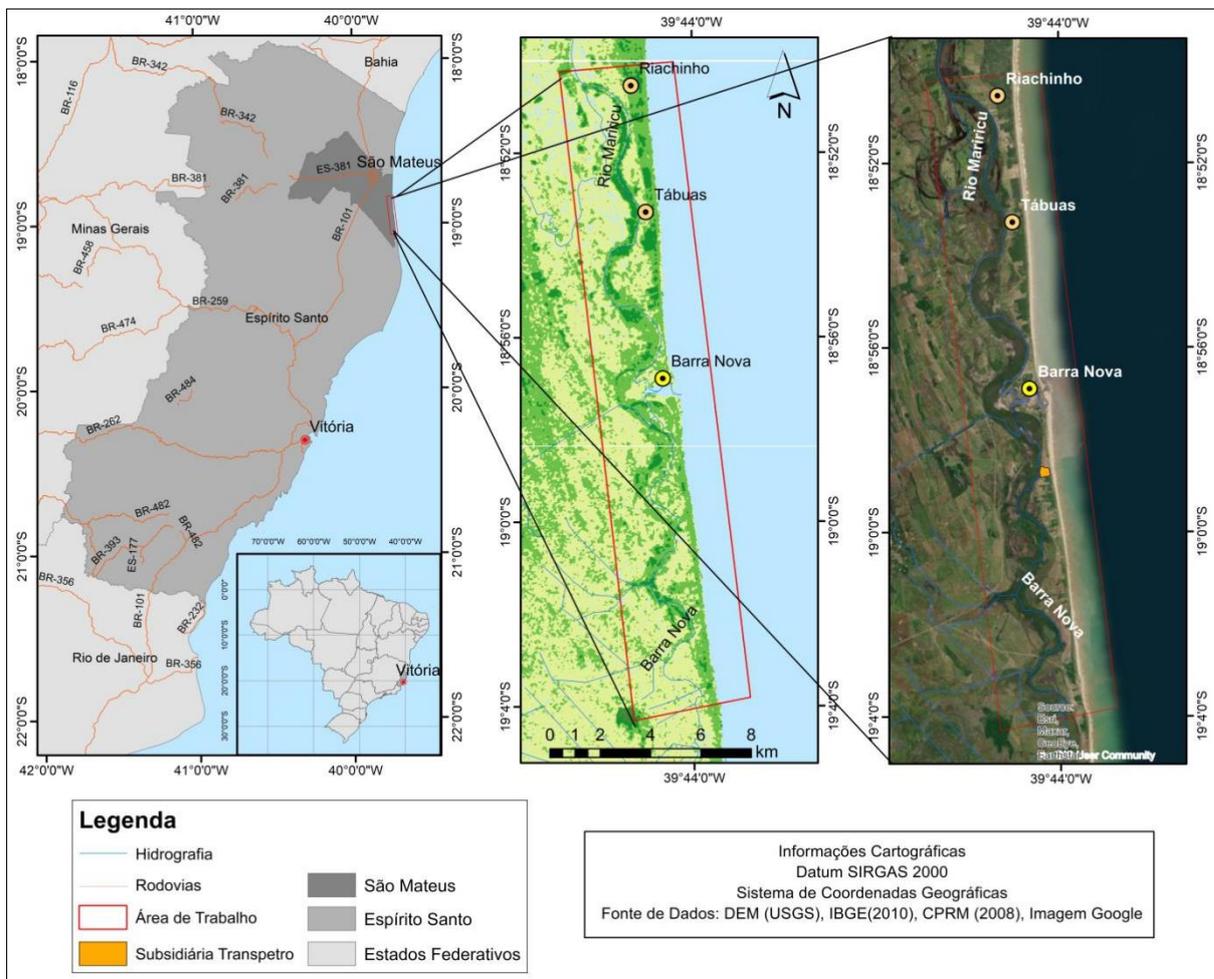


Figura 1- Mapa de localização da área de estudo.

2.2 MUNICÍPIO DE SÃO MATEUS

2.2.1 Aspectos Históricos

São Mateus é uma das cidades mais antigas do Brasil, fundada no ano de 1544 pelos portugueses e no ano de 1848 passou de vila a município a parti de um ato provincial. A origem do nome remete à visita do padre José de Anchieta à cidade no dia 21 de setembro (data celebrada em homenagem ao evangelista Mateus), quando se deu o início da colonização (Prefeitura de São Mateus 2022). No ano de 1848 um decreto do presidente da província do Espírito Santo, a vila de São Mateus passou a ser município, com território de 13.588 km² o que equivale a quase 30% do território capixaba (Incaper 2020).

A localidade de Barra Nova, distrito de São Mateus, tem sua história diretamente ligada ao rio Mariricu, principalmente após o estabelecimento da conexão do rio com o mar. Pelas iniciativas do comendador Reginaldo Gomes Cunha, no ano de 1866 o cordão de arenito foi dinamitado, estabelecendo a ligação do rio Mariricu com o mar, formando uma nova barra, sendo está a origem do nome “Barra Nova” (Prefeitura Municipal de São Mateus 2003).

Os principais fatores que motivaram a intervenção antrópica no curso natural do rio seria a criação de um novo porto e o rebaixamento do nível d’água, para expor as terras férteis das planícies alagadas. No entanto, essa interferência trouxe grandes mudanças em todo o ecossistema da região, refletindo principalmente na modificação da paisagem, visto que a mistura da água marinha (salgada) com a água do rio (doce) tornou o ambiente salobro, alterando a geoquímica das águas e dos solos, impactando diretamente na flora e fauna. A vegetação natural típica da mata atlântica deu espaço às florestas de manguezais e com ela novas espécies adaptadas passaram a ocupar o ambiente (Prefeitura Municipal de São Mateus 2003).

2.2.2 Economia

O município de São Mateus se destaca na oferta de serviços e na exploração e produção de petróleo (Prefeitura Municipal de São Mateus 2003) além do turismo, e outras atividades dos setores primários como a agricultura e criação de animais como a carcinicultura, que configuram setores econômicos elementares para a região.

Segundo Brandão *et al.* (2018) e Menezes & Sampaio (2012) a porção noroeste do Estado do Espírito Santo, que engloba alguns municípios que compõem a bacia hidrográfica do rio São Mateus possui um grande potencial geológico para exploração de rochas ornamentais, sendo a principal atividade extrativista desenvolvida na região e um dos pilares

multiplicadores da economia, estimulando a geração de emprego e renda. A região nordeste porção mais costeira da bacia as atividades desenvolvidas no setor secundário são as indústrias de transformação e atividades de exploração de petróleo com a operação do terminal norte capixaba (operado pela subsidiária Transpetro), onde recebe o petróleo dos campos terrestres do norte do Estado e escoo o produto por navios (Petrobras 2021).

O distrito de Barra Nova possui como atividade principal a pesca, realizada nos rios da região de Mariricu e São Mateus. O turismo também é bastante explorado, pois as belezas naturais das praias e lagoas atraem muitas pessoas para a vila, tendo os pontos turísticos mais visitados, como: as praias da Barra Nova Norte, Barra Nova Sul e a Balneário de Guriri, todas formadas com a abertura da foz artificial do rio Mariricu.

2.2.3 Hidrografia

A área de trabalho está inserida na bacia hidrográfica do rio São Mateus, localizada na região norte do Estado do Espírito Santo, possui uma área de drenagem de aproximadamente 8.237 km², a qual abrange completamente os municípios de Vila Pavão, Barra de São Francisco, Água Doce do Norte e Ecoporanga e parte dos municípios de Conceição da Barra, São Mateus, Jaguaré, Boa Esperança, Nova Venécia, Mantenópolis e Ponto Belo (Agerh 2020). Esta bacia deságua no oceano atlântico, no município de Conceição da Barra e tem origem na junção dos rios Cotaxé (braço Norte) e Cricaré (braço Sul), com nascentes no Estado de Minas Gerais.

A cidade de São Mateus possui 43 quilômetros de litoral, contemplado pelas praias de Abrico, Aldeia do Coco, Barra Nova (área de estudo), Brejo Velho, Caramujo, Gameleira, Guriri (de grande atração turística), Campo Grande, Oitizairo, Ranchinho e Urussuquara (Prefeitura Municipal de São Mateus 2022)

O rio São Mateus possui como defluente o rio Mariricu, no qual teve seu curso alterado, deixando de se afluente do rio São Mateus e passando a correr em direção ao oceano, o rio também originou a ilha de Guriri na separação dessa porção de terra do continente, após o estabelecimento da foz artificial do rio na ligação com o mar.

3 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

3.1 SISTEMAS COSTEIROS

Os sistemas costeiros são descritos por várias terminologias e processos que os originaram e os matem em constantes mudanças. Os processos geomorfológicos lidam com as configurações das feições costeiras (formas de relevo), os processos e mudanças que nelas atuam. Os processos geológicos estão presentes nas formações e estruturas rochosas vistas em afloramentos de falésias e costas, e nos sedimentos depositados nas regiões costeiras (Bird 2008).

A zona costeira é uma das áreas sob maior estresse ambiental, devido à excessiva exploração de seus recursos naturais e o uso desordenado do solo. Segundo a comissão internacional para os recursos do mar (CIRM), considera que zona costeira é o espaço geográfico de interação do ar, mar e terra, incluindo seus recursos ambientais, abrangendo a faixa marítima que se estende até 12 milhas náuticas e terrestre, e a faixa de terra formada pelos municípios que sofrem influência direta dos fenômenos costeiros (Gruber *et al.* 2003).

Conforme a classificação dos ambientes costeiros siliciclásticos baseados nos processos ternários (rio, onda e maré) de Boyd *et al.* (1992), o rio Mariricu é classificado como estuarino de energia mista influenciado por onda e maré do ponto de vista morfológico, aproximando do ambiente IV de Thom (1982), pois apresenta barra fluvial e cordões arenosos, além de bancos de sedimentação lagunar, entretanto na perspectiva hidrodinâmica o estuário estaria entre os ambientes III dominado por onda e IV representado pela combinação de alta energia das ondas e alta vazão do rio (Figura 2) (Vale 2006).

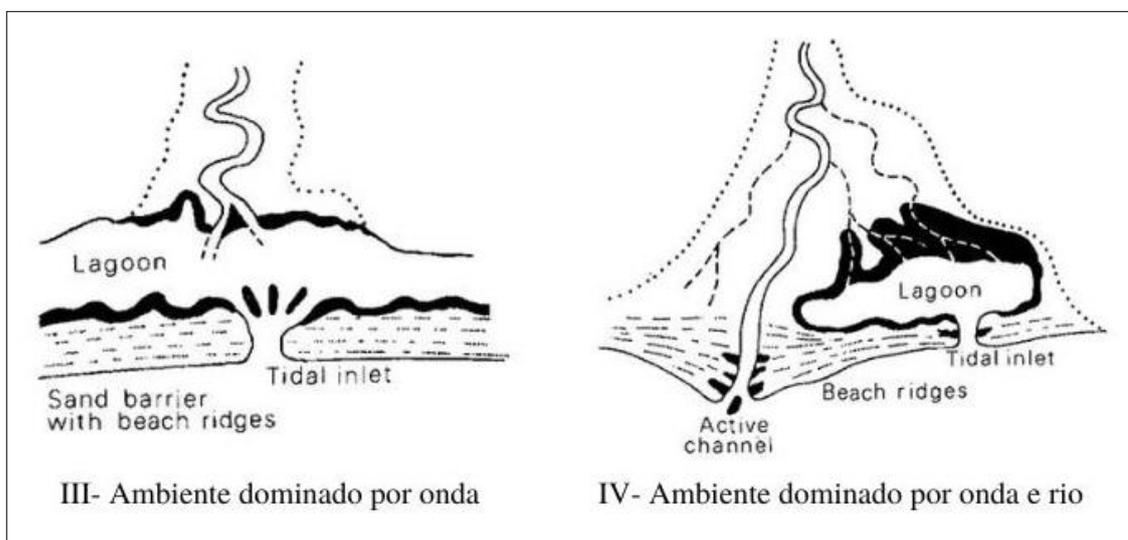


Figura 2- Cenários ambientais generalizados para colonização e desenvolvimento de manguezais (preto), mostrando os ambientes III e IV. Fonte: Modificado de Thom (1982).

3.1.1 Geologia

O delta do rio Doce, onde está inserida a área de estudo, faz parte da bacia estratigráfica Mucuri (Anexo A) (França *et al.* 2007, Rossetti *et al.* 2015). A bacia de Mucuri é uma bacia marginal localizada no sul dos Estados da Bahia e Espírito Santo. O desenvolvimento do seu arcabouço estrutural está intimamente relacionado às fases de fraturamento do continente Gondwana e migração divergente das placas Sul-Americanas e Africanas (Ojeda 1983).

A litoestratigrafia da bacia está configurada nas sequências rifte, pós rifte e drifte, comportando cinco compartimentos estruturais sendo eles: embasamento raso, plataforma rasa (Nova Viçosa e Paleocânion de Mucuri), rampa, patamar intermediário e bacia profunda. A plataforma rasa e bacia profunda são separadas pela linha de charneira, geralmente associadas à falha do rio Doce-Fazenda Cedro. Os três primeiros compartimentos situam-se na porção terrestre, enquanto os outros dois pertencem à porção marinha (França *et al.* 2007, Ojeda 1983).

A supersequência rifte é subdividida em duas sequências baseadas na correlação com a bacia do Espírito Santo. Ela representa os sedimentos mais antigos da bacia com a Formação Cricaré, mais especificamente pelos membros Jaguaré (conglomerados e arenitos grossos a conglomeráticos) e Sernambi (folhelho), ocorrendo intercalações de rochas vulcânicas da Formação Cabiúnas, tendo no seu limite superior a discordância Alagoas.

O pós-rifte tem a Formação Mariricu, formada por intercalações de arenitos e folhelhos, com os membros Macuri de calcários subordinados e Itaúnas composto por anidritas e halitas, representando a fase de quiescência tectônica em uma bacia fechada, com alta evaporação (França *et al.* 2007, Oliveira *et al.* 2018).

A supersequência drifte, representada por dez sequências, destacando-se a deposição de arenitos associados com carbonatos de água rasa do grupo Barra Nova com as Formações São Mateus e Regência as intercalações de arenitos e calcarenitos registraram a busca pelo espaço de deposição entre siliciclásticos e carbonatos de água rasa, com predominância dos primeiros na porção emersa e carbonatos a partir do patamar intermediário, passando a calcilitos nas porções profundas da bacia. São limitadas no topo pela discordância pré-urucutuca que se instalou no Cenomaniano.

O Grupo Espírito Santo é composto pelas formações Urucutuca, Caravelas e Rio Doce. A formação Urucutuca depositada do Cenomaniano ao recente, na interpretação paleoambiental se mostra um ambiente de deposição em talude e bacia, com os clásticos mais grossos sendo o resultado de corrente de turbidez. A composição nas porções terrestres e

proximais da bacia é caracterizada por folhelhos cinza-escuro com intercalações de conglomerado, calcário e arenito. Em suas porções mais distais, na plataforma continental, há grande incremento na proporção de sedimentos pelíticos sobre clásticos grossos e carbonáticos. Ali a unidade se caracteriza por folhelho cinza-escuro a preto, arenito acinzentado, fino a conglomerático, conglomerado cinza-claro e calcilutito cinzento. Está disposta em contato superior lateral da formação Urucutuca, com as formações Rio Doce e Caravelas, que são transicionais, marcadas pelo aumento gradativo de pacotes de arenitos ou calcários. O contato inferior com o grupo Barra Nova é discordante (discordância Sub-Urucutuca), possivelmente passando a concordante nas porções mais profundas da bacia. Localmente nos paleocanyons a Formação Urucutuca assenta-se diretamente sobre a Formação Mariricu e até mesmo sobre o embasamento (França *et al.* 2007, Oliveira *et al.* 2018, Vieira *et al.* 1994). A formação Caravelas de idade terciária entre o Meso-eoceno e o Holoceno, foi formada em paleoambiente de plataformas carbonáticas. Constituída por calcarenito bioclástico (algas vermelhas, foraminíferos, briozoários e corais) creme e cinza e calcilutito argiloso creme. Está disposta em contato inferior, superior e lateral de forma gradacionais com as formações Urucutuca e Rio Doce (Vieira *et al.* 1994).

A formação Rio Doce de idade Eoceno até o final do Mioceno, foi formada em paleoambiente de leques costeiros em ambiente marinho. Composta por arcóseo hialino médio a muito grosso, com intercalações de folhelhos cinza-escuro a preto e argilito cinza-verdeado. A formação é basicamente arenosa associada aos carbonatos Caravela e sobreposta aos folhelhos Urucutuca. Disposta em contato inferior e gradacional com as formações Urucutuca e Caravelas, ou discordante com as formações Regência, São Mateus Mariricu ou mesmo com o embasamento. O contato superior é discordante com os clásticos continentais da formação Barreiras e com os sedimentos aluviais quaternários (Vieira *et al.* 1994).

A Formação Barreiras é observada na parte emersa da bacia. A formação se deu com as mudanças paleoambientais durante o Plioceno, com nível do mar mais baixo e clima mais seco que o atual além de violentas tempestades esporádicas, a deposição se deu em leques aluviais coalescentes no sopé das encostas, em que recobriu boa parte da plataforma continental. A porção média e distal da bacia de Mucuri é constituída por sedimentos clásticos de idade miocênica e pliocênica estando em contato discordante com a Formação Rio Doce (França *et al.* 2007, Vieira *et al.* 1994).

3.1.2 Geomorfologia

A geomorfologia do Estado do Espírito Santo foi estudada no Projeto RADAM BRASIL (1983 e 1987) e teve seu refinamento no Projeto Mapeamento Geomorfológico do Espírito Santo do ano de 2012 (Coêlho *et al.* 2012) (Figura 3) descrito abaixo:

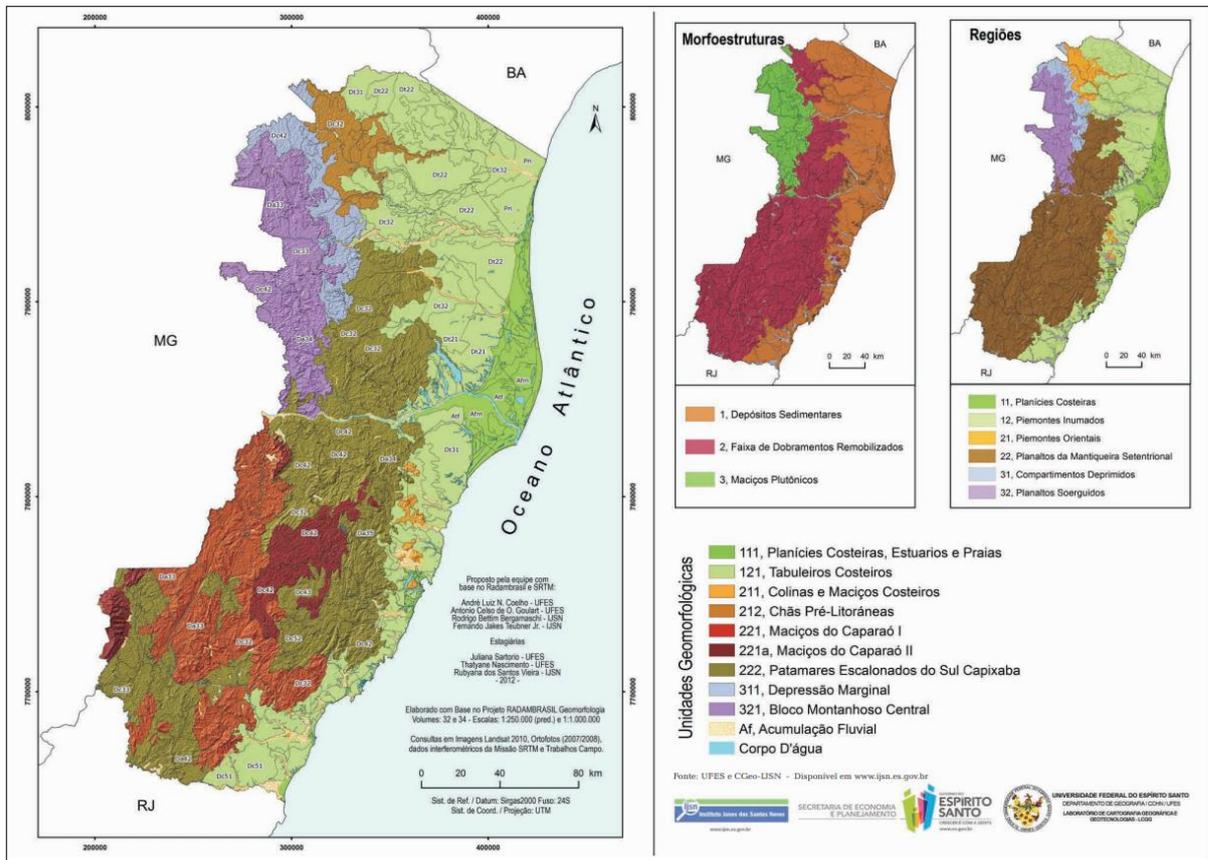


Figura 3- Mapa de Unidades Geomorfológicas do Estado do Espírito Santo. Fonte: Coêlho *et al.* (2012).

O relevo do Estado do Espírito Santo possui morfoestruturas de depósitos sedimentares (34%) com sedimentos arenosos e argilo-arenosos com níveis de cascalho, provenientes da Formação Barreiras e dos ambientes costeiros. Faixas de dobramentos remobilizados (51%) com marcas de falhas, deslocamento de blocos e falhamentos transversos, impondo nítido controle estrutural. Maciços plutônicos intrusivos (12%) proterozóicos, e outros como corpos d'água e acumulação fluvial (3%).

A área de estudo está inserida na região geomorfológica de planície costeira (ocupando 5% da área total das outras unidades), disposta de forma descontínua pelo litoral do Espírito Santo, separada por maciços, colinas e tabuleiros. Sua denominação se justifica pelo fato das suas feições planas estarem situadas próximas à linha de costa.

A unidade geomorfológica da área é denominada de planícies costeiras, estuários e praias (ocupa 5% do total das outras unidades) (Recorte para a área de trabalho, Figura 4), se

distribuí irregularmente entre o oceano Atlântico e os tabuleiros costeiros englobando faixas de praias e as desembocaduras dos rios que se dirigem ao litoral. São modeladas pela ação combinada das correntes marinhas paralelas à costa, aos aportes fluviais e às ações eólicas, variáveis de acordo com as modificações climáticas. Apresenta o modelo de acumulação fluviomarinha (Afm) de área plana resultante do processo e acumulação fluvial e marinha, sujeita ou não a inundações periódicas, podendo comportar rios, manguezais, deltas, diques marginais, lagunas e terraços arenosos, e marinha (Am), área plana resultante de acumulação marinha, podendo comportar praias, canais de maré, cordões litorâneos, dunas, plataforma de abrasão e terraços arenoso e cascalhentos (IEMA 2012, Coêlho *et al.* 2012).

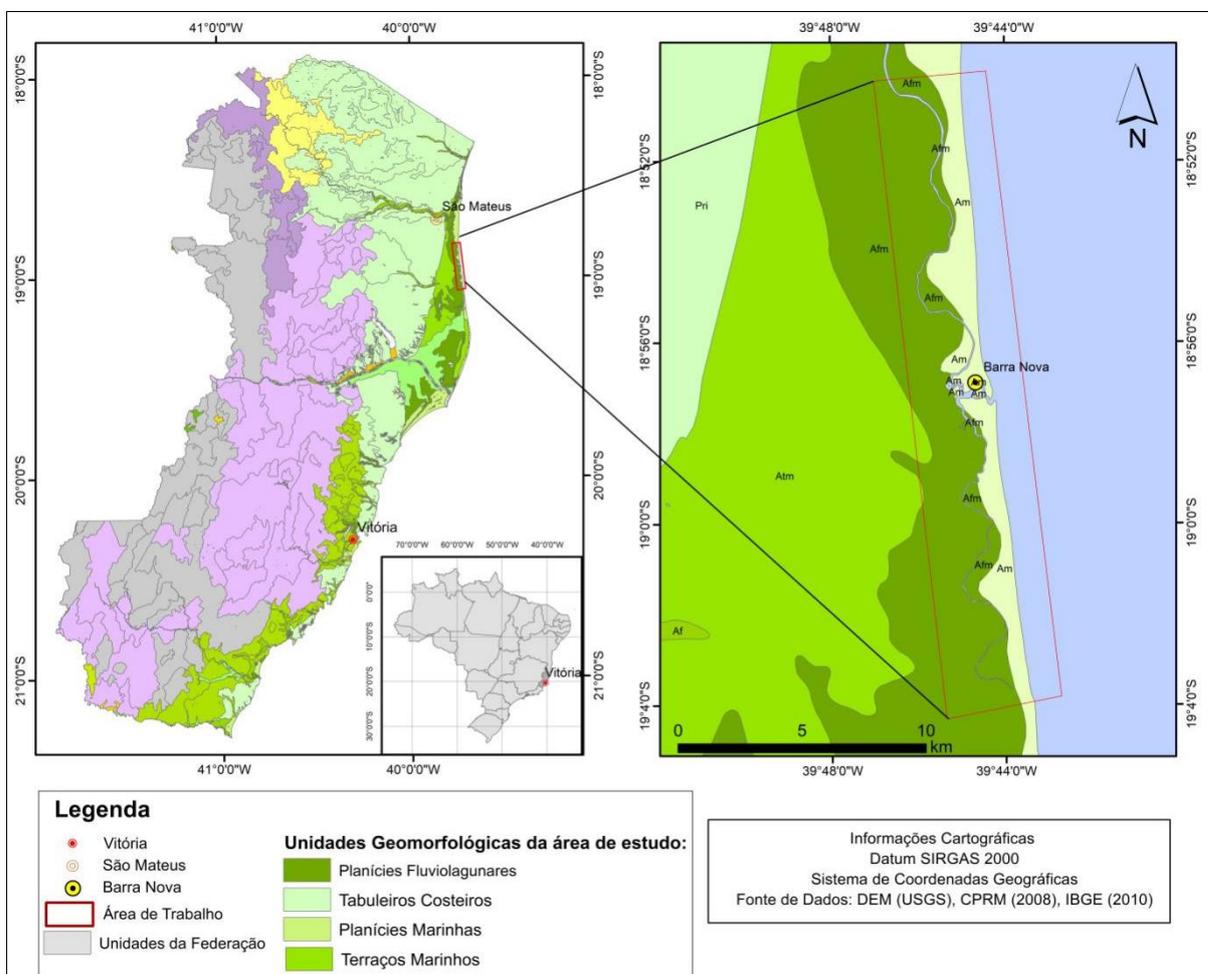


Figura 4- Mapa de Unidades Geomorfológicas do Estado do Espírito Santo com recorte para a área objeto de estudo. Fonte: Mapa geomorfológico do Brasil folhas rio Doce e rio de janeiro *apud* IEMA, sistema GEOIEMA, (2012).

Para ter um entendimento mais integrado da geomorfologia da região de estudo, Rossetti *et al.* (2015) realizou um estudo compartimentando o delta do rio Doce em cinco unidades geomorfológicas, sendo elas os cumes de praia, canais fluviais distributários, baías interdistributárias, ambientes transgressivos e terraços fluviais, descritos na Figura 5.

O cume de praia (*beach ridges/spits*) apresenta forma alongada e morfologia estreita convexa para cima com *sets* paralelos, linhas retas ou suavemente curvas definidas por superfície de descontinuidade, o relevo é ondulado com montes lateralmente contínuos paralelos a costa. Possui três fases em que apenas a segunda e a terceira fase está presente na área de estudo.

Os canais fluviais distributários (*fluvial and distributary channels*) possuem formas sinuosas e alongadas similares comparadas às formas dos rios modernos. Estão distribuídos em três fases, interceptando as baías interdistributárias (*interdistributary bay*). Localizados na porção central do delta, são descritos como paleocanais ligados aos cursos anteriores do rio Doce. Nos testemunhos coletados foi descrita uma litologia arenosa de granulação grossa a fina, mal selecionada, disposta em ciclos de subida e subida com base nítida erosiva destacada por areias conglomeráticas com quartzo ou seixos de arenito.

As baías interdistributárias (*interdistributary bay*) estão presentes no centro do sistema deltaico, que correspondem a extensos depósitos em forma de leque de aproximadamente 60 km, e possui estreita associação com a morfologia dos paleocanais. Os paleocanais ocorrem interceptados por terrenos fluviais a oeste e com *beach ridges/spits* em sua segunda fase a norte e sul, dispostos em contato erosivo. As áreas apresentam extensas áreas planas em tiras de lama, alto conteúdo orgânico e gradam lateralmente para tufas.

Os depósitos transgressivos (*transgressive deposits*) ocorrem em cinturões contínuos em maior parte do delta e descontínuo na parte central, estão localizados entre as *beach ridges/spits* na fase 2 e fase 3, as áreas são indicadas por depressões prolongadas, pantanosas, com área seca, com lama e tufa.

Os terraços fluviais (*fluvial terraces*) são encontrados ao logo da planície deltaica de ambos os lados do rio Doce, e se apresentam em forma de tiras alongadas que podem chegar a 60 km e com espessura de que podem chegar a 5 km, a porção esquerda (norte) se encontra em contato direto com a formação Barreiras e a direita do rio (ao sul) está em contato direto com as áreas de baías interdistributárias.

Rossetti *et al.* (2015) estabeleceram um modelo evolutivo para o sistema deltaico, o qual de forma geral apresenta três eventos de progradação na deposição de três fases de *beach ridges* e dois eventos transgressivos na deposição de depósitos transgressivos, esquematizado na Figura 5. O primeiro estágio ocorre a 50 km a norte do moderno rio Doce registrado na deposição da primeira fase de *beach ridge* a 132 ka (Figura 6A). O segundo estágio com uma progradação muito mais difundida ocorre a deposição da segunda fase de *beach ridge* entre 45.775-49.391 e 29.678-29.226 anos cal AP, ainda no final do pleistoceno, onde o rio Doce

ocupava provavelmente a posição sul (Figura 6 B). Posteriormente em uma fase transgressiva com a formação de estuários e lagos recobrendo os *beach ridges*, ocorreu a deposição da primeira fase dos depósitos transgressivos entre 7933 e 4974-4850 anos cal AP (Figura 6C, D).

Após um novo período de progradação com a deposição do terceiro estágio dos *beach ridges*, se instalou uma fase transgressiva com depósitos de segunda fase paralelos a subparalelos às cristas dos *beach ridges*, entre os anos de 4238-3992 e 537-484 anos cal AP (Figura 6 E, F).

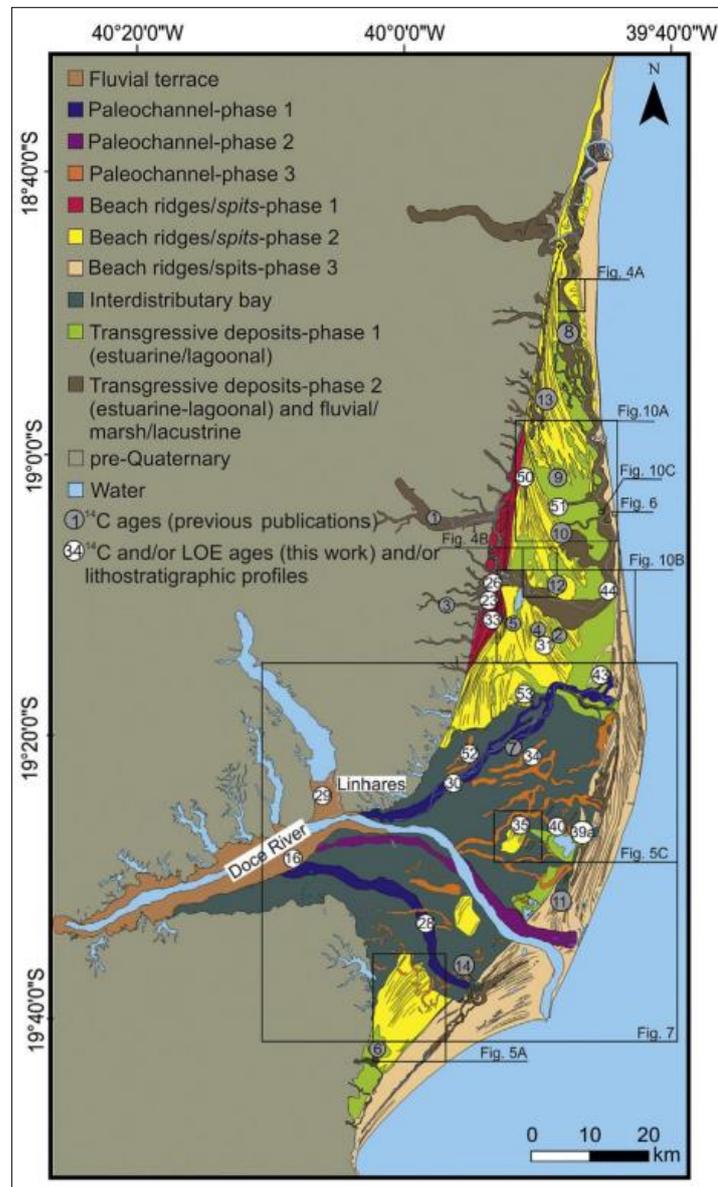


Figura 5- Distribuição das Unidades Geomorfológicas representativas do ambiente deposicional. Fonte: Rossetti *et al.* (2015).

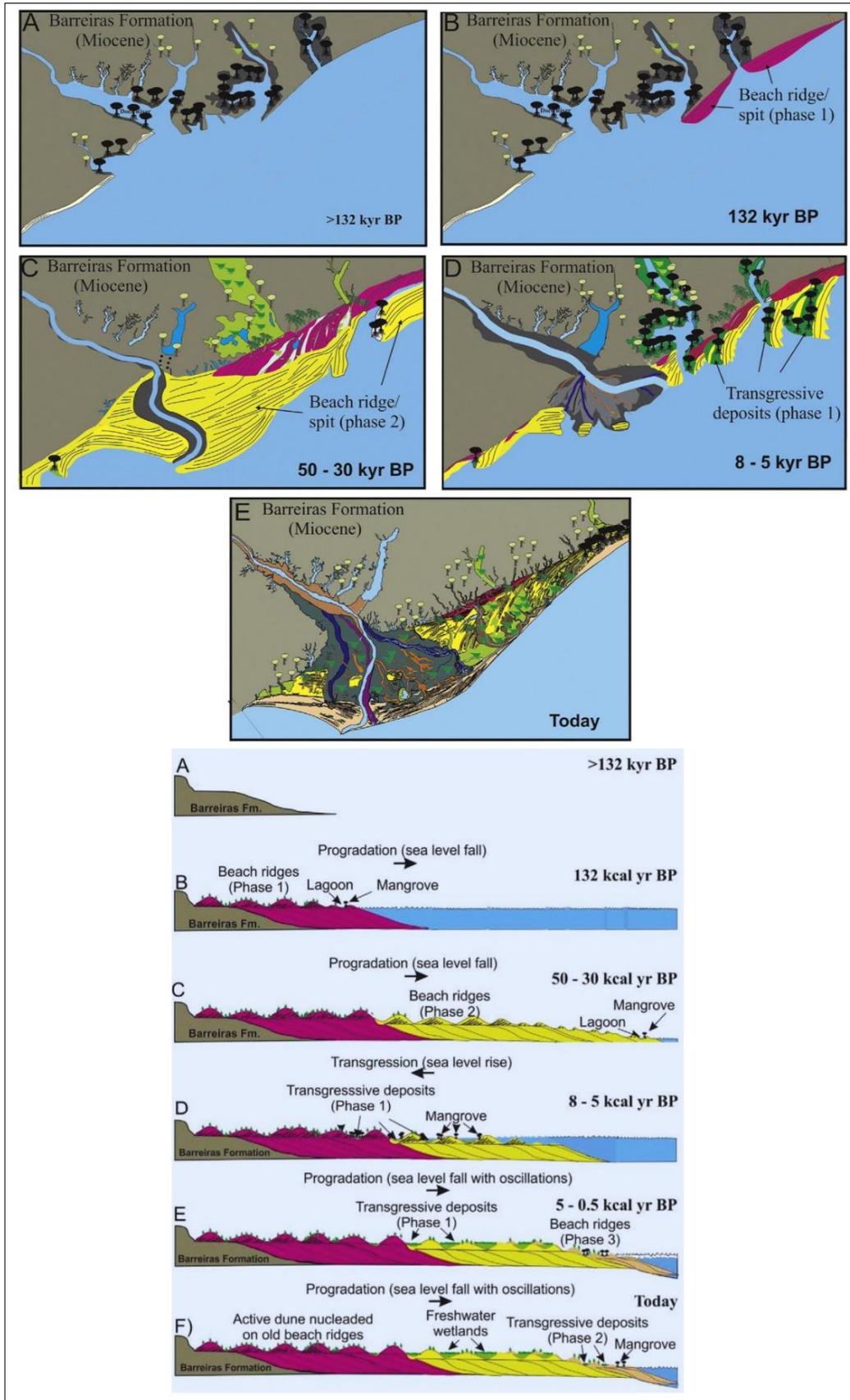


Figura 6- Modelo evolutivo do delta do rio Doce. Fonte: Adaptado de Rossetti *et al.* (2015).

3.2 GEOTECNOLOGIAS, GEOPROCESSAMENTO E SENSORIAMENTO REMOTO.

As geotecnologias há algum tempo são consideradas como um importante instrumento para subsidiar a análise e a compreensão dos processos de transformação do espaço geográfico. Os procedimentos de análise espacial, desenvolvidos no ambiente de um SIG, possibilitam no estágio tecnológico atual a análise de processos, alguns simples e outros mais complexos do mundo real. Para isto, é necessária a criação de modelos ambientais, que representem adequadamente o fenômeno natural em estudo (Felgueiras 2001). Assim ferramentas de geoprocessamento e sensoriamento remoto são muito empregadas.

O geoprocessamento utiliza técnicas matemáticas e computacionais para o tratamento da informação geográfica. Utiliza como ferramenta principal o Sistema de Informação Geográfica (SIG). O SIG armazena a geometria e os atributos dos dados que estão georreferenciados, isto é, localizados na superfície terrestre e representados numa projeção cartográfica. Sendo possível trabalhar com diversas fontes e se apresentar em diferentes formatos (Câmara *et al.* 2001, Câmara & Medeiros 1998).

Segundo (Novo & Ponzoni 2001) o campo do sensoriamento remoto representa a convergência de conhecimento derivado de duas grandes linhas de pesquisa. De um lado os métodos de sensoriamento remoto são tributários de todos os avanços no campo da aerofotogrametria e fotointerpretação, de outro lado, seu progresso se deve muito à pesquisa espacial e aos avanços tecnológicos por ela induzidos.

Desta forma a definição um tanto científica para o termo sensoriamento remoto seria: *“Sensoriamento Remoto é a ciência que visa o desenvolvimento da obtenção de imagens da superfície terrestre por meio da detecção e medição quantitativa das respostas das interações da radiação eletromagnética com os materiais terrestres”* (Meneses & Almeida 2012).

As inovações tecnológicas em geoprocessamento aproximaram os usuários dos dados de sensoriamento remoto do processo de desenvolvimento e suas aplicações, uma vez que fornece ferramentas de análise espacial que agregam valor às informações derivadas dos dados remotos (Novo & Ponzoni 2001).

Essas ferramentas são muito empregadas em estudos pretéritos e modernos do ambiente, por exemplo, no mapeamento de detecção de mudanças de áreas de manguezais ao longo da costa brasileira através de imagens de satélites e técnicas de geoprocessamento, vistos em trabalhos de (Diniz *et al.* 2019, Giri *et al.* 2011, Salum *et al.* 2020), além de diversos outros que abordam a mesma problemática.

Os instrumentos mais frequentes gerados com a aplicação das técnicas descritas acima são os mapas temáticos, que se apresentam em diferentes formas e modelos. Para Congalton & Green (2019) os mapas ajudam na tomada de decisões como a medição da extensão e a distribuição dos recursos, analisar interações de recursos e identificar locais adequados para ações específicas, planejar eventos futuros e monitorar alterações, e para se ter decisões eficazes os mapas necessitam de certa precisão ou pelo menos sua precisão necessita ser conhecida, caso contrário poderá acarretar em surpresas não convenientes.

A avaliação da precisão determina a qualidade de um mapa criado a partir de dados detectados remotamente, de forma quantitativa e qualitativa. A forma quantitativa é distinguida pelos tipos posicional e temático, onde o primeiro lida com a localização dos recursos no mapa e mede a distância entre o recurso no espaço do mapa e do seu local verdadeiro ou de referência e o segundo tipo lida com os rótulos ou atributos dos recursos de um mapa e mede se os rótulos dos recursos mapeados são diferentes do rótulo verdadeiro ou de referência (Bolstad 2005, Congalton & Green 2019).

A forma qualitativa deve ser a primeira a ser avaliada e se resume se o mapa “parece bom” se o mapa contiver erros óbvios, eles deverão ser analisados e corrigidos antes de qualquer outra avaliação. As condições para definir que o mapa “parece bom” podem ser divididas em duas categorias: (1) consistência lógica e (2) consistência integral, na qual a consistência lógica testa se o mapa faz sentido ou se situações representadas no mapa são inerentemente falhas e a consistência integral avalia se faltam objetos no mapa que claramente deveriam estar lá (Bolstad 2016, Congalton & Green 2019).

3.2.1 Satélites CBERS

O programa CBERS (Satélite Sino-Brasileiro de Recursos Terrestres) oriundo da parceria entre Brasil com o Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) e a China, através da Academia Chinesa de Tecnologia Espacial (CAST), assinada em 06 de julho de 1988, trouxe a união de recursos financeiros e tecnológicos, com estabelecimento de responsabilidades divididas em 30% do Brasil e 70% da China. A parceria foi motivada pelo interesse de ambos no quesito de conhecer melhor seus imensos territórios com grandes áreas despovoadas e de vastos recursos naturais além dos grandes potenciais agrícolas e ambientais (INPE 2018).

No primeiro momento os satélites CBERS-1, 2 e 2B foram lançados, tendo um perfeito funcionamento produzindo efeitos imediatos e trouxeram resultados que atenderam as necessidades dos dois países, realizando calibrações necessárias para servir ambos e permitiu

o ingresso no seleto grupo de países detentores da tecnologia de geração de dados primários de sensoriamento remoto (INPE 2018).

Apesar dos satélites apresentarem muitas semelhanças, a passagem do satélite CBERS 2 para o CBERS-2B houve uma alteração em mudar o imageador infravermelho por varredura mecânica (IRMSS), onde opera com largura do campo de visada 120 km quadro bandas espectrais e campo de visada instantânea no terreno (GIFOV) de 160 m para a câmera imageadora de alta resolução pancromática (HRC) de campo de visada 27 km, uma banda única pancromática e GIFOV de 2,7 m (Epiphany 2009).

Em seguida os satélites CBERS-3 e 4, agora com participação igualitária 50% de ambos os países, foram lançados e apresentam uma evolução técnica na utilização de quatro câmeras (câmera pancromática e multiespectral-PAN, Câmera multiespectral regular-MUX, Imageador multiespectral e termal-IRS e câmera de campo largo-WFI, com desempenhos geométricos e radiométricos melhorados), com características descritas na (Figura 7) (INPE 2018).

Características das câmaras do CBERS 3 e 4				
Característica	Dado			
	MUX	PAN	IRS	WFI
Bandas Espectrais	0,45-0,52 μ m (B) 0,52-0,59 μ m (G) 0,63-0,69 μ m (R) 0,77-0,89 μ m (NIR)	0,51-0,85 μ m (Pan) 0,52-0,59 μ m (G) 0,63-0,69 μ m (R) 0,77-0,89 μ m (NIR)	0,50-0,90 μ m (Pan) 1,55-1,75 μ m (SWIR) 2,08-2,35 μ m (SWIR) 10,40-12,50 μ m (TH)	0,45-0,52 μ m (B) 0,52-0,59 μ m (G) 0,63-0,69 μ m (R) 0,77-0,89 μ m (NIR)
Resolução	20 m	5 m / 10 m	40 m / 80 m (TIR)	64 m
Largura da Faixa Imageada	120 km	60 km	120 km	866 km
Apontamento	não	$\pm 32^\circ$	não	não
Revisita	26 dias	5 dias		
Revisita real	26 dias	não	26 dias	5 dias
Quantização	8 bits	8 bits	8 bits	10 bits
Taxa de Dados Bruta	68 Mbit/s	140 Mbit/s 100 Mbit/s	16 Mbit/s	50 Mbit/s

Figura 7- Câmeras que compõem os satélites CBERS 3 e 4 e suas características. Fonte: CBERS/INPE-Divulgação.

Mediante o sucesso da parceria e para evitar a interrupção no fornecimento das imagens para os usuários os países envolvidos resolveram fabricar o satélite CBERS-4A. Apesar de ser muito parecido com os dois satélites CBERS 3 e 4, apresenta melhorias para

acomodar a nova câmera imageadora chinesa que possui qualidade superior na resolução geométrica e espectral, denominada de câmera multiespectral e pancromática de ampla varredura (WPM), que fornece imagens com resolução panorâmica de 2 metros e resolução multiespectral de 8 metros. As características de todas as bandas estão destacadas na (Figura 8).

Características das câmeras do CBERS 04A			
Característica	WPM	MUX	WFI
Bandas Espectrais	0,45-0,52 μ m (B) 0,52-0,59 μ m (G) 0,63-0,69 μ m (R) 0,77-0,89 μ m (NIR) 0,45-0,90 μ m (PAN)	0,45-0,52 μ m (B) 0,52-0,59 μ m (G) 0,63-0,69 μ m (R) 0,77-0,89 μ m (NIR)	0,45-0,52 μ m (B) 0,52-0,59 μ m (G) 0,63-0,69 μ m (R) 0,77-0,89 μ m (NIR)
Resolução	2 m 8 m	16,5 m	55 m
Largura da Faixa Imageada	92 km	95 km	684 km
Visada Lateral de Espelho	não	não	não
Revisita	31 dias	31 dias	5 dias
Quantização	10 bits	8 bits	10 bits
Taxa de Dados Bruta	1800.8 Mbps 450.2 Mbps	65 Mbps	50 Mbps

Figura 8- Câmeras que compõem o satélite CBERS 4A e suas características. Fonte: CBERS/INPE-Divulgação.

3.2.2 Classificação Orientada a Objeto (GEOBIA)

Segundo Hay & Castilla (2008) a GEOBIA é uma subdisciplina da ciência da informação geográfica (*GIScience*) dedicada ao desenvolvimento de métodos automatizados para particionar imagens de sensoriamento remoto em objetos-imagem significativos, e avaliar suas características através de escalas espaciais, espectrais e temporais, de modo a gerar novas informações em formato pronto para GIS (sistema de informação geográfica).

O método GEOBIA está focado na pesquisa sobre modelagem conceitual e representação de imagens referenciadas espacialmente. Ao unir GIS, sensoriamento remoto e processamento de imagens, ele integra várias “perspectivas espaciais”. Por exemplo, ele se baseia nos conceitos de espaço, características espaciais e fenômenos geográficos, e fornece uma visão espacial de vários tipos de objetos de informação física e abstrata, incluindo formas de terra/cobertura natural e antropogênica e as culturas que podem tê-las formado, assim usa a semântica baseada em avaliação descritiva e conhecimento, incorporando “a sabedoria do usuário” (Blaschke *et al.* 2014).

O *eCognition* emprega a metodologia de classificação de imagem orientada a objeto, realizando mapeamento de vegetação, extração de recursos, detecção de alterações e reconhecimento de objetos contidos nos dados geoespaciais. O programa foi projetado para melhorar, acelerar e automatizar a interpretação de imagens e dados geoespaciais, para isso importa uma variedade de dados como raster, nuvens de pontos LiDAR, vetores GIS, radar e até dados hiperespectrais, fundindo-os em uma rica pilha de geodados, onde são analisados segundo uma lógica e estruturados em uma série de etapas, assim integra e interpreta os dados associados com o poder de computação escalável, identificando mudanças ao longo do tempo ou recursos na superfície da Terra (Trimble 2014).

O *software* possui capacidade de emular os poderes cognitivos da mente humana e fundir dados de entrada, usando processos de segmentação e classificação, com o emprego do método robusto de renderização de conhecimento em uma rede semântica. Essa tecnologia examina os pixels no seu contexto e os agrupam em objetos, assim como a mente humana que usa de cor, forma, textura e tamanhos dos objetos além de seu contexto e relacionamentos para tirar as mesmas conclusões e inferências de um analista experiente, mas agregado às vantagens da automação e padronização (Trimble 2022).

Para se chegar ao resultado e interpretação do ambiente objeto de estudo, a análise passa por etapas de interpretação da imagem, como a criação de objetos através da segmentação, classificação de objetos baseados em conhecimentos, lógica *fuzzy* (difusa) e *machine learning* (aprendizado de máquina), detecção de objetos e modificação de objetos (fusão, suavização, ortogonalização, simplificação), produzindo um mapeamento de abordagem única através da tradução de modelos mentais em uma linguagem compreensiva por computador (Trimble 2022).

3.2.2.1 Segmentação

A segmentação é a ferramenta de divisão da imagem em objetos de interesse previamente detectados na análise visual do usuário, porém em muitos casos as cenas que contém esses objetos podem ser bastante heterogêneas. Para que a técnica de segmentação seja satisfatória copiando a análise feita pelo olho humano, é necessário realizar a manipulação do contraste local da imagem, definindo medidas de comparabilidade dos resultados do processo de segmentação de acordo com a definição da heterogeneidade e um tamanho médio para os objetos da imagem (Matsuoka & Haertel 2007).

O processo de segmentação de multiresolução é uma técnica de fusão de regiões *bottom-up*, em que pequenas regiões são fundidas em uma grande região, onde durante todos os processos de agrupamento o procedimento de otimização minimiza a heterogeneidade

ponderada nh resultando em objetos da imagem, onde n é o tamanho do segmento e h é uma definição de heterogeneidade arbitrária. Assim Matsuoka & Haertel (2007) descreve a heterogeneidade espectral e da cor pela fórmula:

$$h = \sum_c w_c \cdot \sigma_c \quad (1)$$

Onde w_c = peso atribuído a cada banda, σ =desvio padrão e c = nomenclatura para cada banda.

Entretanto em alguns casos o uso da minimização da heterogeneidade espectral leva a segmentos ramificados ou objetos com bordas quebradas, por isso, em muitos casos a mistura dos critérios de heterogeneidade espectral e espacial é usada a fim de reduzir o desvio de formas suavizadas e compactas, definido pela fórmula:

$$h = \frac{l}{\sqrt{n}} \quad (2)$$

Sendo l o fator de comprimento da borda e n é o número de pixel que forma o objeto.

Associados aos dados espectrais e espaciais o *eCognition* faz o uso de outros parâmetros importantes para a segmentação, como a aplicação de escala para medidas de variações máximas em heterogeneidade que podem ocorrer na fusão de dois objetos, sendo eles: 1- critério para tonalidade (cores, espectral) caracterizada pela variação na heterogeneidade que ocorre quando a fusão de dois objetos na imagem é descrita pelo peso dado aos desvios padrões dos valores espectrais (bandas, *layers*); e 2- critérios da forma, sendo o valor encontrado pelo melhor modelo, escolhido entre dois, para descrever as formas idealmente.

Dessa forma, para se chegar a heterogeneidade global (f), são definidos os critérios de cor e forma, onde a primeira é definida pelas equações abaixo:

$$h_{color} = \sum_c w_c (n_{merge} \cdot \sigma_{merge}^c - (n_{obj1} \cdot \sigma_c^{obj1} + n_{obj2} \cdot \sigma_c^{obj2})) \quad (3)$$

E a heterogeneidade da forma (6) é composta por dois sub-critérios, de compacidade (4) e suavidade (5). O critério de compacidade destaca os objetos compactos como as regiões

de áreas urbanas e a suavidade, que otimiza objetos de bordas suaves, auxiliando na segmentação dos objetos.

$$h_{cmpct} = n_{merge} \cdot \frac{l_{merge}}{\sqrt{n_{merge}}} - \left(n_{obj1} \cdot \frac{l_{obj1}}{\sqrt{n_{obj1}}} + n_{obj2} \cdot \frac{l_{obj2}}{\sqrt{n_{obj2}}} \right) \quad (4)$$

$$h_{smooth} = n_{merge} \cdot \frac{l_{merge}}{b_{merge}} - \left(n_{obj1} \cdot \frac{l_{obj1}}{\sqrt{n_{obj1}}} + n_{obj2} \cdot \frac{l_{obj2}}{\sqrt{n_{obj2}}} \right) \quad (5)$$

$$h_{shape} = w_{cmpct} \cdot h_{cmpct} + (1 - w_{cmpct}) \cdot h_{smooth} \quad (6)$$

Onde n é o tamanho do objeto, l é o perímetro e b é o perímetro do retângulo limite do objeto.

Assim a heterogeneidade global (f) é definida pela equação (7):

$$f = w \cdot h_{color} + (1 - w) \cdot h_{shape} \quad (7)$$

Após o cálculo o valor de f é então comparado com o limiar definido pelo usuário, e se o seu valor for menor que o quadrado do limiar os objetos são fundidos. Na segmentação o limiar de similaridade é denominado escala, pois influencia no tamanho do pixel final. Assim para que o processo ocorra o usuário precisa definir quatro parâmetros, sendo eles: escala, pesos para cada uma das bandas espectrais, pesos para cor e forma e pesos para suavidade e compacidade, esquematizados da Figura 9 (Pinho 2006).

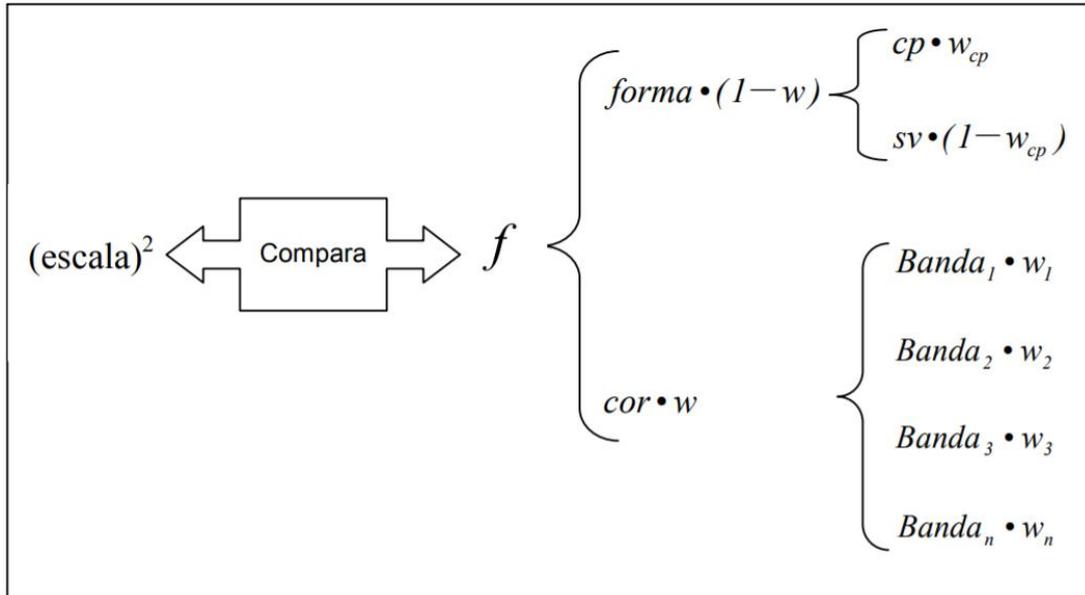


Figura 9- Quadro esquematizando os critérios que precisam ser definidos para se obter uma resposta mais próxima da realidade possível na etapa de segmentação. Fonte: Pinto (2006).

3.2.2.2 Classificação

A classificação é baseada em regras, que tornam explícitas as propriedades espectrais e geométrica, bem como as relações espaciais para modelagem avançada de classes, realizando a análise da imagem (Lang 2008).

Nessa etapa seguimos uma ordem definida, onde o *software* permite a definição de uma hierarquia de classes, que podem ser hierarquia com hereditariedade, hierarquia de grupos e hierarquia de grupos estruturados, descritos nos trabalhos de Benz et al. (2004) e Pinho (2006), entretanto nesse trabalho foram utilizadas a hierarquia com hereditariedade onde as classes filhas herdam as características das classes mães.

O *software eCognition* permite vários tipos de atributos para realizar a classificação das classes no mapeamento, sendo destacadas a Tabela 1. Além dos atributos mencionados na tabela, também é possível criar atributos personalizados a partir de atributos existentes. Assim é possível desenvolver atributos baseados na matemática de bandas o que foi desenvolvido no presente trabalho.

Tabela 1- Resumo dos tipos de atributos disponíveis no programa *eCognition*.

Grupo de Atributos	Sub-Grupo	Atributos
Atributos dos Objetos	Valores das bandas	Média, desvio padrão
	Forma	Tamanho, comprimento, relação área/perímetro
	Textura	Haralick ou baseada nos sub-objetos (média do tamanho dos sub-objetos)
	Hierarquia – indica a que nível uma classe está associada	-
	Atributos temáticos – provenientes de layers temáticos	Tipos de uso do solo
Atributos Relacionados a Classes	Relações com os objetos vizinhos	Distância de um objeto em relação a outro de uma determinada classe
	Relação com sub-objetos	Área total dos sub-objetos de uma determinada classe
	Relação com super-objetos	Existência de uma classe específica de super-objetos
	Pertinência a	Valor da função de pertinência <i>fuzzy</i> de cada objeto
	Classificado como	Classe para a qual um objeto foi classificado
	Valor de classificação de	Valor de pertinência para uma classe específica
Atributos Globais	Relacionados com a cena globalmente	Média total de uma determinada banda
	Relacionados com uma classe globalmente	Área total de todos os objetos de uma determinada classe em todos os níveis
	Similaridade a uma determinada classe	Define que a descrição de uma classe é idêntica a de uma outra determinada classe

Fonte: Definiens (2003) *apud* Pinho (2006).

O programa também apresenta dois tipos de regra de decisão, sendo elas a vizinho mais próximo (*Nearest Neighbor*) e função de pertinência *Fuzzy* (*Fuzzy Membership Functions*). O sistema lógico apresentado pela lógica *fuzzy* quando aplicado vai além do raciocínio *booleano*, pois busca atribuir graus para os elementos em questão de forma que a resposta contido ou não contido somente, não satisfaz e busca-se saber o quão contido ou o quão não contido está determinado o elemento. Assim o comportamento apresentado pela lógica *fuzzy* tem grandes semelhanças a forma humana de processar as informações, não sendo *booleana*, mas sim trazendo consigo inferências e aproximações. Esta característica faz com que a lógica *fuzzy* seja amplamente utilizada em modelos de inteligência artificial, onde se busca sempre esta proximidade do comportamento humano (Aguado & Cantanhede 2010).

A regra de decisão adotada nessa dissertação baseou-se em funções de pertinência *fuzzy* para associar os objetos às classes, pois nesse método os objetos podem estar associados a várias classes com diferentes graus de pertencimento, em que variam de 0 (não pertence) a 1 (pertence), e a classe considerada é aquela cujo grau de pertencimento possui o valor maior (Antunes 2003).

3.2.3 Acurácia da classificação, índice Kappa e desacordo de quantidade e alocação.

De acordo com as recentes práticas na classificação de imagens, se faz necessário saber o quanto que o mapeamento, utilizando prática de sensoriamento remoto, é confiável e verdadeiro. Para isso, técnicas foram desenvolvidas e estão bem consolidadas na bibliografia especializada.

A ferramenta mais empregada é a matriz de erro, caracterizada por ser uma matriz quadrada de números dispostos em linhas e colunas que expressão o número de unidades de amostra (ou seja, pixels, aglomerados de pixels ou polígonos) atribuídas a uma categoria específica em relação à categoria real verificada no terreno. As colunas geralmente representam os dados de referência e é assumida como correta, enquanto as linhas indicam a classificação gerada a partir dos dados de sensoriamento remoto exibindo os rótulos do mapa ou dados classificados (Congalton 1991, Congalton & Green 2019).

Uma matriz de erro (Figura 10) é uma maneira muito eficaz de representar a precisão, pois as acurácias de cada categoria são claramente descritas juntamente com os erros de inclusão (erros de comissão) e erros de exclusão (erros de omissão) presentes na classificação (Congalton 1991). Segundo Congalton & Green (2019) um erro de comissão ocorre quando uma área é incluída em uma categoria incorreta, ou seja, uma área foi classificada e inserida a uma classe que não pertencia, e o erro de omissão ocorre quando uma área é excluída da categoria a que faz parte, assim cada erro no mapa seria uma omissão da classe correta e uma comissão para uma classe incorreta.

A matriz de erro permite o cálculo da acurácia global, acurácia do produtor e acurácia do usuário, dados que são fundamentais para a interpretação dos números obtidos que dão o diagnóstico da qualidade da classificação. Como precursor desses enunciados Story & Congalton (1986) descrevem que a acurácia global é obtida através da divisão da soma dos dados da diagonal principal pelo número total de amostras coletadas, dando um valor de precisão de todo o produto.

A acurácia do produtor é calculada pela divisão do número de amostras classificadas corretamente pelo número total de amostras de referência - sendo o que realmente está sendo medido é o erro de omissão, onde as amostras que não foram classificadas corretamente foram omitidas da classificação – podemos dizer que o valor é de interesse do produtor, pois este está interessado em quão bem uma área específica da Terra pode ser mapeada. A acurácia do usuário é medida pela divisão do número de amostras classificadas corretamente pelo total de amostras classificadas – sendo o que realmente está sendo medido é o erro de comissão, com amostras inseridas na classificação de forma incorreta – trazendo um valor de confiabilidade

do mapa, dado de interesse para o usuário, pois mostra o quão bem o mapa representa o que está realmente no terreno (Story & Congalton 1986).

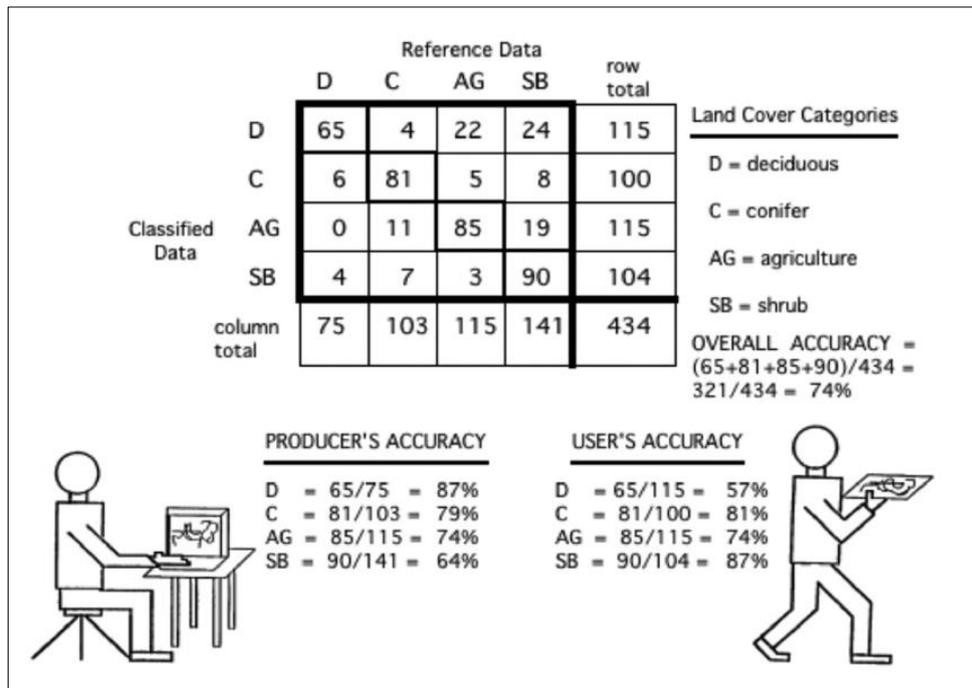


Figura 10- Exemplo de matriz de erro com dados hipotético, mostrando a matriz de erro e os cálculos da acurácia do produtor e usuário. Fonte: Congalton & Green (2019).

A matriz de erro, assim como a acurácia do produtor e do usuário foram representados matematicamente no trabalho de (Congalton & Green 2019) (Figura 11).

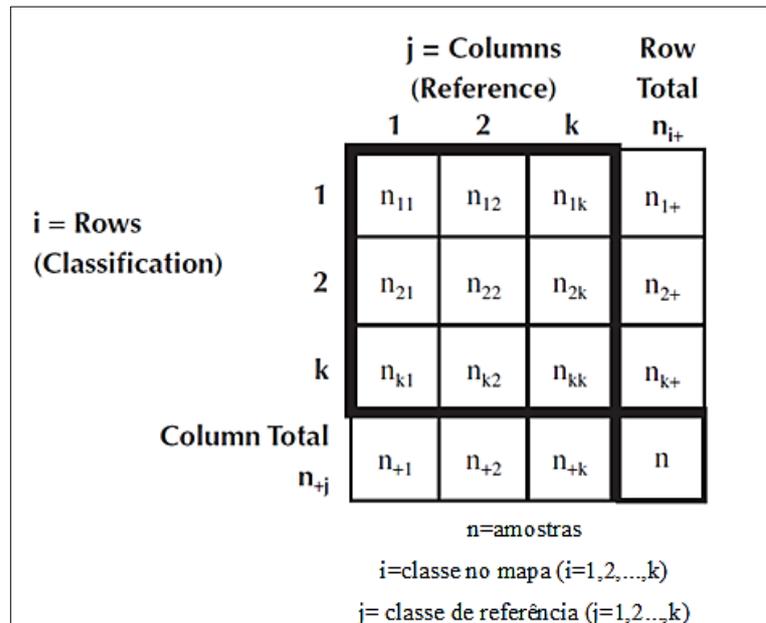


Figura 11-Representação matemática da matriz de erro. Fonte: Congalton & Green (2019).

Assim chegamos às equações abaixo:

A acurácia global:

$$\text{overall accuracy} = \frac{\sum_{i=1}^k n_{ii}}{n} \quad (8)$$

Acurácia do produtor:

$$\text{producer's accuracy}_j = \frac{n_{jj}}{n_{+j}} \quad (9)$$

Acurácia do Usuário:

$$\text{user's accuracy}_i = \frac{n_{ii}}{n_{i+}} \quad (10)$$

Outra técnica calculada a partir da matriz de erro e que auxilia na interpretação da qualidade da classificação é o coeficiente de confiabilidade Kappa (Cohen 1960). Congalton (1991) também descreve a análise kappa onde trabalha com a estatística khat (uma estimativa de kappa), que é outra medida de concordância ou precisão e acrescenta que é uma técnica poderosa em sua capacidade de fornecer informações sobre uma única matriz, bem como comparar estatisticamente matrizes, assim uma análise Kappa pode ser usada para determinar qual matriz de erro (e, portanto mapa) é significativamente melhor que a outra. É calculada baseada na diferença entre a concordância observada (diagonal principal da matriz de confusão com a concordância entre a classificação e os dados de referência) e a chance de concordância entre os dados de referência e uma classificação aleatória (produto entre os totais marginais da matriz) (Congalton & Green 2019).

O índice Kappa é calculado de acordo com a equação:

$$\hat{K} = \frac{n \sum_{i=1}^k n_{ii} - \sum_{i=1}^k n_{i+} n_{+i}}{n^2 - \sum_{i=1}^k n_{i+} n_{+i}} \quad (11)$$

Onde:

n = Número total de amostras

n_{ii} = Número de elementos classificados corretamente

n_{i+} = Total de elementos classificados para uma categoria i

n_{+i} = Total de elementos de referência amostrados para uma categoria i

Segundo Congalton & Green (2019), além de calcular o coeficiente Kappa para uma matriz de erro inteira, é interessante observar a concordância de uma categoria individual dentro da matriz, para isso emprega-se o índice Kappa por classe proposto por Rosenfield & Fitzpatrick-Lins (1986), onde descreve o valor de exatidão que cada classe obteve na classificação. Obtido pela equação abaixo:

$$\hat{K}_i = \frac{nn_{ii} - n_{i+}n_{+i}}{nn_{i+} - n_{i+}n_{+i}}, \quad (12)$$

Com o propósito de manter uma nomenclatura consistente variando de acordo com a estatística Kappa, Landis & Koch (1977) atribuíram rótulos aos intervalos definidos nos valores matemáticos obtidos da classificação, estabelecendo referências e parâmetros para avaliação, destacados na Tabela .

Tabela 2- Estatística Kappa e intervalos de definição da qualidade da classificação.

Estatística Kappa	Qualidade da Classificação
< 0,00	Péssima
0,00 – 0,20	Ruim
0,20 – 0,40	Razoável
0,40 – 0,60	Boa
0,60 – 0,80	Muito boa
0,80 – 1,0	Excelente

Fonte: Adaptada de Landis & Koch, (1977).

A metodologia proposta por Pontius & Millones (2011) descreve que em uma classificação podemos ter erros de alocação e de quantidade dos pixels classificados, denominadas de desacordo de alocação e desacordo de quantidade, onde caracteriza uma metodologia mais simples e eficaz já que evidencia os desacordos que seriam omitidos do índice Kappa por esta apresentar um único valor.

O desacordo de alocação diz respeito a posição espacial dos pares de pixels classificados, é definida como a quantidade da diferença entre o mapa de referência e um mapa de comparação (mapa classificado). A discordância de alocação é sempre um número par de pixels porque a discordância de alocação sempre ocorre em pares de pixels mal alocados, cada par consiste em um pixel de omissão para uma determinada categoria e um pixel de comissão para a mesma categoria. O desacordo de quantidade é definido pela

quantidade da diferença entre o mapa de referência e um mapa de comparação (mapa classificado), que se deve à correspondência menos que perfeita nas proporções das categorias (Pontius & Millones 2011).

4 MATERIAIS E MÉTODOS

4.1 AQUISIÇÃO DE DADOS

A classificação das imagens de satélite foi realizada de acordo com a metodologia de classificação orientada a objeto (GEOBIA), com intervalo de 5 anos para cada ano trabalhado e espaço temporal de uma década. Para chegar ao produto, etapas foram seguidas e estão esquematizadas na (Figura 12).

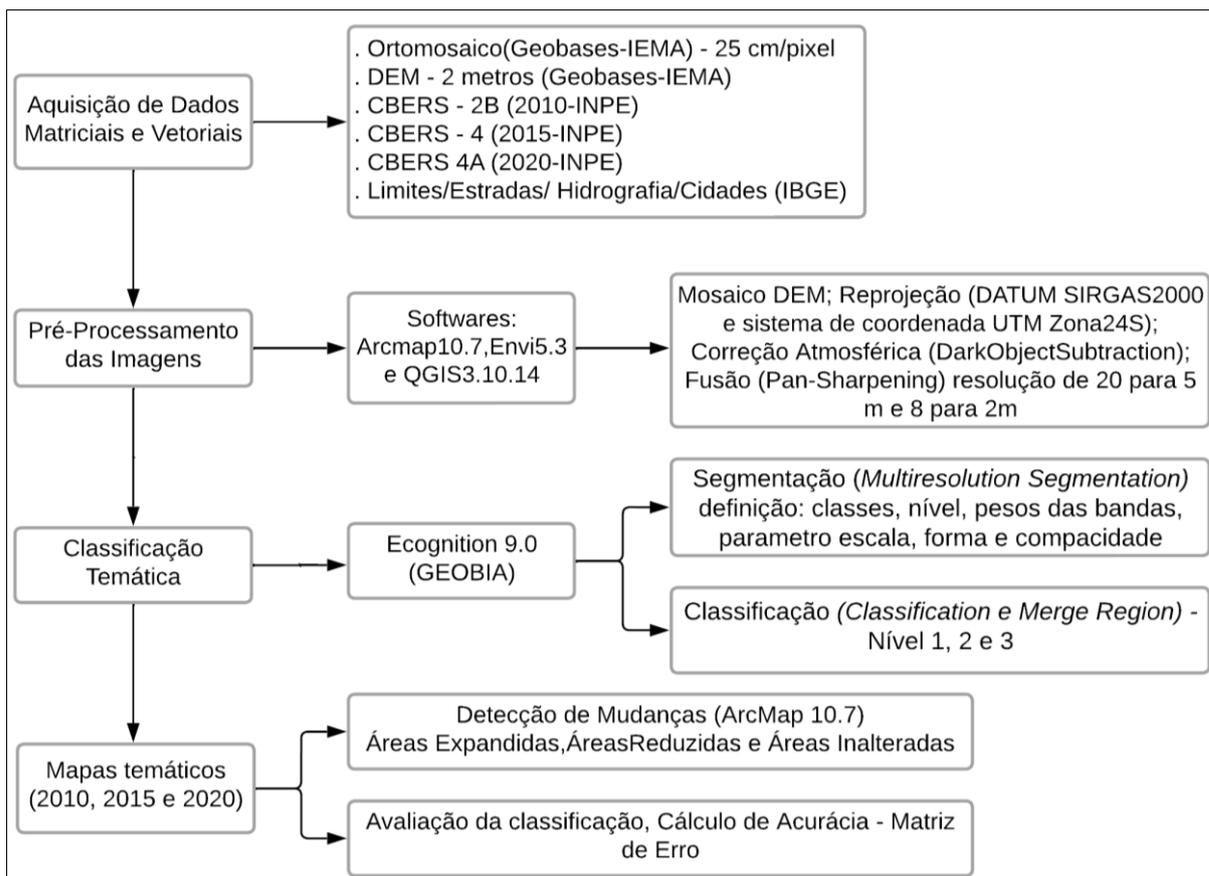


Figura 12-Fluxograma com as etapas da metodologia seguida.

As imagens empregadas foram adquiridas na plataforma gratuita do catálogo de imagens do INPE que disponibiliza imagens do satélite CBERS, sendo imagens CBERS 2B do ano de 2010, CBERS 4 do ano de 2015 e CBERS 4A do ano de 2020, com resolução de 20, 5 e 2 metros respectivamente após processamento, com propriedades e características descritas na Tabela 3.

Outros dados utilizados no trabalho foram: Ortomosaico com resolução de 25 centímetros/pixel em RGB (*true color*) articulado em blocos de 10 x 10 km, elaborado através da retificação diferencial das imagens de fotografias aéreas baseadas em um modelo digital de terreno (MDT). O modelo digital de elevação (MDE) - caracterizado por ser uma representação tridimensional da superfície física terrestre com todas as suas elevações, como

por exemplo topo de edificações e vegetações - resolução de 2 metros, gerado automaticamente a partir dos pares estereoscópicos aerotriangulados, através da correlação entre as imagens, este processo ocorre por meio de medições de similaridade entre imagens sobrepostas, seguindo o conceito de geometria epipolar, o qual reduz o espaço de busca de pontos homólogos sobre imagens adjacentes em linhas epipolares, calculadas com base na geometria e orientação das imagens no espaço objeto. Ambos foram elaborados entre os anos de 2012 e 2015 no âmbito do projeto Mapeamento ES 2012-2015, pela empresa Hiparc Geotecnologia contratada pelo IEMA, adquiridos na plataforma do Sistema Integrado de Bases Geoespaciais do Estado do Espírito Santo (GEOBASE).

Foram empregados ainda dados vetoriais como shapes de limites municipais, estaduais e federais além de estradas, hidrografia e cidades obtidos da base de dados do IBGE e do IEMA.

Tabela 3- Todos os dados adquiridos que foram empregados no mapeamento, destacando suas características.

SATÉLITE/SENSOR	TIPO	PLATAFORMA	COMPRIMENTO DAS FAIXAS/BANDAS	RESOLUÇÃO ESPACIAL	DATA	CÂMERA	FAIXA DE IMAGEAMENTO
CBERS 2B	óptico	satélite	0,51 - 0,73 μm (pan) 0,45 - 0,52 μm (azul) 0,52 - 0,59 μm (verde) 0,63 - 0,69 μm (vermelho) 0,77 - 0,89 μm (infravermelho próximo)	20m	16/02/2010	CCD	113 km
CBERS 4	óptico	satélite	0,45-0,52 μm (B) 0,52-0,59 μm (G) 0,63-0,69 μm (R) 0,77-0,89 μm (NIR)	20m	13/10/2015	MUX	120 km
CBERS 4	óptico	satélite	0,51-0,85 μm (Pan) 0,52-0,59 μm (G) 0,63-0,69 μm (R) 0,77-0,89 μm (NIR)	5m	17/09/2015	PAN	60 km
CBERS 4A	óptico	satélite	0,45-0,52 μm (B) 0,52-0,59 μm (G) 0,63-0,69 μm (R) 0,77-0,89 μm (NIR) 0,45-0,90 μm (PAN)	2 m (PAN) 8 m (outras)	07/08/2020	WPM	92 km
DEM		aeronave		2m	2012-2015		
Ortomosaico		aeronave		25 cm	2012-2015		

4.2 PRÉ-PROCESSAMENTO

As imagens adquiridas passaram por processos de pré-processamento para serem posteriormente utilizadas na classificação, passando pelos seguintes tratamentos:

Mosaico: As imagens DEM foram mosaicadas com um total de seis cenas que recobriram toda a área de estudo, onde posteriormente foram recortadas no perímetro do polígono de interesse, sendo realizado no *software* Arcmap 10.7 através da ferramenta *Mosaic To New Raster*.

Reprojeção: Todos os dados adquiridos exceto o Ortomosaico e o DEM, apresentam projeção original DATUM WGS1984 e sistema de coordenada UTM Zona 24S, sendo necessário serem reprojadas para o sistema brasileiro em vigor com DATUM SIRGAS2000 e sistema de coordenada UTM Zona 24S, onde foram realizadas na plataforma do *software* QGIS 3.10.14.

Correção atmosférica: Nas imagens CBERS 2B, CBERS 4 e CBERS 4A, foram realizadas a correção atmosférica pelo método de *DarkObjectSubtraction* utilizando o *software* Envi5.3, que teve por finalidade melhorar a qualidade das imagens a partir da eliminação de distorções radiométrica causada pela atmosfera.

As principais evidências dos efeitos atmosféricos sobre a imagem são a diminuição do brilho da superfície em regiões espectrais específicas e a presença de névoa, com perda de nitidez, nas regiões dos menores comprimentos de onda. Ao atravessar a atmosfera, a radiação proveniente do sol interage com essa, ocasionando mudanças na sua propagação, denominadas espalhamento e absorção (Latorre *et al.* 2002).

Segundo Meneses & Almeida (2012) a atmosfera afeta a radiância medida em qualquer ponto da imagem de duas maneiras aparentemente contraditórias: primeiro, ela atua como refletor, adicionando uma radiância extra ao sinal que é detectado pelo sensor; segundo, ela atua como um observador, atenuando a intensidade de energia que ilumina o alvo na superfície. Outro fator importante é o chamado efeito aditivo (*haze*) do espalhamento dos raios causados pelos aerossóis, gases e moléculas d'água da atmosfera, que reduz o contraste da imagem.

O método *Dark Object Subtraction (DOS)* escolhido para ser aplicado nas imagens CBERS trouxeram bons resultados. Segundo Moses *et al.* (2017) a técnica assume que as imagens contêm pelo menos alguns pixels escuros, onde admite que a radiância no sensor possa ser completamente atribuída à contribuição atmosférica e reflexão especular da superfície da água, assim o método DOS procura a menor radiância em cada banda espectral

em toda a imagem a qual é tomada como radiância do pixel escuro que é então subtraída da radiância no sensor para todos os pixels.

O método ideal para realizar a correção atmosférica seria uma que utilizasse informações *in situ* ou reais, no entanto a maioria dos usuários empregam dados de sensoriamento remoto anteriormente coletado, e apesar da técnica DOS ser considerada simples ela requer apenas informações contidas nos dados da imagem digital, onde envolve a subtração de um valor ND (número digital) constante na imagem (Chavez 1988).

Fusão: foi realizado o emprego do método de fusão nas imagens trabalhadas para atender o resultado principal de melhorar a resolução espacial, utilizando-se a ferramenta *Pansharpening* disponível na plataforma do *software* Arcmap 10.7, onde foi possível conseguir uma melhora na resolução de 20 metros para 5 metros na imagem CBERS 4 e de 8 metros para 2 metros na imagem CBERS 4A. A técnica possibilita integrar a melhor resolução espacial da banda pancromática com a melhor resolução espectral das demais bandas, produzindo imagem colorida que reúnem ambas as características (Leonardi & Oliveira 2009).

4.3 CLASSIFICAÇÃO TEMÁTICA

Para obter as imagens classificadas dos anos propostos, empregamos a classificação orientada a objeto (GEOBIA) com o uso do *software* *Definions eCognition*, onde extrai o significado das conotações e relacionamentos mútuos de objetos, não apenas dos vizinhos, mas de vários dados de entrada. Possui algoritmos para análise de diferentes aspectos, sendo eles: *multiresolution segmentation*, onde se atribui peso às bandas de acordo com a resposta espectral variando de 0 a 1, escala de segmentação e a forma e compacidade. *Classification*, etapa de definição e ordenamento hierárquico das classes, que foram modeladas por regras de pertinência *fuzzy*. *Merge region*, é o processo final de agrupamento dos objetos pertencentes às mesmas classes.

4.3.1 Segmentação

Nessa etapa as imagens CBERS foram analisadas e observadas minuciosamente a fim de definir todas as classes a serem mapeadas, levando em consideração as propriedades como: textura, cor, forma, tamanho, localização e contexto. Além da análise visual foi avaliado e levando em consideração o mapeamento e o ortomosaico da região elaborado pelo IEMA no ano de 2012 em escala de 1:25.000 (a mesma utilizada nesse trabalho), o que

permitiu um bom respaldo para a definição das classes. A Tabela 4 descreve todas as classes definidas assim como suas características que auxiliaram na diferenciação.

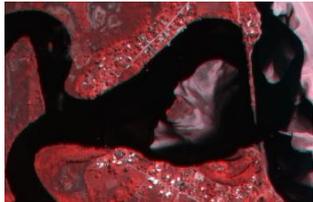
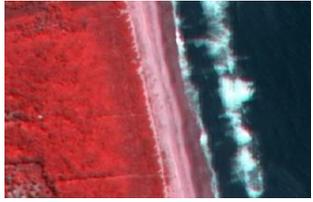
Adaptando o método proposto por Nascimento *et al.* (2013), o processo de segmentação se deu no nível 1, após vários testes encontrou-se uma combinação que mais deram destaques as classes definidas. As imagens CBERS receberam peso 1 para as bandas do azul (B1), verde (B2) e vermelho (B3) e peso 5 para a banda do infravermelho próximo (NIR) uma vez que esta última reflete melhor as áreas de florestas. Parâmetro escala 135 e para forma e compacidade 0.1 e 0.5 respectivamente.

4.3.2 Classificação

Na etapa de classificação vários fatores foram levados em consideração como os níveis definidos, a hierarquia das classes, os tipos de processos, algoritmos, funções e limiares, que definem a árvore de processamento disposta na Tabela 5.

A classificação foi realizada segundo níveis de hierarquia esquematizados na (Figura 13). No nível 1 de classificação, foram definidas as áreas de continente e de não continente, utilizando como ferramenta o DEM, com o propósito de definir melhor a linha de costa. No nível 2 as regiões continentais foram distinguidas entre áreas de vegetação e não vegetação, empregando como principal ferramenta o *normalized difference vegetation index* (NDVI), onde avalia a condição da vegetação através de sensores remotos.

Tabela 4- Tabela com as disposições das classes e características

CLASSE	IMAGEM (COMPOSIÇÃO COLORIDA R3NIR4B1)	TEXTURA, COR, FORMA, TAMANHO	LOCALIZAÇÃO/ CONTEXTO
Água Fluvial/Estuarina		Com textura lisa, cor preta, com formas meandranes alongadas e de tamanhos considerados elevados.	Ocupa a parte central da imagem, sempre ligado classe manguezal e conectada ao oceano por um canal estuarino.
Restinga		Textura rugosa, cor vermelho vivo, com formas retilíneas, de tamanhos variados.	Em sua maioria apresenta-se ao lado da classe praia, e de forma irregular em toda imagem.
Manguezal		Textura lisa, cor vermelho mais escuro, formas meandranes com arestas arredondadas de tamanho grande.	Inserida no centro da imagem, sempre ligada a classe água fluvial.
Praia		Textura lisa, coloração esbranquiçada, formas retilíneas de tamanho grande.	A direita da imagem, ligada a classe vegetação e águas oceânicas.
Água Oceânica		Textura rugosa, cor azul marinho, forma irregular e de tamanho grande.	A extrema direita da imagem e ocorre sempre ligada com a classe praia.

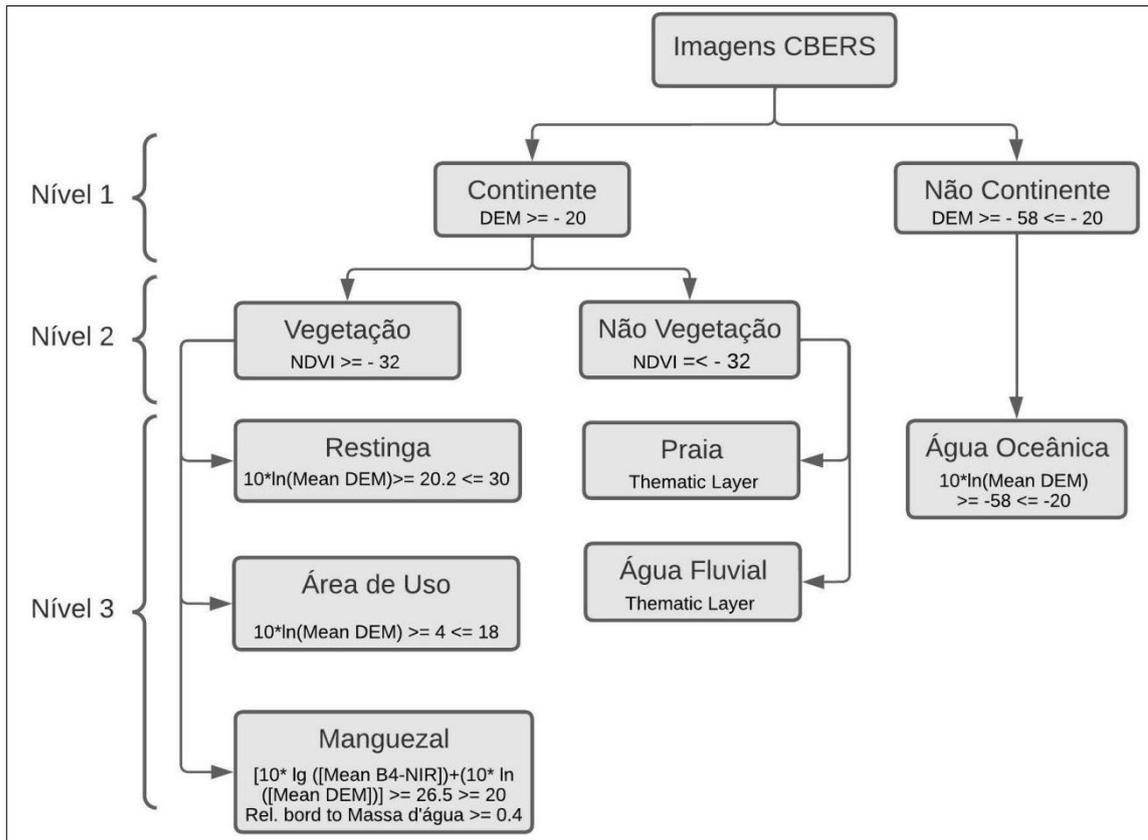


Figura 13- Hierarquia empregada na classificação.

No nível 3 foram classificados todas as outras classes, separando a vegetação entre vegetação nativa, vegetação rasteira (área de uso) e vegetação de manguezal, para distinguir as duas primeiras foram utilizadas o DEM pois as classes se diferenciavam bastante nas cotas topográficas, ficando a classe vegetação nativa (restinga) entre as cotas maiores e a vegetação rasteira (área de uso) com as menores. A vegetação de manguezal foi destacada das outras através da matemática de bandas com função desenvolvida por Nascimento *et al.* (2013) onde trabalha com a banda NIR e com o DEM juntamente com os critérios de proximidade com a hidrografia, onde as vegetações de manguezais se destacavam por ocuparem as áreas mais próximas a drenagem fluvial.

As áreas antes classificadas como não continentais, foram reclassificadas como a classe de água oceânica utilizando as mesmas ferramentas e limiares. As classes praia e água fluvial foram classificadas como a utilização de arquivos *shapefiles* através da ferramenta *Thematic Layer* disponibilizada pelo IEMA. A Figura 14 apresenta os processos acima descritos, passando da imagem original tratada para a segmentação em objetos, merge dos objetos segmentados e classificação final.

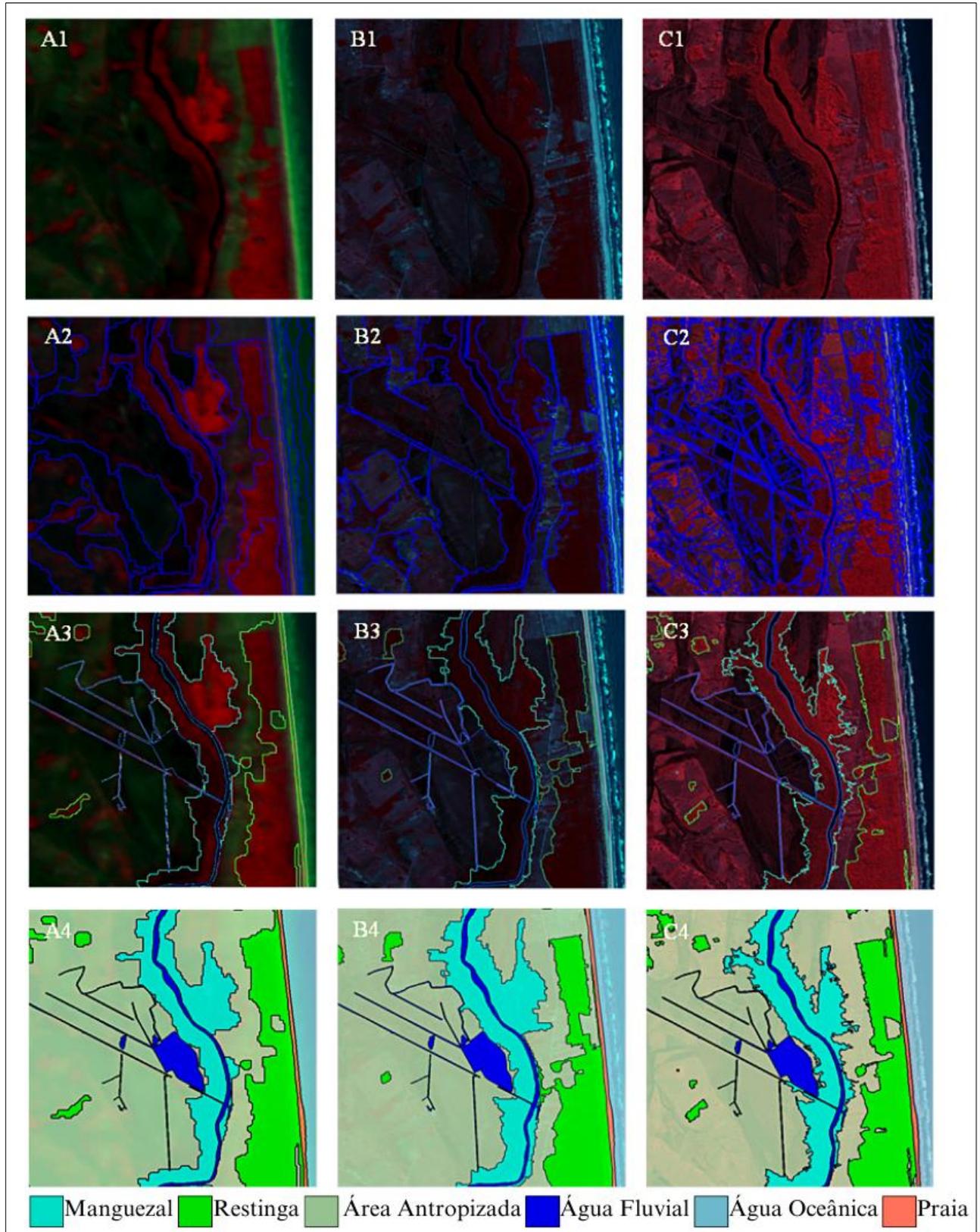


Figura 14- Processo para classificação. A1, B1, C1 - imagens de referência dos três períodos R3NIR4B1. A2, B2, C2 - segmentação das imagens em objetos, sendo visualizados distintos tamanhos dos objetos em resposta da diferença de resolução das imagens. A3, B3, C3 - merge dos objetos da mesma classe, A4, B4, C4 - classificação final.

4.4 DETECÇÃO DE MUDANÇAS

O Processo para detecção de mudança foi realizado através de uma adaptação da metodologia empregada por Weckmüller & Vicens (2013) com a utilização da técnica “*from-to*”. Utilizando o ambiente SIG do *software* ArcMap 10.7, foram inseridos os mapas produzidos no *ecognition* em formato vetorial, sendo processadas análises e cruzamento de dados com o emprego da ferramenta *intersect*, localizando exatamente as regiões que sofreram mudanças.

Para evidenciar a classe manguezal - objeto principal desse estudo - todas as outras classes como: área de uso, restinga, praia, água fluvial e água oceânica, foram agrupadas e reclassificadas como “classe outros”, assim somente a classe manguezal foi analisada, sendo evidenciadas as regiões que sofreram perdas e aumento da floresta de manguezal, assim como as áreas que conseguiram se manter inalteradas com o passar dos anos.

4.5 AVALIAÇÃO DAS CLASSIFICAÇÕES

Existe uma forte bibliografia consolidada a respeito da avaliação das classificações geradas, onde tem a matriz de erro é o instrumento principal dessa análise. Para isso, foram geradas as matrizes de confusão dos três anos trabalhados (2010, 2015 e 2020), trazendo informações dos números de pontos de referência, acurácia do produtor e usuário, erro de omissão e comissão, índices Kappa e Kappa por classe e a acurácia global, além dos valores dos desacordos de alocação e quantidade.

4.6 COLETA DE DADOS PARA CÁLCULO DE ACURÁCIA

Para realizar a análise de acurácia através das matrizes de erro, foi necessário analisar a classificação quanto às estatísticas de erro e acerto através da matriz de confusão proposta por Story & Congalton (1986). Para isso, no *software* ArcMap 10.7 foram gerados pontos aleatórios e suficientemente representativos ao logo de toda a área de trabalho.

Assim um total de 300 pontos foram obtidos para cada classificação dos anos de 2010, 2015 e 2020 de forma aleatória, divididos entre as classes manguezal e outros (classe formada pelo agrupamento das classes: área de uso, restinga, praia, água oceânica, água fluvial), nos quais 150 pontos de referência equivalem a classe manguezal e 150 pontos equivalem a classe outros.

Tabela 5- Árvore de processamento da classificação

NÍVEL	PROCESSO	PROCESSO FILHO	ALGORÍTIMO	FUNÇÃO	LIMIARES		
					2010	2015	2020
1	Segmentação	Segmentação da Imagem	<i>Multiresolution Segmentation</i>	—	—	—	—
	Classificação	Classificar não Continente	<i>Classification</i>	$10 * \ln ([\text{Mean DEM}])$	$\geq - 58 \leq - 20$	$\geq - 58 \leq - 20$	$\geq - 58 \leq - 20$
		Classificar Continente		$10 * \ln ([\text{Mean DEM}])$	$\geq - 3$	$\geq - 3$	$\geq - 3$
2	Copiar Classificação	Copiar Classificação do Nível 1	<i>copy image object level</i>	—	—	—	—
	Classificação	Classificar Vegetação	<i>Classification</i>	$(([\text{Mean B4-NIR}]-[\text{Mean B3}])/([\text{Mean B4-NIR}]+[\text{Mean B3}]))*100$ (NDVI)	$\geq - 32$	$\geq - 32$	$\geq - 32$
		Classificar não Vegetação		$(([\text{Mean B4-NIR}]-[\text{Mean B3}])/([\text{Mean B4-NIR}]+[\text{Mean B3}]))*100$ (NDVI)	$\leq - 32$	$\leq - 32$	$\leq - 32$
3	Copiar Classificação	Copiar Classificação do Nível 2	<i>copy image object level</i>	—	—	—	—
	Classificação	Classificar Restinga	<i>Classification</i>	$10*\ln(\text{Mean DEM})$	$\geq 20.2 \leq 30$	$\geq 20.2 \leq 30$	$\geq 20.2 \leq 30$
		Classificar Área de Uso		$10*\ln(\text{Mean DEM})$	$\geq 4 \leq 18$	$\geq 4 \leq 18$	$\geq 4 \leq 18$
		Classificar Manguezal		$[(10* \lg ([\text{Mean B4-NIR}]))+(10* \ln ([\text{Mean DEM}]])]$	$\geq 26.5 \geq 20$	$\geq 26.5 \geq 20$	$\geq 26.5 \geq 20$
		Classificar Água Oceânica		$10* \ln ([\text{Mean DEM}])$	$\geq - 58 \leq - 20$	$\geq - 58 \leq - 20$	$\geq - 58 \leq - 20$
		Classificar Água Fluvial		<i>Assign Class By Thematic Layer</i>	—	—	—
	Classificar Praia	—	—		—	—	
	Reclassificação	Distinguir Manguezal de Restinga	<i>Classification</i>	Rel. bord to Massa d'água	≥ 0.4	≥ 0.4	≥ 0.4
Agrupar Classes	—	<i>Merge Region</i>	—	—	—	—	

5 RESULTADOS

5.1 CLASSIFICAÇÃO

Conforme a metodologia proposta, baseada na classificação orientada a objeto (GEOBIA), foram geradas as classificações finais dos anos propostos, com o mapeamento de seis principais classes, sendo elas: Manguezal, Área Antropizada, Restinga, Praia, Água Fluvial e Água Oceânica (Figura 15).

A classe de maior interesse do presente trabalho está localizada na porção central da área mapeada, a qual se diferencia das outras vegetações, pois além de apresentar maior valor de NDVI, possui um dossel mais imponente da área que se destaca no DEM e ainda sua espacialidade característica, onde é possível identificar que a classe bordeja e segue uma proximidade com a classe água fluvial, dessa forma, todos os fatores foram decisivos para diferenciar a classe manguezal das outras vegetações.

Estatisticamente podemos observar que a vegetação de manguezal sofreu variações em área no decorrer dos anos, destacadas na Figura 16. No intervalo dos anos de 2010 a 2015 observamos que a floresta de manguezal cresceu cerca de 129,69 hm², apenas nessa classe já que foi considerando uma média dos três intervalos de tempo trabalhados. No intervalo dos anos de 2015 a 2020, observamos uma perda das florestas de manguezal de 83,25 hm². Ao analisar os dois extremos entre os anos de 2010 a 2020 identificamos um crescimento de 46,44 hm² de florestas de manguezais (Figura 17).

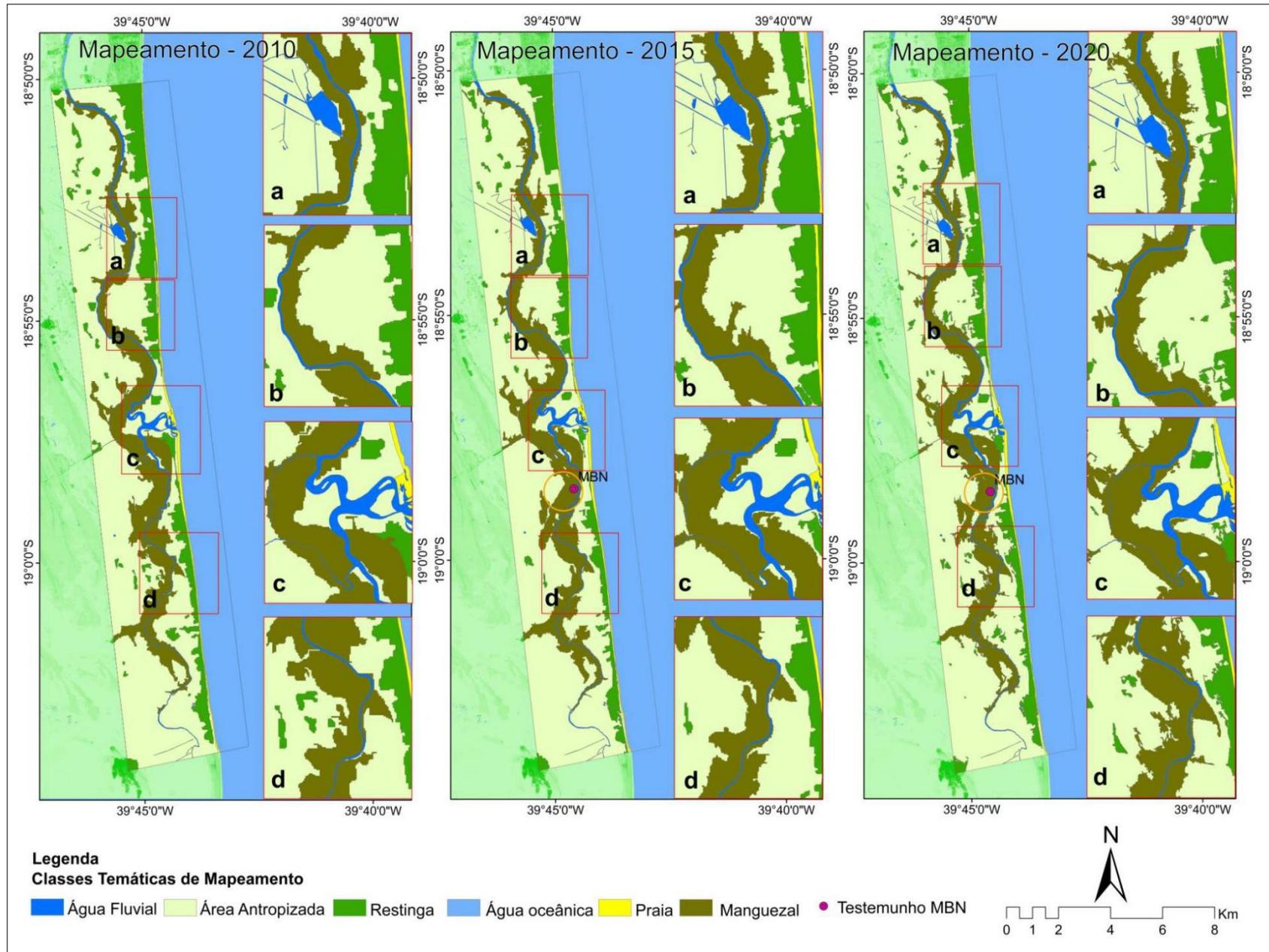


Figura 15- Classificação dos anos de 2010, 2015 e 2020.

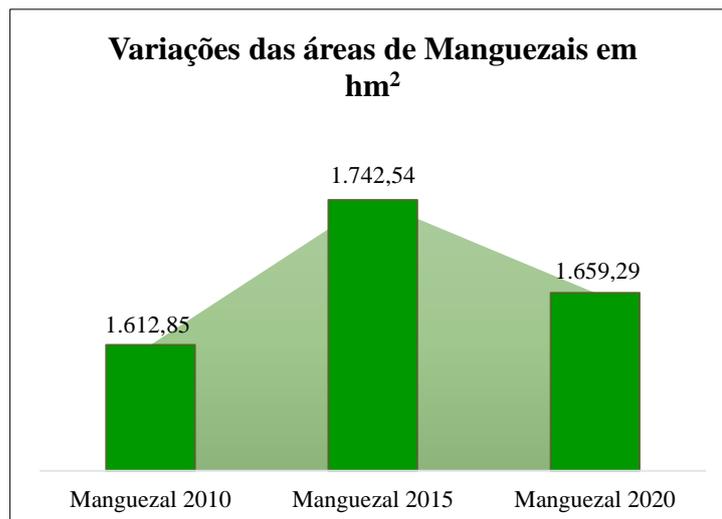


Figura 16- Gráfico das variações das áreas de manguezais hm², em 2010, 2015 e 2020.

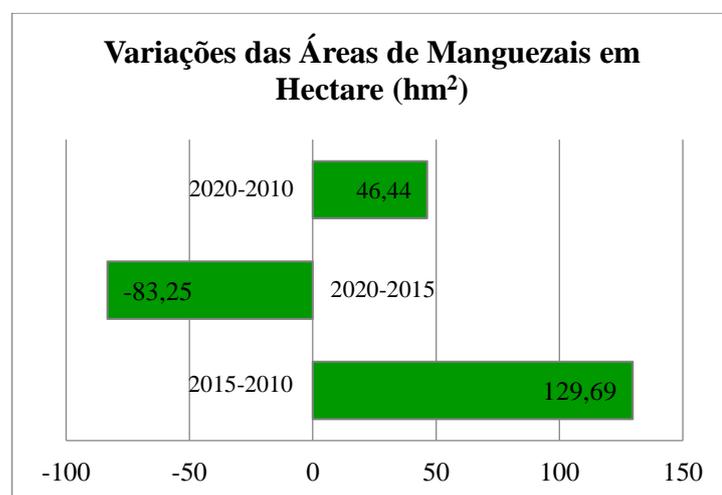


Figura 17- Gráfico das variações das áreas de Manguezais hm².

5.2 ACURÁCIA DA CLASSIFICAÇÃO

Seguindo a metodologia descrita dos 300 pontos de referência coletados nas imagens da plataforma *google Earth pro* disponíveis dos anos eleitos, 150 eram da classe manguezal e 150 da classe outros- classe oriunda da união das outras classes - com o objetivo de melhor visualizar as alterações sofridas pela classe manguezal no decorrer dos anos, foram realizadas análises de 10 anos compartimentados em intervalos de 5 anos, dos anos de 2010, 2015 e 2020.

Na matriz de confusão desenvolvida para o ano de 2020 (Tabela 6) de um total de 300 pontos 290 foram classificados corretamente dando uma acurácia global de 96,67%. Dos 150 pontos de referência da classe manguezal 143 foram classificados corretamente e 7 de forma errada, chegando a uma acurácia do produtor de 95,33% e acurácia do usuário de 97,95%. A classe outros 147 pontos estão de acordo com a referência e 3 pontos não estão apresentando um valor de acurácia do produtor de 98% e do usuário de 95,45%.

O índice Kappa foi calculado em 93,33%, assim como o índice Kappa por classe foi de 0,96 para a classe manguezal e 0,91 para classe outros. De acordo com a metodologia de Pontius & Millones (2011) o desacordo total do mapeamento foi de 3,33%, sendo que 2,0% desacordo de alocação e 1,33% desacordo de quantidade.

Tabela 6-. Matriz de Confusão: Dados de Acurácia do Produtor e Usuário, Acurácia Global e Índice Kappa – ano 2020.

Classificação	Manguezal	Outros	Total	Acurácia do Usuário	Erro de Comissão (%)
Manguezal	143	3	146	97,95	2,05
Outros	7	147	154	95,45	4,55
Pontos de Referência	150	150	300		
Acurácia do Produtor (%)	95,33	98,00			
Erro de Omissão (%)	4,67	2,00			
IK por classe	0,96	0,91			
Acurácia global	96,67%		Índice Kappa	93,33%	

A matriz de confusão elaborada para o ano de 2015 (Tabela 7), contou com a análise de 300 pontos de referência, onde 291 pontos foram classificados corretamente e apenas 9 de forma errada, chegando a uma acurácia de 97,0%. Dos 150 pontos de referência da classe de manguezal 143 foram classificados corretamente e 7 de forma incorreta, chegando a uma acurácia do produtor de 95,33% e acurácia do usuário de 98,62%. Para a classe outros dos 150 pontos de referência coletados 148 foram classificados corretamente e apenas 2 de forma incorreta, produzindo uma acurácia do produtor de 98,67% e acurácia do usuário de 95,48%.

O índice Kappa calculado foi de 94%, e o Kappa por classe foi de 0,97 para a classe manguezal e 0,91 para classe outros. O desacordo total foi de 3,0%, sendo que desse valor 1,33% corresponde ao desacordo de alocação e 1,66% corresponde ao desacordo de quantidade.

Tabela 7-. Matriz de Confusão: Dados de Acurácia do Produtor e Usuário, Acurácia Global e Índice Kappa – ano 2015.

Classificação	Manguezal	Outro	Total	Acurácia do Usuário	Erro de Comissão (%)
Manguezal	143	2	145	98,62	1,38
Outros	7	148	155	95,48	4,52
Pontos de Referência	150	150	300		

Acurácia Produtor (%)	95,33	98,67		
Erro de Omissão (%)	4,67	1,33		
IK por classe	0,97	0,91		
Acurácia global	97,00%		Índice Kappa	94,00%

Na matriz de confusão desenvolvida para o ano de 2010 (Tabela 8) de um total de 300 pontos 290 foram classificados corretamente chegando a uma acurácia global de 96,67%. Dos 150 pontos de referência da classe manguezal 143 foram classificados corretamente e 7 de forma errada, chegando a uma acurácia do produtor de 95,33% e acurácia do usuário de 97,95%. A classe outros 147 pontos estão de acordo com a referência e 3 pontos não estão acordados, apresentando um valor de acurácia do produtor de 98% e do usuário de 95,45%.

O índice Kappa foi calculado em 93,33%, assim como o índice Kappa por classe foi de 0,96 para a classe manguezal e 0,91 para classe outros. De acordo com a metodologia de Pontius & Millones, (2011) o desacordo total do mapeamento foi de 3,33%, sendo que 2,0% são desacordo de alocação e 1,33% são de desacordo de quantidade.

Tabela 8- Matriz de Confusão: Dados de Acurácia do Produtor e Usuário, Acurácia Global e Índice Kappa – ano 2010.

Classificação	Manguezal	Outros	Total	Acurácia do Usuário	Erro de Comissão (%)
Manguezal	143	3	146	97,95	2,05
Outros	7	147	154	95,45	4,55
Pontos de Referência	150	150	300		
Acurácia do Produtor (%)	95,33	98,00			
Erro de Omissão (%)	4,67	2,00			
IK por classe	0,96	0,91			
Acurácia global	96,67%		Índice Kappa	93,33%	

5.3 DETECÇÃO DE MUDANÇA DAS ÁREAS DE MANGUEZAIS

A detecção de mudança foi obtida através da ferramenta *intersect* como descrita na metodologia, onde foi possível obter as áreas que permaneceram inalteradas, reduzidas e expandidas, do maior intervalo de tempo que o presente trabalho aborda, do ano de 2010 a

2020. E como o objetivo principal seriam as áreas de manguezais as outras classes foram agrupadas, sendo analisadas apenas a classe manguezal.

Durante um intervalo de 15 anos - que corresponde ao maior intervalo de tempo do estudo realizado - percebemos uma tendência a crescimento do manguezal de 464m² que corresponde a aproximadamente 3% da área total em relação ao primeiro ano de estudo.

Estatisticamente, partindo do princípio que a área total possui 11.950 hm², uma área de 217,03 hm² de cerca de 12% (em comparação ao ano de 2010), foram ocupadas pelas florestas de manguezais, no entanto 170.58 hm² que corresponde a 9,0% de manguezal foram reduzidas, já uma área de 1.442,26 hm² que contempla 79% da área de estudo, não sofreram alterações e permaneceram preservadas Tabela 9 e Figura 18, onde apresenta as áreas alteradas de manguezais e seu percentual correspondente. Na Figura 19 observamos o balanço das variações em porcentagem, entre as áreas de perdas, ganhos e as que se mantiveram estáveis.

As mudanças que ocorreram na área de estudo estão apresentadas na Figura 20 através de um mapa de detecção de mudanças, mostrando as áreas reduzidas, aquelas que sofreram expansão e as áreas que não sofreram alterações ao longo dos 15 anos, permanecendo preservadas.

Tabela 9- Áreas de manguezal dos anos de 2010 e 2020, área inalterada, reduzida e expandida.

Classe	Área 2010 hm ²	Área 2020 hm ²	Área Inalterada		Área Reduzida		Área Expandida	
			hm ²	%	hm ²	%	hm ²	%
Manguezal	1.612,85	1.659,29	1.442,26	79	170,58	9,0	217,03	12

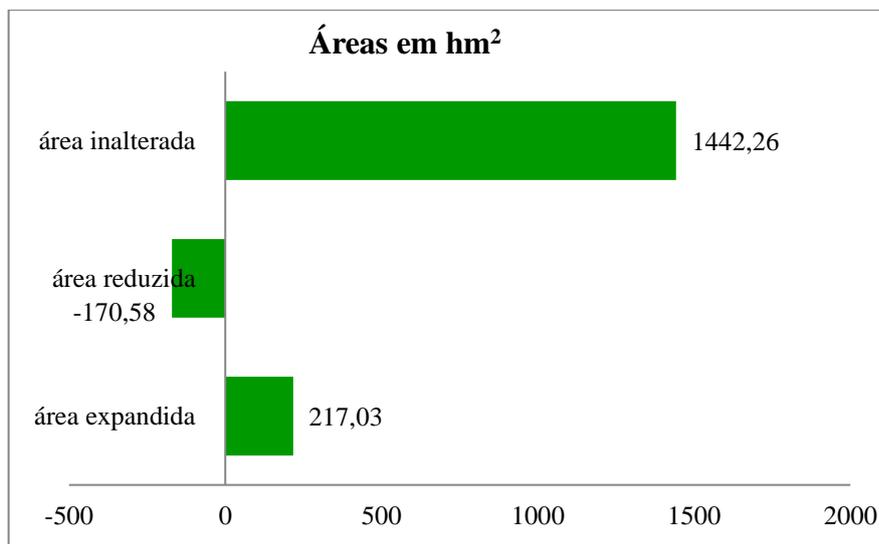
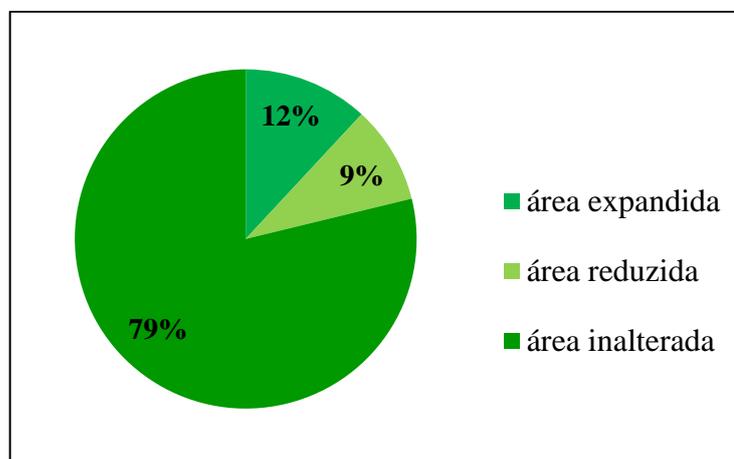
Figura 18- Áreas de manguezal inalterado, reduzido e expandido, em hm².

Figura 19- Balanço em porcentagem dos manguezais no intervalo de tempo de 15 anos, mostrando que ao longo do tempo a área perdeu 9% das áreas de manguezais.

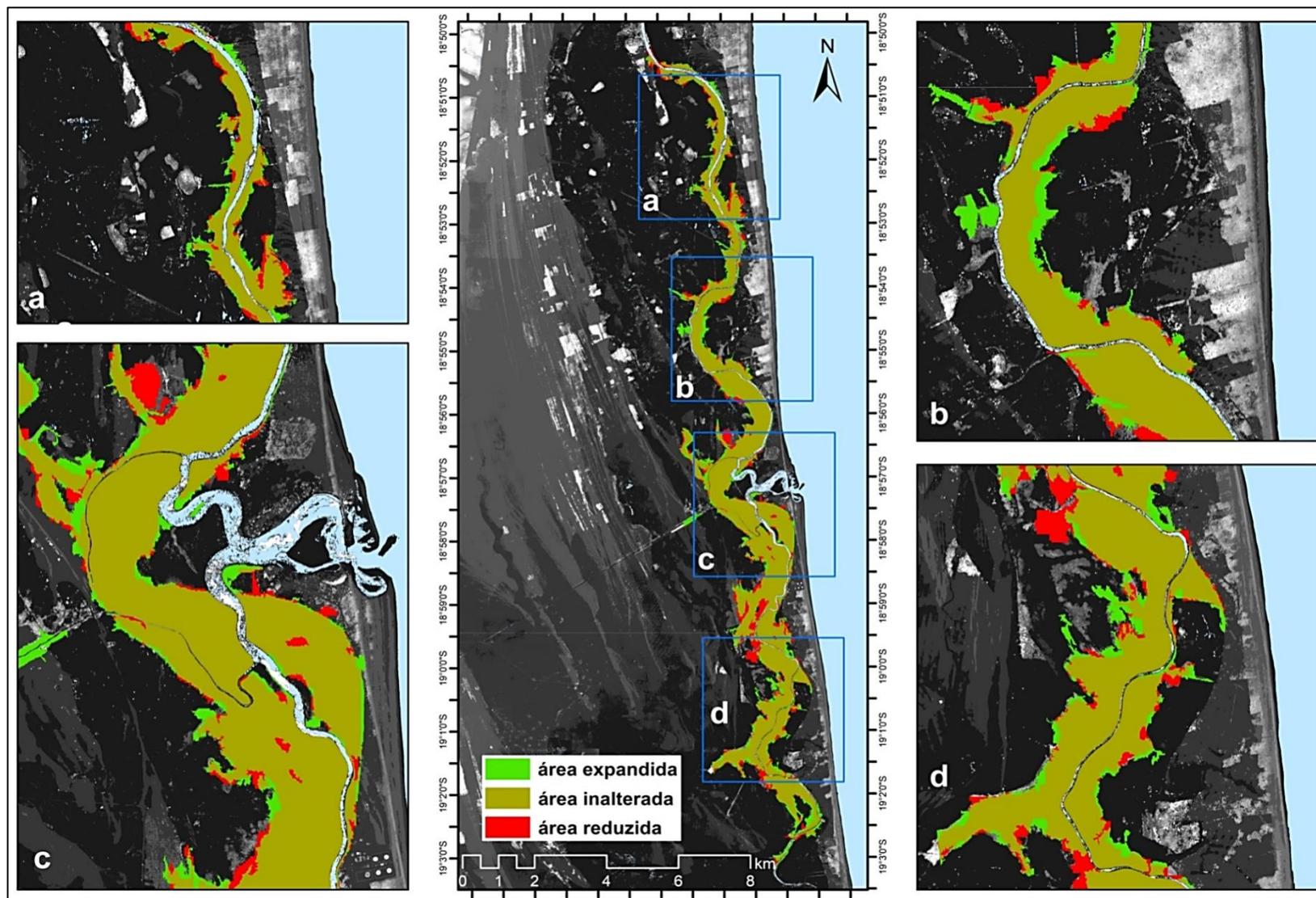


Figura 20- Áreas de manguezais inalteradas, áreas de manguezais que sofreram expansão e redução.

6 DISCUSSÕES

O mapeamento realizado contempla as principais áreas de ocorrência de manguezais no distrito de Barra Nova, município de São Mateus, empregando ferramentas recentes e bem aceitas na comunidade científica. Os resultados são excelentes, conforme número da acurácia global de Story & Congalton (1986) e índice Kappa de Congalton & Green (2019), além dos baixos valores de desacordos de quantidade e alocação descritos por Pontius & Millones (2011), considerando os intervalos de cinco anos (2010, 2015 e 2020) para a última década.

Os resultados se justificam pelas boas imagens do sensor CBERES empregadas na classificação, conseguindo uma resolução espectral de 20, 5 e até 2 metros, quando aplicadas às técnicas de pré-processamento nas imagens, além do modelo digital de elevação de 2 metros de resolução, permitindo diferenciar as pequenas elevações na planície costeira que ocorrem na área, diferenciando as regiões de vegetação rasteiras daquelas áreas com presença de vegetação exuberante, representada pelos manguezais bem desenvolvidos, além de conseguir identificar as vegetações de mangue abaixo das nuvens.

Ao compararmos os dados de mapeamento do presente estudo dos anos de 2010-2015 (1.677,7 hm²), considerando uma média, identificamos similaridades com o mapeamento divulgado pelo IEMA (2015), realizado entre os intervalos dos anos de 2012 a 2015 (1.648 hm²). Assim, os trabalhos podem ser analisados e comparados, pois foram elaborados na mesma escala, porém a classificação apresentada no presente trabalho permitiu maior refinamento para o mapeamento no uso do modelo digital de elevação, com o emprego da metodologia GEOBIA, que compartimenta e classifica em objetos, assim como a mente humana analisa todas as informações e posição do espaço para definir melhor o objeto e classificá-lo.

A expansão das florestas de manguezais entre os anos 2010 e 2015 identificadas no trabalho também foram apresentadas nos estudos do IEMA, que aponta um crescimento dos manguezais durante o mesmo intervalo de tempo, ao longo da rede de drenagem do rio Mariricu, associadas à dinâmica costeira e mudanças climáticas, que causam perdas e ganhos de manguezais através das variações naturais. Segundo o IEMA (2019) nesse período foi observada uma forte estiagem afetando de forma mais severa as bacias hidrográficas ao norte do Estado do Espírito Santo, onde no período de seca os rios da região perderam a força de descarga hídrica e seus leitos foram invadidos pelas águas do mar, causando a salinização do solo, ampliando os ambientes propícios para a expansão dos manguezais.

Os trabalhos de Lopes (2020) e Nascimento (2016) revelaram que os manguezais das regiões costeiras no Brasil permanecem em bom estado de preservação, estabelecendo mais ganhos do que perdas. Para o recorte da região de estudo essa similaridade continua, pois apesar das sutis variações dos campos de manguezais, podemos perceber que as áreas de ganho são maiores que as áreas de perda, além da comprovação de áreas inalteradas, ou seja, aquelas que permaneceram preservadas.

7 CONCLUSÃO

A dissertação desenvolvida mostra que podemos combinar dados de sensores remotos brasileiros como o projeto CBERES, associados à utilização das técnicas de GEOBIA no emprego de estudo de área específica de interesse e não apenas em áreas de grandes dimensões territoriais, chegando a resultados satisfatórios e confiáveis.

A região estudada possui grande importância econômica e ambiental para a região local, para o estado do Espírito Santo e para o país como um todo, uma vez que possui uma subsidiária Transpetro, fazendas de carcinicultura e agropecuária e forte atividades no setor pesqueiro e turístico, mostrando uma intensa ocupação, fazendo pensar que são o desenvolver dessas atividades que podem estar alterando e causando modificação nas florestas de manguezais.

É importante considerar que as ações antrópicas podem ser diminutas se consideradas a dinâmica costeira, onde as perdas e ganhos podem estar associadas a mudanças de tempo se mais ou menos chuvoso, erosão costeira, salinização, progradação das planícies lamosas, variação do nível relativo do mar, entre outros.

Assim em uma década a região costeira sofreu modificações em áreas e extensões de manguezais, mostrando uma tendência ao crescimento, mas pontuando variações nos intervalos de tempo de 5 anos e de acordo com o cruzamento dos dados gerados e adquiridos na literatura especializada, podendo sugerir que essas mudanças são oriundas principalmente de fatores decorrentes das dinâmicas costeiras que são afetadas com as mudanças de tempo na sub-bacia hidrográfica do rio Mariricu.

Atualmente, a sociedade tem demandado cada vez mais a necessidade de reconhecer as alterações ambientais, além de compreender as causas das alterações. Portanto, estudos dessa natureza têm sido mais necessários, pois são relevantes nos estudos ambientais e no entendimento da dinâmica do meio em que estamos inseridos, o que contribui para tomadas de decisões para um melhor gerenciamento dos ambientes costeiros que possuem o rico ecossistema de manguezal, por exemplo.

REFERÊNCIAS

- Agerh A. E. de R. H. 2020. *Bacia Hidrográfica do Rio São Mateus, de olho no Rio: do Plano ao MOP*. Disponível em: <https://agerh.es.gov.br/Media/agerh/Documenta%C3%A7%C3%A3o%20CBHs/S%C3%A3o%20Mateus/De%20Olho%20no%20Rio%20-%20S%C3%A3o%20Mateus.pdf>. Acesso em: 01/05/2020.
- Aguado A. G. & Cantanhede M. A. 2010. Lógica Fuzzy. *Academia Accelerating the World's Research*.
- Alongi D. M. 2008. Mangrove forests: Resilience, protection from tsunamis, and responses to global climate change. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, **76**(1): 1–13. <https://doi.org/10.1016/j.ecss.2007.08.024>.
- Alongi D. M. 2012. Carbon sequestration in mangrove forests. *Carbon Management*, **3**(3): 313–322. <https://doi.org/10.4155/cmt.12.20>.
- Antunes A. F. B. 2003. Classificação de ambiente ciliar baseada em orientação a objeto em imagens de alta resolução espacial. *Boletim de Ciências Geodésicas*, **9**(1): 160-161.
- Antunes D. A. 2015. *Análise orientada a objeto geográfico na caracterização do uso e ocupação da terra em segmentos do rio Pitangui, Paraná: avaliações preliminares*. MS Dissertation, Instituto de Geociências, Universidade do Estado de Ponta Grossa, 140p.
- Benz U. C., Hofmann P., Willhauck G., Lingenfelder I., Heynen M. 2004. Multi-resolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, **58**(3–4): 239–258. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2003.10.002>.
- Bird E. 2008. *Coastal geomorphology: an introduction*. 2. ed. Australia, University of Melbourne.
- Blaschke T., Hay G. J., Kelly M., Lang S., Hofmann P., Addink E., Feitosa R.Q., van der Meer F., van der Werff H., van Coillie F., Tiede D. 2014. Geographic object-based image analysis – towards a new paradigm. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, **87**: 180–191. <https://doi.org/10.1016/J.ISPRSJPRS.2013.09.014>.
- Boyd R., Darlymple R., Zaitlin B. A. 1992. Classification of clastic coastal depositional environments. *Sedimentary Geology*, **80**(3–4): 139–150. [https://doi.org/10.1016/0037-0738\(92\)90037-R](https://doi.org/10.1016/0037-0738(92)90037-R).
- Brandão F. D., Gonçalves M. A., Jabor P. M. 2018. *Diagnóstico e prognóstico das condições de uso da água na bacia hidrográfica do Rio São Mateus*. Disponível em: <https://agerh.es.gov.br/cbh-sao-mateus>. Acesso em: 13/10/2020.
- Câmara G., Davis C., Monteiro A. M. V., Medeiros J. S. de. (ed.). 2001. *Introdução à ciência da geoinformação*. São José dos Campos, INPE. 345p. <http://www.dpi.inpe.br/gilberto/livro/introd/%5Cnwww.dpi.inpe.br/gilberto/livro>. Acesso 30/04/2020.

Câmara G. & Medeiros J. S. de. 1998. *Geoprocessamento para projetos ambientais*. São José dos Campos, Instituto Nacional do Pesquisas Espaciais.

Carvalho M. V. A. de, Silva G. F. da, Cruz C. B. M., Almeida P. M. M. de. 2015. Avaliação do mapeamento de manguezais na região Metropolitana do Rio de Janeiro através da integração entre GEOBIA e mineração de dados. *In: INPE, 17º, Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR, Anais[...]*. João Pessoa, v1, p. 6381–6388.

Castro D. F., Rossetti D. F., Cohen M. C. L., Pessenda L. C. R., Lorente F. L. 2013. The growth of the Doce River Delta in northeastern Brazil indicated by sedimentary facies and diatoms. *Diatom Research*, **28**(4): 455–466. <https://doi.org/10.1080/0269249X.2013.841100>

Chavez P. S. 1988. An improved dark-object subtraction technique for atmospheric scattering correction of multispectral data. *Remote Sensing of Environment*, **24**(3): 459–479. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(88\)90019-3](https://doi.org/10.1016/0034-4257(88)90019-3)

Coelho A. L. N., Goulart A. C. O., Bergamaschi R. B., Teubner Jr F. J. 2012. Mapeamento geomorfológico do estado do Espírito Santo. Vitória: IJSN. 21p. (Nota Técnica 28).

Cohen J. 1960. A coefficient of agreement for nominal scales. *Educational and Psychological Measurement*, **20**(1): 37-46 ST-A coefficient of agreement for nominal. <http://epm.sagepub.com>

Cohen M. C. L., França M. C., Rossetti D. de F., Pessenda L. C. R., Giannini P. C. F., Lorente F. L., Buso Junior, A. Á., Castro D., Macario K. 2014. Landscape evolution during the late Quaternary at the Doce River mouth, Espírito Santo State, Southeastern Brazil. *Palaeogeography, Palaeoclimatology, Palaeoecology*, **415**: 48–58. <https://doi.org/10.1016/j.palaeo.2013.12.001>

Cohen M. C. L., Pessenda L. C. R., Behling H., Rossetti D. de F., França M. C., Guimarães J. T. F., Friaes Y., Smith C. B. 2012. Holocene palaeoenvironmental history of the Amazonian mangrove belt. *Quaternary Science Reviews*, **55**: 50–58. <https://doi.org/10.1016/j.quascirev.2012.08.019>

Congalton R. G. 1991. A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*, **37**(1): 35–46.

Congalton R. G. & Green K. 2019. *Assessing the accuracy of remotely sensed data principles and practices*. 3 ed. Boa Raton, Taylor & Francis Group.

Diniz C., Cortinhas L., Nerino G., Rodrigues J., Sadeck L., Adami M., Souza-Filho, P. W. M. 2019. Brazilian mangrove status: Three decades of satellite data analysis. *Remote Sensing*, **11**(7). <https://doi.org/10.3390/rs11070808>

Desclée B., Bogaert P., Defourny P. 2006. Forest change detection by statistical object-based method. *Remote Sensing of Environment*, **102**(1-2): 1-11.

Epiphanyo J. C. N. 2009. CBERS: Estado atual e futuro. *In: 14º Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 2001–2008. Anais[...]*. Disponível em: <http://marte.sid.inpe.br/col/dpi.inpe.br/sbsr@80/2008/11.18.12.46/doc/2001-2008.pdf>.

Eugenio F. C., Santos A. R.dos, Fiedler N. C., Ribeiro G. A.,Silva A. G.da, Soares V. P., Gleriani J. M. 2017. Mapeamento das áreas de preservação permanente do estado do Espírito Santo, Brasil. *Ciencia Florestal*, **27**(3): 897–906. <https://doi.org/10.5902/1980509828639>.

Felgueiras C. A. 2001. *Modelagem ambiental com tratamento de incertezas em sistemas de informação geográfica: o Paradigma Geostatístico por indicação*. Instituto Nacional De Pesquisas Espaciais (INPE).

França M. C., Alves I. C. C., Cohen M. C. L., Rossetti D. F., Pessenda L. C. R., Giannini P. C. F., Lorente F. L., Buso Junior A. Á., Bendassolli J. A., Macario K. 2016. Millennial to secular time-scale impacts of climate and sea-level changes on mangroves from the Doce River delta, Southeastern Brazil. *Holocene*, **26**(11): 1733–1749. <https://doi.org/10.1177/0959683616645938>

França R. L., Del Rey A. C., Tagliari C. V., Brandão J. R., Fontanelli P.R.de. 2007. Bacia de Mucuri. *Boletim de Geociencias Da Petrobras*, **15**(2): 493–499.

Freitas D. M. de, Ramos A. L. de A., Sano E. E., Resende K. B., Fumi M., Oliveira F. F. G. de, 1 V. B. Q. 2017. Mapeamento de manguezais e carcinicultura do Brasil com base em imagens dos satélites Landsat-8 OLI e RapidEye (ano-base: 2013). *In: INPE, 18º, Símposio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR, Anais[...]*. Santos,SP v.1, p. 81–109.

Fromard F., Vega C., Proisy C. 2004. 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*, **208**(2–4): 265–280. <https://doi.org/10.1016/j.margeo.2004.04.018>

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**(1): 154–159. <https://doi.org/10.1111/j.1466-8238.2010.00584.x>

Gruber N., Barboza E., Nicolodi J. 2003. Geografia dos sistemas costeiros e oceanográficos: subsídios para gestão integrada da zona costeira. *Gravel*, **1**: 81–89. http://www.ufrgs.br/ceco/gravel/1/CD/docs/Gravel_1_07.pdf

Hay G. J. & Castilla G. 2008. Geographic object-based image analysis (GEOBIA): a new name for a new discipline. *Lecture Notes in Geoinformation and Cartography*, **0**(9783540770572), 75–89. https://doi.org/10.1007/978-3-540-77058-9_4

Instituto de Meio Ambiente e Recursos Hídricos-IEMA. 2015. *Referência Técnica Contrato : 001 / 2012 Processo Nº 54137624 / 2011 Edital Concorrência Nº 002 / 2011 Contratante : Instituto Estadual de Meio Ambiente e Recursos Hídricos – Iema Objeto : Contratação de empresa especializada em Engenharia Cartográfica pa.*

Instituto Capixaba de pesquisa, Assistencia Técnica e Extensão Rural-INCAPER. 2020. Programa de Assistência Técnica e Extensão Rural *PROATER 2020-2023*. São Mateus,ES. p.54.

Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE). 2018. *CBERS*. Disponível em: <http://www.cbbers.inpe.br/sobre/index.php>. Acesso em 10 de abril de 2020.

- Kathiresan K. & Rajendran N. 2005. Mangrove ecosystems of the Indian Ocean region. *Indian Journal of Marine Sciences*, **34**(1): 104–113.
- Kristensen, E., Bouillon, S., Dittmar T., Marchand C. 2008. Organic carbon dynamics in mangrove ecosystems: a review. *Aquatic Botany*, **89**(2); 201–219. <https://doi.org/10.1016/j.aquabot.2007.12.005>
- Landis J. R. & Koch G. G. 1977. The Measurement of Observer Agreement for Categorical Data. *Biometrics*, **33**(1): 159–174.
- Latorre M., Carvalho Júnior O. A. de, Carvalho A. P. F., Shimabukuro Y. E. 2002. Correção atmosférica: Conceitos e fundamentos. *Espaço & Geografia*, **5**(1): 153–178.
- Leonardi F. & Oliveira C. 2009. Fusão de imagens CBERS 2B: CCD-HRC. In: INPE, 14º Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR), *Anais[...]*. Natal, p. 6951–6958. <http://marte.dpi.inpe.br/col/dpi.inpe.br/sbsr@80/2008/11.16.12.28/doc/6951-6958.pdf>.
- Lopes J. P. N. 2020. *Duas décadas de mudanças dos manguezais de meso e micromarés do litoral brasileiro a partir de imagens multisensores*. MS Dissertation, Programa de Pós Graduação em Geologia e Geoquímica, Instituto de Geociências, UFPA, Belém-Pa, xii, 32 p.
- Lang S. 2008. Object-based image analysis for remote sensing applications: modeling reality – dealing with complexity. In: Blaschke T., Lang S., Hay G.J. (eds). *Object-Based Image Analysis. Lecture Notes in Geoinformation and Cartography*. Berlin, Heidelberg, Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-540-77058-9_1.
- Matsuoka J. V. & Haertel V. 2007. Investigação do processo de segmentação multiresolução utilizando o critério de ponderação de formas e cores aplicadas às imagens de áreas urbanas de alta resolução espacial do satélite Ikonos. In: 13º Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, *Anais[...]*. p.589–596.
- Meneses P. R. & Almeida T. de. (org.). 2012. *Introdução ao processamento de imagem de sensoriamento remoto*. Brasília,DF, Cnpq/Unb.
- Menezes R. G. de & Sampaio P. R. A. 2012. *Rochas ornamentais no Noroeste do Estado do Espírito Santo*. 8th ed. Espírito Santo, CPRM.
- Moses W. J., Sterckx S., Montes M. J., Keukelaere L.de, Knaeps E. 2017. Atmospheric Correction for Inland Waters. In: Bio-optical Modeling and Remote Sensing of Inland Waters. *Proceedings[...]* p. 69–100. Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-804644-9.00003-3>
- Nascimento Wilson R., Souza-Filho P. W. M., Proisy C., Lucas R. M., 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*, **117**: 83–93. <https://doi.org/10.1016/j.ecss.2012.10.005>
- Novo E. M. L. de M. & Ponzoni F. J. 2001. *Introdução ao sensoriamento remoto*. [S.l], Inpe, 68p.

- Ojeda H. A. O. Y. 1983. *Estrutura e evolução das bacias mesozóicas emersas da margem continental brasileira*. **13**(2): 71–83.
- Oliveira L. C. de, Marins R., Gama A., Pereira E. 2018. Possível controle Neotectônico sobre as Falésias do Litoral Sul da Bahia Possible Neotectonic Control over the Southern Coast Cliffs of the Bahia State Espírito Santo e o Sul da Bahia referem-se a depósitos sedim. *Anuário do Instituto de Geociências - UFRJ*, **41**: 702–716.
- Pinho C. M. D. de. 2006. *Análise orientada a objetos de imagens de satélites de alta resolução espacial aplicada à classificação de cobertura do solo no espaço intra-urbano: o caso de São José dos Campos - SP*. INPE-14183-TDI/1095, 180. <http://urlib.net/sid.inpe.br/MTC-m13@80/2005/11.23.13.40>
- Pontius R. G. & Millones M. 2011. Death to Kappa: Birth of quantity disagreement and allocation disagreement for accuracy assessment. *International Journal of Remote Sensing*, **32**(15): 4407–4429. <https://doi.org/10.1080/01431161.2011.552923>
- Prefeitura Municipal de São Mateus. 2003. *Plano de Ordenamento do Distrito de Barra Nova, Município de São Mateus, Estado do Espírito Santo. Lei 266/2003*.
- Rosenfield G. H. & Fitzpatrick-Lins K. 1986. A coefficient of agreement as a measure of thematic classification accuracy. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, **52**(2): 223–227.
- Rossetti D. de F., Polizel S. P., Cohen M. C. L., Pessenda L. C. R. 2015. Late Pleistocene–Holocene evolution of the Doce River delta, southeastern Brazil: Implications for the understanding of wave-influenced deltas. *Marine Geology*, **367**: 171–190. <https://doi.org/10.1016/j.margeo.2015.05.012>
- Salum R. B., Souza-Filho P. W. M., Simard M., Silva C. A., Fernandes M. E. B., Cougo M. F., Nascimento W.do, Rogers K. 2020. Improving mangrove above-ground biomass estimates using LiDAR. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, **236**(January), 106585. <https://doi.org/10.1016/j.ecss.2020.106585>
- Schaeffer-Novelli Y., Cintrón-Molero G., Adaime R. R., Camargo T. M.de. 1990. Variability of mangrove ecosystems along the Brazilian coast. *Estuaries*, **13**(2): 204–218. <https://doi.org/10.2307/1351590>
- Story M. & Congalton R. G. 1986. Accuracy assessment: a user's perspective. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, **52**(3): 397–399.
- Suguio K., Martin L., Bittencourt A. C. S., Dominguez J. M. L., Flexor J. M., Azevedo A. E. G. de. 1985. Flutuações do nível relativo do mar durante o quaternário superior ao longo do litoral brasileiro e suas aplicações na sedimentação costeira. *Revista Brasileira de Geociências*, **15**(4): 273–286. <http://www.ppegeo.igc.usp.br/index.php/rbg/article/view/12026/11570>
- Thom B. G. 1982. Mangrove ecology - a geomorphological perspective. In: Clough B.F. (ed.). *Mangrove ecosystem in Australia, structure, function and management*. Canberra, Australian National University Press.

Trimble. 2014. *eCognition advanced geospatial data analysis*. Disponível em: <https://geospatial.trimble.com/what-is-ecognition>. Acesso em: 26/06/2020.

Vale C. C. D. 2006. Caracterização dos manguezais em três diferentes ambientes morfológicos costeiros do estado do Espírito Santo. *In: 6º Simpósio Nacional de Geomorfologia/ Regional Conference on Geomorphology*. [Goânia]. *Anais[...]*.

Vale C. C. do & Schaeffer-Novelli Y. 2018. *Atlas dos Manguezais do Brasil. A Zona Costeira do Brasil e os manguezais*. Brasilia, DF, Instituto Chico Mendes de Conservação da Biodiversidade. Disponível em: http://www.icmbio.gov.br/portal/images/stories/manguezais/atlas_dos_manguezais_do_brasil.pdf. Acesso em: 22/06/2020.

Vieira R. A. B., Mendes M. P., Vieira P. E., Costa L. A. R., Tagliari C. V., Bacelar L. A. P., Feijó F. J. 1994. Bacias do Espírito Santo e Macuri. *B. Geoci. PETROBRÁS*.

Weckmüller R. & Vicens R. S. 2013. Análise temporal da cobertura da terra do município de Petrópolis/RJ numa abordagem pós-classificação de detecção de mudanças. *Revista Brasileira de Geografia Física*, **06**: 1275–1291.

ANEXO A

