



UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DO RIO DE JANEIRO  
INSTITUTO DE FLORESTAS  
CURSO DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA FLORESTAL

**ANA CAROLINA COSTA**

**ANÁLISE TEMPORAL DE USO E COBERTURA DO SOLO DA  
RESERVA BIOLÓGICA ESTADUAL DE GUARATIBA E ENTORNO - RJ**

Prof. Dr. BRUNO ARAUJO FURTADO DE MENDONÇA  
Orientador

SEROPÉDICA, RJ  
NOVEMBRO – 2016



UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DO RIO DE JANEIRO  
INSTITUTO DE FLORESTAS  
CURSO DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA FLORESTAL

**ANA CAROLINA COSTA**

**ANÁLISE TEMPORAL DE USO E COBERTURA DO SOLO DA  
RESERVA BIOLÓGICA ESTADUAL DE GUARATIBA E ENTORNO - RJ**

Monografia no curso de Engenharia Florestal apresentada à Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro, como requisito parcial para obtenção do grau de Bacharel em Engenharia Florestal.

Prof. Dr. BRUNO ARAUJO FURTADO DE MENDONÇA  
Orientador

SEROPÉDICA, RJ  
NOVEMBRO - 2016

**ANA CAROLINA COSTA**

**ANÁLISE TEMPORAL DE USO E COBERTURA DO SOLO DA  
RESERVA BIOLÓGICA ESTADUAL DE GUARATIBA E ENTORNO - RJ**

Banca Examinadora

---

Prof. Dr. Bruno Araujo Furtado de Mendonça  
UFRRJ – IF / DS  
Orientador

---

Prof. Dr. Emanuel José Gomes de Araújo  
UFRRJ – IF / DS  
Membro

---

Prof. Dr. Francisco José de Barros Cavalcanti  
UFRRJ – IF / DS  
Membro

Dedico este trabalho ao meu pai, que me adotou, cuidou, educou e amou, me ensinando o respeito e o carinho, me indicando os caminhos certos e me auxiliando nas dificuldades.

## **AGRADECIMENTOS**

Agradeço a Deus pela vida, pela saúde e por me permitir estar realizando um sonho;

Agradeço à minha mãe e ao meu pai pelo apoio e força em todos os momentos da minha vida. Pelo carinho que têm comigo sempre, pelos anos de dedicação, amor e cuidado. Por cada gesto e cada lição que contribuíram e contribuem diariamente com a minha criação e formação. Pelo amor incondicional a qualquer momento e qualquer circunstância;

À minha família: meu irmão, minha madrinha, meus tios e meu afilhado. Sem o apoio de vocês seria muito mais difícil percorrer esse trajeto;

À minha avó, por todo amor, conhecimento, carinho e dedicação. Obrigada especialmente por me fazer conhecer a instituição da qual hoje estou prestes a ter um diploma. Amo seu carinho e cuidado com a família, sei que torce dia e noite pela nossa felicidade;

Ao meu namorado Sadi, pelo incentivo, ajuda e amor. Por me auxiliar dia e noite, por entender minha falta de tempo, por sempre querer cuidar de mim e sacrificar suas obrigações pelas minhas;

À minha amiga Nathany, pela amizade. Obrigada pela companhia e pelos momentos especiais que vivemos juntas por todos esses anos, sem você seria tudo muito mais difícil;

Ao meu orientador Bruno pela paciência e ensinamentos, e por ter sido um grande responsável por este trabalho;

À banca examinadora pelas considerações e pelo tempo dedicado a leitura e correção deste trabalho;

À Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro e todos que viveram grandes momentos ao meu lado por todos esses anos de graduação.

“Nada lhe pertence mais que seus sonhos”  
Friedrich Nietzsche

## RESUMO

A Reserva Biológica Estadual de Guaratiba (RGB) possui grande importância ambiental na região oeste do município do Rio de Janeiro, especialmente na conservação dos ecossistemas de manguezais da região.

Este estudo teve como objetivo avaliar o uso e ocupação do solo da RGB e as mudanças ocorridas na área no período de 1985 e 2015, em intervalos de cinco anos. Foram obtidas onze imagens através do satélite Landsat 5 TM e duas imagens do satélite Landsat 8 OLS, e foram processadas no *software* ArcGIS 10.3. O local foi dividido em seis classes, sendo elas: pasto, solo exposto, floresta, vegetação de mangue, corpos hídricos e áreas úmidas.

Para análise dos dados foi utilizada a classificação supervisionada com o algoritmo da Maxima Verossimilhança. A imagem com maior erro encontrado a partir das matrizes de confusão foi a de 08 de maio de 2005, com erro de 40% na classe pasto (PA), que confundiu com a classe solo exposto (SE). As imagens apresentaram acerto global das matrizes de confusão variando entre 87% e 96%. Houve um aumento na classe solo exposto, de 9,92% para 24,04% da área de estudo, significando que houve aumento de construções e bairros residenciais no entorno da reserva ao longo do período estudado.

Apesar do grande aumento populacional da região, um aumento da porcentagem de vegetação de mangue, passando de 7,6% para 11,7% e como consequência, diminuição de 789 hectares de área úmida, indicando que a criação da RGB foi essencial para a conservação e proteção da área de mangue.

Desta forma, conclui-se que a criação da RGB foi de extrema importância para a conservação e manutenção do remanescente de mangue, já que houve aumento significativo da vegetação na área da reserva.

**Palavras-chave:** Unidade de Conservação; Landsat; Sensoriamento Remoto; Mangue.

## Sumário

1. Introdução .....	1
2. Objetivos .....	2
3. Revisão de literatura .....	3
3.1.Aspectos gerais da Reserva Biológica Estadual de Guaratiba .....	3
3.2.O Sensoriamento Remoto e satélites Landsat .....	6
3.3.Resolução das imagens .....	8
3.4.Interação da energia com a superfície terrestre .....	10
3.5.Classificação supervisionada .....	11
4. Materiais e Métodos .....	13
4.1.Área de estudo .....	13
4.2.Seleção dos dados .....	15
4.3.Processamento e validação dos dados .....	17
5. Resultados e Discussão .....	21
5.1.Classificação supervisionada .....	21
5.2.Dinâmica do uso e cobertura do solo .....	26
6. Conclusões .....	35
7. Referências Bibliográficas .....	27
8. Apêndices .....	31



## Lista de Figuras

Figura 1: Mapa com a localização da RBG no município do Rio de Janeiro ....	4
Figura 2: Remanescentes Florestais no Estado do Rio de Janeiro .....	5
Figura 3: Espectro eletromagnético.....	7
Figura 4: Diferença de resolução radiométrica.....	10
Figura 5: Curva espectral de vegetação, água e solo. ....	11
Figura 6: Precipitação média de janeiro a dezembro dos anos de 2002 a 2015 na estação meteorológica da Marambaia – RJ .....	14
Figura 7: Imagem aérea da marcação das principais ocorrência de planícies hipersalinas .....	15
Figura 8: Localização e área real da Reserva Biológica de Guaratiba .....	16
Figura 9: Localização e área com buffer do local de estudo .....	17
Figura 10: Padrão espectral de cada classe definida.....	18
Figura 11: Mapa com os registros de ocorrências e notificações preventivas realizadas pela equipe da RBG desde 2008 .....	29
Figura 12: Classificação da área de estudo no ano 1985 .....	30
Figura 13: Classificação da área de estudo no ano 2000 .....	31
Figura 14: Classificação da área de estudo no ano 2015 .....	32
Figura 15: Uso e cobertura do solo no período úmido dentro da RBG entre 1985 e 2015 .....	33
Figura 16: Uso e cobertura do solo no período seco dentro da RBG entre 1985 e 2015 .....	34
Figura 17: Uso e cobertura do solo no período úmido fora da RBG entre 1985 e 2015 .....	34
Figura 18: Uso e cobertura do solo no período seco fora da RBG entre 1985 e 2015 .....	35

## Lista de Tabelas

Tabela 1: Escalas aproximadas de visualização de imagens multiespectrais em função da resolução espacial. ....	9
Tabela 2: Data e tipo de satélite de cada imagem utilizada .....	16
Tabela 3: Composição das bandas para os satélites Landsat 5 e Landsat 8	17
Tabela 4: Interpretação de diferentes valores de coeficientes Kappa .....	20
Tabela 5: Matriz de confusão em número de pixels para a imagem 05 de junho de 2015 com o valor de Kappa global .....	21
Tabela 6: Matriz de confusão em número de pixels para a imagem 12 de janeiro de 2015 com o valor de Kappa global .....	21
Tabela 7: Matriz de confusão em número de pixels para a imagem 07 de junho de 2010 com o valor de Kappa global .....	22
Tabela 8: Matriz de confusão em número de pixels para a imagem 15 de fevereiro de 2010 com o valor de Kappa global .....	22
Tabela 9: Matriz de confusão em número de pixels para a imagem 28 de agosto de 2005 com o valor de Kappa global .....	22
Tabela 10: Matriz de confusão em número de pixels para a imagem 08 de maio de 2005 com o valor de Kappa global .....	23
Tabela 11: Matriz de confusão em número de pixels para a imagem 14 de agosto de 2000 com o valor de Kappa global .....	23
Tabela 12: Matriz de confusão em número de pixels para a imagem 26 de maio de 2000 com o valor de Kappa global .....	23
Tabela 13: Matriz de confusão em número de pixels para a imagem 16 de julho de 1995 com o valor de Kappa global.....	24
Tabela 14: Matriz de confusão em número de pixels para a imagem 11 de abril de 1995 com o valor de Kappa global .....	24
Tabela 15: Matriz de confusão em número de pixels para a imagem 24 de fevereiro de 1990 com o valor de Kappa global .....	24
Tabela 16: Matriz de confusão em número de pixels para a imagem 15 de junho de 1985 com o valor de Kappa global .....	25
Tabela 17: Matriz de confusão em número de pixels para a imagem 15 de abril de 1985 com o valor de Kappa global .....	25
Tabela 18: Índice Kappa para cada imagem obtida .....	26

Tabela 19: Uso e cobertura do solo dentro da RBG ao longo dos 30 anos de estudo .....	27
Tabela 20: Uso e cobertura do solo do buffer da RBG ao longo dos 30 anos de estudo.....	27
Tabela 21: População nos bairros limítrofes ao RBG segundo censos de 1991, 2000 e 2010. ....	28
Tabela 22: Número de ocorrências de incêndio e de notificações preventivas de incêndio emitidas entre os anos de 2004 e agosto de 2011, incluindo as áreas queimadas em cada ano. ....	29

## **Lista de siglas**

DIBAP - Diretoria de Biodiversidade e Áreas Protegidas

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

INEA – Instituto Estadual do Ambiente

RGB – Reserva Biológica Estadual de Guaratiba

SEA – Secretaria de Estado do Ambiente

SIG – Sistema de Informações Geográficas

SNUC – Sistema Nacional de Unidades de Conservação

UC – Unidade de Conservação

USGS - United States Geological Survey

UTM – Universal Transversa de Mercator

## 1. Introdução

A Reserva Biológica Estadual de Guaratiba (RGB), está localizada em Guaratiba, bairro da zona oeste do município do Rio de Janeiro, e é administrada pelo Instituto Estadual do Meio Ambiente do Rio de Janeiro - INEA/RJ. A reserva foi criada pelo Decreto Estadual número 7.549, de 20 de novembro de 1974, sendo recategorizada pelo Decreto Estadual número 5.842, de 3 de dezembro de 2010, com o objetivo de preservar os manguezais e sítios arqueológicos do local. Esta Unidade de Conservação (UC) possui seu plano de manejo publicado em 2013 e vigora até hoje. (INEA, 2013).

As UCs são espaços que incluem recursos ambientais, fauna e flora com características naturais de grande importância para o território. Existem vários tipos de UCs e entre elas está a Reserva Biológica. A Reserva Biológica é uma categoria de unidade de conservação de proteção integral e a proteção da natureza é o principal objetivo dessas unidades, mas, ao mesmo tempo, tem como objetivo o propiciar a comunidade no entorno um contato maior com a natureza, permitindo o desenvolvimento de atividades econômicas sustentáveis. Neste caso, são permitidos apenas o uso indireto dos recursos naturais, como por exemplo, atividades de recreação em contato com a natureza, turismo ecológico, pesquisas científicas e outras atividades que não envolvam consumo, coleta ou dano aos recursos naturais (SNUC, 2000).

A RGB possui cerca de 48% de manguezais (INEA, 2013), os quais possuem grande relevância ambiental para esta UC. Os manguezais são ecossistemas costeiros de transição entre os ambientes terrestre e marinho, característicos de regiões costeiras e apresentam condições propícias para alimentação, proteção e reprodução de muitas espécies animais terrestres e marinhos, sendo considerados importantes transformadores de nutrientes em matéria orgânica e geradores de bens e serviços (SCHAEFFER-NOVELLI, 1995).

É um ecossistema que ocorre em diversas regiões tropicais e subtropicais do mundo, ocupa zonas entremarés, possui vegetação caracterizada por espécies lenhosas típicas com adaptações a substratos pouco oxigenados, salinos e frequente submersão pelas marés (SOARES, 1997).

O ecossistema mangue é de extrema importância para o equilíbrio ambiental, pois ele executa diversas funções para o ambiente, sendo uma delas de indicador de qualidade para espécies de fauna e flora que são típicas de cada região. (INEA, 2013)

De modo geral, o uso dos Sistemas de Informações Geográficas (SIG) para o monitoramento das diferentes tipologias de vegetação nas UCs e entorno, possui fundamental importância para a gestão dessas Unidades. Atualmente, tendo em vista os enormes avanços tecnológicos e a disponibilidade de dados orbitais de domínio público com melhores qualidades, essas ferramentas tornam-se cada vez mais indispensáveis para a gestão das UCs e ainda para os estudos da dinâmica temporal do uso e cobertura dos solos.

## **2. Objetivos**

O objetivo deste trabalho foi realizar um estudo da análise multitemporal do uso e cobertura do solo da Reserva Biológica Estadual de Guaratiba – RJ e entorno, através de imagens de satélites.

Os objetivos específicos foram:

- 1) Identificar as classes de uso e cobertura do solo e realizar a classificação supervisionada;
- 2) Avaliar se houve aumento e/ou diminuição das áreas de cada classe de uso e ocupação do solo dentro da reserva e em sua área de buffer;
- 3) Verificar se a criação da reserva foi eficaz em seu objetivo de proteção de remanescente de mangue.

### **3. Revisão de literatura**

#### **3.1. Aspectos gerais da Reserva Biológica Estadual de Guaratiba**

A RBG possui uma área de 3.360,18 ha e um perímetro de 61 km (INEA, 2013) e destina-se à preservação integral da biota e demais atributos naturais existentes em seus limites, sem interferência humana direta ou modificações ambientais, excetuando-se as medidas de recuperação de seus ecossistemas alterados e as ações de manejo necessárias para recuperar e preservar o equilíbrio natural, a diversidade biológica e os processos ecológicos naturais. Ela faz parte da administração pública do Estado do Rio de Janeiro, a qual é subordinada à Diretoria de Biodiversidade e Áreas Protegidas (DIBAP), que pertence ao Instituto Estadual do Ambiente (INEA), órgão vinculado à Secretaria de Estado do Ambiente (SEA) (INEA, 2013).

A reserva localiza-se na zona oeste do município do Rio de Janeiro, bioma mata atlântica, no bairro Guaratiba, e está situada na porção leste baía de Sepetiba (Figura 1). A sede da RBG situa-se em área externa aos limites da reserva, na Estrada da Matriz nº 4.485, bairro de Guaratiba, cujo acesso se dá pela Avenida das Américas e pela Estrada da Ilha. (INEA, 2013).



Figura 1: Mapa com a localização da RBG no município do Rio de Janeiro

Fonte: INEA, 2013

De acordo com o INEA (2013), a reserva protege uma extensa área de manguezal, composta por duas feições: as florestas de mangue, que respondem por 1.601,34 ha (47,6% da área da UC), e as planícies hipersalinas ou apicuns, que cobrem cerca de 704,10 ha (20,95% da área da reserva), além de áreas úmidas e áreas alteradas em diferentes estágios de regeneração.

Segundo Soares *et al* (2011), a RBG protege um remanescente de manguezal na região metropolitana do Rio de Janeiro de grande importância, (Figura 2) sendo o mesmo associado à baía de Sepetiba. Esse ecossistema apresenta um grande valor ambiental, econômico e social, oferecendo diversos serviços ambientais, dentre os quais se destacam: a manutenção da diversidade biológica, com pontos de repouso e alimentação para aves migratórias de diferentes espécies; prevenção de inundações; fonte de matéria orgânica para águas adjacentes, constituindo a base da cadeia trófica de espécies de importância econômica e ecológica; representar fonte de alimento para as comunidades litorâneas; e ainda a sua beleza cênica e seu valor estético e recreacional.



A Mata Atlântica é considerada um dos 34 hotspots de biodiversidade mundial, que são áreas importantes reconhecidas por todo o mundo e que já perderam pelo menos 70% de sua cobertura vegetal original. Mas, juntas, essas áreas abrigam mais de 60% de todas as espécies terrestres do planeta (GALINDO-LEAL e CÂMARA, 2005). Esse bioma é hoje o mais ameaçado do planeta, e o ritmo de suas mudanças está entre os mais rápidos, tendo consequente necessidade de ação de urgência para sua conservação. (GALINDO-LEAL e CÂMARA, 2005).

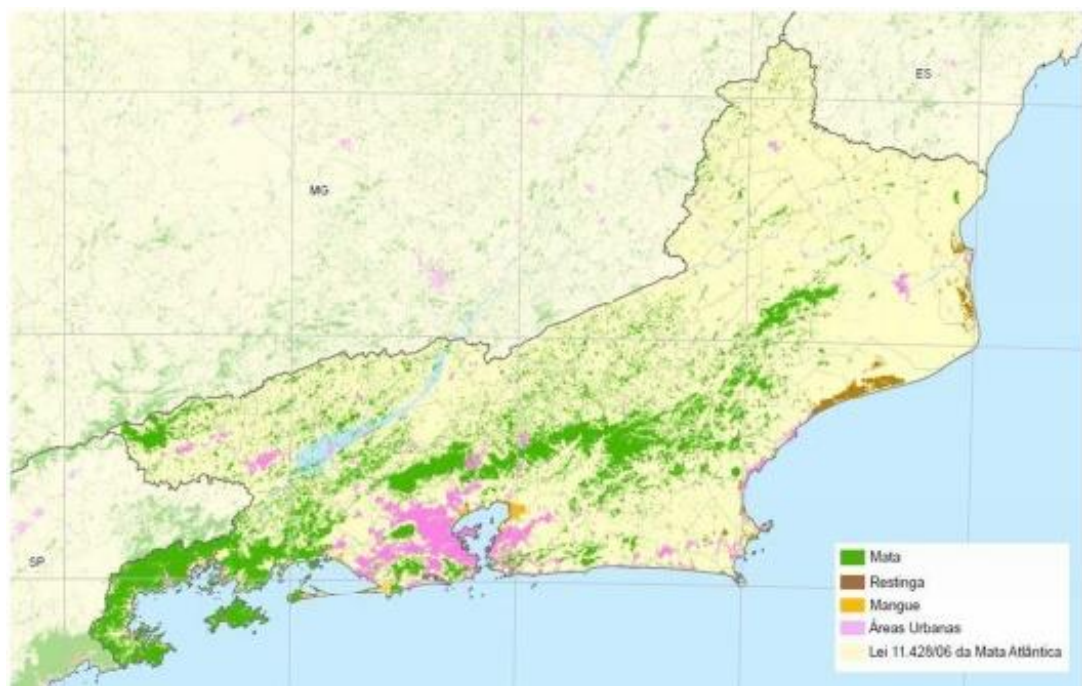


Figura 2: Remanescentes Florestais no Estado do Rio de Janeiro

Fonte: Fundação SOS Mata Atlântica e INPE (2010)

De acordo com Rosendo (2005), o estudo do uso e ocupação do solo e suas relações com ecossistemas naturais facilitam a realização de um diagnóstico ambiental da região estudada. Dessa forma, a implantação do processo de monitoramento ambiental através de um Sistema de Informação Geográfica é capaz de dar suporte às análises interativas envolvendo variáveis bióticas, físicas e socioeconômicas da região.

### **3.2. O Sensoriamento Remoto e satélites Landsat**

Em princípio, de acordo com Souza *et al* (2007), o sensoriamento remoto é definido como a tecnologia que permite adquirir informações sobre objetos sem manter contato físico com eles. Segundo Novo (1989), sensoriamento remoto é a utilização conjunta de sensores, equipamentos para processamento de dados, entre outros, que objetiva estudar o ambiente terrestre através do registro e análise das interações entre a radiação eletromagnética e as diversas coberturas que compõem a superfície terrestre.

De acordo com Azevedo e Mangabeira (2001), assumindo uma série de funções anteriormente atendidas pela aerofotogrametria, o sensoriamento remoto multiespectral apresenta uma série de vantagens, sendo algumas delas o seu baixo custo por área, aspectos diacrônicos, sendo eles a alta frequência de repetitividade da tomada de imagens, e sincrônicos da captação das imagens; o aspecto multiespectral das imagens; o caráter digital dos dados; a facilidade de integrar bases de dados geocodificados, cartográficos ou numéricos, através de Sistemas de Informações Geográficas (SIGs).

Atualmente, as imagens digitais são as mais usadas, portanto, deve-se observar o sensor usado, a localização da cena, sua qualidade quanto à porcentagem de nuvens, datas de imagens disponíveis, época do ano ou aquisição por programação. As imagens podem ser obtidas de diversos satélites, com técnicas de sensoriamento remoto como subsídios aos estudos de florestas implantadas. (ENGESAT, 2006).

Um marco importante que deu início à era do sensoriamento remoto moderno foi o lançamento pelos Estados Unidos, do primeiro satélite de sensoriamento remoto, ERTS-1, posteriormente renomeado para Landsat 1, colocado em órbita em 1972 a cerca de 919 km de altura, de acordo com Meneses e Almeida (2012). O sensor imageador multiespectral desse primeiro satélite de sensoriamento remoto lançado, ainda segundo Meneses e Almeida (2012), possibilitava a obtenção de quatro imagens nas faixas do espectro do visível e do infravermelho próximo e uma imagem no termal. A largura da área obtida em imagens por cada órbita do satélite era de 185 km, o que permitia uma visão que até então nunca tinha sido obtida com as

câmeras fotográficas aéreas usadas na aerofotogrametria. A cada 18 dias uma nova imagem era obtida de qualquer área do planeta, com resolução espacial de 76 metros.

Com base nesses preceitos, uma definição científica dada por Meneses e Almeida (2012) sobre o Sensoriamento Remoto é: uma ciência que visa o desenvolvimento da obtenção de imagens da superfície da Terra por meio da detecção e medição quantitativa das respostas das interações da radiação eletromagnética com os materiais terrestres. A definição usada acima é específica em afirmar que o objeto é registrado por meio de medições de radiação eletromagnética (Figura 3), como por exemplo, a reflectância da luz solar na superfície do objeto.

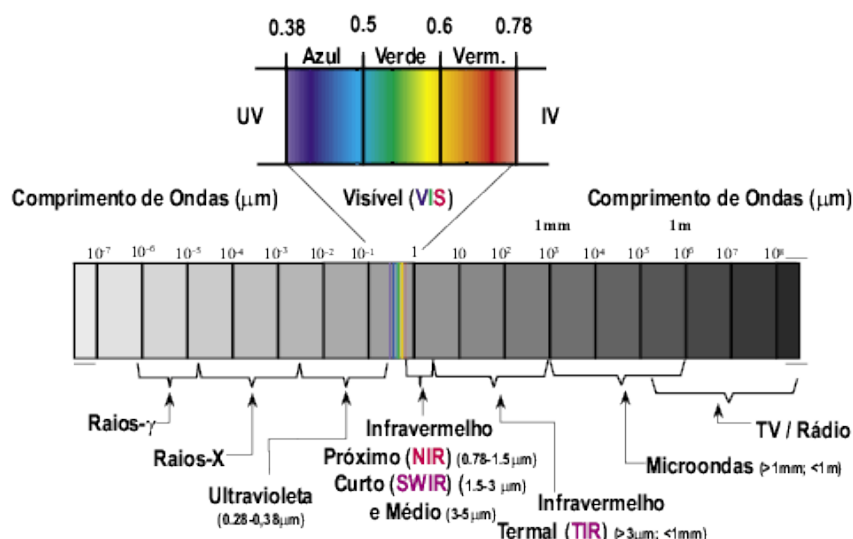


Figura 3: Espectro eletromagnético

Fonte: MundoGeo (2004)

Outros países, após os EUA, lançaram satélites em órbita, tendo como objetivo atender cada vez mais as necessidades específicas, quer sejam em função das características geográficas das diversas regiões terrestres ou em função das suas aplicações. Atualmente, há orbitando pela Terra dezenas de sensores imageadores de superfície, em todas as faixas espectrais possíveis, com os mais diversos parâmetros de resolução espacial e temporal. De um lado há os sensores hiperspectrais com centenas de bandas espectrais e do outro, há os sensores de alta resolução espacial, capazes de detectar objetos na superfície da Terra, menores que 50 cm. Estes sensores captam a energia

refletida pela superfície e são chamados de sensores passivos. (MENESES e ALMEIDA, 2012)

AS nuvens muitas das vezes são um problema para as imagens de satélite e, para atravessar a opacidade das nuvens, muito frequente em regiões tropicais como a Amazônia, há os sensores de radar com as suas fontes artificiais de radiação eletromagnética que fazem das nuvens um objeto transparente (MENESES e ALMEIDA, 2012). Diferentemente dos satélites, os radares possuem sua própria fonte de emissão de energia eletromagnética e por isso são classificados como sensores ativos.

### **3.3. Resolução das imagens**

De acordo com Crósta, (1993), o termo resolução em sensoriamento remoto se desdobra na verdade em três diferentes parâmetros, sendo eles a resolução espacial, resolução espectral e resolução radiométrica. Utiliza-se ainda o termo resolução temporal para definir o período em que o sensor volta a obter imagens da mesma cena.

O tamanho do elemento imageado é uma propriedade da imagem, sendo ele conhecido como resolução espacial, um importante parâmetro do sensor porque ela determina o tamanho do menor objeto que pode ser identificado em uma imagem. (MENESES e ALMEIDA, 2012).

A Tabela 1 apresenta informações de diferentes sensores orbitais, suas resoluções espaciais, os quais correspondem ao tamanho do pixel, e as escalas aproximadas mais detalhadas para uso destas imagens.

Tabela 1: Escalas aproximadas de visualização de imagens multiespectrais em função da resolução espacial.

<b>Escala</b>	<b>Resolução espacial (m)</b>	<b>Sensor</b>
1: <10.000	1	Ikonos pancromático
1: 10.000	2,5	Spot pancromático
1: 20.000	5	Ikonos XS
1: 40.000	10	Spot HRS
1: 75.000	20	CBERS
1: 100.000	30	Landsat (faixa óptica)
1: 200.000	60	Landsat TIR (termal)
1: 350.000	90	Aster TIR (termal)

Fonte: Meneses e Almeida (2012)

A propriedade mais importante para a obtenção simultânea de imagens em sensores imageadores são as múltiplas bandas espectrais. Um sensor com melhor resolução espectral tem um maior número de bandas em diferentes regiões espectrais e com larguras estreitas de comprimentos de onda. Essa necessidade é devido às diferenças entre os materiais, já que eles possuem reflectâncias diferentes, permitindo assim diferenciar um material do outro apenas com o comprimento de onda. (MENESES e ALMEIDA, 2012).

A resolução radiométrica é a capacidade do sensor de detectar as variações recebidas da radiância espectral, (SCHOWENGERDT, 1983) ilustrado na figura 4. De acordo com Meneses e Almeida (2012), a resolução radiométrica será maior, de acordo com a capacidade do detector de medir as diferenças de intensidades dos níveis de radiância do objeto.

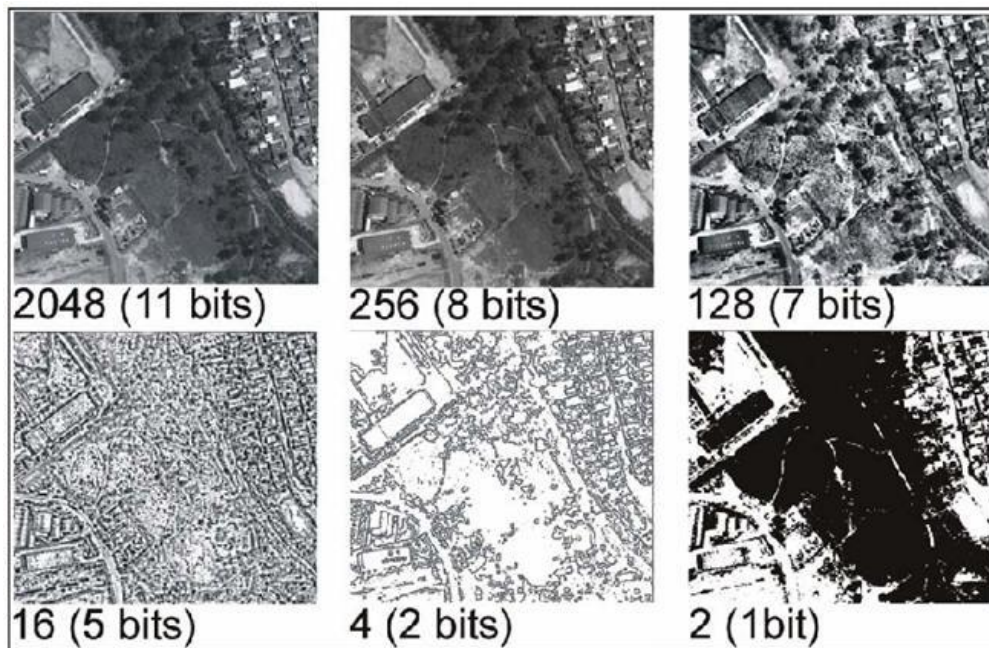


Figura 4: Diferença de resolução radiométrica.

Fonte: Melo, 2002

### 3.4. Interação da energia com a superfície terrestre

De acordo com Florenzano (2007), o comprimento de onda dos objetos varia de acordo com as suas características físicas ou químicas. Isso explica porque a vegetação, a água e o solo, por exemplo, refletem e absorvem radiação eletromagnética de forma diferente, sendo facilmente diferenciada pelas imagens dos sensores remotos. As variações de energia refletida pelos objetos citados acima podem ser representados por curvas, como mostra a figura 5.

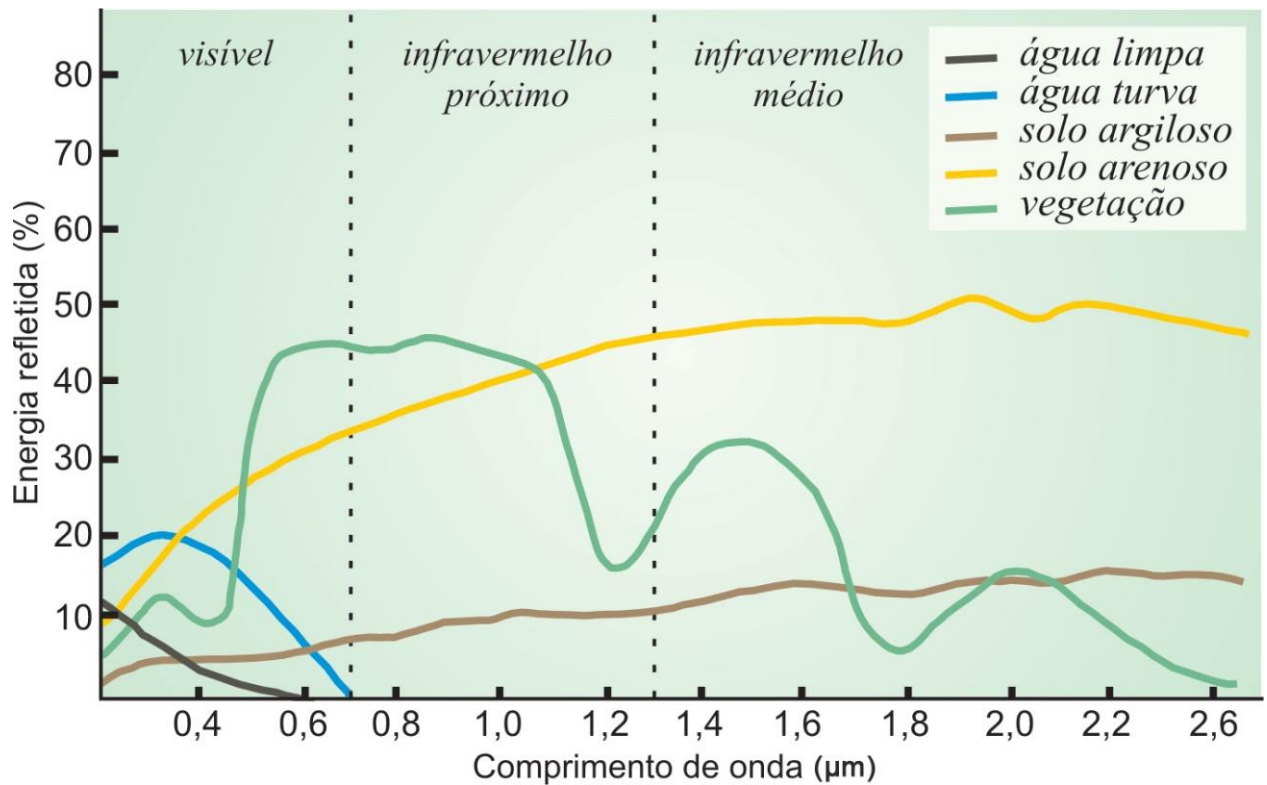


Figura 5: Curva espectral de vegetação, água e solo.

Fonte: Florenzano, 2007

Segundo Florenzano (2007), observa-se na figura 5 que a vegetação verde e sadia reflete comprimentos de onda na faixa do verde, explicando porque o olho humano vê a vegetação na cor verde, mas apesar disso, a vegetação reflete ainda mais o comprimento de onda na faixa do infravermelho próximo, se diferenciando dos demais objetos observados. O solo pode ser caracterizado por um comportamento mais uniforme, já que sua variação de reflectância de energia é menor, comparada a vegetação. Já a água límpida absorve praticamente toda a energia e reflete pouca. A água turva possui um comportamento diferenciado, pois há concentrações maiores de materiais na água, alterando a sua reflectância e absorção de comprimentos de onda.

### 3.5. Classificação supervisionada

De acordo com Pinho *et al* (2005) as imagens de satélites para o sensoriamento remoto são as mais usadas para confeccionar mapas de uso e

cobertura dos solo. Apesar disso, até os anos 90, as imagens disponíveis não tinham resolução espacial adequada, logo, não se conseguia diferenciar objetos dentro da imagem, sendo necessário o uso de máquinas fotográficas aéreas, já que as mesmas possuíam resolução espacial melhor do que as imagens de satélites.

Para utilizar essas imagens e retirar delas as informações necessárias, podem ser feitos procedimentos de interpretação visual ou pode ser utilizado métodos de classificação automática das imagens. O método de classificação automática é utilizada quando o mapeamento requerido é de uma área muito grande, já que a interpretação visual é cara e demorada, mobiliza mão de obra especializada e em grande quantidade, sendo essa a opção mais viável para classificação de uso e cobertura em larga escala. (PINHO *et al*, 2005).

Classificação de imagens multiespectrais é o processo que associa os pixels da imagem a um número de classes individuais que representam os objetos do mundo real. (MENESES e ALMEIDA, 2012). O resultado final de um processo de classificação é uma imagem digital que constitui um mapa de "pixels" classificados de acordo com a necessidade do operador, representados por símbolos, gráficos ou cores. (MENESES e ALMEIDA, 2012).

Segundo Crosta (1993), as classificações supervisionadas e não supervisionadas são os métodos mais usuais de classificação de imagens de forma digital. constituem os métodos mais usuais de classificação digital de imagens. Para a classificação não supervisionada, é usado agrupamento de *pixels* de maneira automatizada, sendo discriminado classes pelo próprio *software*. Ao contrário da classificação não-supervisionada, a classificação supervisionada, de acordo com Meneses e Almeida (2012), necessita de conhecimento prévio das classes de interesse, pois o algoritmo necessita ser treinado para poder distinguir as classes uma da outra. O treinamento supervisionado é feito pelo operador e nele são escolhidas as amostras da imagem que contém pixels representativos da área.

Não há restrição no número de classes a serem classificadas, mas é necessário que se faça uma seleção bem definida das classes para evitar confusão entre elas. (MENESES e ALMEIDA, 2012).



## **4. Materiais e Métodos**

### **4.1. Área de estudo**

A área de estudo compreende um *buffer* de 3 km no entorno da Reserva Biológica Estadual de Guaratiba, localizada no município do Rio de Janeiro. Esse *buffer* foi utilizado de acordo com a Resolução CONAMA n° 428, de dezembro de 2010, a qual determina este limite (3 km) no entorno das UCs para que empreendimentos de significativo impacto ambiental que possam afetar a unidade e sua Zona de Amortecimento (ZA) serão licenciados mediante a autorização do órgão responsável pela administração da UC. A área total da RBG é de 3.360,18 hectares. Com o *buffer* de 3km utilizado, a área total de estudo é de 15.047,64 hectares.

De acordo com o Plano de Manejo da RBG, desenvolvido pelo INEA (2013), a RBG encontra-se inserida na planície costeira de Guaratiba, localizada a leste da baía de Sepetiba e rodeada pelos bairros Guaratiba, Pedra de Guaratiba, Barra de Guaratiba e Ilha de Guaratiba. A área possui transição entre os ecossistemas marinho e terrestre, apresentando terrenos bastante recentes, limitados a leste e ao norte por formações gnáissicas da crosta antiga relacionadas aos maciços rochosos do cinturão orogênico, possuindo aproximadamente 90% de sua área localizada sobre terrenos sedimentares Quaternários.

A área da RBG apresenta amplitudes térmicas muito baixas e pluviosidade bastante elevada (INEA, 2013). Dos dados coletados na Estação Guaratiba entre os anos de 1984 e 1998, Pellegrini (2000) concluiu que, segundo a classificação de Köppen, o clima da planície costeira onde está situada a RBG pode ser classificado como um clima tropical chuvoso de bosque (Amg'), com temperaturas médias anuais acima de 18°C e precipitação anual acumulada de aproximadamente 1400 mm (INEA, 2013). Na figura 6 pode-se observar um gráfico de pluviosidade média da área em um intervalo de 13 anos, compreendendo os anos de estudo. Percebe-se que há uma média de precipitação muito elevada nos meses de outubro a março, e nos meses de abril a setembro, há poucas chuvas.

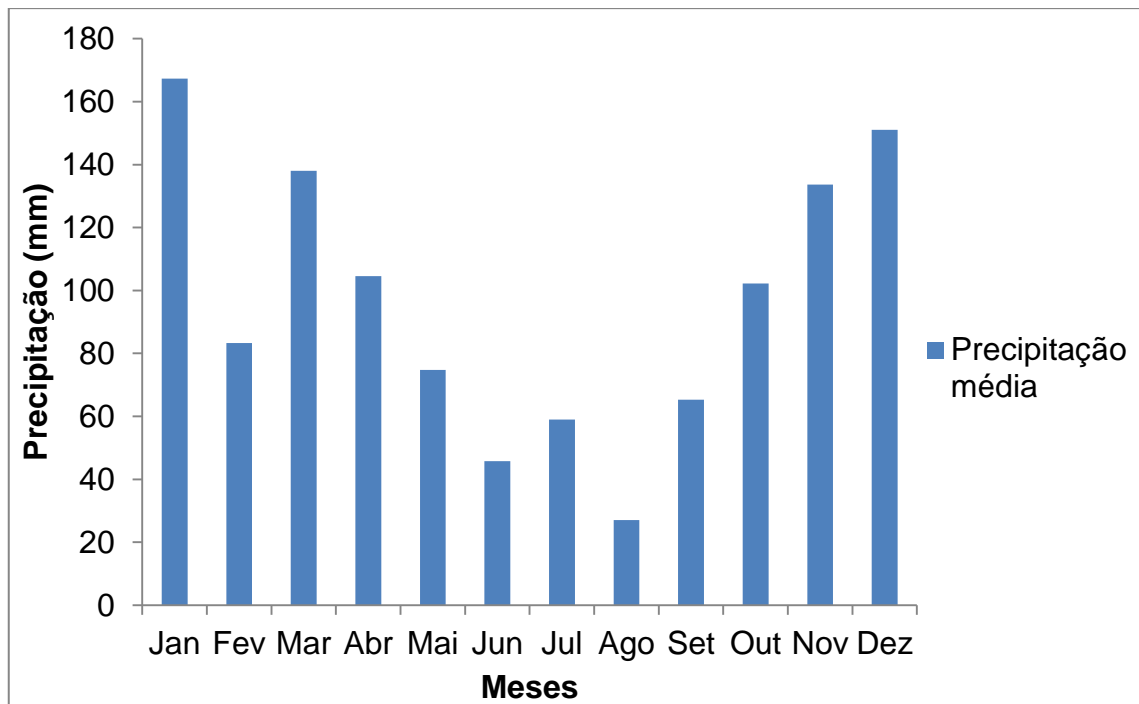


Figura 6: Precipitação média de janeiro a dezembro dos anos de 2002 a 2015 na estação meteorológica da Marambaia – RJ

Fonte: INMET

A área é caracterizada por possuir uma forte presença industrial, logo, há uma preocupação com a qualidade do ar no entorno e dentro da própria RBG, tendo em vista o aumento de material particulado proveniente das atividades industriais. (INEA, 2013)

Na região da RBG são encontradas duas áreas úmidas de planícies hipersalinas (Figura 7) e estão concentradas na sua porção noroeste.



Figura 7: Imagem aérea da marcação das principais ocorrência de planícies hipersalinas

Fonte: INEA, 2013

#### 4.2. Seleção dos dados

O estudo foi realizado a partir de treze cenas dos satélites Landsat, sendo onze cenas provenientes do satélite Landsat TM 5 e duas do Landsat OLI/TIRS 8, de modo a cobrir um intervalo aproximado de 5 em 5 anos entre os anos de 1985 a 2015, sendo obtidas duas imagens por ano, uma da estação seca e outra da estação úmida. As imagens foram fornecidas pela USGS - *United States Geological Survey* com resolução espacial de 30 metros, do catálogo de imagens *Climate Data Record Surface Reflectance*, conforme recomendações Vuolo et al. (2015). Para fazer o download das imagens foram obtidas cenas com menos de 20% de cobertura de nuvens.

As imagens foram obtidas em um intervalo total de 30 anos, considerando duas épocas em cada ano, uma no verão (janeiro ou fevereiro) e outra no inverno (junho ou julho), para analisar com maior rigor o comportamento da vegetação da RBG de acordo com o regime de chuvas, como demonstra a Figura 6, com exceção do ano de 1990, que havia apenas uma imagem disponível. Na Tabela 2 observa-se as datas das cenas obtidas e a qual satélite elas pertencem.

Tabela 2: Data e tipo de satélite de cada imagem utilizada

Número	Data da imagem	Satélite
1	05 junho 2015	Landsat 8
2	12 janeiro 2015	Landsat 8
3	07 junho 2010	Landsat 5
4	15 fevereiro 2010	Landsat 5
5	28 agosto 2005	Landsat 5
6	08 maio 2005	Landsat 5 </td
7	14 agosto 2000	Landsat 5
8	26 maio 2000	Landsat 5
9	16 julho 1995	Landsat 5
10	11 abril 1995	Landsat 5
11	24 fevereiro 1990	Landsat 5
12	15 junho 1985	Landsat 5
13	15 abril 1985	Landsat 5

As imagens foram analisadas através do *software* ArcGIS Desktop 10.3 e, para obter os limites da reserva biológica, foi usado um *shapefile* de acordo com a Figura 8 (MMA, 2016). A partir desse *shapefile*, foi feito o *buffer* da área, através do comando *Geoprocessing* → *Buffer*, e foi escolhido a distância de 3 km.

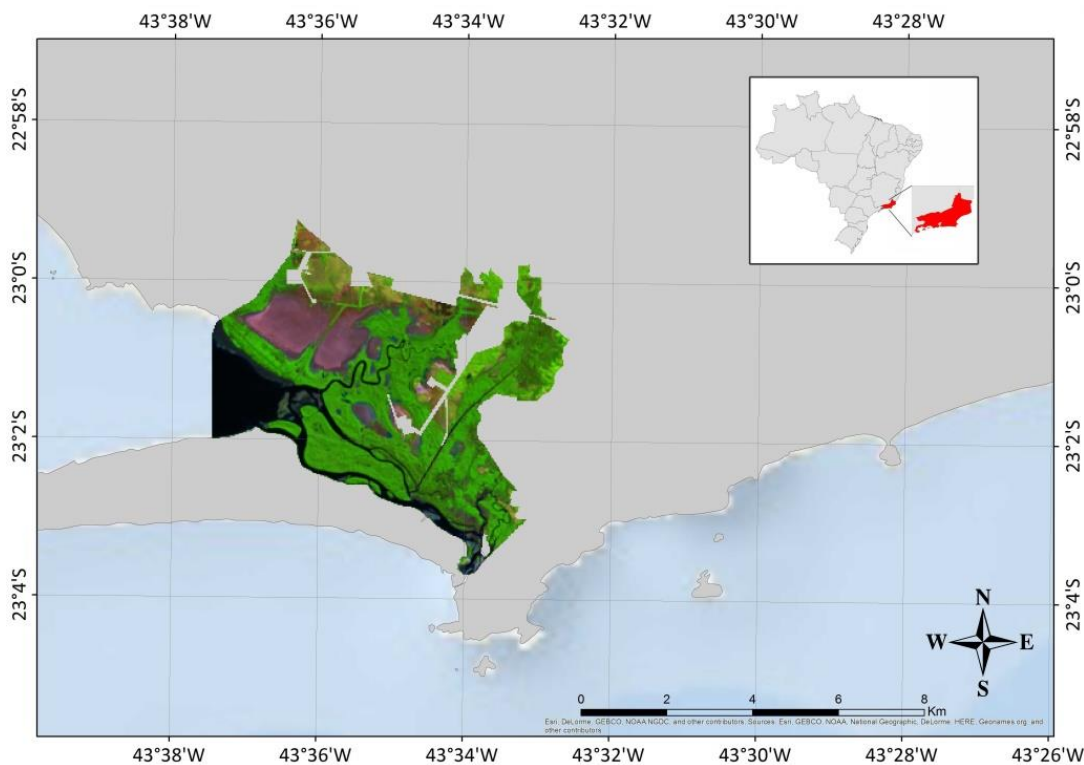


Figura 8: Localização e área real da Reserva Biológica de Guaratiba

Após o buffer, foi feito o corte das imagens *raster*, para que se retirasse apenas a área de interesse (Figura 9). O procedimento foi executado com a ferramenta *extract by mask*, através do comando presente no ArcToolbox *Spatial Analyst Tools* → *Extraction* → *Extract by Mask*, e usado como máscara, o buffer da unidade de conservação, delimitando assim a área de estudo.

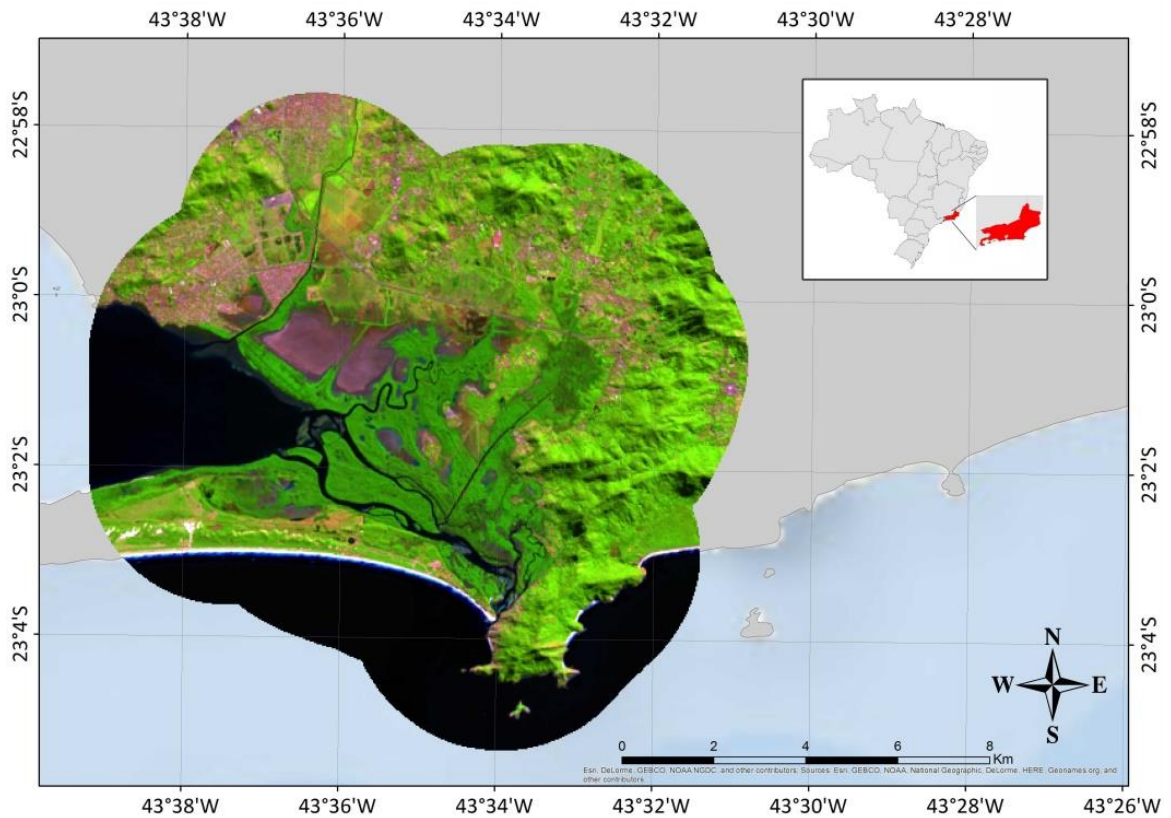


Figura 9: Localização e área com buffer do local de estudo

### 4.3. Processamento e validação dos dados

O primeiro processamento das imagens consistiu na composição de bandas existente para os dois satélites, como descrito na Tabela 3. Em seguida, ajustou-se o sistema de projeção UTM - *Universal Transversa de Mercator* com datum SIRGAS 2000.

Tabela 3: Composição das bandas para os satélites Landsat 5 e Landsat 8

Landsat 5	Landsat 8
-----------	-----------

Canal RGB	Banda	Canal RGB	Banda
Vermelho	Banda 5	Vermelho	Banda 6
Verde	Banda 4	Verde	Banda 5
Azul	Banda 3	Azul	Banda 4

Para executar a classificação supervisionada, primeiramente foram coletadas as amostras de treinamento a partir de conhecimentos prévios da área, interpretação das imagens e através do *software* Google Earth. É com base nessas amostras que o algoritmo faz a identificação da classe de cada um dos *pixels* da imagem.

As imagens foram divididas em seis classes de uso e cobertura do solo, sendo elas (Figura 10): vegetação de mangue (classe 1), floresta (classe 2), áreas úmidas (classe 3), corpos hídricos (classe 4), pasto (classe 5) e solo exposto (classe 6). O solo exposto também compreende áreas urbanas, já que a variação da reflectância entre eles é relativamente baixa, portanto, desconsiderada neste estudo.



Figura 10: Padrão espectral de cada classe definida

Para a coleta das amostras de treinamento, foi usada a ferramenta *Image Classification*. Com a ferramenta *Draw*, são coletados pequenos polígonos da imagem selecionada, que serão usados como amostras de cada classe identificada visualmente. Depois disso, na interface *Training Sample Manager*, as amostras coletadas foram nomeadas por classe e posteriormente unidas, para permanecerem apenas as seis classes definidas. Depois de classificadas, foi obtido o arquivo de assinatura, obtendo os valores de energia de reflectância para cada classe.

Logo após esse procedimento, foi feita a caracterização da imagem *raster* usando como entrada o arquivo de assinatura obtido e a imagem Landsat de seu respectivo ano. Foi usada a ferramenta *Maximum Likelihood Classification* presente no ArcToolbox, classificando a imagem *raster* segundo a característica de reflectância de seu respectivo uso do solo. Com esse procedimento, foi gerado um arquivo para posteriormente ser validado.

Com esse arquivo, foi possível coletar as amostras de validação através da ferramenta *Data Management Tools* → *Feature Class* → *Create Random Points*. Para fazer a validação dos dados, são gerados pontos aleatórios dentro da área da UC usando a ferramenta *Create Random Points*. Após a criação desses pontos, foi verificado se não houve sobreposição entre as amostras de treinamento e as amostras de validação. Foram adicionadas imagens georreferenciadas em alta resolução de cada ano, retiradas do Google Earth, para servirem de base para a classificação. Depois disso, foi gerado na tabela de atributos dos pontos, uma coluna que indica a que classe cada ponto pertence na imagem de alta resolução.

Os dados foram processados na ferramenta do ArcToolbox, chamada *Tabulate Area* juntamente com as imagens classificadas em cada ano, gerando assim uma tabela com a matriz de confusão, que foi processada no *software* Excel.

As matrizes de confusão processadas se fazem a partir da contraposição entre as amostras de validação e as imagens classificadas. As linhas de cada matriz são correspondentes aos *pixels* das amostras de validação e as colunas, os *pixels* correspondem aos obtidos pelo classificador.

O algoritmo usado para a classificação supervisionada foi o de Maxima Verossimilhança (MaxVer) processado no *software* ArcGIS Desktop 10.3. Para isso, foram utilizadas todas as bandas de cada satélite e as amostras de treinamento, como dados de entrada e, para validar os dados, foi calculado o índice Kappa a partir das matrizes de confusão (LANDIS e KOCH, 1977). De acordo com Moreira (2001), esse índice é um dos principais métodos usados para avaliar a concordância entre a verdade terrestre e o mapa, sendo que a estatística Kappa varia de 0 a 1. O valor de Kappa mais próximo de zero, como mostra a Tabela 4, sugere que a classificação não representa adequadamente a verdade terrestre, sendo considerada péssima, já um valor de Kappa mais próximo de 1 sugere uma classificação excelente, representando no mapa o que é observado na verdade terrestre. A equação do índice Kappa, obtida da matriz de confusão, é apresentada na equação abaixo:

$$Kappa = \frac{N \sum_{i=1}^r x_{ii} - \sum_{i=1}^r (x_{i+} * x_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^r (x_{i+} * x_{+i})}$$

Em que:  $r$  = número de linhas da matriz;  $x_{ii}$  = número de observações na linha  $i$  e coluna  $i$ ;  $x_{i+}$  e  $x_{+i}$  = totais marginais da linha  $i$  e coluna  $i$ , respectivamente;  $N$  = número total de observações.

Tabela 4: Interpretação de diferentes valores de coeficientes Kappa

Coeficiente Kappa	Interpretação
< 0,00	Péssima
0,01 - 0,20	Ruim
0,21 - 0,40	Razoável
0,41 - 0,60	Boa
0,61 - 0,80	Muito boa
0,81 - 1,00	Excelente

Fonte: Landis e Koch, 1977

Para melhorar a qualidade das imagens e facilitar a visualização das seis classes determinadas, foi aplicado um filtro de exclusão de vizinhos próximos nas imagens, que exclui *pixels* isolados que não são representativos, e que aumentam o erro da classificação supervisionada.



Foram eliminados grupos de até 10 *pixels*, substituindo-os pelos *pixels* vizinhos com maior representatividade.

## 5. Resultados e Discussão

### 5.1. Classificação supervisionada

As matrizes de confusão foram geradas para cada cena e são apresentadas nas tabelas abaixo (5 a 17). As tabelas abaixo estão representadas em número de *pixels*.

Tabela 5: Matriz de confusão em número de pixels para a imagem 05 de junho de 2015 com o valor de Kappa global

<b>Classe</b>	<b>PA</b>	<b>AU</b>	<b>CH</b>	<b>SE</b>	<b>FL</b>	<b>VM</b>
PA	4500	0	0	0	0	0
AU	0	2700	0	0	0	0
CH	0	0	6300	0	0	0
SE	0	0	0	5400	0	0
FL	900	0	0	0	5400	0
VM	0	0	0	0	0	1800

Legenda: PA – pasto; AU – áreas úmidas; CH – corpos hídricos; SE – solo exposto; FL – floresta; VM – vegetação de mangue

Tabela 6: Matriz de confusão em número de pixels para a imagem 12 de janeiro de 2015 com o valor de Kappa global

<b>Classe</b>	<b>PA</b>	<b>AU</b>	<b>CH</b>	<b>SE</b>	<b>FL</b>	<b>VM</b>
PA	3600	0	0	900	0	0
AU	0	2700	0	0	0	0
CH	0	0	6300	0	0	0
SE	0	0	0	5400	0	0
FL	900	0	0	0	5400	0
VM	0	0	0	0	0	1800

Legenda: PA – pasto; AU – áreas úmidas; CH – corpos hídricos; SE – solo exposto; FL – floresta; VM – vegetação de mangue

Tabela 7: Matriz de confusão em número de pixels para a imagem 07 de junho de 2010 com o valor de Kappa global

<b>Classe</b>	<b>PA</b>	<b>AU</b>	<b>CH</b>	<b>SE</b>	<b>FL</b>	<b>VM</b>
PA	2700	0	0	900	1800	0
AU	0	1800	0	0	0	0
CH	0	0	5400	0	0	0
SE	900	0	0	3600	0	0
FL	0	0	0	0	8100	0
VM	0	0	0	0	0	2700

Legenda: PA – pasto; AU – áreas úmidas; CH – corpos hídricos; SE – solo exposto; FL – floresta; VM – vegetação de mangue

Tabela 8: Matriz de confusão em número de pixels para a imagem 15 de fevereiro de 2010 com o valor de Kappa global

<b>Classe</b>	<b>PA</b>	<b>AU</b>	<b>CH</b>	<b>SE</b>	<b>FL</b>	<b>VM</b>
PA	5400	0	0	0	0	0
AU	0	1800	0	0	0	0
CH	0	0	4500	0	0	0
SE	900	0	0	4500	0	0
FL	900	0	0	0	6300	0
VM	0	0	0	0	0	2700

Legenda: PA – pasto; AU – áreas úmidas; CH – corpos hídricos; SE – solo exposto; FL – floresta; VM – vegetação de mangue

Tabela 9: Matriz de confusão em número de pixels para a imagem 28 de agosto de 2005 com o valor de Kappa global

<b>Classe</b>	<b>PA</b>	<b>AU</b>	<b>CH</b>	<b>SE</b>	<b>FL</b>	<b>VM</b>
PA	5400	0	0	0	0	0
AU	0	1800	0	0	0	0
CH	0	0	4500	0	0	0
SE	0	0	0	5400	0	0
FL	900	0	0	900	5400	0
VM	0	0	0	0	0	2700

Legenda: PA – pasto; AU – áreas úmidas; CH – corpos hídricos; SE – solo exposto; FL – floresta; VM – vegetação de mangue

Tabela 10: Matriz de confusão em número de pixels para a imagem 08 de maio de 2005 com o valor de Kappa global

<b>Classe</b>	<b>PA</b>	<b>AU</b>	<b>CH</b>	<b>SE</b>	<b>FL</b>	<b>VM</b>
PA	3600	0	0	1800	0	0
AU	0	2700	0	0	0	0
CH	0	0	4500	0	0	0
SE	0	0	0	5400	0	0
FL	900	0	0	0	5400	0
VM	900	0	0	0	0	2700

Legenda: PA – pasto; AU – áreas úmidas; CH – corpos hídricos; SE – solo exposto; FL – floresta; VM – vegetação de mangue

Tabela 11: Matriz de confusão em número de pixels para a imagem 14 de agosto de 2000 com o valor de Kappa global

<b>Classe</b>	<b>PA</b>	<b>AU</b>	<b>CH</b>	<b>SE</b>	<b>FL</b>	<b>VM</b>
PA	5400	0	0	0	0	0
AU	0	2700	0	0	0	0
CH	0	0	4500	0	0	0
SE	0	0	0	4500	900	0
FL	0	0	0	0	7200	0
VM	0	0	0	0	0	1800

Legenda: PA – pasto; AU – áreas úmidas; CH – corpos hídricos; SE – solo exposto; FL – floresta; VM – vegetação de mangue

Tabela 12: Matriz de confusão em número de pixels para a imagem 26 de maio de 2000 com o valor de Kappa global

<b>Classe</b>	<b>PA</b>	<b>AU</b>	<b>CH</b>	<b>SE</b>	<b>FL</b>	<b>VM</b>
PA	3600	0	0	900	0	0
AU	0	2700	0	900	0	0
CH	0	0	5400	0	0	0
SE	0	0	0	4500	0	0
FL	900	0	0	0	6300	0
VM	0	0	0	0	0	1800

Legenda: PA – pasto; AU – áreas úmidas; CH – corpos hídricos; SE – solo exposto; FL – floresta; VM – vegetação de mangue

Tabela 13: Matriz de confusão em número de pixels para a imagem 16 de julho de 1995 com o valor de Kappa global

<b>Classe</b>	<b>PA</b>	<b>AU</b>	<b>CH</b>	<b>SE</b>	<b>FL</b>	<b>VM</b>
PA	5400	0	0	0	0	0
AU	0	4500	0	0	0	0
CH	0	0	4500	0	0	0
SE	900	0	0	2700	0	0
FL	0	0	0	0	5400	0
VM	0	0	0	0	1800	1800

Legenda: PA – pasto; AU – áreas úmidas; CH – corpos hídricos; SE – solo exposto; FL – floresta; VM – vegetação de mangue

Tabela 14: Matriz de confusão em número de pixels para a imagem 11 de abril de 1995 com o valor de Kappa global

<b>Classe</b>	<b>PA</b>	<b>AU</b>	<b>CH</b>	<b>SE</b>	<b>FL</b>	<b>VM</b>
PA	3600	0	0	0	900	0
AU	0	1800	0	0	0	0
CH	0	0	7200	0	0	0
SE	0	0	0	5400	0	0
FL	0	0	0	900	5400	0
VM	0	0	0	0	0	1800

Legenda: PA – pasto; AU – áreas úmidas; CH – corpos hídricos; SE – solo exposto; FL – floresta; VM – vegetação de mangue

Tabela 15: Matriz de confusão em número de pixels para a imagem 24 de fevereiro de 1990 com o valor de Kappa global

<b>Classe</b>	<b>PA</b>	<b>AU</b>	<b>CH</b>	<b>SE</b>	<b>FL</b>	<b>VM</b>
PA	4500	0	0	0	0	0
AU	0	1800	0	0	0	0
CH	0	0	7200	0	0	0
SE	0	0	0	6300	0	0
FL	900	0	0	0	4500	0
VM	0	0	0	0	0	1800

Legenda: PA – pasto; AU – áreas úmidas; CH – corpos hídricos; SE – solo exposto; FL – floresta; VM – vegetação de mangue

Tabela 16: Matriz de confusão em número de pixels para a imagem 15 de junho de 1985 com o valor de Kappa global

<b>Classe</b>	<b>PA</b>	<b>AU</b>	<b>CH</b>	<b>SE</b>	<b>FL</b>	<b>VM</b>
PA	3600	0	0	0	0	0
AU	0	2700	0	0	0	0
CH	0	0	6300	0	0	900
SE	0	0	0	1800	0	0
FL	0	0	0	0	8100	0
VM	0	0	0	0	0	3600

Legenda: PA – pasto; AU – áreas úmidas; CH – corpos hídricos; SE – solo exposto; FL – floresta; VM – vegetação de mangue

Tabela 17: Matriz de confusão em número de pixels para a imagem 15 de abril de 1985 com o valor de Kappa global

<b>Classe</b>	<b>PA</b>	<b>AU</b>	<b>CH</b>	<b>SE</b>	<b>FL</b>	<b>VM</b>
PA	6300	0	0	0	0	0
AU	0	1800	0	0	0	0
CH	0	0	6300	0	0	900
SE	0	0	0	900	0	0
FL	0	0	0	900	7200	0
VM	0	0	0	0	0	3600

Legenda: PA – pasto; AU – áreas úmidas; CH – corpos hídricos; SE – solo exposto; FL – floresta; VM – vegetação de mangue

Em relação ao Kappa, todos os índices possuíram resultados excelentes, de acordo com Landis e Koch (1977), como pode ser observado na Tabela 18. O menor valor foi atribuído foi o da imagem do dia 07 de junho de 2010, sendo a imagem referente ao período seco daquele ano, com Kappa global igual a 0,87. O maior valor atribuído foi o da imagem do dia 05 de junho de 2015, também período seco, com Kappa global igual a 0,96.

Tabela 18: Índice Kappa para cada imagem obtida

<b>Data da imagem</b>	<b>Kappa</b>
05/jun/15	0,95
12/jan/15	0,91
07/jun/10	0,87
15/fev/10	0,91
28/ago/05	0,91
08/mai/05	0,87
14/ago/00	0,95
26/mai/00	0,87
16/jul/95	0,91
11/abr/95	0,91
24/fev/90	0,95
15/jun/85	0,95
15/abr/85	0,95

De acordo com as matrizes de confusão geradas, a imagem com maior erro de comissão encontrado foi a de 08 de maio de 2005, com erro de 40% na classe pasto (PA), que incorporou a classe solo exposto (SE). O acerto global dessa imagem é de 87% e seu Kappa é de 0,87. As imagens que possuíram maior acerto global foram as imagens de 05 de junho de 2015 com Kappa global de 0,95; 14 de agosto de 2000 com Kappa global de 0,95; 24 de fevereiro de 1990 com Kappa global de 0,95 e 15 de junho de 1985, também com Kappa global de 0,95, sendo o acerto global delas de 96%. Nenhuma imagem obtida possuiu acerto global menor que 85%, que é o valor recomendado por Anderson (1971).

## **5.2. Dinâmica do uso e cobertura do solo**

A partir do pré-processamento das imagens e da classificação automática, foi possível fazer o mapeamento das mudanças ocorridas no uso e na cobertura do solo da RBG e no seu entorno ao longo dos trinta anos de estudo. Na tabela 19 tem-se os dados de mudança de uso e cobertura do solo dentro da RBG, enquanto que na tabela 20 observa-se as mudanças que ocorreram no seu buffer. Os valores estão em hectares.

Tabela 19: Uso e cobertura do solo da RBG ao longo dos 30 anos de estudo

<b>Classe</b>	<b>Pasto</b>	<b>Áreas úmidas</b>	<b>Corpos Hídricos</b>	<b>Solo Exposto</b>	<b>Floresta</b>	<b>Vegetação de Mangue</b>
<b>15/abr/85</b>	491	1.065	481	174	271	877
<b>04/jul/85</b>	208	820	444	512	437	938
<b>24/fev/90</b>	288	603	439	618	214	1.195
<b>11/abr/95</b>	256	730	449	520	343	1.190
<b>16/jul/95</b>	339	655	415	510	203	1.240
<b>26/mai/00</b>	285	502	454	553	395	1.171
<b>14/ago/00</b>	262	533	449	696	284	1.153
<b>08/mai/05</b>	530	576	452	458	179	1.164
<b>28/ago/05</b>	427	460	470	594	202	1.205
<b>15/fev/10</b>	513	564	415	504	138	1.224
<b>07/jun/10</b>	493	761	474	188	142	1.300
<b>12/jan/15</b>	493	508	500	270	234	1.352
<b>05/jun/15</b>	502	477	495	387	286	1.391

Tabela 20: Uso e cobertura do solo do buffer da RBG ao longo dos 30 anos de estudo

<b>Classe</b>	<b>Pasto</b>	<b>Áreas úmidas</b>	<b>Corpos Hídricos</b>	<b>Solo Exposto</b>	<b>Floresta</b>	<b>Vegetação de Mangue</b>
<b>15/abr/85</b>	2.914	277	3.281	1.319	3.627	271
<b>04/jul/85</b>	2.468	8	3.313	1.514	4.014	372
<b>24/fev/90</b>	2.122	104	3.272	2.330	3.550	310
<b>11/abr/95</b>	2.348	123	3.296	1.787	3.776	353
<b>16/jul/95</b>	2.794	143	3.297	1.793	3.237	423
<b>26/mai/00</b>	1.970	61	3.289	2.471	3.555	344
<b>14/ago/00</b>	2.015	77	3.185	2.546	3.565	282
<b>08/mai/05</b>	2.521	113	3.199	2.360	3.173	322
<b>28/ago/05</b>	2.133	105	3.188	3.041	3.112	320
<b>15/fev/10</b>	2.246	564	3.168	2.589	3.284	267
<b>07/jun/10</b>	2.237	20	3.143	2.838	3.285	206
<b>12/jan/15</b>	2.682	476	3.085	1.736	3.288	423
<b>05/jun/15</b>	1.162	153	3.261	3.130	3.591	212

De acordo com as Tabelas 20 e com as Figuras 12, 13 e 14, percebe-se um grande aumento na classe solo exposto no buffer da área de estudo, saindo de 1.319 hectares para 3.130, o que significa que nesses trinta anos de estudo, houve aumento considerável de construções e bairros residenciais

no entorno da reserva, explicado pela Tabela 21 (INEA, 2013). De acordo com o Plano de Manejo desenvolvido pelo INEA, o bairro Guaratiba, onde está inserido a RGB e o seu entorno, obteve maior aumento populacional de 1991 até 2010. Segundo IPP (2003), este aumento de população foi causado, em boa parte, pelo grande fluxo migratório que alcançou 21% (37.341 novos habitantes) apenas no período de 1996 a 2000. Na década seguinte, de 2000 a 2010, as taxas de crescimento baixaram de maneira geral em todo o município. Na região onde está inserida a RGB, apenas Guaratiba apresentou uma taxa positiva de crescimento anual, 2,36%, enquanto que Barra de Guaratiba e Pedra de Guaratiba apresentaram uma taxa negativa de -2,00 % e -0,21 respectivamente. Essa informação do IPP (2003) reforça os dados de solo exposto encontrados no estudo, confirmando o seu crescimento ao longo dos anos.

Tabela 21: População nos bairros limítrofes ao RGB segundo censos de 1991, 2000 e 2010.

Bairro	População		
	1991	2000	2010
Guaratiba	49.295	87.132	110.049
Pedra de Guaratiba	7.290	9.693	9.488
Barra de Guaratiba	4.189	4.380	3.577

Fonte: IBGE – Censos Demográficos de 1991 a 2010.

Devido a grande área de pastagem na região, um fator que também influencia o aumento do solo exposto são as queimadas.

Segundo o INEA (2013) as principais causas dos incêndios são a realização de manifestações religiosas na beira da estrada; ponta de cigarro proveniente, principalmente, de carros que passam pelas estradas próximas; queima de lixo ou folhas no quintal e; queda de balão. Os meses com maior incidência de incêndios correspondem ao período de estiagem, entre julho e setembro, como mostra a Figura 6 do capítulo Materiais e Métodos. As áreas consideradas como de maior risco de incêndio, segundo o Plano de Manejo da reserva (INEA, 2013), estão fora da UC, sendo principalmente as áreas localizadas próximas as vias principais que circundam a reserva, como pode ser observado na Figura 11. O risco de incêndio em algumas áreas é



agravado ainda mais pelo fato de não existirem aceiros implantados na UC (INEA, 2013). A Tabela 22 mostra de forma simples o número de ocorrências e de notificações de incêndio no entorno da reserva entre os anos 2004 e 2011.

Tabela 22: Número de ocorrências de incêndio e de notificações preventivas de incêndio emitidas entre os anos de 2004 e agosto de 2011, incluindo as áreas queimadas em cada ano.

Anos	Número de ocorrências	Número de notificações	Área queimada (ha)
2004	0	22	0
2005	3	19	2,4
2006	1	27	15,41
2007	2	40	1,67
2008	0	52	0
2009	0	63	0
2010	7	27	39,17
agosto/2011	4	12	8,95
Total	11	262	64,6

Fonte: Relatórios de ocorrência de incêndio – RBG, SEGP/AR/DIBAP/INEA 2011.

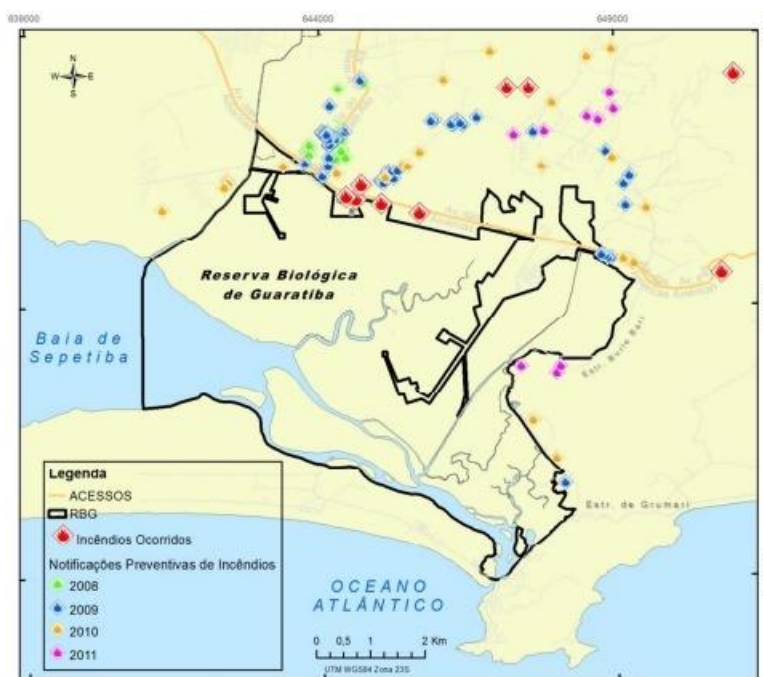


Figura 11: Mapa com os registros de ocorrências e notificações preventivas realizadas pela equipe da RBG desde 2008

Fonte: SEGP/AR/DIBAP/INEA (2013)

Apesar do grande aumento populacional da região, houve também um aumento na área de vegetação de mangue dentro da RBG, sendo o mesmo

equivalente a 514 hectares. Fora da reserva, a vegetação de mangue sofreu uma supressão de 59 hectares, o que indica que a reserva foi importante para a proteção do remanescente de mangue. Ainda dentro da reserva, houve diminuição de 588 hectares de áreas úmidas, o que pode-se perceber pelas Figuras 12, 13 e 14, deu lugar a vegetação de mangue e floresta.

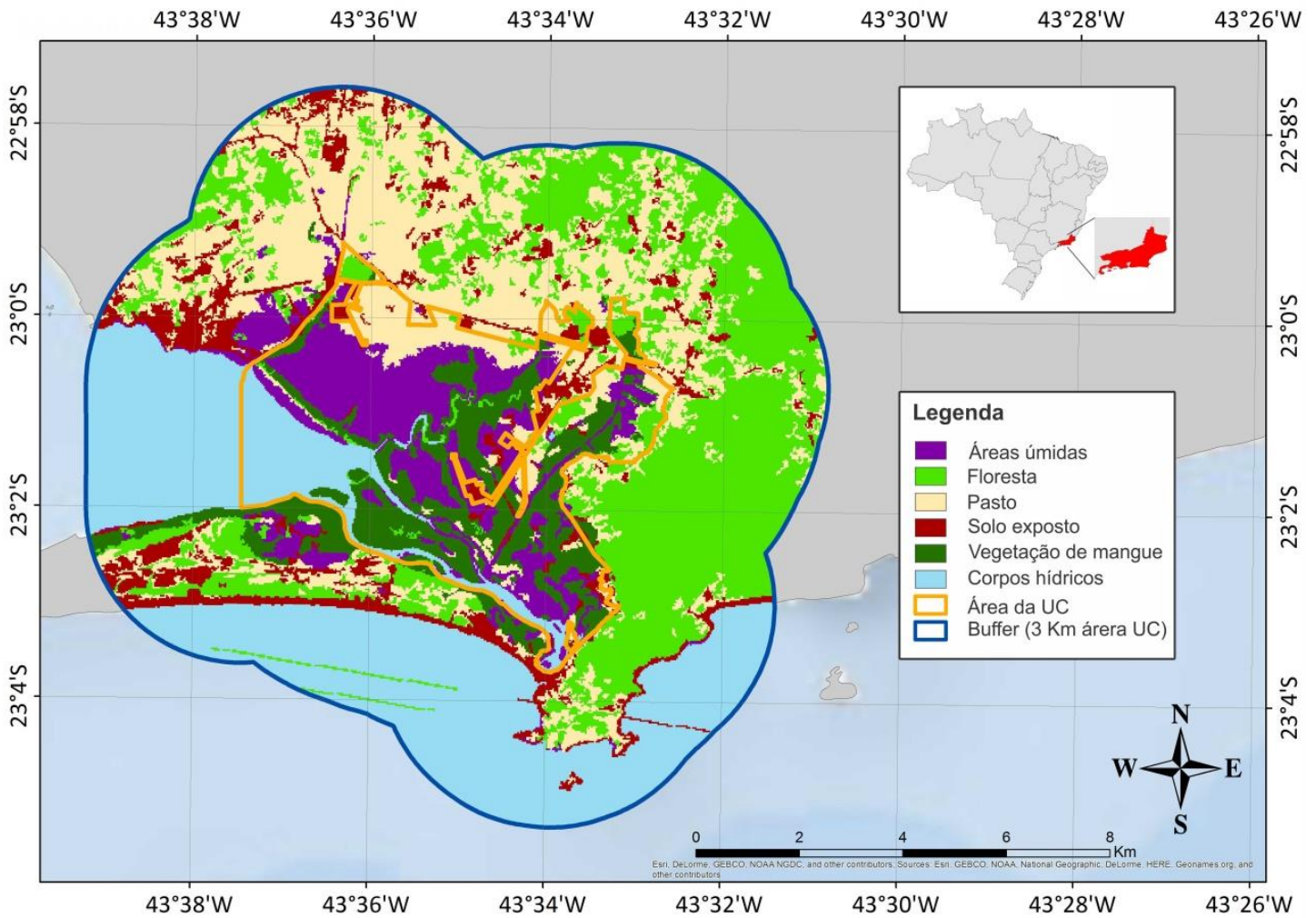


Figura 12: Classificação da área de estudo no ano 1985

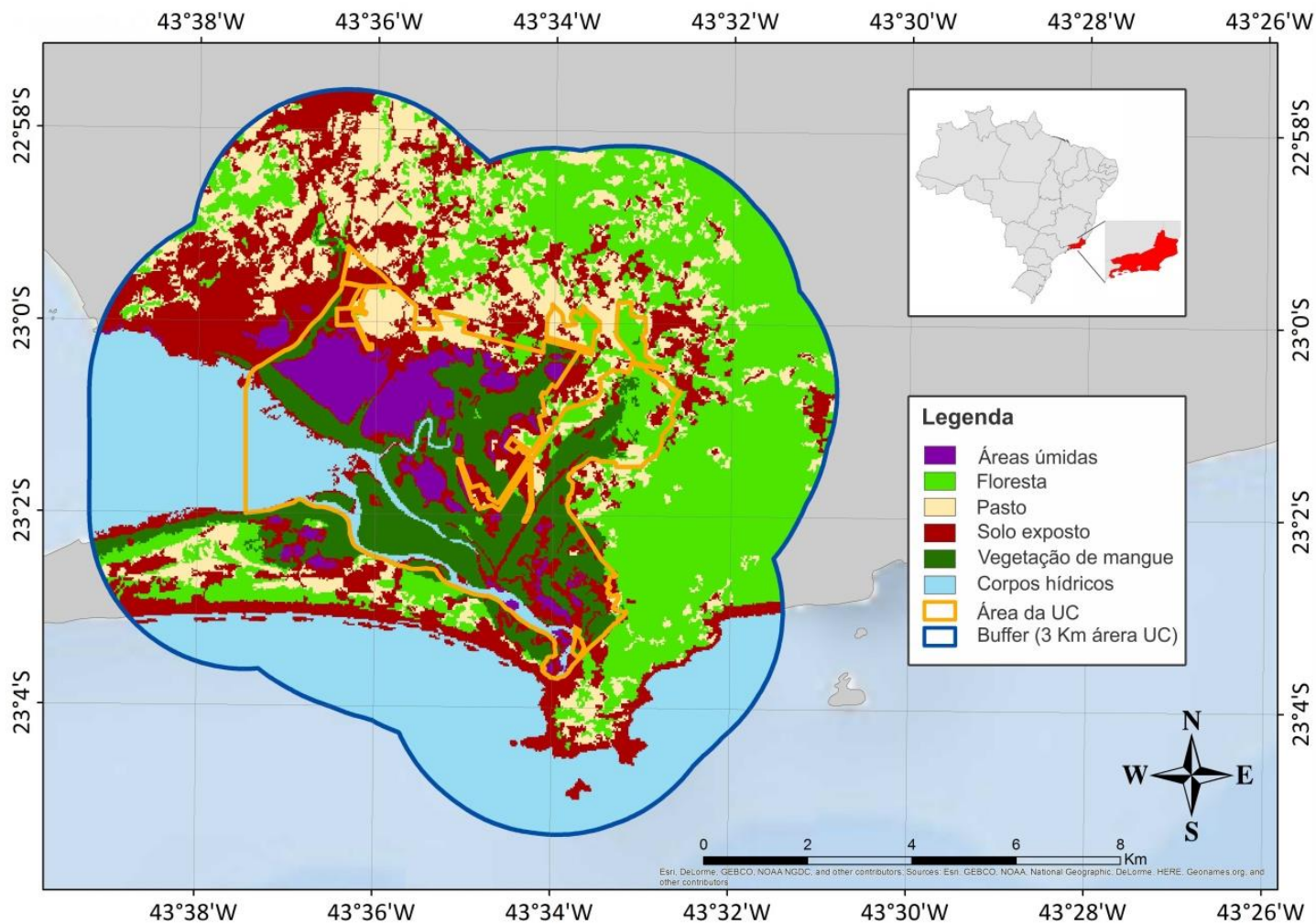


Figura 13: Classificação da área de estudo no ano 2000

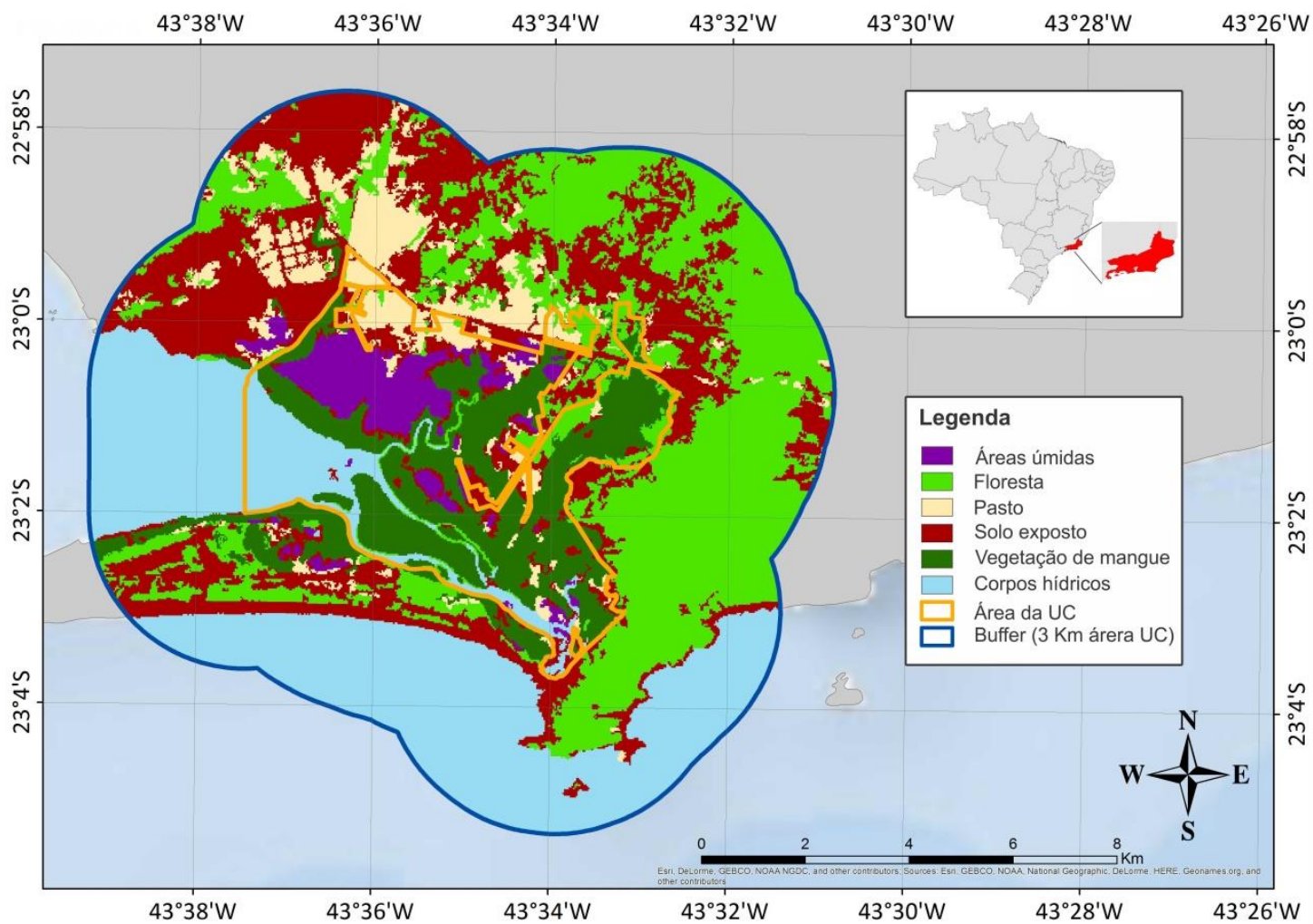


Figura 14: Classificação da área de estudo no ano 2015

As áreas de pastagens foram substituídas basicamente por áreas urbanas e solo exposto como pode ser visto nas Figuras 12, 13 e 14. A área de floresta de mata atlântica no entorno da reserva sofreu diversas alterações, aumentando e diminuindo de área conforme os anos de estudo e de acordo com a Tabela 19. Isso pode ser explicado pela sazonalidade que algumas espécies de mata atlântica possuem.

Nas Figuras 15 e 16 observam-se as alterações descritas na Tabela 19, sendo referente as alterações dentro da RBG e as Figuras 17 e 18 refere-se as alterações descritas na Tabela 20, sendo relacionadas as alterações fora da RBG. Os gráficos foram separados em período seco e período úmido para facilitar a visualização.

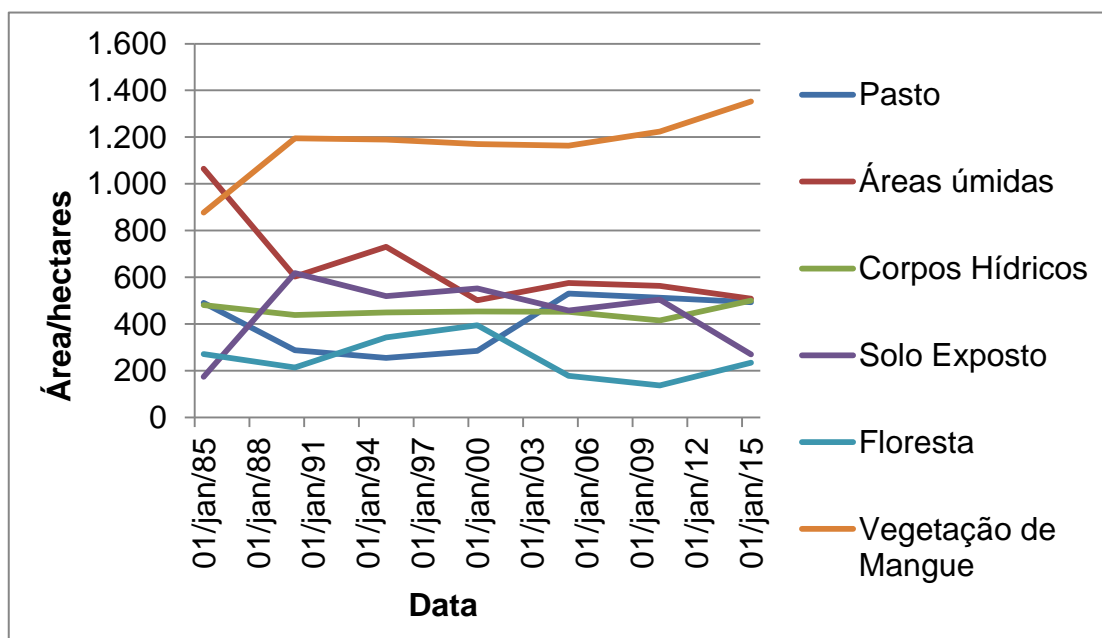


Figura 15: Uso e cobertura do solo no período úmido dentro da RBG entre 1985 e 2015

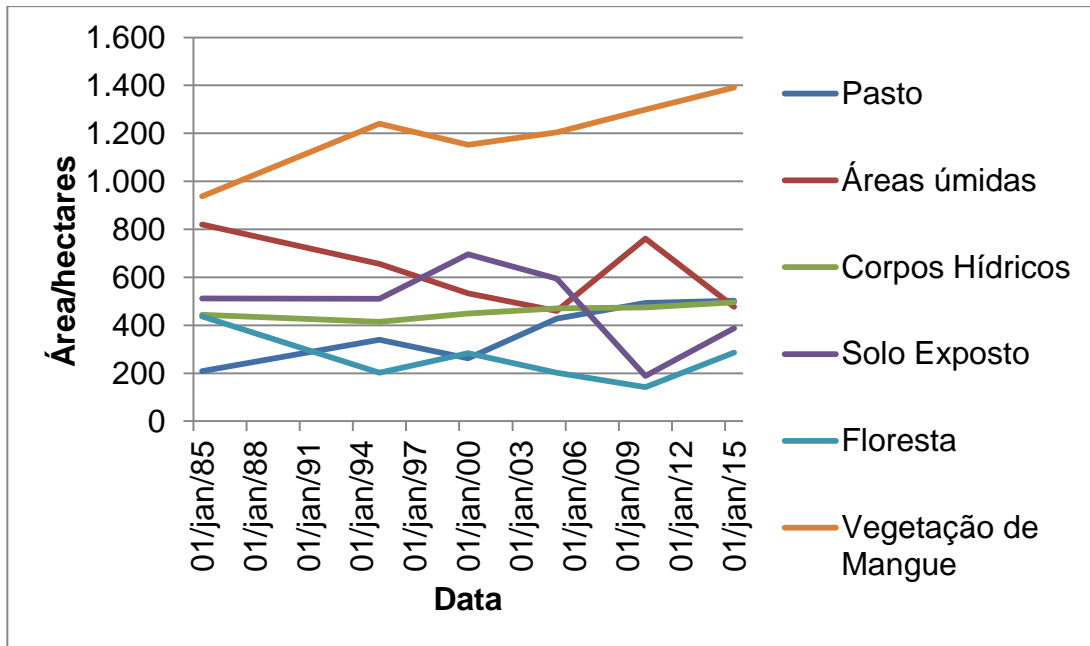


Figura 16: Uso e cobertura do solo no período seco dentro da RBG entre 1985 e 2015

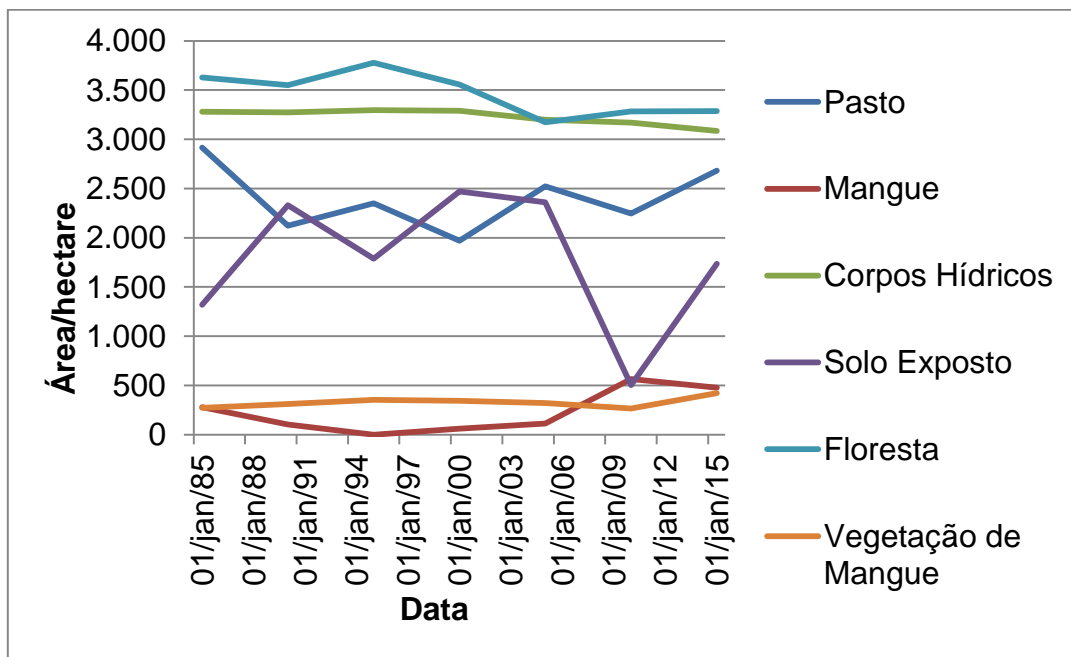


Figura 17: Uso e cobertura do solo no período úmido fora da RBG entre 1985 e 2015

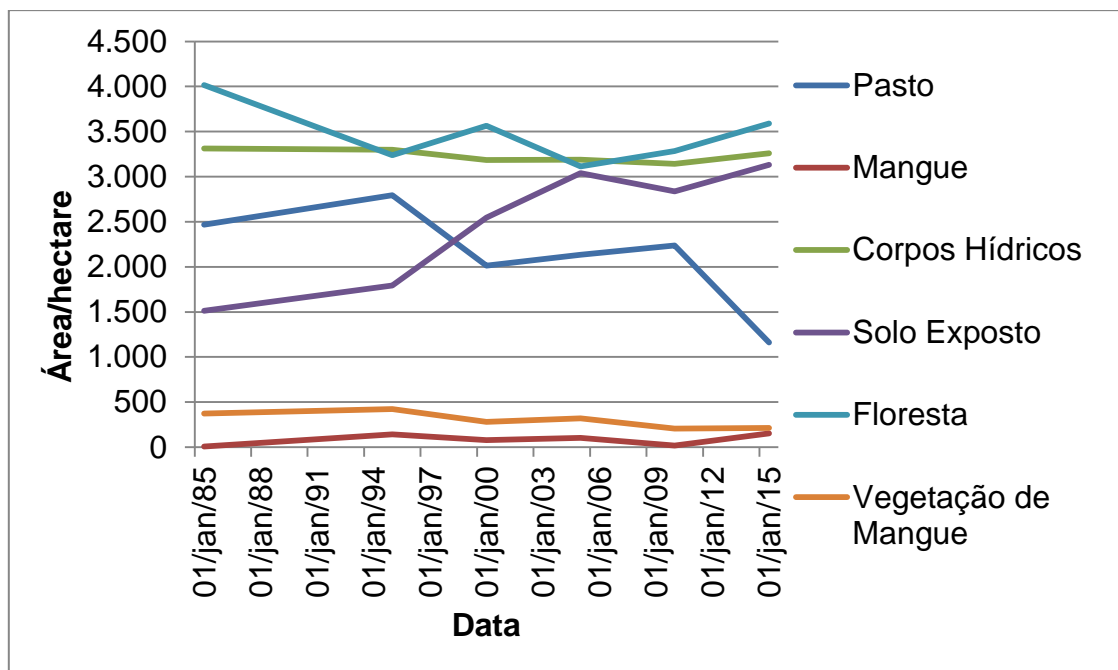


Figura 18: Uso e cobertura do solo no período seco fora da RBG entre 1985 e 2015

## 6. Conclusões

Através da separação das classes e da classificação supervisionada, observou-se que a criação da Reserva Biológica Estadual de Guaratiba foi de extrema importância para a conservação e manutenção do remanescente de mangue da localidade, como se viu em relação ao crescimento da vegetação de mangue dentro da RBG (514 hectares) e a supressão fora da RBG (59 hectares).

Durante o período avaliado houve também um aumento considerável na classe solo exposto, o que condiz com as informações de crescimento populacional da região.

Através dos dados anteriores, pode-se concluir que a criação da RBG foi de extrema importância para a proteção do remanescente de mangue, pois observou-se que a vegetação de mangue aumentou em área dentro da RBG e, apesar do crescimento populacional, o mesmo não atingiu a RBG pois seu crescimento se deu fora da reserva.

## 7. Referências Bibliográficas

ANDERSON, J. R. Land use classification schemes used in selected recent geographic applications of remote sensing: **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, v.37, n.4, p.379-387, 1971.

AZEVEDO, E. C.; MANGABEIRA, J. A. C. **Mapeamento de uso das terras utilizando processamento digital de imagem de Sensoriamento Remoto**. Campinas, SP: MAPA, 2001. 12p.

BRASIL. Lei nº 9.985, de 18 de Julho de 2000. Institui o Sistema Nacional de Unidades de Conservação da Natureza. **Diário Oficial da União**. Brasília, DF, 18 de Julho de 2000.

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

CROSTA, A. P. - **Processamento Digital de Imagens de Sensoriamento Remoto**. Ed. Rev. - Campinas, SP: IG/UNICAMP, 1993.

ENGESAT - **Imagens de Satélites**. Disponível em: <http://www.engesat.com.br>. Acesso em: 16 de outubro de 2016.

FLORENZANO, T. G. - **Iniciação em Sensoriamento Remoto**. São Paulo. Oficina de Textos. 2007. 128 p.

GALINDO-LEAL, C.; CÂMARA, I. G. **Status do hotspot Mata Atlântica: uma síntese**. In: Mata Atlântica: Biodiversidade, Ameaças e Perspectivas. Ed. Galindo-Leal, C.; Câmara, I. G. Fundação SOS Mata Atlântica — Belo Horizonte: Conservação Internacional, p. 03-11, 2005.



INEA. Secretaria de Estado do Ambiente. **Plano de Manejo da Reserva Biológica Estadual de Guaratiba**. Rio de Janeiro, 2013. Disponível em: <<http://200.20.53.3:8081/cs/groups/public/documents/document/zwew/mde4/~edisp/inea0018346.pdf>>. Acesso em: 22 jul. 2016.

IPP – Instituto de Urbanismo Pereira Passos / Prefeitura da Cidade do Rio de Janeiro / Secretaria Municipal de Urbanismo / Diretoria de Informações Geográficas. Armazém de Dados. Jacarepaguá e Irajá. **Coleção estudos da cidade**. Notas Técnicas nº 6 e 7. Publicado em Rio Estudos n.97, 2003.

LANDIS, J. R.; KOCH, G. G. The measurement of observer agreement of categorical data. **Biometrics**, 33(1): 159-174, 1977.

MELO, D. H. C. T. B. **Uso de dados Ikonos II na análise urbana: testes operacionais na zona leste de São Paulo**. - São José dos Campos: INPE, 2002. 146p.

MENESES, P. R.; ALMEIDA, T. de; **Introdução ao Processamento de Imagens de Sensoriamento Remoto**. Brasília: UNB, 2012. 276 p.

MINISTÉRIO DO MEIO AMBIENTE. **Download de dados geográficos**. Disponível em <<http://mapas.mma.gov.br/i3geo/datadownload.htm>>. Acesso em: 28 jul. 2016

MORE: **Mecanismo online para referências, versão 2.0**. Florianópolis: UFSC Rexlab, 2013. Disponível em: < <http://www.more.ufsc.br/> >. Acesso em: 22 set. 2016.

MOREIRA, M. A. **Fundamentos do sensoriamento remoto e metodologias de aplicações**. São Jose dos Campos: INPE; 2001.

NOVO; E.L.M. **Sensoriamento remoto: princípios e aplicações**. São Paulo: Edgar Blucher, 1989. p.1-8.

PELLEGRINI, J. A. C. **Caracterização da Planície Hipersalina (Apicum) associada a um bosque de mangue em Guaratiba, baía de Sepetiba, Rio de Janeiro, RJ.** Dissertação de Mestrado. Instituto Oceanográfico. Universidade de São Paulo, 2000.

PINHO, C. M. D.; RENNÓ, C. D. ; KUX, H. Avaliação de técnicas de fusão aplicadas à imagem QuickBird. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto. 12, 2005, Goiânia. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2005. p. 4225 – 4232.

ROSENDO, J. S. **Índices de Vegetação e Monitoramento do Uso e Cobertura do Solo e cobertura vegetal na bacia do rio Araguari – MG – utilizando dados do sensor Modis.** Dissertação de Mestrado. Instituto de Geografia. Universidade Federal de Uberlândia. MG, 2005.

SCHAEFFER-NOVELLI, Y. **Manguezal. Ecossistema entre a terra e o mar.** EDUSP, São Paulo. 64 p. 1995.

SCHOWENGERDT, R. A. **Techniques for Image Processing and Classification in Remote Sensing.** University of Arizona. 1983. 249p.

SOARES, M. L. G. **Estudo da biomassa aérea de manguezais do sudeste do Brasil - análise de modelos.** Tese de Doutorado. Instituto Oceanográfico. Universidade de São Paulo. 2 vol. 560 p. 1997.

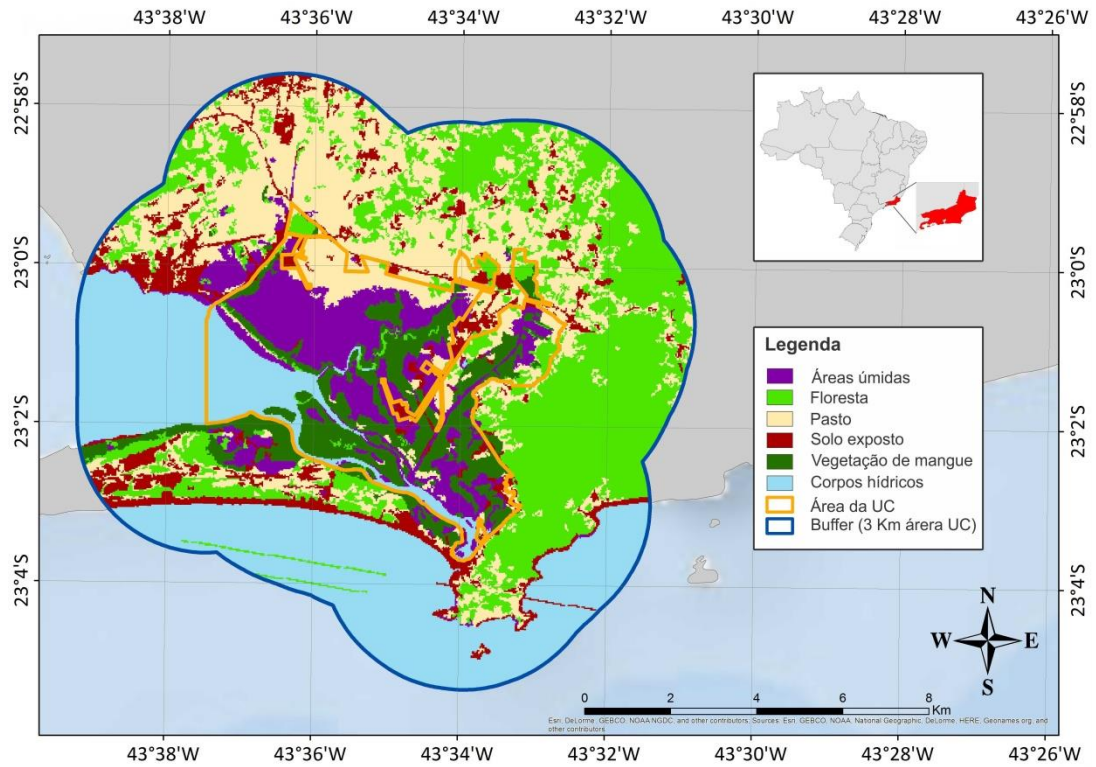
SOARES, M. L. G.; ALMEIDA, P. M. M.; CAVALCANTI, V. F.; ESTRADA, G. C. D.; SANTOS, D. M. C. **Vulnerabilidade dos manguezais da região metropolitana do Rio de Janeiro face as mudanças climáticas.** In: Megacidades, Vulnerabilidades e Mudanças Climáticas: Região Metropolitana do Rio de Janeiro. Laboratório de Gestão do Território, Rio de Janeiro, p. 258 – 289. 2011.

SOUZA, C. C.; MOREIRA, A. A.; SCHIMITH, R. S.; BRANDÃO, P. C; SILVA, E.; **Técnicas de Sensoriamento Remoto como subsídios aos estudos de**

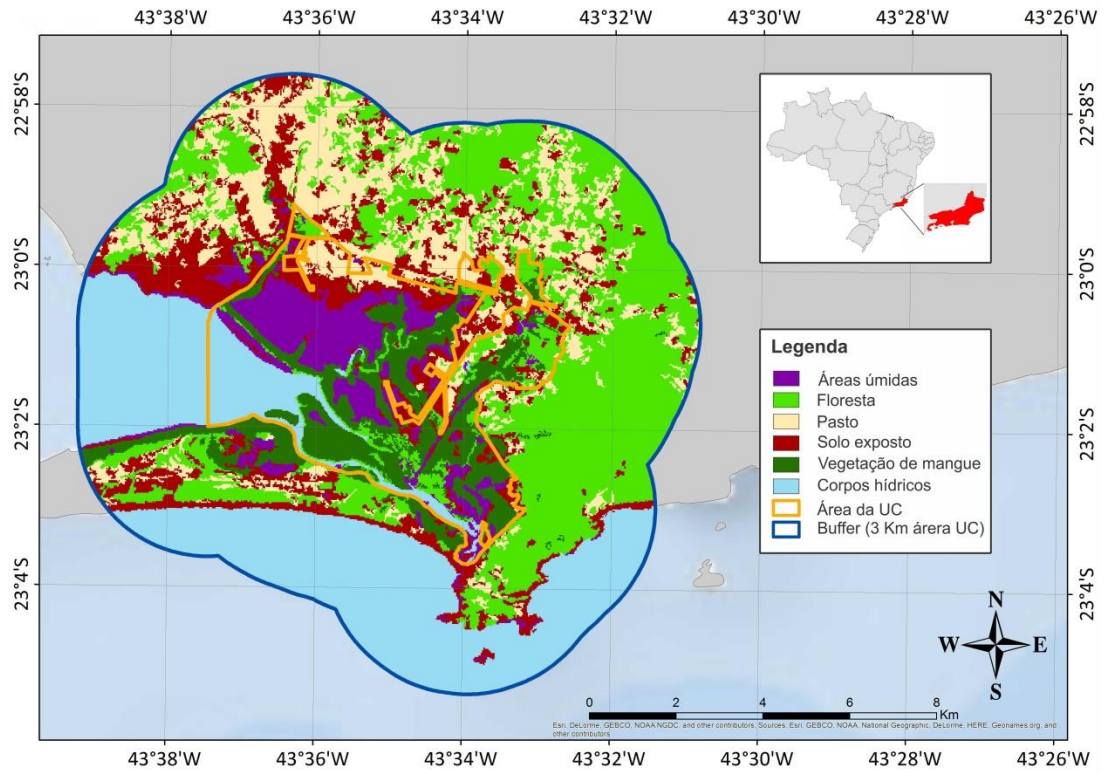
**florestas implantadas no Brasil – Uma revisão bibliográfica.** In: Ciência Florestal, Santa Maria, v. 17, n. 4, p. 409-417, out-dez. 2007

VUOLO, F.; MATTIUZZI, M.; ATZBERGER, C. Comparison of the Landsat Surface Reflectance Climate Data Record (CDR) and manually atmospherically corrected data in a semi-arid European study area. In: **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation.** V. 42, p. 1- 10. Out.2015. Austria.

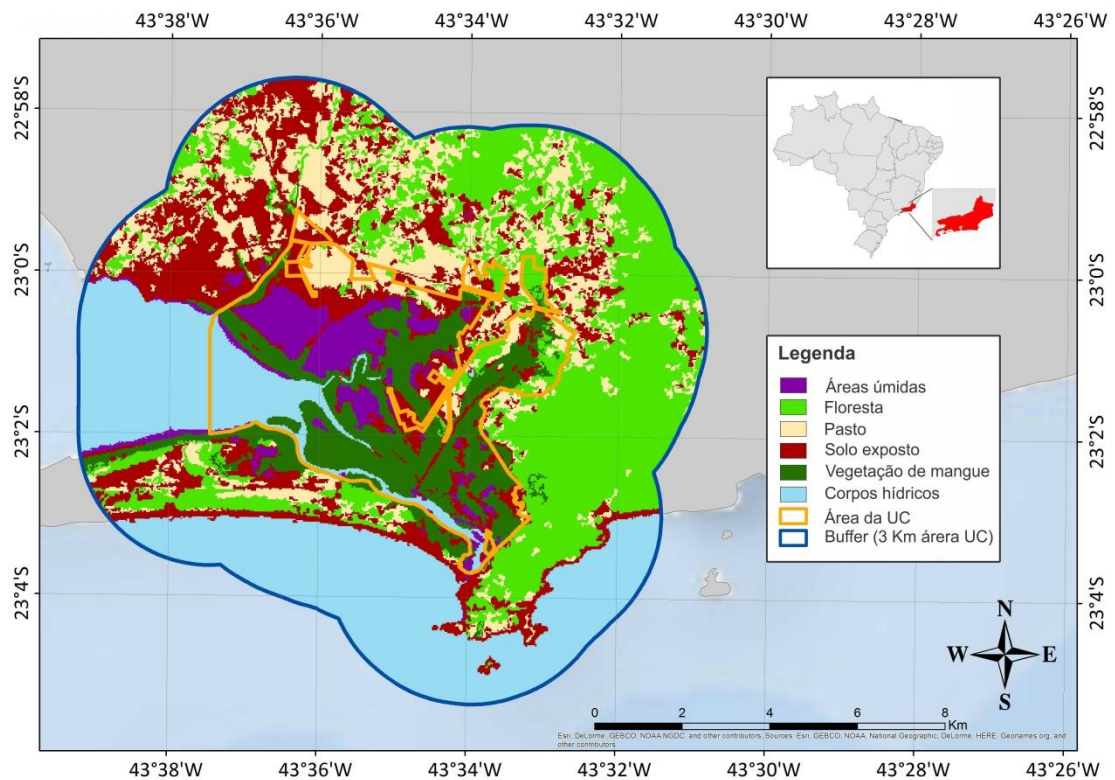
## 8. Apêndices



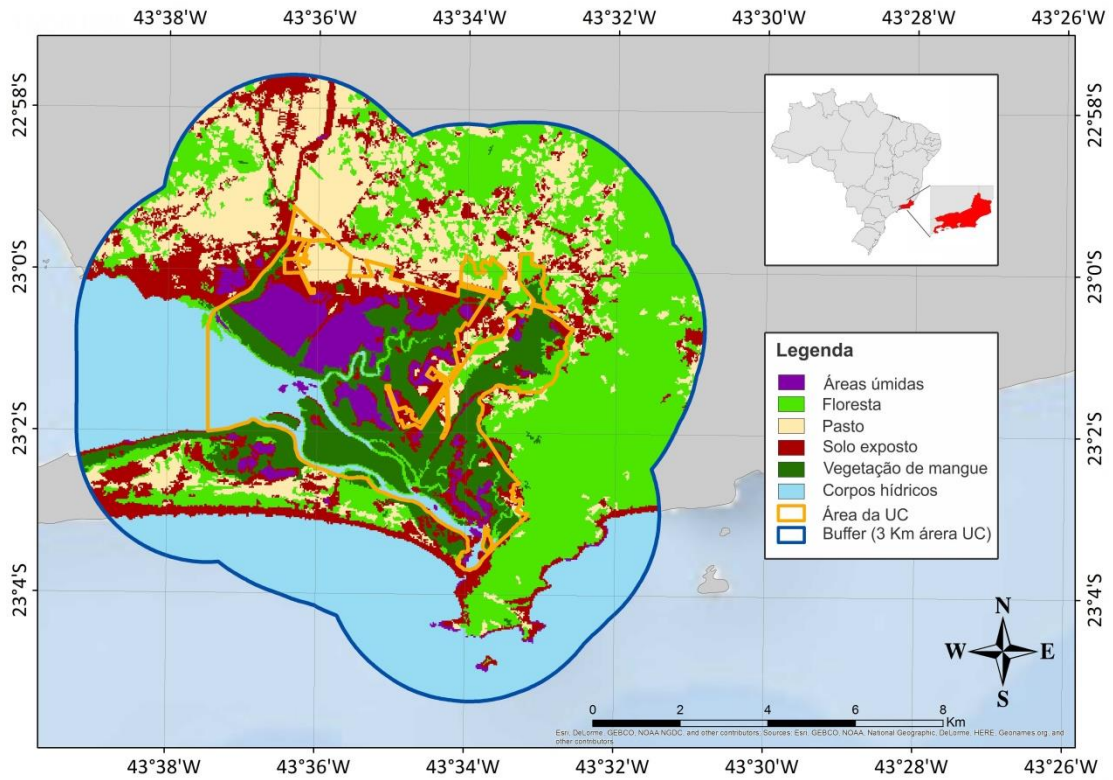
Uso e ocupação do solo para a RBG e entorno em 15 de abril de 1985



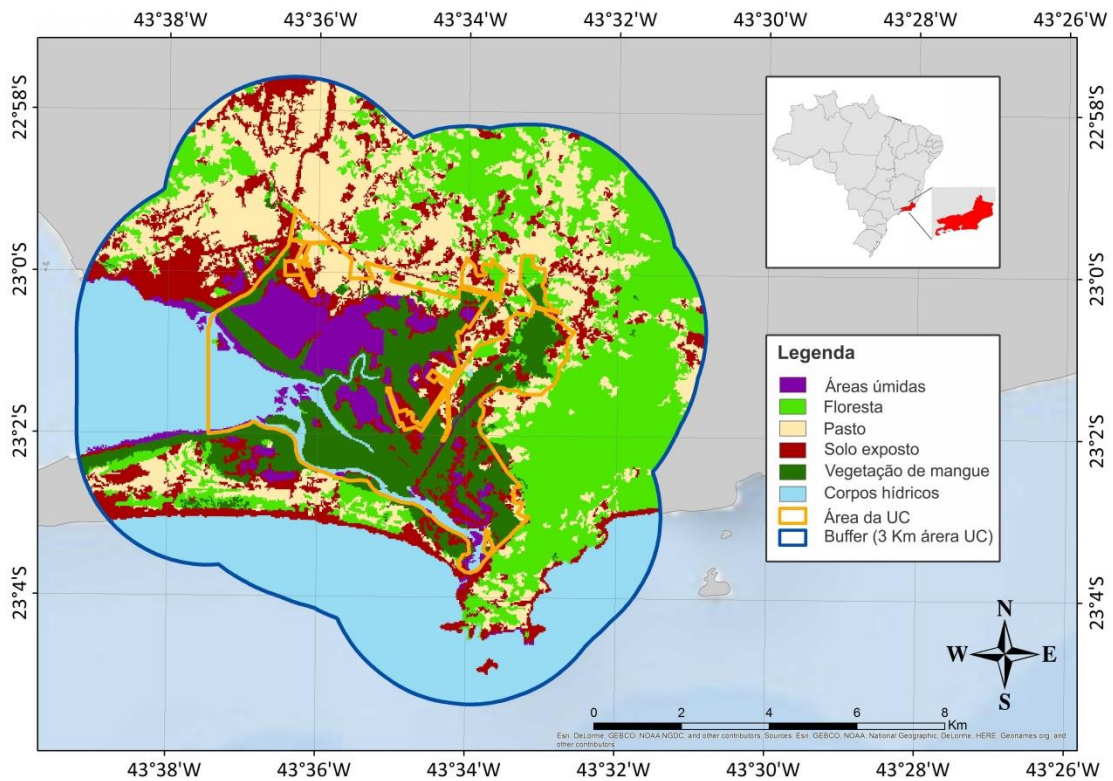
Uso e ocupação do solo para a RBG e entorno em 04 de julho de 1985



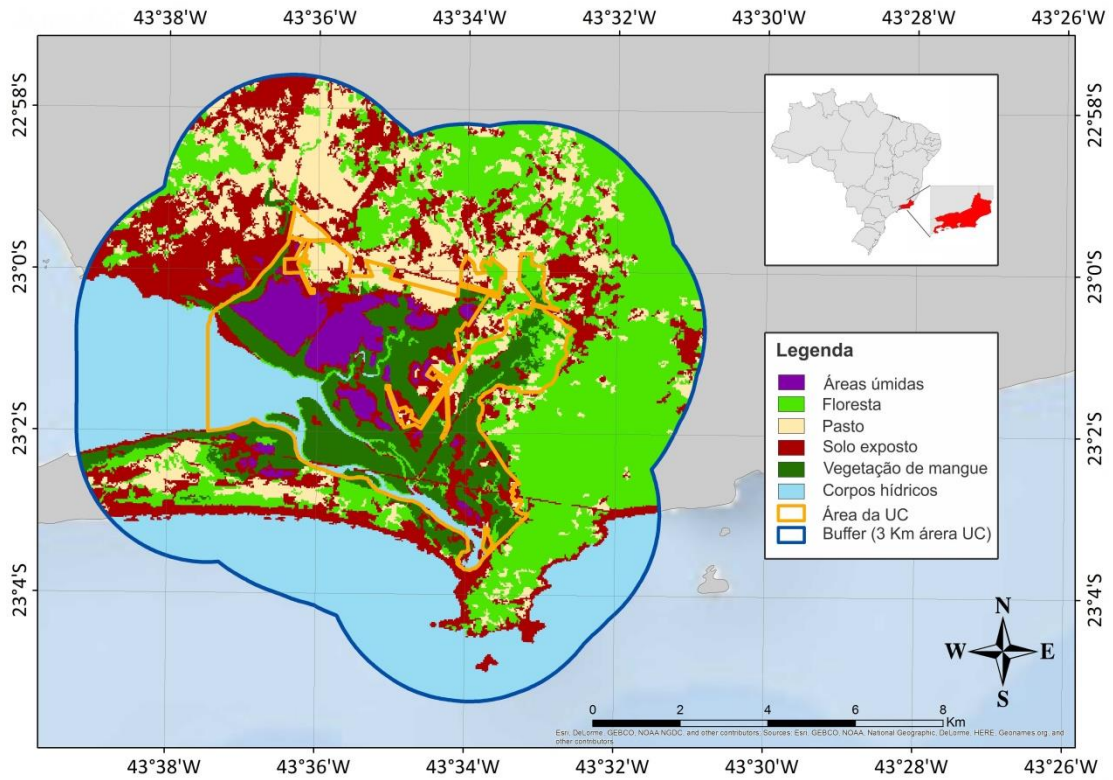
Uso e ocupação do solo para a RBG e entorno em 24 de fevereiro de 1990



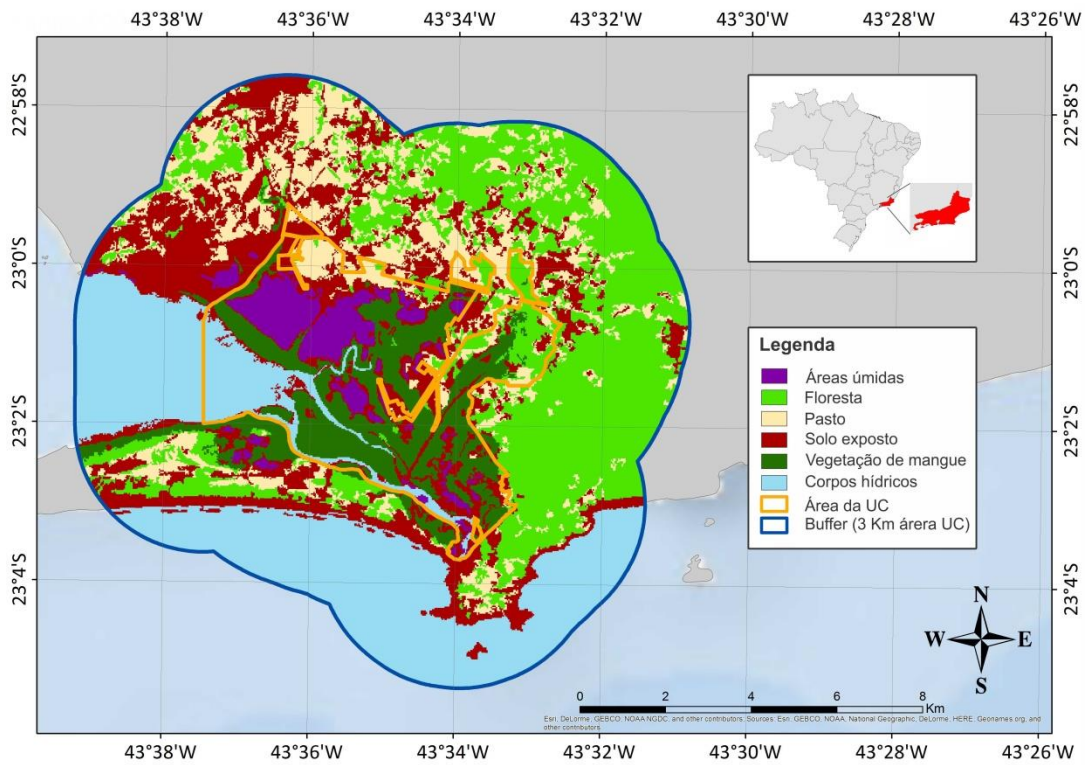
Uso e ocupação do solo para a RBG e entorno em 11 de abril de 1995



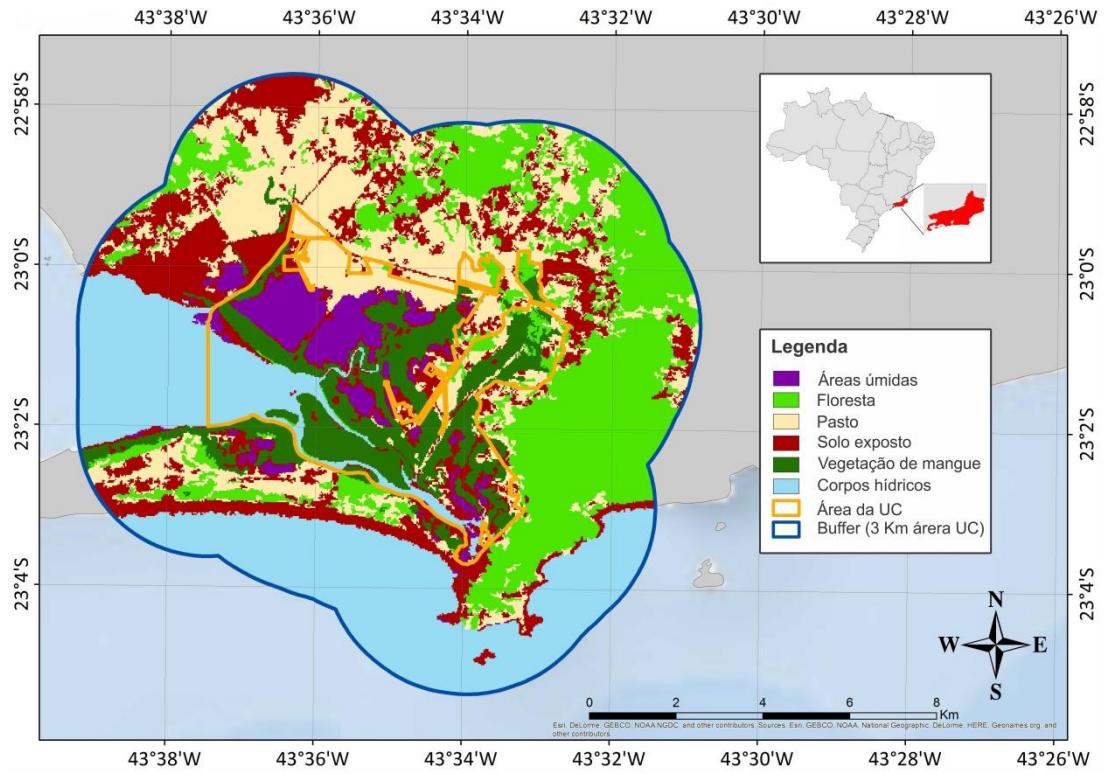
Uso e ocupação do solo para a RBG e entorno em 16 de julho de 1995



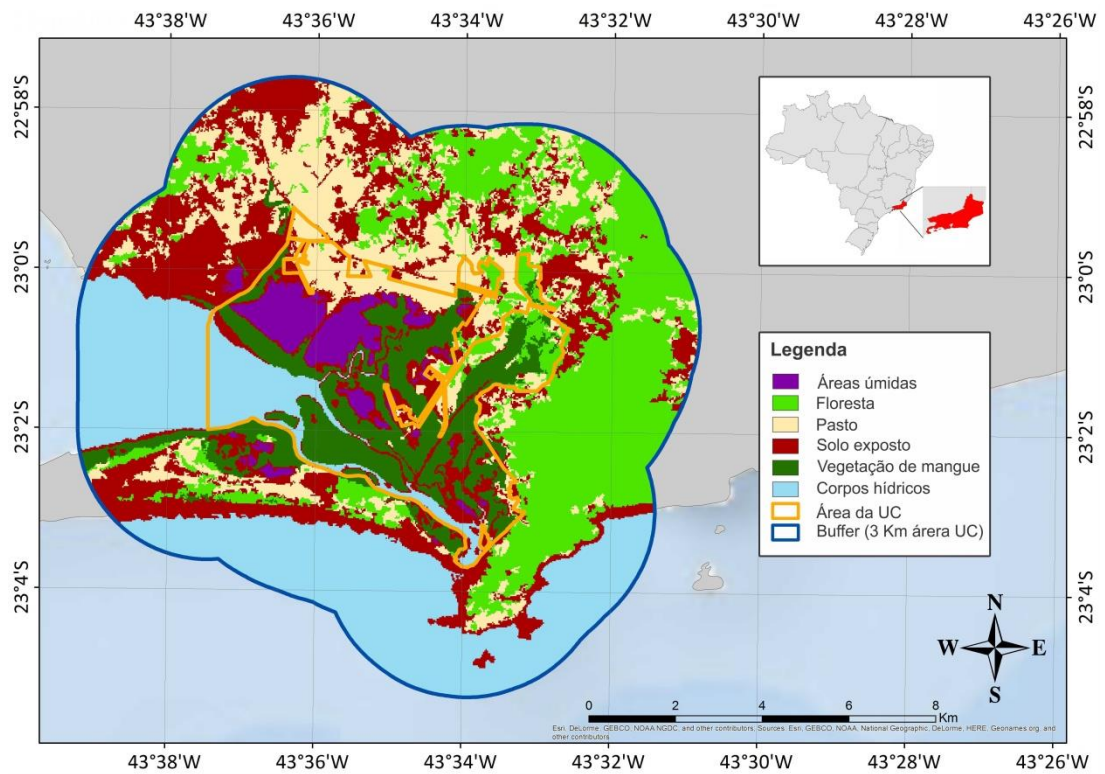
Uso e ocupação do solo para a RBG e entorno em 26 de maio de 2000



Uso e ocupação do solo para a RBG e entorno em 14 de agosto de 2000

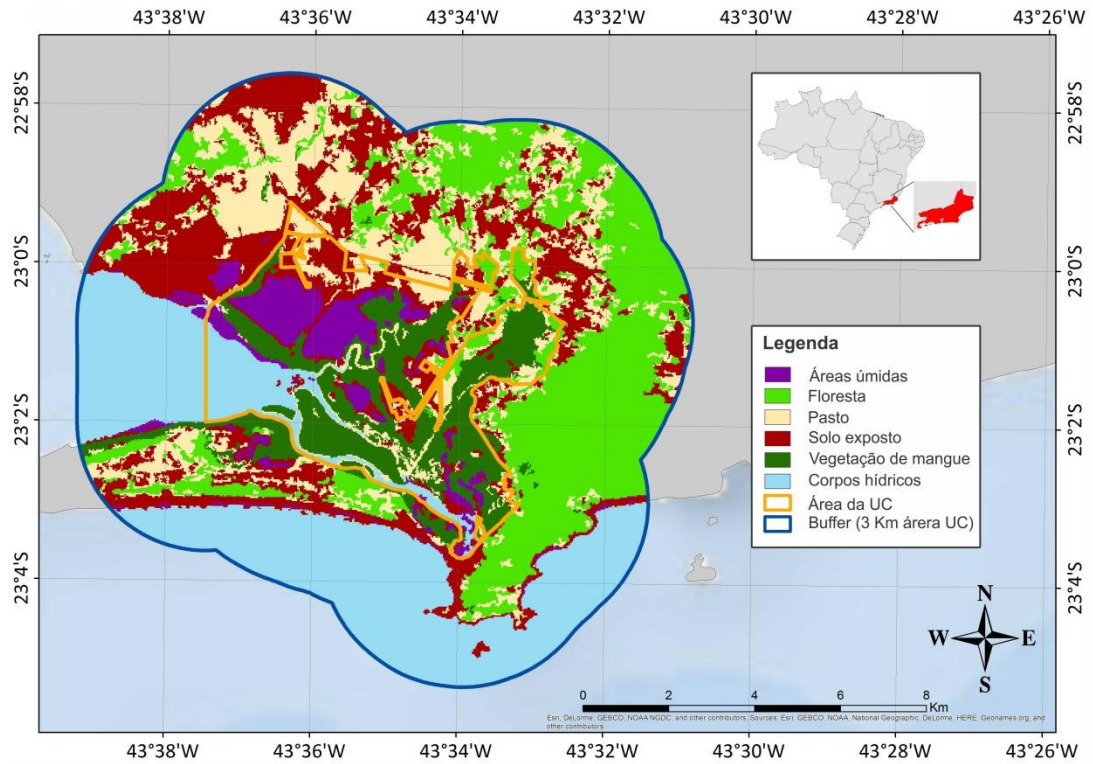


Uso e ocupação do solo para a RBG e entorno em 08 de maio de 2005

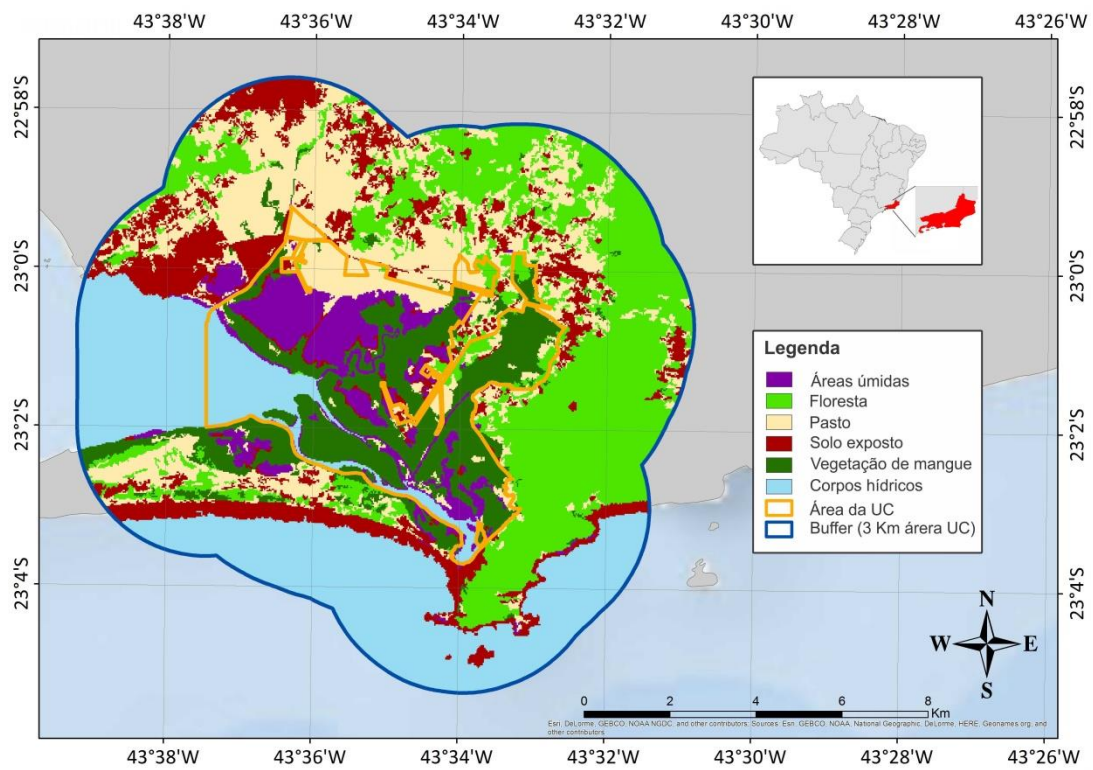


Uso e ocupação do solo para a RBG e entorno em 28 de agosto de 2005

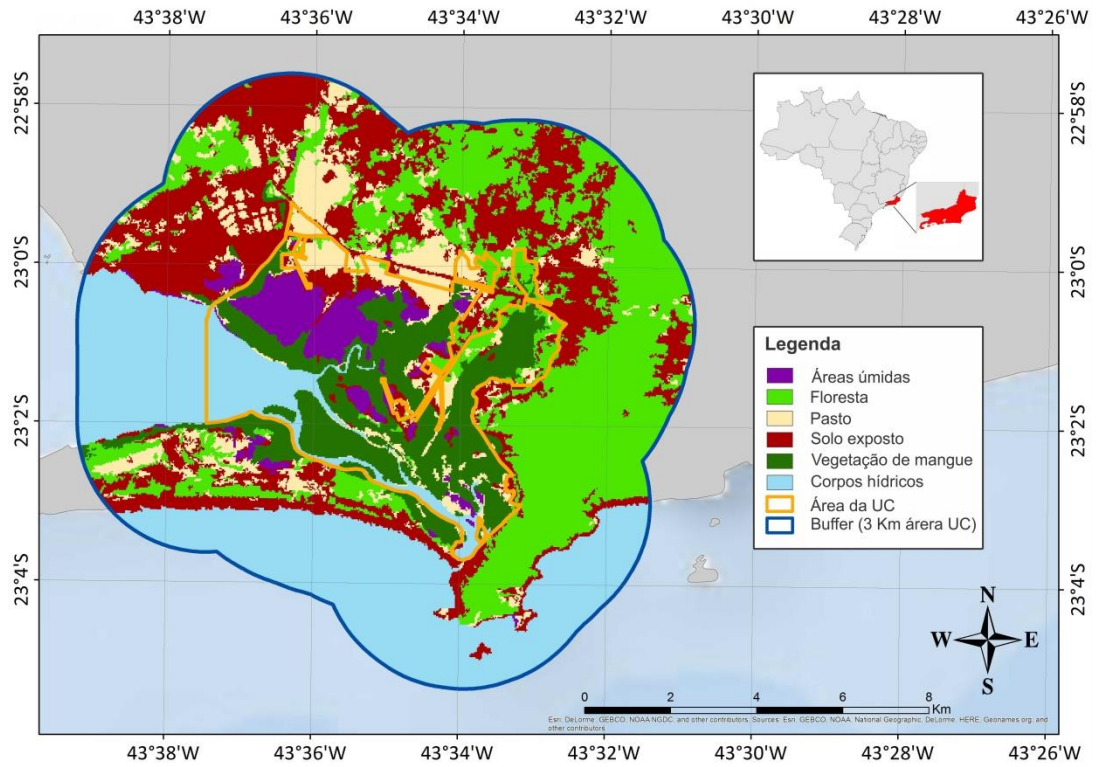




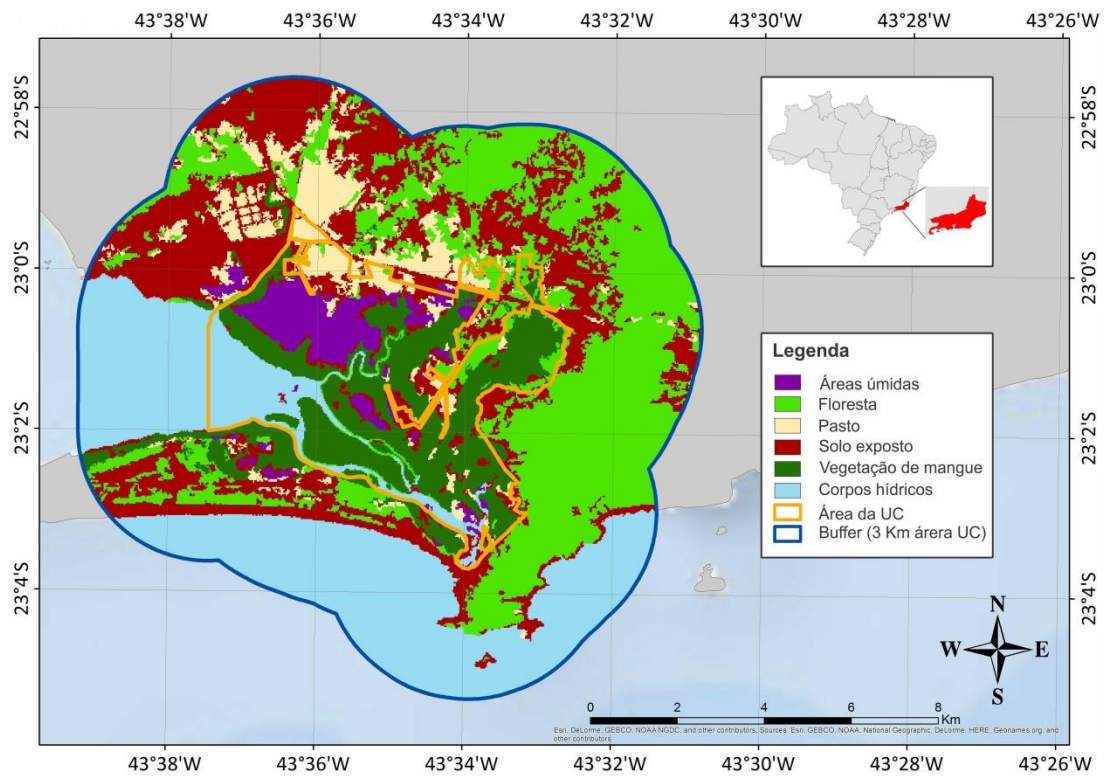
Uso e ocupação do solo para a RBG e entorno em 15 de fevereiro de 2010



Uso e ocupação do solo para a RBG e entorno em 07 de junho de 2010



Uso e ocupação do solo para a RBG e entorno em 12 de janeiro de 2015



Uso e ocupação do solo para a RBG e entorno em 05 de junho de 2015