



INSTITUTO FEDERAL DE  
EDUCAÇÃO, CIÊNCIA E TECNOLOGIA  
FLUMINENSE

Secretaria de Educação  
Profissional e Tecnológica

Ministério  
da Educação



PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA AMBIENTAL

MESTRADO EM ENGENHARIA AMBIENTAL

MODALIDADE PROFISSIONAL

USO DO SENSORIAMENTO REMOTO NA CLASSIFICAÇÃO DIGITAL  
AUTOMÁTICA DE IMAGENS DE SATÉLITE COMO SUBSÍDIO A  
IDENTIFICAÇÃO DE ESPÉCIES VEGETAIS BIOINDICADORAS DE  
QUALIDADE AMBIENTAL DE RESTINGAS:

ESTUDO DE CASO NO PARQUE NACIONAL DA RESTINGA DE JURUBATIBA -  
RJ

LEANDRO JOSÉ KUSDRA DE PINHO

Macaé/RJ

2014

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA AMBIENTAL

MESTRADO EM ENGENHARIA AMBIENTAL

MODALIDADE PROFISSIONAL

USO DO SENSORIAMENTO REMOTO NA CLASSIFICAÇÃO DIGITAL  
AUTOMÁTICA DE IMAGENS DE SATÉLITE COMO SUBSÍDIO A  
IDENTIFICAÇÃO DE ESPÉCIES VEGETAIS BIOINDICADORAS DE  
QUALIDADE AMBIENTAL DE RESTINGAS:

ESTUDO DE CASO NO PARQUE NACIONAL DA RESTINGA DE JURUBATIBA -  
RJ

LEANDRO JOSÉ KUSDRA DE PINHO

Dissertação apresentada ao programa de  
Pós-Graduação em Engenharia  
Ambiental, linha de pesquisa Avaliação e  
Gestão Ambiental, Área de atuação  
sensoriamento remoto, do Instituto  
Federal de Ciência e Tecnologia  
Fluminense para obtenção de título de  
Mestre em Engenharia Ambiental;

Orientador: Prof. *Dsc.* José Augusto  
Ferreira Silva

Coorientador: *MSc.* Carlos André Luz  
Jeronymo

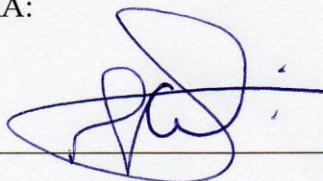
Macaé/RJ

2014

Dissertação intitulada “Uso do Sensoriamento Remoto na Classificação Digital Automática de Imagens de Satélite como Subsídio a Identificação de Espécies Vegetais Bioindicadoras de Qualidade Ambiental de Restingas: Estudo de Caso no Parque Nacional da Restinga de Jurubatiba - RJ”, elaborada por Leandro José Kusdra de Pinho e apresentada publicamente perante a Banca Examinadora, como requisito para obtenção do título de Mestre em Engenharia Ambiental pelo Programa de Pós-graduação em Engenharia Ambiental, na área de concentração de Sensoriamento Remoto, linha de pesquisa Avaliação e Gestão Ambiental do Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia Fluminense.

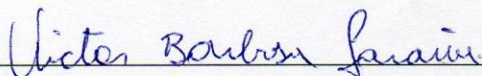
Aprovado em 28/11/2014.

BANCA EXAMINADORA:



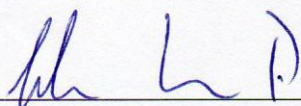
José Augusto Ferreira da Silva, Doutor em Geografia / Universidade Estadual Paulista Júlio de Mesquita Filho – UNESP

Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia Fluminense (IFFluminense)



Victor Barbosa Saraiva, Doutor em Ciências (Biofísica) / Universidade Federal Fluminense - UFRJ

Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia Fluminense (IFFluminense)



Cláudio Henrique Reis, Doutor em Geografia / Universidade Federal do Rio de Janeiro - UFRJ

Universidade Federal Fluminense (UFF)

Carlos André Luz Jeronimo, Mestre em Engenharia Ambiental / Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia Fluminense - IFFluminense

## AGRADECIMENTOS

A todos que me ajudaram nesses últimos dois anos, seu grato a todos vocês.

O suporte de todos vocês foi essencial para a conclusão dessa e sou muito grato por isso. Primeiramente a ajuda do meu orientador e Prof. José Augusto Ferreira Silva e meu coorientador Carlos André Luz Jeronymo prestaram grande ajuda tanto no conhecimento e da técnica necessárias para a realização do trabalho quanto no companheirismo e motivação para a conclusão desse projeto. Agradeço também ao Ítalo Leão que como estagiário aprendeu junto comigo o tudo isso.

Junto com eles a minha família e amigos, que nesse tempo embora não pudesse entrar comigo no dia-a-dia devido a distancia sempre fizeram tudo que podiam para me ajudar. Principalmente a Juliana Missae Morimoto que me acompanhou diversas vezes a Macaé para me ajudar, inclusive nos difíceis trabalhos de campo que foram realizados.

Agradeço também aos novos amigos que fiz pelo caminho, durante o mestrado foi possível conhecer pessoas ótimas e fico feliz de ter feito parte dessa classe.

Agradeço ao Instituto Federal Fluminense pela oportunidade de poder prestar esse curso de mestrado, assim como no apoio logístico, financeiro e pela bolsa que me foi fornecida durante a minha estadia.

## RESUMO

Existem uma necessidade crescente de métodos mais eficiente para o monitoramento ambiental. Com o avanço das geotecnologias e dos serviços de imageamento por satélites, acredita-se que seja possível a identificação de espécies bioindicadoras da qualidade ambiental utilizando-se de imagens de altíssimas resoluções e de classificadores digitais, gerando resultados com rapidez e menor custo quando comparados as metodologias tradicionais. Esse trabalho utiliza o Parque Nacional da Restinga de Jurubatiba como estudo de caso, área onde está localizada a maior restinga protegida do Brasil e que está sobre forte pressão das cidades e indústrias a sua volta. As espécies bioindicadoras utilizadas foram a *Clusia hilariana* e a *Allagoptera arenaria*.

Palavra chave: Bioindicadores, Sensoriamento Remoto, Restinga

## ABSTRACT

There is a growing necessity of more efficient ways to do environmental monitoring. With the advancement of the geotechnologies and the services of imaging by satellites, we believe that is possible to identify bioindicator species of environmental quality by utilizing very high resolution images and digital classification, generating faster results and with a lower cost when compared to traditional methodologies. This works utilizes the National Park Restinga de Jurubatiba as a case study, an area where is located the biggest restinga of Brasil and one that is under great pressure from cities and industries around it. The bioindicator species utilized where the *Clusia hilariana* and the *Allagoptera arenaria*.

Keywords: Bioindicators, Remote Sensing, Restinga

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

<b>Figura 1.</b> Foto de trecho do PARNA da Restinga de Jurubatiba.....	11
<b>Figura 2.</b> Exemplar da <i>Clusia</i> ( <i>Clusia hilariana</i> ).....	15
<b>Figura 3.</b> Exemplar da Palmeira Guriri ( <i>Allagoptera arenaria</i> ) sendo medida.....	15
<b>Figura 4.</b> Detalhe para as folhas das <i>Clusia hilariana</i> .....	15
<b>Figura 5.</b> Detalhe para as folhas da <i>Allagoptera arenaria</i> .....	15
<b>Figura 6.</b> Diferentes Bandas espectrais dos satélites <i>QuickBird</i> , <i>WoldView-1</i> e <i>WoldView-2</i> (DigitalGlobe, 2010).....	16

## LISTA DE QUADROS

**Tabela 1.** Utilização de SR para criação de diversos indicadores biofísicos baseados em índices de vegetação.....6

**Tabela 2.** Sensores disponíveis no mercado atualmente.....16

**Tabela 3.** Classes dos diferentes sítios de treinamento criados para a classificação supervisionada.....49

## LISTA DE APÊNDICES

<b>Figura 7.</b> Detalhe da Composição 671.....	62
<b>Figura 8.</b> Detalhe da KMEANS 4 Bandas.....	62
<b>Figura 9.</b> Detalhe da KMEANS 4 Bandas + <i>Red Edge</i> .....	62
<b>Figura 10.</b> Detalhe da KMEANS 4 Bandas + Amarelo.....	62
<b>Figura 11.</b> Detalhe da KMEANS 8 Bandas.....	62
<b>Figura 12.</b> Classificação KMEANS 8 Bandas.....	62
<b>Figura 13.</b> Detalhe da ISODATA 4 Bandas.....	63
<b>Figura 14.</b> Detalhe da ISODATA 4 Bandas + Amarelo.....	63
<b>Figura 15.</b> Detalhe da ISODATA 4 Bandas + <i>Red Edge</i> .....	63
<b>Figura 16.</b> Detalhe da ISODATA 8 Bandas.....	63
<b>Figura 17.</b> Classificação ISODATA 8 Bandas.....	63
<b>Figura 18.</b> <i>Boolean</i> do cluster 2 da classificação MAXLIKE 8 Bandas.....	63
<b>Figura 19.</b> Detalhe da MAXLIKE 8 Bandas com Sítio (C).....	64



<b>Figura 20.</b> Detalhe da MAXLIKE 8 Bandas com Sítio (E).....	64
<b>Figura 21.</b> Detalhe da MAXLIKE 8 Bandas com Sítio (B).....	64
<b>Figura 22.</b> Detalhe da MAXLIKE 8 Bandas com Sítio (F).....	64
<b>Figura 23.</b> Detalhe para MINDIST 8 Bandas com Sítio (C).....	64
<b>Figura 24.</b> Classificação MLP 8 Bandas.....	64
<b>Figura 25.</b> Composição <i>Red Edge</i> , Infravermelho Proximal 1 e Costal (671) usada para a identificação dos clusters.....	65
<b>Figura 26.</b> Detalhe da Classificação da ISOCLUST 8 Bandas.....	65
<b>Figura 27.</b> Identificação das algas em roxo na classificação KMEANS 4 Banda + <i>Red Edge</i> .....	65
<b>Figura 28.</b> Carta imagem da Restinga de Jurubatiba com foco na área de estudo.....	66
<b>Figura 29.</b> Imagem gradeada da localização esquerda da imagem.....	67
<b>Figura 30.</b> Imagem gradeada da localização central da imagem.....	67
<b>Figura 31.</b> Imagem gradeada da localização direita da imagem.....	67

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

CSA - *Canadian Space Agency*

DGPS - *Differential Global Positioning System*

ENVI - *Environment for Visualizing Images*

HERO - *Hyperspectral Environment and Resource Observer*

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

IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística

ICMBIO Instituto Chico Mendes de Conservação da Biodiversidade

IFF - Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia Fluminense

INPE - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais

*Kappa* - *Cohen's kappa coefficient*

MDE – Modelo digital de elevação

NASA - *National Aeronautics and Space Administration.*

NIR – *Near-Infrared*

PAN – *Panchromatic*

PARNA – Parque Nacional

pH - Potencial hidrogeniônico

RADAM - Radar na Amazônia

REM - Radiação Eletromagnética

RGB – *Red, Green and Blue.*

RJ - Rio de Janeiro

SIG – Sistema de Informações Geográficas

SIRGAS - Sistema de Referência Geocêntrico para as Américas

SNUC - Sistema Nacional de Unidades de Conservação

*SOM - Self-organizing map*

SR - Sensoriamento Remoto

UNESCO - *United Nations Educational, Scientific and Cultural Organization*

UTM - *Universal Transverse Mercator*

## SUMÁRIO

<b>ARTIGO CIENTÍFICO 1 - LEITURAS SOBRE O USO DE CLASSIFICADORES DIGITAIS AUTOMÁTICOS PARA MAPEAMENTO DE BIOINDICADORES VEGETAIS DE RESTINGAS.....</b>	<b>1</b>
1. INTRODUÇÃO.....	2
2. REVISÃO LITERÁRIA.....	3
2.1. UTILIZAÇÃO DE BIOINDICADORES.....	3
2.2. SENSORIAMENTO REMOTO DE BASES ORBITAIS.....	6
2.3. ASSINATURA ESPECTRAL.....	10
2.4. ÁREA DE ESTUDO.....	11
2.5. ESCOLHA DAS ESPÉCIES.....	13
2.6. ESCOLHA DOS SENSORES.....	16
2.7. CLASSIFICAÇÃO DIGITAL.....	17
3. CONCLUSÕES.....	19
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	21
<b>ARTIGO CIENTÍFICO 2 - CLASSIFICAÇÃO DIGITAL AUTOMÁTICA DE IMAGENS COMO SUBSÍDIO A IDENTIFICAÇÃO DE ESPÉCIES VEGETAIS BIOINDICADORAS DE QUALIDADE AMBIENTAL DE RESTINGAS: ESTUDO DE CASO NO PARNA JURUBATIBA - MACAÉ/RJ.....</b>	<b>29</b>
1. INTRODUÇÃO.....	30
2. ÁREA DE ESTUDO.....	32
3. MATERIAL E MÉTODO.....	33
3.1 MATERIAL.....	33
3.2 MÉTODO.....	33
3.2.1 ESCOLHA DO SENSOR.....	33
3.2.2 ESCOLHA DAS ESPÉCIES.....	34

3.2.3 COLETA DE DADOS DE LOCALIZAÇÃO DAS ESPÉCIES VEGETAIS.....	34
3.2.4 CORREÇÃO GEOMÉTRICA E ORTORRETIICAÇÃO.....	35
3.2.5 COLETA DE DADOS COM AUXÍLIO DOS MAPAS EM CAMPO .....	36
3.2.6 CLASSIFICAÇÕES DIGITAIS.....	37
3.2.6.1 NÃO SUPERVISIONADAS.....	38
3.2.6.2 SUPERVISIONADAS.....	40
4 RESULTADOS.....	41
4.1 CLASSIFICAÇÕES NÃO SUPERVISIONADAS.....	41
4.1.1 KMEANS.....	41
4.1.2 CLUSTER.....	43
4.1.3 ISOCLUSTE.....	44
4.1.4 ISODATA.....	45
4.1.5 MAXSET.....	46
4.1.6 FUZZY ARTMAP.....	47
4.1.7 SOM.....	47
4.2 CLASSIFICAÇÕES SUPERVISIONADAS.....	48
4.2.1 CRIAÇÃO DE SÍTIOS DE TREINAMENTO.....	48
4.2.2 PIPPED.....	49
4.2.3 MAXLIKE.....	50
4.2.4 MINDIST.....	51
4.2.5 FISHER.....	52
4.2.6 MLP.....	53
4.2.7 SOM & Fuzzy ARTMAP.....	53
5. DISCUSSÃO.....	53
6. CONCLUSÃO.....	56
REFERÊNCIAS BLIOGRÁFICAS.....	58

APÊNDICES.....62

## APRESENTAÇÃO

O uso de bioindicadores apresenta soluções para problemas existentes na área de medição de poluentes, com a capacidade de quantificar concentrações muito pequenas destes. Pode-se usar os organismos vivos presentes no local para ajudar no monitoramento do ambiente por meio de alterações quantitativas dos bioindicadores e por medições em seus próprios tecidos em que os poluentes se acumulam. Com isso, os próprios organismos se tornam indicadores da qualidade ambiental. (MARKER *et al.*, 2001; TINGEYZ, 1989)

Porém a identificação e monitoramento desses bioindicadores conta com altos custos e dificuldades nas coletas de dados. Isso ocorre devido a necessidade de um intenso trabalho de campo com pessoas qualificadas, muitas vezes em locais inóspitos e de difícil acesso.

Através da classificação digital com imagens de alta resolução já foi possível com sucesso identificar espécies vegetais através de classificações digitais automáticas. Esse processo tem a vantagem de cobrir grandes áreas forma mais ágil e com um custo razoável (CERQUEIRA; ALVES, 2010).

Com o uso de programas de Sistema de Informação Geográfica (SIG) é possível identificar os padrões espectrais dessas imagens e associá-los com as espécies bioindicadoras, de modo que seja possível facilmente fazer um levantamento da quantidade deles presentes em um local.

Novos problemas ambientais surgem com o aumento da exploração do petróleo em alto-mar e com os crescentes impactos negativos causado pelas indústrias, amplificados pela crescente população litorânea. Com isso, surge a necessidade de criação e aplicação de novos métodos de monitoramento dessas regiões (EAGLES *et al.*, 2002), que o é compostas primariamente pelo bioma da Mata Atlântica.

Dentro os impactos ambientais negativos que esses ambientes sofrem, a poluição é um dos mais sérios e ao mesmo tempo um dos mais difíceis de ser quantificado. As fontes de poluição são as mais diversas, seus impactos muitas vezes são sinérgicos e de grande extensão, com uma delimitação complexa dos seus efeitos. Além disso, são difíceis de serem observados, pois nem sempre são visíveis em uma pequena janela de

tempo, com uma relação muito distante entre a causa e o efeito de um impacto ambiental.

Dentro desse bioma, o ecossistema da restinga é um dos mais ameaçados, sendo um ambiente costeiro que sofre uma grande pressão relacionada ao crescimento urbano e industrial. O avanço muitas vezes irregular sobre a zona de amortecimento do parque e suas terras é associado em grande parte a cadeia petrolífera (serviços e exploração). Desta forma, é fundamental traçar estratégias ligadas conservação (recuperação e preservação) e a biorremediação de ambientes de restinga.

Para a proteção da restinga foi criado o Parque Nacional da Restinga da Jurubatiba (RJ), reconhecido como reserva da biosfera pela UNESCO, é o primeiro dedicado exclusivamente a sua proteção. O parque se encontra sobre pressão do crescimento urbano das cidades adjacentes de Macaé e Quissamã, e de sua crescente indústria petrolífera.

Com os avanços nas tecnologias de imageamento e nas resoluções dos sensores orbitais acredita-se que há a possibilidade de diferenciar espécies vegetais presentes na restinga, que são bioindicadores da qualidade ambiental, com o uso de uma imagem de alta resolução espacial e espectral .

O objetivo do primeiro artigo foi avaliar a possibilidade do uso da classificação digital para identificação de espécies vegetais com potencial biorremediador na referida região, por meio de imagens e classificadores digitais automáticos. A metodologia tem base no levantamento bibliográfico para verificar a existência de trabalhos semelhantes e identificar se a premissa do projeto tem apoio das pesquisas mais recentes que indiquem a viabilidade da pesquisa, a metodologia a ser utilizada e o local a ser aplicada.

O segundo artigo teve como objetivo tentar realizar a identificação de espécies *Clusia hilariana* e *Allagoptera arenaria*, através de imagens obtidas por satélite e classificadores automáticos. A metodologia foi utilizar diversos classificadores digitais supervisionados e não supervisionados com a finalidade de descobrir se algum deles é capaz realizar essa operação.





## **ARTIGO CIENTÍFICO 1**

### **LEITURAS SOBRE O USO DE CLASSIFICADORES DIGITAIS AUTOMÁTICOS PARA MAPEAMENTO DE BIOINDICADORES VEGETAIS DE RESTINGAS**

Leandro José Kusdra de Pinho

José Augusto Ferreira da Silva

Carlos André Luz Jeronymo

#### **RESUMO**

Existe a necessidade de formas mais rápidas, precisas e de baixo custo de se realizar o monitoramento ambiental. No Brasil o maior número de atividades e ocupações humanas estão localizadas na região litorânea, resultando em impactos negativos ambientais nos ecossistemas costeiros como a Restinga. Com o avanço das geotecnologias e dos serviços de imageamento por satélites acredita-se que seja possível realizar o mapeamento para o uso em monitoramento de espécies bioindicadoras por meio dessas imagens orbitais com um menor custo e uma maior eficiência que as técnicas tradicionais.

Palavra chave: Bioindicadores, Sensoriamento Remoto, Restinga

#### **ABSTRACT**

There is a necessity for faster, precise and low cost ways to do environmental monitoring. In Brazil most of the activities and human occupations are located on the coastal zone, causing environmental impacts on ecosystems like the Restinga. With the advancement of the sensors of the satellites, we believe that is possible to track bioindicators species by using satellite images with a lower cost and increased efficient than with the traditional techniques.

Keywords: Bioindicators, Remote Sensing, Restinga

## 1. INTRODUÇÃO

O litoral brasileiro é a região de maior ocupação humana do país, com a presença de 26,6% da sua população presente nessa área, totalizando cerca de 50 milhões de pessoas (IBGE, 2011). Ao longo do processo histórico de ocupação do país, a região litorânea recebeu impactos negativos crescentes que resultaram em ecossistemas altamente degradados, restando aproximadamente apenas 7,9% da Mata Atlântica (CABRAL; CESCO, 2008; Fundação SOS Mata Atlântica e INPE, 2012).

Nessa região litorânea há a presença da Mata Atlântica, com a presença dos biomas de mangue e de restinga. Estes prestam diversos serviços ecossistêmicos tais como a manutenção do clima local, fornecimento de insumos, reserva de biodiversidade, controle hídrico e sequestro de carbono. Além disso, apresentam grande potencial econômico na forma de turismo, lazer, pesquisas e reserva de biodiversidade, caso sejam devidamente utilizados e conservados (WUNDER, 2005; PAGIOLA *et al.*, 2002; FRANKLIN *et al.*, 2002; KHOURY, 2007).

Áreas protegidas foram criadas pelo Sistema Nacional de Unidades de Conservação da Natureza como medidas de contenção desses impactos negativos (BRASIL, 2000). Essa proteção, conta com amparo legal de legislações e de repasse de recursos para a proteção desses biomas (BRASIL, 1988). Sem esses locais, a tendência seria seguir um curso de degradação como já ocorrido no Brasil e em outros países desenvolvidos, resultando em diversas perdas ambientais, econômicas e sociais que afetariam negativamente o país e sua população (BALAND; PLATTEAU, 1995).

Atualmente os impactos negativos causados pela ocupação humana e atividade industrial representam problemas sérios para a conservação dos ecossistemas e biomas costeiros (Fundação SOS Mata Atlântica e INPE, 2012), como o desmatamento, uso indevido do solo, e poluição (JERONYMO, 2012; JESUS *et al.*, 2004, GUEDESA *et al.*, 2005). Mesmo as áreas protegidas se encontram próximas a indústrias pesadas e grandes cidades, não contemplam toda as áreas que necessita de proteção, com a fiscalização e o

monitoramento desses locais muitas vezes não são adequados devido a falta de recursos, grandes extensões e dificuldade de acesso.

A mensuração dos impactos negativos através dos métodos tradicionais apresenta diversos problemas: falta de recursos para monitoramento; necessidade de importação de instrumentos, manutenção, tecnologia e metodologia; dificuldade de coleta de dados devido a dificuldade de acesso e periodicidade irregulares dos impactos; e a quantidade muitas vezes elevada de recursos humanos para obtenção dos resultados.

Logo, a capacidade de medi-los com rapidez e precisão, e ao mesmo tempo diminuir seus custos tornando-os mais acessíveis, é algo que pode contribuir na gestão pública e de empresas que necessitam desses dados para controlar suas atividades (DEMAJOROVIC, 1995) .

Dentro desse pensamento existem tecnologias que podem colaborar: A utilização de espécies bioindicadoras vegetais de qualidade ambiental e de saúde do ecossistema; de classificadores digitais e do uso do sensoriamento remoto (SR) na obtenção de imagens de baixo custo, por meio de satélites orbitais, no imageamento de grandes áreas.

Com essa revisão literária buscou-se identificar as metodologias necessárias para aplicação do uso de SR para a identificação de espécies vegetais bioindicadoras nas Restingas brasileiras, assim como a identificação de sensores adequados para esse trabalho e um local propício para sua aplicação.

## **2. REVISÃO LITERÁRIA**

### **2.1 UTILIZAÇÃO DE BIOINDICADORES**

O uso de medições físicoquímicas do solo, ar e água em busca de informações sobre temperatura, potencial hidrogeniônico (pH) e concentrações de metais pesados nem sempre conseguem resultados adequados para o monitoramento da qualidade ambiental.

Entre as complicações na coleta de dados estão a sazonalidade e variações dos valores analisados, dificuldades de medição, de acesso aos locais, da impossibilidade de medir poluentes com níveis muito baixos, a quantidade de poluentes não corresponde obrigatoriamente às verdadeiras

proporções de contaminação e também problemas relacionados com a manutenção e uso dos equipamentos (VIEGAS; PRISTA, 2008; AGUIAR *et al.*, 2002; HADDAD, 2004; NICOLAU, 2002; ALVES; MORAES, 2003).

Uma alternativa que vem crescendo em uso e aceitação é a utilização de bioindicadores para monitoramento do ambiente. Se os poluentes causam efeitos sobre a biota local, um método de observar seus efeitos seria acompanhar mudanças nas próprias espécies presentes no ecossistema, pois todos os estresses ambientais são sofrido ao mesmo tempo pelos bioindicadores (MARKERT *et al.*, 2001). De acordo com Tingeyz (1989), não há indicador melhor do estado de uma espécie ou de um sistema do que eles mesmos.

Bioindicadores são definidos como qualquer resposta a um contaminante ambiental ao nível individual, medidos no organismo ou matriz biológica, indicando um desvio do *status* normal que não pode ser detectado no organismo intacto (ARIAS *et al.*, 2007). O emprego de bioindicadores, não pretende e não consegue substituir medições de concentrações ambientais de poluentes através de métodos físico-químicos, mas fornece informações adicionais referentes a efeitos sobre organismos vivos (KLUMPP *et al.*, 2001).

Com a utilização dos bioindicadores tenta-se resolver essas limitações de dados físico-químicos a partir de coletas de material abiótico, utilizando-se os próprios organismos presentes no local como um indicador da sua qualidade. Se as condições ambientais devem estar adequadas a permanência dessas espécies no local, variações da quantidade dessas espécies são indicativo que mudanças estão ocorrendo mesmo que não possam ser medidas (MARKER *et al.*, 2001).

Logo, as suas próprias presenças e alterações na quantidade dos bioindicadores são um indício da saúde do ecossistema, avaliar essas quantidades e suas mudanças é um método de monitoramento. As espécies de plantas são bioindicadores fáceis de trabalhar, uma vez que, se encontram diversas espécies com diferentes graus de vulnerabilidade aos diversos tipos de poluição (JONES *et al.*, 1995). Por não se locomoverem, dados sobre sua presença podem ser coletados através de sensores remotos.

A alta variação dos ciclos de vida das espécies vegetais apresentam também uma vantagem. Pode-se utilizar plantas com vida longa para medição de poluentes acumulados e espécies de ciclo de vida menor para uma resposta mais rápida sobre a qualidade ambiental. A perda dos bioindicadores por desmatamento também pode ser monitorada de modo eficiente, colaborando com a fiscalização e gestão desses locais (JUNIOR *et al.*, 2007).

Entretanto, mensurar alterações em suas quantidades em grande escala é um processo complicado de ser realizado manualmente pelos altos custos devido a necessidade de um intenso trabalho de campo com pessoas capacitadas, muitas vezes em locais inóspitos e de difícil acesso. Porém pode-se ter uma solução ao coletar esse dados através imagens obtidas por sensoriamento remoto e trabalhando esses dados com auxílio de classificadores digitais automáticos

Além da presença e ausência das espécies bioindicadoras e da cobertura vegetal que são indicadores da saúde e qualidade dos ecossistemas, outros tipos de informações podem ser obtidas com as mesmas imagens. É possível utilizá-las para calcular diversos outros indicadores biofísicos, como o estresse vegetal, pigmentos totais/clorofila e índices de saúde da vegetação, como demonstrado no quadro seguinte (USTIN *et al.*, 2009).

Index <sup>a</sup>	Formula	Details
Pigment		
SR	$R_{NIR} / R_R$	Index of green vegetation cover. Wavelengths, depending on sensor, e.g., NIR=845nm, R=665nm.
NDVI	$(R_{NIR} - R_R) / (R_{NIR} + R_R)$	Index of green vegetation cover. Wavelengths, depending on sensor., e.g., NIR=845nm, R=665nm.
mNDVI	$(R_{750} - R_{705}) / (R_{750} + R_{705})$	Leaf chlorophyll content
SGR	$\sum_{n=500}^{599} R_n$	Index of green vegetation cover.
PRI	$(R_{531} - R_{570}) / (R_{531} + R_{570})$	Xanthophyll light response ~ photosynthetic efficiency. Sensitive to carotenoid/chlorophyll ratio
RGR	$(R_{600-699}) / (R_{500-599})$	Anthocyanins/chlorophyll
NPCI	$(R_{680} - R_{430}) / (R_{680} + R_{430})$	Total pigments/chlorophyll
SRPI	$R_{430} / R_{680}$	Carotenoid/chlorophyll <i>a</i> content
NPQI	$(R_{415} - R_{435}) / (R_{415} + R_{435})$	Chlorophyll degradation, detects early stress
SIPI	$(R_{800} - R_{445}) / (R_{800} - R_{680})$	Carotenoid/chlorophyll <i>a</i> concentrations
PI1	$R_{695} / R_{420}$	Plant stress status
PI2	$R_{695} / R_{760}$	Plant stress status
PI3	$R_{440} / R_{690}$	Vegetation health index, chlorophyll fluorescence ratios
PI4	$R_{440} / R_{740}$	Vegetation health, chlorophyll fluorescence ratios

Quadro 1: Utilização de SR para criação de diversos indicadores biofísicos baseados em índices de vegetação (USTIN *et al.*, 2009).

A imagem adquirida permanece disponível para ser utilizada para outros fins que não seja apenas o trabalho com bioindicadores. Pode ser utilizadas em diversas finalidades, como no mapeamento de uso e ocupação das terras e monitoramento através de séries históricas. Os múltiplos usos da imagem aumenta a relação custo-benefício da sua aquisição.

## 2.2 SENSORIAMENTO REMOTO DE BASES ORBITAIS

No Brasil, o sensoriamento remoto teve seu início na 1970 com o projeto RADAM Brasil na Amazônia e no Nordeste Brasileiro com objetivo de conhecer mais sobre sua cartografia, vegetação, geologia e a natureza dos solo utilizando mapeamento aéreo por radar . Atualmente com o avanço das tecnologias de SR, é possível ter imagens de altíssimas resoluções que podem ser obtidas a baixo custo perfazendo grandes áreas.

O uso do SR é amplo e com diversos propósitos, sendo utilizado em áreas como por exemplo mapeamento da cobertura vegetal, produtividade primária, planejamento urbano, espionagem, militar e monitoramento hídrico (HARDISKY *et al.*, 1984, GLASGOW *et al.*, 2004; CONCEIÇÃO, 2011). Desde 1981 já são usados para estimar a quantidade de superfície verde, tendo aplicações práticas principalmente na agricultura e em pesquisas ecológicas (CURRAM; STEVE, 1983; MORAISA *et al.*, 2007).

Com o aumento das resoluções dos sensores orbitais, as imagens se tornaram mais nítidas e ficou possível identificar não apenas a cobertura vegetal como um todo, mas diferenciar quais são as espécies dentro dessa cobertura e até mesmo variações de uma mesma espécie. Essa tecnologia tem sido utilizada com sucesso especialmente da identificação de espécies invasoras (HESTIR *et al.*, 2008; PENGRA *et al.*, 2008; KATE *et al.*, 2011) e para melhorar agricultura (MORAIS *et al.*, 2008; LAMB *et al.*, 2008; HALLAB; WILSONA, 2013; BURKHALTER *et al.*, 2013).

Desse modo, após criada uma metodologia adequada com base na escolha do tipo correto de imagem e do classificador digital, tem como produto um método pratico, rápido e de menor custo para identificação de espécies que pode ser realizado sem a necessidade de trabalhos de campo intensos.

Com uma metodologia capaz de identificar espécies bioindicadoras pela classificação digital, acredita-se as seguintes vantagens estarão presentes: pode-se trabalhar com grandes áreas, obtêm-se resultados baseados na imagem sem a necessidade de extrapolação dos dados, menores custo. O intervalo pequeno da visita dos satélites ao local permite que novas imagens sejam adquiridas com rapidez e facilidade.

Em trabalhos de ecologia que fazem o levantamento de campo da composição vegetal, utiliza-se diversos áreas de tamanhos iguais onde composição da flora são obtidos e depois extrapolados para áreas maiores com uso da estatística. Nessa metodologia diversos erros podem acontecer, como não ter acesso a áreas remotas, usar quadrantes não representativos, erro humano na contagem, erros de metodologia e de calculo. O custo também é alto, pois envolve a utilização de diversas pessoas treinadas muitas vezes em locais perigosos ou de difícil acesso.



Os trabalhos de classificação digital assim como o levantamento em campo não apresentam uma precisão de 100%, porém é possível chegar a altos índices utilizando a imagem e a metodologia adequada. Um dos desafios na aplicação da classificação digital é descobrir esses dois fatores (WOODCOCK; STRAHLER, 1987). Para o levantamento de espécies bioindicadoras nas restingas brasileiras, não foi encontrado nenhum estudo sendo realizado com uma metodologia deste gênero. Logo, uma metodologia adequada as condições das restingas brasileiras poderia ser criada no Laboratório de Geomática do IFFluminense.

No trabalho de Nagendra *et al.* (2010) foram comparadas imagens de média resolução, do *Landsat 7*, com imagens de alta resolução, do *Ikonos 2*, para o mapeamento da diversidade vegetal. O *Landsat* tem resultados melhores, pois homogeniza grandes áreas (900m<sup>2</sup>). Entretanto nas imagens do *Ikonos* (16m<sup>2</sup>) ocorrem dificuldades devido variações como sombras e árvores sendo compostas por mais de um *pixel*, aumentando a diversidade dos píxeis e ocultando padrões. As imagens do *Landsat* são adequadas para mapeamento da cobertura vegetal e mapeamento de biodiversidade em grandes áreas, porém elas não conseguem identificar as espécies e mapear com a mesma precisão de um sensor de maior resolução, tal como a do *Ikonos*.

No uso de imagens com o propósito de identificar espécies, há uma discussão sobre o uso de sensores hyperespectrais<sup>1</sup> com muitas bandas e baixa resolução espacial, como o *EO-1 Hyperion* que apresenta 220 bandas espectrais e 30 metros de resolução (fonte), em comparação com sensores com menos bandas mas de resolução espacial melhor, como o *QuickBird*<sup>1</sup> que apresenta apenas 4 bandas, três com 2,4m (RGB) e uma 0,6m (PAN) (CARTER *et al.*,2009).

De acordo com Carter *et al.* (2009), a resolução de 30m do *Hyperion* não permite distinguir as espécies, pois o padrão espectral fica misturado com o de outras plantas dentro de cada pixel, de modo que o sensor com 2,5m de resolução do *QuickBird* obtêm resultados melhores.

No estudo de Gil *et al.* (2011) com o uso de imagens de alta resolução do *IKONOS-2* conseguiu-se classificar com sucesso a cobertura vegetal de áreas de proteção da ilha de São Miguel. A ilha contém alta diversidade com

mais de 1000 táxons, que foram classificados como mata nativa e três espécies (*Cryptomeria japonica*, *Pittosporum undulatum* e *Clethra arborea*) que foram classificadas separadamente. Foram utilizados quatro diferentes tipos de classificação, no qual todos tiveram uma índices gerais de correlação alto, com o maior *Kappa*<sup>1</sup> atingindo 0.74. Somente em três combinações das oito classes obtiveram um baixo índice de correlação, de modo que o mapeamento da cobertura vegetal com esse tipo de imagem se provou efetivo tanto na precisão quanto no custo, úteis para um monitoramento contínuo, levantamento da vegetação e avaliação de ecossistemas insulares. O autor acredita ainda que a precisão poderia melhorar aumentando o número e qualidade dos sítios de treinamento, e utilizando outras informações como tipo de solo, elevação, distancia de corpos hídricos e geologia (GIL *et al.*, 2011).

Um estudo de Underwood *et al.* (2006) que comparou os diferentes tipos de resolução espacial e espectral mostra que é possível chegar a resultados com bom índice de correlação com sensores de 4m de resolução espacial e seis bandas espectrais dependendo do tipo de planta e da sua distribuição, obtendo uma média de 42,22%, com valores variando de 8,20% até 77,78% dependendo da espécie. Nesse estudo não foi feito um trabalho de classificação complexo devido a ter como objetivo a comparação de diferentes imagens, utilizando apenas uma análise de componente principal e uma análise de *minimum noise factor*.

Logo, para se ter bons resultados na identificação de espécies com distribuições heterogêneas e alta biodiversidade é recomendado que as plantas estejam contidas em alguns píxeis para se ter uma assinatura espectral sem interferência. A vegetação da restinga brasileira se encaixa nesses parâmetros, e conta com espécies de porte pequeno e médio, de forma que um sensor com altíssima resolução espacial que atenda a essas especificações.

Devido a diversidade de espécies, acredita-se que várias irão apresentar porte suficiente ou estarão agrupadas de modo que possam ser registradas pelos sensores, assim contribuindo para que haja diversas opções de espécies nativas disponíveis que possam ser utilizadas como bioindicadores.

---

<sup>1</sup> Uma medição estatística para correlacionar classes internas que leva em conta a chance da correlação ter acontecido ao acaso.

Com a utilização de diferentes metodologias para cada uma das imagens seriam obtidos resultados diferentes, com diferentes índice de acerto, visto que a escolha do tipo e parâmetros da classificação é uma etapa importante do processo. Descobrir quais dessas metodologias é capaz de obter maiores índices de acerto é uma das maiores dificuldades desse processo.

Desse modo a grande diversidade florística do local poderia contribuir de modo a achar uma espécie que possa ter altos valores de correlação na imagem. Devido a diferentes padrões espectrais e tipos de distribuição, haveria várias possibilidade de se encontrar bioindicadores funcionais para esses tipo de trabalho.

### **2.3 ASSINATURA ESPECTRAL**

Para identificar as espécies por meio das imagens serão utilizados classificadores digitais que tem como objetivo isolar os padrões espectrais de refletância que serão capturado nas diversas bandas presentes no satélite, de modo espécies desejadas que possam ser localizadas por apresentar padrões diferentes dos outros elementos da imagem.

As espécies objetos de estudo estarão representados por píxeis nessa imagem que são as informações que os satélites coletou em orbita. Esses píxeis deverão apresentar padrões espectrais próximos devido a plantas da mesma espécie terem padrões de refletância similares. Caso seja possível identificar esse padrão, seria possível localizar outros semelhantes e atribuí-los como sendo da mesma espécie.

É necessário realizar um estudo para descobrir se e possível separar esses padrões espectrais das outras plantas a sua volta, se a resolução (espectral e espacial) do sensor é adequada, e qual dos métodos de classificação existentes apresentam uma melhor taxa de correlação.

Essa técnica vem sendo utilizada para realizar a identificação da cobertura vegetal em nível de espécie, e foi utilizada em diversos trabalhos com sucesso, porém não aplicada com sucesso no ambiente de restinga. Os trabalhos foram realizados principalmente na identificação de espécies invasoras (ASNER *et al.*, 2007; HE *et al.*, 2011), porém acredita-se que a

mesma técnica possa ser aplicada para a identificação espécies presentes na restinga.

Para isso, seria necessário apenas que classificador digital fosse capaz de reconhecer as espécies escolhidas.

## 2.4 ÁREA DE ESTUDO

Entre as 21 possíveis áreas de restingas presentes no Rio de Janeiro, o PARNA da Restinga de Jurubatiba foi escolhido como a mais adequada para um possível reconhecimento de espécies bioindicadoras através da classificação digital automática de imagens. A escolha foi pautada: na presença de espécies bioindicadoras que possam ser identificadas por sensores orbitais de altíssima resolução; na amplitude da área de vegetação de restinga; e na importância ecológica desta formação na região de estudo.

Ele conta com proteção integral (Brasil, 1998), é considerado patrimônio de biodiversidade pela UNESCO e conta com diversos anos de pesquisas já realizadas no local. Das 21 restingas restantes no Brasil que totalizam 105,285ha, ela é a maior com 25,141ha (ROCHA *et al.*, 2007).



Figura 1: Foto de trecho do PARNA da Restinga de Jurubatiba.

Localizado entre Macaé e Quissamã, no norte do estado do Rio de Janeiro, o PARNA tem área de 14.867,28 hectares e é o único dedicado inteiramente a proteção da restinga. Ele apresenta 44 Km de praias com a presença de 18 lagoas costeiras (ICMBIO, 2013). O parque é na realidade um

conjunto de ecossistemas diferenciados com elevada biodiversidade e grande fragilidade ecológica, podendo ser encontrado no local as espécies pertencentes a Mata Atlântica, Restinga, Sertão Nordestino e da floresta Amazônica (PINTO, 2008).

Nos estudos de Rocha *et al.* (2007) que trabalharam as restingas com as restingas do Rio de Janeiro, foram identificados na restinga 14 fontes de degradação, sendo as mais importantes delas: a remoção da vegetação para desenvolvimento imobiliário, o estabelecimento de espécies vegetais exóticas, a alteração do substrato original e a coleta seletiva de espécies vegetais de interesse paisagístico. Todas as áreas de restinga apresentam porções com áreas degradadas devido à intensa pressão antrópica com elevada perda de habitat e ocorrência de espécies endêmicas e/ou ameaçadas de extinção de vertebrados nas restingas. Esse ecossistema e suas espécies estarão em um crescente curso de degradação e perda de habitat caso não sejam tomadas medidas.

Esse PARNA se encontra em uma situação de constante pressão pelo crescimento das cidades de Macaé e Quissamã. Embora seja uma unidade de conservação integral, ele sofre com problema semelhante que ocorre com outras vegetações de restinga ao longo do litoral brasileiro, onde áreas restantes de vegetação sobrevivem ao lado do crescimento de grandes cidades.

O estudo da área também é incentivado pelo governo e pela UNESCO visando o maior entendimento e visibilidade desse ecossistema. Esse local também já é previamente estudado sob diversos aspectos, colaborando com o desenvolvimento desse trabalho na forma de dados e literatura abundante. As novas metodologias de monitoramento de bioindicadores poderão contribuir com sua proteção com o estudo e monitoramento desses locais.

Em relação a poluição, a cidade de Macaé cresceu economicamente 600% nos últimos 10 anos (COUTINHO, 2012), um dos maiores do país, atraindo uma nova população que aumentou mais rapidamente que os serviços de saneamento, resultando em efluentes domésticos sendo lançado no meio ambiente sem tratamento.

Sua indústria, principal responsável pelo crescimento, tem um alto potencial poluidor e gera diversos tipos de impactos ambientais negativos. Ela consiste principalmente na logística de produção e no refino do petróleo e derivados, que necessita de maquinário pesado e de empresas de serviços. A extração em alto mar no Brasil tem como logística a cidade de Macaé, com 45 plataformas na bacia de Campos, alto tráfego de navios e dutos, que possibilitam um potencial risco de vazamentos.

Nos últimos anos foram noticiados diversos vazamentos de petróleo que geraram danos ambientais e sociais na região. Danos ambientais e aos trabalhadores da região. Além de vazamentos de maior porte como o da Chevron de 2011 que resultou em 361,6 mil litros de petróleo, diversos vazamentos de menor porte que acontecem com frequência, como o da Petrobras de 108 L em 2013. Em um levantamento no site do IBAMA, foram encontrados para 2012 quatro ocorrências de vazamento de petróleo na bacia de campos e inúmeros vazamentos do ducto de água de produção da Petrobras que atravessa o PARNA (GOVERNO BRASILEIRO, 2011; IBAMA, 2012; FERREIRA *et al.*, 2005).

Trabalhos com o potencial biorremediador de espécies nativas da restinga já estão sendo estudados Laboratório de Ecotoxicologia e Microbiologia Ambiental de Cabo Frio, verificando e quantificando a capacidade de rizorremediação de solo para metabolizar compostos tóxicos como o hidrocarboneto de petróleo (ANDRADE *et al.*, 2012).

Sua flora é de porte pequeno e médio, explicado em parte pelas condições hostis no local que gera vários fatores limitantes que dificulta a presença de grande espécies vegetais. Entre eles estão a falta de nutrientes, alta salinidade, ventos fortes e solos arenosos.

Este fator é importante pois deve ser levado em conta na hora da escolha da resolução do sensor. Devido a heterogeneidade causada pela alta diversidade o porte das plantas, a utilização de sensores de altíssima resolução é adequada quando se tem como objetivo fazer uma separação a nível de espécies nessas condições.

## 2.5 ESCOLHA DAS ESPÉCIES

Com o levantamento bibliográfico das espécies presentes na região, seus papéis ecológicos e a sua presença na restinga brasileira, duas espécies surgiram como principais candidatas: a Clúsia (*Clusia hilariana*) e a Palmeira Guriri (*Allagoptera arenaria*). Elas duas são espécies com ampla distribuição na restinga do Rio de Janeiro, com porte e distribuição considerados adequados para a realização desse estudo e foram observadas em quantidade adequada para a realização do trabalho no PARNA da Restinga de Jurubatiba.

Os indivíduos adultos de ambas espécies chegam a tamanhos maiores que dois metros. Elas são distribuídas após a faixa de areia junto com a vegetação da restinga, ocorrendo tanto indivíduos separados quanto pequenas populações agrupadas.

Por serem espécies nativas da restinga, sua presença pode ser considerada um bioindicador da qualidade desse ecossistema. Sua distribuição ao longo da costa brasileira permite que uma vez a metodologia de identificação tenha sido consolidada seja possível reuplicar em outras áreas de restinga no Brasil.

De acordo com Fernandes (2007), a *Clusia* está distribuída por toda costa brasileira. A espécie *hilariana* possui a seguinte taxonomia: “folhas obovadas e crassas, suas flores são totalmente brancas, ou brancas com interior rosa, ou totalmente rosas, o estigma e os estames são amarelo claro, o botão floral é esverdeado e o fruto jovem é verde amarelado ... *C. hilariana*, por ser do tipo crassifoliado, deriva diretamente de *C. lanceolata*.”

De acordo com o estudo de Montezuma e Araujo (2007) realizado na Restinga de Jurubatiba, “O grande número de indivíduos com baixos valores de área basal pode ser um indicativo da recente colonização das moitas. A presença de *Allagoptera arenaria* e o predomínio de moitas de pequeno a médio porte corroboram esta hipótese, sugerindo a ocorrência de alguma perturbação recente que pode ter acarretado este resultado nesta fitofisionomia.”.



Figura 2 (A): Exemplar da Clusia (*Clusia hilariana*).

Figura 3 (B): Exemplar da Palmeira Guriri (*Allagoptera arenaria*) sendo medida.

Figura 4 (C): Detalhe para as folhas das *Clusia hilariana*.

Figura 5 (D): Detalhe para as folhas da *Allagoptera arenaria*.



## 2.6 ESCOLHA DOS SENSORES

Dentro dos satélites disponíveis, existem poucos comercialmente acessíveis com resoluções espaciais altas suficientes para a realização de mapeamento da precisão proposta, como pode ser visto no quadro seguinte.

Nome	PAN	Espectrais	Lançamento
WorldView-2	0.46m	1.84m, 8 bandas	2009
WorldView-1	0.50m	Não apresenta	2007
QuickBird	0.61	2.44m, 4 bandas	2001
GeoEye-1	0.41m	1,65m, 4 bandas	2008
IKONOS	0.82m	3.20m, 4 bandas	1999
LANDSAT-8	15m	30m, 8 bandas	2013
HERO	30m	30m, 220 bandas	2010
Earth Observing-1	60m	60m, 200+ bandas	2000

Tabela 1: Sensores disponíveis no mercado atualmente. (DIGITALGLOBE, 2013; USGS, 2013; NASA, 2013, NIEMEYER, 2010)

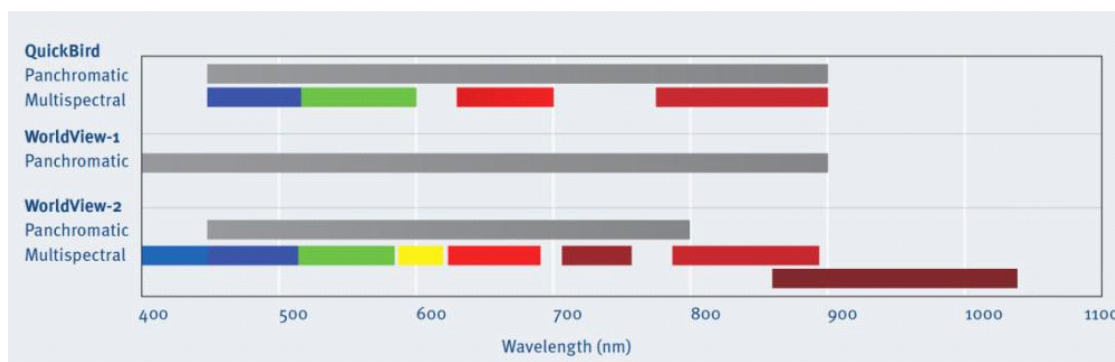


Figura 6: Diferentes Banda espectrais dos satélites *QuickBird*, *WorldView-1* e *WorldView-2* (DIGITALGLOBE 2010).

Dentro dos satélites disponíveis no mercado, *WorldView-2* apresenta as melhores resoluções. Ele tem uma banda panchromática de 0.46m de resolução e oito bandas espectrais com 1.84m de resolução. A altíssima resolução espacial, associada com 8 bandas o tornaria ideal pra esse tipo de trabalho. Algumas de suas bandas foram projetadas com o objetivo identificar características da vegetação, o que pode contribuir para a localização de bioindicadores e discriminação entre as espécies (DIGITAL GLOBE, 2010).

O Satélite *GeoEye-1* é uma opção viável com uma resolução espacial um pouco maior, com uma PAN de 0.41m e espectrais de 1,65m. Apresentam porém apenas 4 bandas espectrais (RGB+NIR), de modo que na resolução espectral não é alta, o que poderia diminuir a precisão da classificação digital (SATMAP, 2013).

O *QuickBird* também é uma possibilidade para esse tipo de trabalho, com uma resolução espacial menor de 0.60m na PAN e 2.4m nas espectrais. Seus sensores tem apenas quatro bandas semelhantes a do *GeoEye-1*, resultando nas mesmas dificuldades.

Outra satélite que pode ser considerado é o *IKONOS*, com resoluções de 1 m na PAN e 4m nas espectrais (RGB+NIR). Essa resolução estaria no limite, reduzindo a quantidade de bioindicadores que podem ser trabalhados. Parte considerável das plantas da Restinga estão abaixo dessa resolução, dificultando a classificação especialmente com vegetação heterogênea. Mesmo espécies como *Clusia*, muitos dos indivíduos presentes não estão nesse porte, sendo inferiores a 4m, e com isso gerando píxeis compostos que resultam em menores índices de correlação.

Entre os satélites hiperespectrais existem os HERO da CSA e *Earth Observing-1* da NASA, que apresentam alta resolução espectral com mais de 200 bandas com poucos nanômetros de variação. Porém ele apresentam resoluções espaciais baixas de 30m e 60m respectivamente, não adequadas para a classificação de espécies (BERGERON *et al.*, 2008; HOOK. 2010).

Do mesmo modo satélites da série *LANDSAT*, o modelo mais recente lançado em 2013 conta 9 bandas espectrais com resoluções de 30 metros e uma PAN de resolução de 15m. O foco desses satélites é fazer varredura e coleta de dados em grandes áreas, com a resolução espacial não sendo adequada a um trabalho que necessita de altíssima precisão.

## **2.7 CLASSIFICAÇÃO DIGITAL**

A classificação digital automática de imagens visa elaborar um mapeamento que relacione as propriedades extraídas de amostras com um conjunto de rótulos (classes). Os algoritmos que visam estabelecer o

mapeamento entre as propriedades das amostras e o conjunto de rótulos são denotados algoritmos de classificação ou classificadores (PEDRINI; SCHWARTZ, 2008)

A análise dos *pixels* de uma imagem pode ser realizada com o uso de diversos classificadores diferentes. Cada um deles tem sua própria função matemática para decidir como os *pixels* serão agrupados de forma a serem considerados como semelhantes. Esse processo é denominado classificação automática.

Como cada um usa um método diferente de fazer a análise, pode-se chegar a resultados diferentes com cada um deles. Testar diversos modelos e decidir sobre qual utilizar dependendo das dificuldades é um processo importante para garantir que se tenha índices maiores de acerto. Diferentes modos de lidar com a variabilidade dos *pixels* leva a diferentes modos de classificar as imagens (SOOFI, 2005)

Existem também, dentro de cada modelo de classificação, diversos parâmetros que podem ser alterados, desde quantidade de *clusters* até a definição de sítios de treinamento. A descoberta de quais os parâmetros são mais adequados a um problema é parte integral da pesquisa.

A classificação subdivide-se em não supervisionada e supervisionada, conforme o algoritmo que será aplicado. Ambos os casos demandam duas fases: a do treinamento e a da classificação (MOREIRA, 2003). No primeiro caso, toda correlação entre os *pixels* é realizada pelo programa. Já no segundo caso, o ele recebe sítios de treinamento, que são locais que o operador define áreas nas quais existem os padrões desejados que o programa utilizara na busca de padrões semelhantes de assinatura espectrais.

Os locais escolhidos para a classificação supervisionada devem ser coletados em campo com GPS geodésico, de modo que quando a imagem georreferenciada que será seja possível localizar com alta precisão as espécies vegetais que serão utilizadas, garantindo a precisão na criação dos sítios de treinamento.

O *IDRISI Taiga* é adequado ao objetivo do trabalho por conter diversos classificadores que podem ser utilizados. Entre os supervisionado temos os PIPED, MINDIST, MAXLIKE, SEGCLASS, KNN e FISHER. Os não

supervisionadas temos as CLUSTER, ISOCLUSTER, ISODATA, KMEANS, MAXSET. Existem também classificações por redes neurais, MLP, SOM, Fuzzy ARTMAP e CTA.

O processo de segmentação, no qual os píxeis são agrupados previamente antes da análise também podem gerar resultados, logo deverão ser testados. São encontrados três módulos no IDRISI, SEGMENTATION, SEGTRAIN, SEGCLASS.

Dentro dos trabalhos consultados, existem uma gama diversa de técnicas e programa utilizados, que mostra a necessidade de adequação da metodologia para o cenário brasileiro.

Por fim, a comprovação com áreas de testes georreferenciadas em campo para auxiliar o tratamento estatístico do resultado. Com isso, a porcentagem de acerto de cada um dos modelos testado pode ser comprovada.

### **3. CONCLUSÕES**

- é possível identificar espécies vegetais específicas através da classificação digital automática de imagens em diversos ecossistemas;
- Foi possível detectar e avaliar através do levantamento parcial da bibliografia corrente uma carência de pesquisa sobre a temática no Brasil e na região de Restinga;
- Existem espécies nativas de restinga que podem ser utilizadas como bioindicadores da qualidade ambiental;
- A resolução espacial do sensor do satélite é um fator importante, com a necessidade de resoluções que estejam de acordo com o tamanho das plantas. Devido ao porte médio/pequeno da vegetação de restinga, sensores de altíssima resolução são recomendados;
- Tanto a resolução espectral quanto a espacial são importantes, pois ambas ajudam a discriminar as diferentes espécies. *WorldView-2*

seria um satélite ideal para o estudo, porém outros sensores de menor resolução como *QuickBird* ou *GeoEye* podem ser adequados.

- A obtenção de imagens de satélite pode ser realizada de forma rápida e barata quando comparada ao método atual de visita de campo. Isso permite monitoramentos melhores, e mais constantes, com menor custo e risco;
- Pode-se trabalhar com grandes área com dados reais, em quanto com o trabalho de monitoramento em campo se utiliza quadrantes cuja informação é extrapolada;
- Com uma série histórica é possível ver a modificação das espécies estudadas ao longo do tempo e realizar o monitoramento de seus indivíduos caso seja possível identificá-los;
- Dados adicionais como tipo de solo, elevação, distancia de corpos hídricos e geologia são importantes na orientação da digitalização dos sítios de treinamento para a classificação digital;
- É necessário adaptar e descobrir qual o método de classificação mais adequado a esse estudo, visto que existem uma grande gama de possibilidades e diversos trabalhos são realizados usando diferentes algoritmos;
- A metodologia obtida pode ser extrapolada, permitindo localizar esses bioindicadores em outros locais fora da área de estudo;
- Outros dados como índice de *stress*, índice de saúde vegetal e quantidade de clorofila e podem ser calculados em além da simples presença/ausência de bioindicadores.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AGUIA, M; NOVAES, A. E GUARINO, A. Remoção de metais pesados de efluentes industriais por aluminossilicatos. *Química Nova*, Vol. 25, No. 6B, p1145-1154, 2002.

ALVES N. P. & MORAES, D. N. *Metrologia Química e a Utilização de Materiais de Referência em Medições Químicas*. 2003

ANDRADE, O. F; NUNES, M. S; TEIXEIRA, J. S. M; PAULA, A, S. SARAIVA, V. B. Potencial de FMAs Utoctones de PSAmófilas-Reptantes para a Risorremediação de Solo de Restinga Contaminado com Hidrocarboneto do Petróleo. XXI Congresso Latino Americano de Microbiologia, pôster. 2012.

ARAUJO, D.SD; COSTA A.F; OLIVEIRA, A.S. & MOURA, R.L. Florística e padrões fitogeográficos. *Flora do Parque Nacional da Restinga de Jurubatiba e arredores*, Rio de Janeiro, Brasil: Listagem, florística e fitogeografia: angiospermas, pteridofitas, algas continentais. Museu Nacional (série Livros n. 8), Rio de Janeiro, 2001. nop

ARIAS, A. R. L; BUSS, D. F; ALBURQUERQUE, C; INÁCO, A. F; FREIRE, M. M; EGLES, M; MUGNAI, R E BAPTISTA, D.F. Utilização de bioindicadores na avaliação de impacto e no monitoramento da contaminação de rios e córregos por agrotóxicos. *Ciência & Saúde coletiva*. 12(1): 61- 72, 2007.

He, K. S; Rocchini, D; Neteler, M e Nagendra, N. Benefits of hyperspectral remote sensing for tracking plant invasions. *Diversity and Distributions*. Volume 17, p381–392. 2011.

ASNER, G. P; JONES. M. O; MARTIN, R. E; KNAPP, D. E; HUGHES, R. F. Remote sensing of native and invasive species in Hawaiian forests. *Remote Sensing of Environment* 112, p1912–1926. 2008,

HESTIR, E.L., KHANNA, S., ANDREW, M.E., SANTOS, M.J., VIERS, J.H., GREENBERG, J.A., RAJAPAKSE, S.S. e USTIN, S.L. Identification of invasive vegetation using hyperspectral remote sensing in the California Delta ecosystem. *Remote Sensing of Environment*, 112, p4034–4047. 2008.

PENGRAS, B.W., JOHNSTON, C.A. & LOVELAND, T.R. Mapping an invasive plant, *Phragmites australis*, in coastal wetlands using the EO-1 Hyperion hyperspectral sensor. *Remote Sensing of Environment*, 108, p74–81. 2007.

BALAND, J-M; PLATTEAU, J-P. Were the people Tradionaly Conservasionist? Halting Degradation of Natural Resources: Is There a Role for Rural Communities? Food and Agriculture Organization of the United Nations, P199. 1996.

BERGERON, M. HOLLINGER, A. STAENZ, K. MASZKIEWICZ, M. NEVILLE, R. A. QIAN, S-E. GOODENOUGH D. G. Hyperspectral Environment and Resource Observer (HERO) mission. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 34(S1): S1-S11, 2008.

BRASIL. Presidência da República, Casa Civil, Subchefia para Assuntos Jurídicos. Decreto de 29 de abril de 1998. Cria o Parque Nacional da Restinga de Jurubatiba, no Estado do Rio de Janeiro, e dá outras providências.

Disponível em: <

[http://www.planalto.gov.br/ccivil\\_03/DNN/Anterior%20a%202000/1998/Dnn6730.htm](http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/DNN/Anterior%20a%202000/1998/Dnn6730.htm) > Acesso em 1/08/2013.

BURKHALTER, J. P. MARTIN, T. C. ALLEN, R. G; KJAERGAARD, J. WILSON, E. ALVARADO, R. POLLY, J. S Estimating Crop Water Use via Remote Sensing Techniques vs. Conventional Methods in the South Platte River Basin, Colorado. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association*. Volume 49, pages 498–517, 2013.

CABRAL, D. C; CESCO, S. Notas para uma história da exploração madeireira na mata atlântica do sul-sudeste. *Ambiente & Sociedade Campinas* v. XI, n. 1, p. 33-48. 2008.

CARTER, G.A; LUCAS, K.L; BLOSSOM, G.A; LASSITTER, C.L; HOLIDAY, D.M; MOONEYHAN, D.S; FASTRING, D.R; HOLCOMBE, T.R. E GRIFFITH, J.A. Remote sensing and mapping of tamarisk along colorado river, USA. A comparative use of summer acquired hyperion, thematic mapper and quickbird data. *Remote Sensing*, 1 , p318-329, 2009

CERQUEIRA , J. A. C. E ALVES, A. O. Classificação De Imagens De Alta Resolução Espacial para o Apeamento Do Tipo de Pavimento Urbano. III

Simpósio Brasileiro de Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação Recife - PE, p. 000-001. 27-30 .2010.

COUTINHO, H. C. Ordenamento territorial: considerações sobre o desenvolvimento urbano de Macaé. A (A)ventura de Escrever – Coletânea de Artigos. Volume 2, p74-82. 2012

CURRAN P. J. E STEVEN. M. D. Multispectral Remote Sensing for the Estimation of Green Leaf Area Index [and Discussion]. Philosophical Transactions of The Royal Society. volume 309, n 1508, p257-270. 1983.

Demajorovic, J. Da política tradicional de tratamento do lixo à política de gestão de resíduos sólidos as novas prioridades. *Revista de Administração de Empresas*, 35(3), 88-93. 1995

DigitalGlobe. White Paper - The Benefits of the 8 Spectral Bands of WorldView-2. 2010.

EAGLES, P. F. J; STEPHANE F. MCCOOL, S. F; HAYNES, C. D. Sustainable Tourism in Protected Areas: Guidelines for Planning and Management. World Commission on Protected Areas, first edition, 2002.

FERNANDES, S. D. C. Morfologia, Anatomia, Histoquímica e Aspectos Fisiológicos da Lâmina Foliar de Espécies de *Clusia* (*Clusiaceae*). Dissertação apresentada como requisito parcial à obtenção do grau de Mestre em Botânica, Programa de Pós Graduação em Botânica, Instituto de Biologia, Universidade de Brasília. 2007.

FUNDAÇÃO SOS MATA ATLÂNTICA E INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS, INSTITUTO SOCIOAMBIENTAL. Atlas da evolução dos remanescentes florestais e ecossistemas associados no domínio da Mata Atlântica no período 2000-2005. São Paulo – SP.

GIL, A; YU, Q; LOBO, A; LOURENÇO, P; SILVA, L. E CALADO, H. Assessing the effectiveness of high resolution satellite imagery for vegetation mapping in small islands protected areas. *Journal of Coastal Research*. SI 64, p1663 – 1667, 2011.

GLASGOW, H, B; BURKHOLDER, J. M. REED, R. E. LEWITUS, A. J. KLEINMAN J. E. Real-time remote monitoring of water quality: a review of



current applications, and advancements in sensor, telemetry, and computing technologies. *Journal of Experimental Marine Biology and Ecology*. Special Issue, Volume 300, Issues 1–2, 31, Pages 409–448. 2004.

GUEDESA J.A; LIMAB R. F. S; SOUZAB, L.C. Metais pesados em água do rio Jundiaí - Macaíba/RN. *Revista de Geologia*, Vol. 18, nº 2, 131-142, 2005

HADDAD, J. Eficiência e conservação de energia Dossie Energia positiva para o Brasil. *Dossiê Energia Positiva para o Brasil*, Greenpeace, p61-67, 2004

HALLAB, A. & WILSONA, M. A. Object-based analysis of grapevine canopy relationships with winegrape composition and yield in two contrasting vineyards using multitemporal high spatial resolution optical remote sensing. *International Journal of Remote Sensing* Volume 34, Issue 5, 2013.

HOOK, S. J; Overview of the HypSPRI Mission © 2010 California Institute of Technology. *Terrestrial Ecology Workshop*, San Diego, California, USA Presentation 2010.

IBGE, Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. *Sinopse do Censo Demográfico 2010*. 2011

ICMBIO. Disponível em <

<http://www.icmbio.gov.br/portal/biodiversidade/unidades-de-conservacao/biomas-brasileiros/marinho/unidades-de-conservacao-marinho/2260-parna-da-restinga-de-jurubatiba.html>> Acesso em: 3/08/2012

JERONYMO, C. A. Identificação de Áreas prioritárias com uso de geoprocessamento, para conservação e recuperação florestal de área de preservação ambiental do Sana Macaé-RJ. *Dissertação de Mestrado*. p. 35. 2013.

JESUS, H. C; COSTA, E. A; MENDONÇA A. S F; ZANDONADE, E. Distribuição de metais pesados em sedimentos do sistema estuarino da ilha de vitória-ES. *Quimica Nova*, Vol. 27, No. 3, p378-386, 2004.

JONES, M.B; BOOTH, C.E; SHANAHAN, E. The Use of Radish as a bioindicator in an internacional program of evaluating the effects of air pollution on agricultural corps. *Bioindicators and Environmental Management*. 1995.

JUNIOR H. N. M; SILVA, M. C; WATANABE, N. Y; ESTEVES, R. L. Aplicações De Sensoriamento Remoto Para O Monitoramento Do Desmatamento Da Amazônia. Anais XIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto. 6835-6842p, 2007.

KHOURY. Substitutivo ao Projeto de Lei Nº 792, de 2007.

LAMB, D.W; WEEDON, M.M; BRAMLEY, R.G.V. Using remote sensing to predict grape phenolics and colour at harvest in a Cabernet Sauvignon vineyard: Timing observations against vine phenology and optimising image resolution. Australian Journal of Grape and Wine Research, Vol 10, Issue , p46-54. 2008.

MARKERT, B.A; BREURE, A.M; ZECHMEISTER, H.G. Bioindicators and Biomonitors: Trace Metals and Other Contaminants in the environment – Volume 6. 2001.

HARDISKY, M. A; DAIBER, F. C. Roman, C. T. Klemas, V. Remote sensing of biomass and annual net aerial primary productivity of a salt marsh. Remote Sensing of Environment. Volume 16, Issue 2, , p91–106, 1984.

MONTEZUMA R. C. M. & ARAUJO D. S. N. Estrutura da vegetação de uma restingaarbustiva inundável no parque nacional darestinga de jurubatiba, rio de janeiro. PESQUISAS, BOTÂNICA Nº 58: 157-176, 2007.

MORAISA, R. FERNANDES, M. A. MATOSB, S, G. SERÔDIOA, FERREIRA P.J.S.G. REISA, M.J.C.S. A ZigBee multi-powered wireless acquisition device for remote sensing applications in precision viticulture. Computers and Electronics in Agriculture. Volume 62, Issue 2, , p 94–106, 2007.

MOREIRA, M.A. Fundamentos de Sensoriamento Remoto e Metodologias de Aplicação. 2ª ed. Viçosa, UFV, 2003

NAGENDRA, H; ROCCHINI , D; GHATE , R; SHARMA, B; AND PAREETH, S. Assessing Plant Diversity in a Dry Tropical Forest: Comparing the Utility of Landsat and Ikonos Satellite Images. Remote Sensing. volume 2, p478-496; 2010

NASA. Missão Earth Observing-1 . Disponível em: <  
<http://science1.nasa.gov/missions/eo-1/> > Acessado em: 3/08/2013

NICOLAU, V. P. Análise numérica e experimental de um forno intermitente para a queima de produtos cerâmicos. II Congresso Nacional de Engenharia Mecânica João Pessoa/PB – 12 a 16 de agosto de 2002; Artigo CPB 0400; 10p. 2002.

NIEMEYER, I. LISTER, C. Monitoring Uranium Mining and Processing Sites: Some Findings from an Airborne Hyperspectral Survey of Uranium Mining Legacies under Rehabilitation. Institute of Energy and Climate Research IEK-6: Nuclear Waste Management & Reactor safety, Report 2009/2010. 2010.

PAGIOLA,S; BISHOP, J; LANDELL-MILLS, N. Selling forest environmental services. Selling Forest Environmental Services: Market-based Mechanisms for Conservation and development, p3-16. 2002.

PEDRINI, H.; SCHWARTZ, W. R.; Análise de Imagens Digitais: Princípios, Algoritmos e Aplicações. ed. : São Paulo: Thomson, , 501p. 2008.

PINTO, V. M. O. Parque nacional da restinga de jurubatiba: desafio para o desenvolvimento local do município de carapebus – RJ. Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao CIPAD, Pós-Graduação lato sensu, Fundação Getúlio Vargas. 2008.

ROCHA, C. F. D; BERGALLO, H.G; VAN SLUYS, M; ALVES, M.A.S. E JAMEL, C. E. The remnants of restinga habitats in the brazilian Atlantic Forest of Rio de Janeiro state, Brazil: Habitat loss and risk of disappearance. Brazilian Journal of Biology, vol.67 no.2 , May 2007.

SANTOS, M.G; SYLVESTRE, L. S; ARAUJO, D. S. E. Analise Florística das pteridofitas do parque nacional da restinga de jurubatiba, Rio de Janeiro, Brasil. Acta Botanica Brasilica vol.18 no.2 São Paulo Apr./June, 2004. nop

SOOFI, K. Satellite Remote Sensing Lecture for ConocoPhillips. 2005.

SOS Mata Atlântica e INPE. Atlas dos Remanescentes Florestais da Mata Atlântica, no período de 2010 a 2011. 2012.

TINGEYZ, D. T. Bioindicators in Air Pollution Research -- Applications and Constraints. Biologic Markers of Air-Pollution Stress and Damage in Forests, p73-80. 1989.

CONCEIÇÃO, M. A. Sensoriamento remoto e direito à intimidade. Tese

apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Direito da Pontifícia Universidade Católica De Minas Gerais como requisito para obtenção do título de Doutor em Direito Público Internacional. 2011.

KLUMPP, A; ANSEL, W; KLUMPP, G; FOMINU, A. Um novo conceito de monitoramento e comunicação ambiental: a rede europeia para a avaliação da qualidade do ar usando plantas bioindicadoras (eurobionet). *Revta brasil. Bot.*, São Paulo, V.24, n.4 (suplemento), p.511-518, dez. 2001.

USGS, U.S. Geological Survey. Landsat — A Global Land-Imaging Mission. Fact Sheet 2013.

UNDERWOOD, E. C; SUSAN L. USTIN, S. L; CARLOS M. RAMIREZ, C. M. A comparasion of spacial and spectral image resolution for mapping invasi plants in costal california. *Environmental Management*, Volume 39, Issue 1, pp 63-83, January 2007.

USTIN, S.L; JACQUEMOUD, S. PALACIOS-ORUETA, A; LI, L. E WHITING, M.L. Capitulo 2: Remote Sensing Based Assessment of Biophysical Indicators for Land Degradation and Desertification. *Livro Recent Advances in Remote Sensing and Geoinformation rocessing for Land Degradation Assessment*. P 15, 2009.

VIEGAS, S. E PRISTA J. Estudo da Exposição Ocupacional a Formaldeído num Laboratório de Anatomia Patológica: relevância da aplicação de uma metodologia (PID) de monitorização ambiental.

WOODCOCK, C. E. & STRAHLER, A, H. The Factor of Scale in Remote Sensing. *Remote sensing of environment*. nº 21, p311-332. 1987.

WUNDER, S. Payments for environmental services: Some nuts and bolts. *CIFOR Occasional Paper No. 42*. 2005.



## ARTIGO CIENTÍFICO 2

# CLASSIFICAÇÃO DIGITAL AUTOMÁTICA DE IMAGENS COMO SUBSÍDIO A IDENTIFICAÇÃO DE ESPÉCIES VEGETAIS BIOINDICADORAS DE QUALIDADE AMBIENTAL DE RESTINGAS:

ESTUDO DE CASO NO PARNA JURUBATIBA - MACAÉ/RJ

Leandro José Kusdra de Pinho

José Augusto Ferreira da Silva

Carlos André Luz Jeronymo

### Resumo

Com o avanço das geotecnologias e dos serviços de imageamento por satélites, acredita-se que seja possível a identificação de espécies bioindicadoras da qualidade ambiental de restingas por meio de classificações digitais automáticas de imagens orbitais de altíssima resolução, com menor custo e uma maior eficiência comparado aos métodos e que as técnicas tradicionais. Através deste trabalho foram realizadas diversas classificações digitais automáticas com diferentes composições de bandas com o objetivo de identificar duas espécies vegetais da restinga brasileira: a *Clusia hilariana* e a *Allagoptera arenaria*.

Palavra chave: Bioindicadores, Sensoriamento Remoto, Restinga

### Abstract

With the advancement of the geotechnologies and the services of imaging by satellites, we think that is possible to identify bioindicators species by automatic digital classifications of very high resolutions orbital images, with a reduction in the cost and greater efficiency when compared to traditional techniques. In this work the results of several classifications and compositions were analyzed with the objective of identify two vegetal species of the Brazilian restinga: the *Clusia hilariana* and the *Allagoptera arenaria*

Keywords: Bioindicators, Remote Sensing, Restinga

## 1. INTRODUÇÃO

A busca por métodos mais eficazes para o monitoramento ambiental é sempre uma necessidade. Em relação a coleta de dados, existem três objetivos que se buscam: A maior precisão dos dados, maior rapidez nos resultados e a diminuição de custos para obtê-los.

No Brasil, o monitoramento dos nossos biomas é precário (COSTA *et al.*, 2011). Ações que vão contra a legislação, como o uso e ocupação irregular de terras, apropriações ilegais de terrenos, desmatamento e despejo de resíduos acima dos limites legais estão constantemente ameaçando esses locais, inclusive em áreas protegidas como unidades de conservação.

Dos ecossistemas brasileiros, um que necessita de mais atenção atualmente são as restingas. Devido ao processo de urbanização do país ter focado no uso do litoral, local a restinga se encontra, gerou grandes perdas de vegetação e área (CABRAL; CESCO, 2008; FUNDAÇÃO SOS MATA ATLÂNTICA e INPE, 2012).

A busca por novos espaços para expansão urbana constantemente gera pressão a costa brasileira, assim como a crescente industrialização da região, o uso do solo para os agronegócios, a presença de grandes obras e a extração de petróleo e minerais (TEIXEIRA, 2005; DEAN, 1996; FERREIRA *et al.*, 2010; COUTINHO, 2009; SOFFIATI, 2009).

Uma das restingas brasileiras que sofre essas pressões é o Parque Nacional da Restinga de Jurubatiba, localizado entre as cidades de Quissamã, Carapebus e Macaé. Essa última, apresentou um crescimento populacional de 55% em 10 anos, indo 144.207 em habitantes em 2000 para 275.575 habitantes em 2010. Esse crescimento está associado a produção de petróleo nacional, que tornou da cidade de Macaé a base logística e operacional para grande parte das companhias e de parte dos processos de produção e refino.

Uma das ferramentas que vem sendo cada vez mais utilizada no monitoramento desses locais é o uso de satélites e fotografias aéreas em conjunto com sistemas de informação geográficas (SIGs) para identificação da cobertura vegetal e sua variação ao longo do tempo, assim como identificação de focos de queimadas.

Essas ferramentas auxiliam o monitoramento facilitando a solução de

parte dos problemas como a dificuldade de acesso a áreas remotas, o rápido levantamento de dados e a cobertura de grandes áreas. Melhorias nessas tecnologias geram ganho para a proteção ambiental e diminuição nos custos quando utilizadas corretamente.

Porém devido a complexidade dos ecossistemas muito desses impactos negativos não podem ser quantificados facilmente (PIMM, 1984). Um exemplo disso são os casos de poluentes persistentes que em pequenas quantidades imensuráveis vão se acumulando ou o caso de impactos sinérgicos onde diversos fatores aparentemente inofensivos ou pequenos geram um impacto maior do que todos eles somados.

Um dos métodos de quantificação desses impactos é o uso de bioindicadores presentes no local. Nesse caso são analisadas espécies capazes de acumular em seu corpo essas substâncias e através de medições ou da observação dos efeitos na sua fisiologia é possível medir esses impactos negativos (LIVINGSTONE, 1993).

Muitas dessas espécies são bioindicadoras da qualidade ambiental pela sua simples presença. Segundo Tigole (1987), não há um indicador melhor que o próprios organismos no local. Do mesmo modo, muitas são biorremediadoras, acumulando essas substâncias e removê-las do ambiente, ou até mesmo metabolizá-las em substâncias menos nocivas (GOLTAPPEH *et al.*, 2013).

A metodologia atual de monitoramento desses bioindicadores é importante, mas apresenta algumas desvantagens como a necessidade de um considerável número de pessoas capacitadas e da dificuldade de acesso a locais de interesse. Isso gera custos altos e torna o processo demorado.

Com o uso da geotecnologias é possível realizar um trabalho de monitoramento desses bioindicadores de forma mais eficiente. Os trabalhos tradicionalmente focam em áreas temperadas com uma biodiversidade menor, de modo que é mais fácil realizar a discriminação das espécies presentes através de programas de análise gráfica.

Com o lançamento de sensores de resolução espectral e espacial cada vez maiores, assim como a diminuição do custo de aquisição dessas imagens, acredita-se ser possível utilizando esses satélites realizar a distinção de



espécies de interesse para o monitoramento e remediação mesmo em locais com alta biodiversidade como os ambientes de restinga.

Isso não só é de interesse dos responsáveis pela fiscalização, mas é também uma ferramenta útil a empresas tem necessidade nesses serviços para a realização de suas atividades e manutenção de suas licenças ambientais. Não só apresenta um custo reduzido como uma precisão maior, contribuindo para rápida percepção de impactos. Quanto mais cedo a detecção e prevenção, menores são os possíveis custos de reparação.

A quantificação precisa das espécies biorremediadoras ajudam a calcular a capacidade de recuperação de um ecossistema, podendo colaborar em calcular quais são os impactos que um sistema pode aguentar. Isso auxilia gestores de áreas de conservação e empresas das empresas, que conseguem dar compreender com maior precisão os impactos negativos das atividades realizadas e gerar respostas mais adequadas as problemas encontrados.

Com base nisso, se tem como objetivo nesse trabalho tentar realizar a identificação de espécies *Clusia hilariana* e *Allagoptera arenaria*, através de imagens obtidas por satélite e de classificadores digitais.

## **2. ÁREA DE ESTUDO**

A área de estudo selecionada para a realização do trabalho foi o Parque Nacional (PARNA) da Restinga de Jurubatiba, que é a maior Unidade de Conservação de Proteção Integral Federal de restinga do mundo, localizado no Estado do Rio de Janeiro.

A escolha desse local foi pautada nos seguintes quesitos: presença de espécies bioindicadoras vegetais com características físicas que podem possibilitar o reconhecimento destas através de classificadores digitais automáticos com base em sensores orbitais de altíssima resolução espacial e espectral; extensão de 25,141 ha de formação vegetacional de restinga, sendo a maior do Brasil com 24% do total (ROCHA *et al.*, 2007); importância ecológica do parque; a área ser uma Unidade de Proteção Integral (BRASIL, 1998); por ser considerada patrimônio de biodiversidade pela UNESCO; por ter pesquisas realizadas nele desde a década de setenta e por ser considerado

como representativo do ambiente de restinga.

### **3 MATERIAL E MÉTODO**

#### **3.1 MATERIAL**

Modelo digital de elevação do IBGE com escala 1:25.000 (BRASIL, 2013); Cenas do satélite *WorldView-2* com de 50 cm de resolução pancromática e 1,84 de resolução espacial nas 8 bandas espectrais com 25 Km<sup>2</sup> de junho de 2013 da Restinga de Jurubatiba do Instituto Federal Fluminense (IFFluminense); *ArcGIS* 10.1; *IDRISI Taiga* 16.05; *Global Mapper* 14; Aparelho de GPS geodésico *Mobile Mapper 10*, Microcomputadores do Laboratório de Geomática do IF Fluminense; Máquina fotográfica; Trena.

#### **3.2 MÉTODO**

##### **3.2.1 ESCOLHA DO SENSOR**

Com base na pesquisa prévia, dentro dos satélites disponíveis no mercado que se adequavam ao propósito da pesquisa, o satélite *WorldView-2* foi escolhido por apresentar altíssima resolução espacial e oito bandas espectrais, com algumas de suas bandas sendo projetadas com o objetivo identificarem características da vegetação, contribuindo para a discriminação entre as espécies (DIGITALGLOBE, 2010).

Suas imagens vieram na banda pancromática no comprimento de onda 450 - 800 nm com resolução espacial de 0,46m e oito bandas espectrais na faixa do com resolução de 1,85m. Suas bandas são, em ordem, costal (400-450nm), azul (450-510nm), verde (510-580nm), amarelo (585-625nm), vermelho (630-690nm), vermelho proximal (705-745nm), infravermelho proximal 1 (770-895nm) e infravermelho proximal 2 (860-1040) (*Worldview2* manual).

##### **3.2.2 ESCOLHA DAS ESPÉCIES**

A primeira, *Clusia hilariana* foi escolhida por apresentar ampla distribuição no território brasileiro e por ser uma das plantas de maior porte e característica de restinga (MARIZ, 1974), apresentando ampla distribuição em PARNA da Restinga de Jurubatiba.

São consideradas facilitadoras, criando condições adequadas para o estabelecimento de várias espécies ao seu redor, sendo frequentemente a espécie central em ilhas isoladas de vegetação. Por esta razão, desempenham uma importante função na estrutura da comunidade de plantas em áreas de restinga (CESÁRIO, 2007; ZALUAR; SCARANO, 2000).

É uma arvoreta dióica, com cerca de 3 metros de altura e 6 metros de diâmetro de copa (BONADIMAN, 2007). Suas folhas são suculentas e lactescente, sendo umas das espécies de maior índice de importância no Parque Nacional da Restinga de Jurubatiba (ARAÚJO *et al.*, 2003). Espera-se que devido as folhas suculentas conterem maior quantidade de água, isso possa colaborar na sua identificação.

A outra foi a *Allagoptera arenaria*, conhecida como Palmeira Guriri. Esta tem menor porte, não passando normalmente de dois metros de diâmetro e um de altura. É uma planta rasteira e encontra-se distribuída em afloramentos no solo e também em acúmulos na mesma espécie criando pequenas em conjunto com outras espécies. Ela foi escolhida por ser considerada uma planta pioneira presente em grande quantidade, sendo considerada de alta importância ecológica (GRENHA *et al.*, 2006)

### **3.2.3 COLETA DE DADOS DE LOCALIZAÇÃO DAS ESPÉCIES VEGETAIS**

A coleta de dados de coordenadas foi realizada no Sistema de Projeção *Universal Transverse Mercator* (UTM) fuso 23 Sul e com *datum* SIRGAS2000. Para obter localização espacial da vegetação que seriam utilizadas na criação dos sítios de treinamento e para o processo de reclassificação das análises não supervisionados. Os dados foram coletados em dias sem nuvens com 300 segundos de cálculo a partir o método da média por ponto para obter-se a melhor precisão esses dados.

Foram coletadas no total de 40 coordenadas UTM da *Allagoptera arenaria* e 28 de *Clusia hilariana* ao longo de cinco idas a campo. A *Clusia*

apresenta uma distribuição aleatória e conta com uma alta diversidade vegetal que crescendo em conjunto com ela, de modo que a precisão da identificação deve ser alta para se isolar o padrão espectral correto dessa espécie.

Já a distribuição da *Allagoptera* é aleatória ou agregada, com indivíduos sozinhos em que afloram da areia ou formando pequenas agregações de vários indivíduos. No segundo caso ocorre normalmente o crescimento de outras espécies em conjunto, havendo também a necessidade de alta precisão na delimitação dos indivíduos.

### **3.2.4 CORREÇÃO GEOMÉTRICA E ORTORRETIFICAÇÃO**

A correção geométrica das cenas é fundamental para possibilitar o reconhecimento das espécies. Devido ao pequeno porte e a distribuição dessas espécies, um pequeno erro no georreferenciamento da imagem é suficiente para prejudicar a criação dos sítios de treinamento e no processo de comprovação da classificação.

Os dados foram coletados em dias sem nuvens com 300 segundos de cálculo a partir o método da média por ponto para obter-se a alta precisão nesses dados. Foram obtidas na primeira ida a campo um total de dezesseis pontos para o processo de correção da imagem. Esses pontos foram coletados ao longo da bairro Lagomar, na fazenda São Lázarus e em outras moradias ao longo da linha de trem. Ao mesmo tempo foram coletados também dados de vegetação dentro do parque para a identificação das espécies desejadas.

O processo de ortorretificação da imagem foi realizado utilizando o MDE da região (MDE 24 SIRGAS), para a sua correção e melhora nos resultados para diminuir o erro de georreferenciamento, porém essa operação não foi efetuada com sucesso. ArcGIS, ENVY e QGIS não foram capazes de realizar esse processo.

Ao analisar essas imagens no laboratório utilizando o *ArcGIS* e utilizá-las para o a correção geométrica percebeu-se que elas estavam inadequadas, com duas delas localizadas no bairro Lagomar apresentando erros espacial superiores a dez metros e seis delas não podendo ser identificadas na imagem devido a cobertura vegetal sobrepor os pontos de referência. Os dados da

vegetação puderam ser utilizados na correção pela dificuldade de identificá-los com precisão na imagem.

Devido a isso foi realizada outra ida a campo com o objetivo de obter novos pontos de correção. Foram coletadas um total de cinco novos pontos no bairro Lagomar e de sete novos pontos de correção na Fazenda São Lázarus. Realizou-se novamente utilizando um total de 15 pontos de correção sendo possível alcançar um RMS baixo, porém foi possível perceber que a imagem apresentava distorções no principalmente no eixo vertical e erros crescente conforme se afastavam dos pontos de correção.

Desse modo foi-se novamente a campo para coletar pontos de correção adicionais. Foram coletadas mais seis pontos do bairro Lagomar e mais duas coordenadas próximas aos prédios da Petrobrás.

Foram utilizadas diversas combinações de pontos de correção e realizadas diversas tentativas para a correção utilizando transformações de primeira, segunda e terceira ordem polinomial. Mesmo assim não foi possível chegar a uma correção adequada ao trabalho, com um erro significativo permanecendo na imagem e acentuado dentro do parque, local onde não havia marcos adequados para servirem de referência e onde era de maior importância estar sem erro para identificação das espécies.

### **3.2.5 COLETA DE DADOS COM AUXILIO DOS MAPAS EM CAMPO**

Devido aos problemas na correção geométrica foi adotada a opção de realizar a coleta de dados em campo com uma imagem impressa e com a ajuda do DGPS como auxílio a navegação em campo. Desta forma, o procedimento de utilizar as coordenadas UTM das espécies em laboratório para elaboração dos sítios de treinamento não foi realizado.

Foram elaborados três imagens de locais de interesse dentro do PARNA a partir da imagem do *WorldView-2*, em escala 1:1000 utilizando uma composição colorida de cor falsa vermelho, vermelho proximal e azul costal (Bandas 671) escolhida por realçar os elementos desejados da imagem, com gradeamento de 20 metros em coordenadas UTM SIRGAS2000 (em apêndice). Essa composição foi escolhida entre várias tentativas por realçar as cores da

superfície vegetal e apresentar um bom contraste em relação ao solo. Essas imagens foram impressas em padrão A0 em um papel plastificado.

Com posse dessas imagens impressas, canetas de marcação permanente coloridas, do material de proteção e do DGPS foram realizadas visitas a campo identificar as plantas desejadas nessas imagens e reconhecer em campo píxeis atribuídos as plantas na imagem. Desse modo foi possível navegar dentro da restinga e localizar diretamente na imagem impressa os locais onde as espécies desejadas estavam presentes sem a necessidade de coletar esses dados com DGPS.

Ao total foram realizadas três saídas onde foram localizados na imagem impressa quarenta e dois agrupamentos ou indivíduos de *Allagoptera* e cento e treze de *Clusia* em duas localizações distintas. Esses dados foram utilizados no *IDRISI* para a criação dois grupos de polígonos, cada um contendo uma das espécies trabalhadas.

### **3.2.6 CLASSIFICAÇÕES DIGITAIS**

Foram utilizados diversos tipos de classificação digitais com o objetivo de conseguir discriminar as espécies vegetais escolhidas do restante das feições representadas na imagem.

Foi utilizado o programa *IDRISI* para realizar classificações supervisionadas e não supervisionadas na imagem adquirida. Foi consultada a literatura científica para identificar quais seriam as melhores composições de bandas para realizar esse tipo de trabalho (NOVACK *et al.*, 2011. IMMITZER *et al.*, 2012. STRASSER *et al.*, 2013) .

A primeira composição escolhida foi a vermelho, verde e azul em conjunto com a infravermelho proximal 1 (4 Bandas) por ser a combinação mais utilizada nos trabalhos de classificação digital e por serem as bandas mais comuns disponíveis nos satélites comerciais de imageamento.

A segunda composição escolhida foi o uso das quatro bandas mencionadas anteriormente e a adição da banda amarela (4 Bandas + Amarelo), que quando combinada com a verde é ideal para fazer a discriminação de diferentes tipos de planta.

A terceira composição escolhida foram as quatro bandas iniciais e adição da banda com comprimento de onda próxima do infravermelho (4 Bandas + *Red Edge*). Ela é capaz de medir o índice de refletância da folhas e também é uma combinação usada com sucesso na identificação da cobertura vegetal (fontes)

A última composição foi utilizar todas as bandas presentes no satélite ao mesmo tempo (8 Bandas). Ela obteve sucesso em diversos trabalhos, conseguindo alcançar índices de acerto maiores que utilizando as outras combinações.

### **3.2.6.1 NÃO SUPERVISIONADAS**

As Classificações não supervisionadas foram realizadas no *IDRISI* utilizando os classificadores CLUST, ISOCLUST, ISODATA, MAXSET, KMEANS, SOM e Fuzzy ARTMAP.

Suas classificações dividiram a imagem em clusters. Esses clusters foram analisados um a um para identificar qual o conteúdo que eles estavam agrupando e descobrir se algum deles isolavam as espécies desejadas. Depois dos clusters serem identificados agrupou-se os semelhantes utilizando o módulo RECLASS para descobrir se agrupando os clusters seria possível localizar as espécies desejadas.

A identificação dos cluster foi realizada utilizando os polígonos de *Clusia* e *Allagoptera* criados a partir de dados obtidos em campo, do conhecimento do local e da utilização da composição vermelho, vermelho proximal e azul.

O classificador Cluster realiza uma classificação não supervisionada de imagens utilizando da técnica dos picos de histogramas. Os parâmetros utilizados para o classificador CLUSTER foram: níveis de cinza 6; 1% de porcentagem de saturação; e generalização precisa com o último cluster significativo com 1% do total.

ISODATA utiliza uma técnica de análise multiespectral agrupa muitas variáveis de dado ao redor em torno de pontos dos dados de alta dimensão originais e ao realizar isso prove uma interpretação desses dados. Os parâmetros utilizados para o classificador foram: número de cluster 16, sendo gerados com partição aleatória; parando ao chegar em 50 iterações ou uma

porcentagem de 1% de píxeis migratórios; cluster mínimo de 100 píxeis; desvio padrão dentro de um cluster de 30; distancia euclidiana entre cluster para fusão de 15; e 2 número de pares máximos para fusão dentro de uma iteração. Foram realizados testes para definir os números de cluster.

K-MEANS é um método de agrupamento em clusters que tem como objetivo particionar n observações dentre k clusters onde cada observação pertence ao cluster mais próximo da média. Isso resulta em uma divisão do espaço de dados em um Diagrama de Voronoi. Esse método tende a encontrar clusters de extensão espacial comparáveis. Os parâmetros utilizados para o classificador KMEANS foram: número máximo de cluster 16; utilizando uma semente aleatória; parando ao chegar em 50 iterações ou uma porcentagem de 1% de píxeis migratórios; e fusão de cluster iguais ou menores da proporção de 1%. O número máximo de cluster foi definido como 16 devido a classificação com esses parâmetros não alcançar esse número de clusters.

O SOM (*Self-organizing map*) é um tipo de rede neural artificial que é treinada utilizando aprendizado não supervisionado para produzir as classificações. Os parâmetros utilizados para o classificador SOM foram: Intervalo de coluna 3 e intervalo de fila 7; camada de neurônios de produção de 225, raio inicial de vizinhança de 22,21; taxa mínima de aprendizado de 0,5; taxa máxima de aprendizado de 1; e numero máximo de cluster de 16. Foram efetuados testes com números de coluna e fila diferentes, mas esses geraram resultados semelhantes na classificação.

ISOCLUST é um classificador não supervisionado que se auto-organiza iterativamente. Ele utiliza três módulos diferentes do IDRISI em sequência: Cluster, MAKESIG e MAXLIKE. O Cluster é utilizado para derivar os cluster ou sementes iniciais das imagens fornecidas. O resultado disso é usado para alimentar uma iteração do MAKESIG e em seguida uma classificação MAXLIKE. Esses classificador não tem parâmetros de configuração selecionáveis, e ele consegue trabalhar com apenas 7 bandas, nesse caso foi utilizada uma composição utilizando todas as bandas menos a infravermelho proximal 2 no lugar da 8 Bandas.

O classificador MAXSET é uma classificação que designa para cada pixels a classe que ele deve pertencer com maior grau de concomitância baseado em um modelo de hierarquia Dempster-Shafer completo descrevendo



todas as classes e suas combinações hierárquicas. Ele não permite configurações de seus parâmetros.

Tentou-se realizar a classificação não supervisionada com o Fuzzy ARTMAP que é um classificador por redes neurais, com diversos parâmetros diferentes e composições, porém não foi possível com nenhuma delas. Esse classificador não foi capaz de gerar resultados, tendo sempre erros no processo impedindo a criação de uma imagem. Esse erro foram travamentos ou de acesso a memória, sendo atribuídos a alta resolução da imagem e a falta de processamento do computador. A classificação supervisionada apresentou os mesmo erros.

### **3.2.6.2 SUPERVISIONADAS**

As análises supervisionadas são realizadas com a criação de sítios de treinamento que são utilizados pelos classificadores digitais para procurar píxeis na imagem com a mesma assinatura espectral. Isso permite através de poucas áreas conhecidas procurar por locais semelhantes na mesma imagem.

Esses sítios foram criados utilizando os dados observados em campo e a literatura atual sobre o processo, assim como os resultados obtidos nas classificações não supervisionadas.

Os classificadores utilizados foram o FISHER, MINDIST, PIPED, MLP, SOM e Fuzzy ARTMAP.

O classificador MINDIST faz uma classificação de imagens com informações contidas nos arquivos assinaturas para calcular as distâncias mínimas para a média. Essa classificação é baseada na refletância de cada banda de uma assinatura. Os píxeis com designados a classes com o valor da média mais próximos. Foram utilizados os parâmetros de distância normalizadas e valor máximo da procura de infinito.

O MLP é um classificador por rede neural *feedforward* que utiliza uma técnica de retropropagação para o treinamento da rede. Os parâmetros de treinamento foram taxa de aprendizado 0.01, fator de momentum 0.5 e constante sigmóide 1.0 e o valores de final do treinamento foram RMS 0.01, 10000 iterações e 100% de acurácia.

O classificador FISHER é uma forma de análise de discriminação linear. Funções lineares são utilizadas para classificar cada pixel e essas funções minimizam a variância intraclasses e maximizam a variância interclasses. Não há parâmetros configuráveis.

## 4 RESULTADOS

### 4.1 CLASSIFICAÇÕES NÃO SUPERVISIONADAS

#### 4.1.1 KMEANS

##### 4 Bandas

Essa composição gerou 15 *clusters* que foram reclassificados em 6 classes. Foi possível diferenciar os elementos da imagem, porém a vegetação de porte médio e a vegetação rasteira não foram completamente discriminadas.

É possível localizar a vegetação rasteira devido a sua distribuição, que forma grandes extensões interrompidas. Essa classificação agrupou desse modo as gramíneas, gramíneas de restinga e foi capaz também de encontrar a vegetação aquática na imagem, possivelmente permitindo sua quantificação.

A identificação da *Clusia* não foi possível, pois a área de seus polígonos foi atribuída a diversos *cluster* diferentes que estavam espalhados por toda a vegetação da imagem em locais que sabe-se que elas não estão presentes. A delimitação da areia com a cobertura vegetal ficou bem definida na classificação.

É possível perceber que a classificação sofreu forte efeito da iluminação na geração dos *cluster* de vegetação. Foi possível ao realizar a reclassificação dos *clusters* perceber padrões de estrias perpendiculares ao sol. Esse padrão se repetiu por quase todas as classificações realizadas nesse trabalho e possivelmente foi resultado do horário da obtenção da imagem e do grau de inclinação elevado do satélite.

Do mesmo modo não foi possível identificar os espécimes de *Allagoptera*. Elas ficaram misturadas com seus polígonos contando com a presença de quase todas as classes pertencentes à vegetação, com a predominância dos *clusters* que separaram a vegetação menos iluminada.

O *cluster* contendo o frame do mapa acabou gerando alguns pixels de

confusão dentro da imagem, que foram atribuídos normalmente a pontos de vegetação mais escura espalhados pela vegetação de meio porte.

Essa também classificação separou a água das lagoas da água do mar, porém gerou o mesmo problema das sombras sendo atribuídas a mesma classe da água da lagoa. Esse foi um problema que permaneceu presente em todas as análises não supervisionada em diferentes graus.

#### 4 Bandas + Amarelo

Essa classificação gerou resultados semelhante aos da composição 4 Bandas. Foi observada uma melhora na identificação da vegetação de maior porte de forma que ela apareceu mais contínua e com isolada em menos clusters. Foi possível perceber também a melhor delimitação entre os pequenos fragmentos florestais e a areia. As espécies desejadas continuaram não sendo localizadas.

É possível notar um padrão na classificação da vegetação que parece ter se formado pela diferente iluminação nela. Não é possível discriminar espécies dentro da mancha de vegetação (Figura 2, em apêndice).

#### 4 Bandas + *Red Edge*

A classificação com essa composição apresenta formas menos homogêneas e contínuas na vegetação, assim como uma dificuldade na delimitação das classes. É possível também notar um elevado nível de erro na classificação das sombras que foram agrupadas em conjunto com a lagoa (Figura 3, em apêndice)

A vegetação aquática foi bem discriminada, podendo depois da reclassificação, podendo ser identificada e possivelmente quantificada (Figura 27, em apêndice).

#### 8 Bandas

A utilização de 8 bandas aumentou novamente a definição da identificação da superfície vegetal apresento um resultado próximo da composição 4 Bandas + Amarelo, mas sem melhora na identificação as

espécies desejadas. Foi observada uma melhora na classificação com menos confusão nos *clusters* e melhor delimitações da superfície vegetal, bem como o delineamento melhor do pasto presente. Foi possível observar as estradas com bastante clareza nessa classificação.

O uso dessas bandas gerou alguns problemas como a delimitação das plantações da fazenda onde combinação que havia sido previamente identificada com precisão com a banda vermelho proximal aparece apenas como uma grande massa de vegetação.

As sombras continuaram presentes e junto com o cluster da lagoa, aparecendo nos fragmentos florestas. O cluster do frame continua classificando fragmentos de vegetação escura (Figura 5, em apêndice).

#### **4.1.2 CLUSTER**

##### 4 Bandas

A classificação Cluster com as bandas básicas não resultou em uma classificação satisfatória. O confusão na classificação da lagoa e das sombras, presente na KMEANS, apareceu também nessa composição com resultados piores identificando como lagoa grande quantidade da vegetação.

Os clusters que identificaram vegetação rasteiras e pasto também continham grande parte da copa das árvores de forma que apenas dois *clusters* identificaram a vegetação de maior porte sem esse interferência. Com isso não foi possível a identificação das *Clusias*. A vegetação rasteira na restinga onde se encontra palmeira Guriri foi classifica como pertencente a diversas classes não sendo possível isolá-la.

##### 4 Bandas + Amarelo e 4 Bandas + *Red Edge*

Usando a configuração descrita foram gerados 30 *clusters* com a banda amarela e 34 com a banda vermelha, porém esses a maioria desses clusters foram continham poucos píxeis espalhados pelo mapa e atribuído a efeitos de borda.

O resultado da classificação foi semelhante ao uso da composição 4 bandas, não contribuindo para a identificação das espécies desejadas embora

tenha sido possível notar que os *clusters* gerados foram mais homogêneos e conseguiram identificar melhor a vegetação.

#### 8 Bandas

O resultado permaneceu o mesmo da anteriores, porem gerando 62 *clusters*. Todos eles foram analisados procurando por algum padrão entre os polígonos das espécies desejados e essas classes, porem embora a vegetação tenha se distribuído por mais classes novamente foram separadas pelo padrão de iluminação.

Esse padrão havia sido observado com outras composições usando o CLUSTER, mas com o usa das 8 bandas esse padrão foi acentuado e mais facilmente de ser observado.

#### 4.1.3 ISOCLUST

##### 4 Bandas

A classificação com o ISOCLUST com a composição básicas de banda permaneceu gerando resultados semelhantes aos da KMEANS e CLUSTER, onde a discriminação da vegetação acontece primariamente devido a iluminação.

Devido a isso, nos polígonos com a *Clusia* usado para verificar o sucesso da classificação é possível perceber que são apenas padrões de iluminação compartilhados entre toda vegetação de porte semelhante, sendo impossível discriminá-las. Do mesmo modo a *Allagoptera* fica em diversos clusters em conjunto com o a vegetação rasteira e parte da vegetação não rasteira.

Os problemas observados nos outros classificadores continuaram presentes, atribuindo a cluster iguais a água da lagoa e as sombras presentes na imagem.

##### 4 Bandas + Amarelo

A essa composição conseguiu ter o melhor sucesso delineando a vegetação e conseguindo criar cluster bem homogêneos e contínuos para as classes de vegetação após a reclassificação, mas os mesmos problemas que

impediam a identificação da *Clusia* e da *Allagoptera* permaneceram impossibilitando sua discriminação.

#### 4 Bandas + *Red Edge*

A banda vermelha apresentou resultados semelhantes aos obtidos na composição 4 Banda + Amarelo, porém não conseguiu delinear as formações vegetais com tanta precisão, e apresentou o problema de classificação ao agrupar parte da areia da restinga junto a vegetação rasteira.

#### 7 Bands

Os mesmos erros de classificação permanecem e surgiram novos problemas. Embora a sombra estava menos presente, os erros nos clusters de areia não foram bem delimitados em relação a vegetação periférica. Nos pequenos fragmentos de vegetação é possível ver apenas o efeito de borda sendo classificado como vegetação e o interior dos fragmentos sendo classificados como areia embora esse efeito não possa ser observado a distância (Figura 26, em apêndice).

### 4.1.4 ISODATA

#### 4 Bandas

Essa composição não obteve sucesso em discriminar os tipos de vegetação. Embora ela foi capaz de separar a vegetação dos outros elementos da imagem, quase toda vegetação ficou alocada dois conjuntos de camadas onde estão classificados grande parte da vegetação rasteira quanto as de maior porte (figura 7, em apêndice).

Devido a isso a classificação não também conseguiu identificar as espécies trabalhadas. A própria separação da vegetação pelos seus tamanhos ficou comprometida com os cluster não conseguindo isolá-las com sucesso.

O problema da identificação da água doce tem conjunto com as sombras, presente nos outros classificadores também ocorreu aqui. Houve uma confusão também do frame do mapa, que classificou no mesmo cluster píxeis da imagem de vegetação em fronteira com a areia como pertencendo a

esse cluster.

#### 4 Bandas + Amarelo e 4 Bandas + *Red Edge*

A adição da banda amarela ou da *Red Edge* não resolveu esse problema. Embora a classificação é visivelmente diferente, com a composição 4 bandas + amarela identificado a vegetação de forma mais contínua e homogênea (Figura 8, em apêndice) e a 4 bandas + *Red Edge* com um formato mais delineado e com a presença de sombras (Figura 9, em apêndice).

Porém em ambas a vegetação de médio e grande porte são classificadas juntas, sendo impossível discriminar as espécies que se encontram nelas.

#### 8 Bandas

Com a utilização das 8 bandas foi possível observar os mesmos problemas de divisão nos clusters percebido na composição 4 bandas, com os padrões de iluminação aparecendo. A divisão das classes não teve uma melhor que permitisse a identificação das espécies *Clusia* e *Allagoptera* (figura 10, em anexo).

### 4.1.5 MAXSET

#### 4 Bandas

Essa composição obteve pouco sucesso na discriminação das classes. Foram gerados 14 clusters, dos quais quase a totalidade da areia da restinga e de todos os tipos de vegetação foram agrupados em um único cluster representando 76% do total. Apenas os 5 primeiros apresentam quantidades significantes de pixels, com os últimos 9 contendo apenas 0,008% do total e dispersos pela imagem sendo atribuído a efeitos de borda.

Como quase toda a imagem foi agrupada em apenas um único cluster a discriminação dos elementos básicos da imagem ficou inadequada, sendo impossível delimitar a vegetação com sucesso (figura 12, em apêndice).

#### 4 Bandas + Amarelo e 4 Bandas + *Red Edge*

A classificação com essas composições continuou inadequada, gerando 30 clusters e apresentando os mesmos problemas da 4 Bandas. Houve melhorias na classificação como a separação da água doce da água do mar, mas a identificação da cobertura vegetal continuou inadequada.

#### 8 Bandas

Com 8 bandas, essa classificação gerou um total de 251 clusters. Assim como nas outras, poucos clusters obtiveram a maioria absoluta dos pixels da imagem.

A classificação com as 8 bandas apresentou resultados significativamente melhores, mas devido principalmente à mistura da areia com a vegetação e de toda a vegetação ter sido agrupada em um único cluster não é possível analisar a cobertura vegetal.

#### **4.1.6 Fuzzy ARTMAP**

A classificação usando o *Fuzzy ARTMAP* no modo não supervisionado não foi possível de ser realizada. Diversos parâmetros foram utilizados e com nenhum deles foi possível completar a execução da classificação.

#### **4.1.7 SOM**

Em todas as classificações geradas pelo SOM os clusters gerados que continham a vegetação sendo extremamente segmentados e seguindo o padrão de iluminação descrito nas outras análises. Desse modo, a separação das classes de vegetação pela espécie não foi possível, podendo apenas ser identificadas as espécies de maior e menor porte e com muita interferência da vegetação de menor porte na de maior porte.



## 4.2 CLASSIFICAÇÕES SUPERVISIONADAS

### 4.2.1 CRIAÇÃO DE SÍTIOS DE TREINAMENTO

No processo de criação foi utilizado um arquivo *vector* com polígonos pertencentes a diversos elementos da imagem que se desejava isolar. Diversos sítios diferentes foram criados, utilizados e refinados com a finalidade de obter-se um que fosse capaz de identificar as espécies desejadas. Esses polígonos foram associados a um arquivo de assinatura que designava qual a atribuição de cada uma dessas classes (Quadro 3).

Os polígonos foram criados utilizando o digitalize do *IDRISI* para criar um arquivo *vector* com essas informações. Os dois primeiros grupos criados foram os das espécies trabalhadas, com um contendo os espécimes da *Allagoptera* e outro com as espécies da *Clusia*. No total foram criados um total de 114 polígonos pertencentes a *Clusia* e 58 pertencentes *Allagoptera* com base nas delimitações nas imagens A0 impressas que foram levadas a campo.

Em seguida foram demarcados polígonos para as principais classes da imagem. Essas classes foram o mar, as lagoas, a *Clusia*, a *Allagoptera*, a praia, a areia, os fragmentos de vegetação de maior porte (Florestas), e o frame. Essas classes foram obtidas com base na análise das classificações não supervisionadas e de testes com os classificadores MAXLIKE e MINDIST com diversos para identificar as que geravam resultados melhores dando origem ao sítio de treinamento (A).

Os resultados não foram satisfatórios com esse sítios com diversos erros na classificação. Não foi possível identificar a *Clusia* e a *Allagoptera* foi identificado junto com a grama, decidiu-se optar por criar um sítio de treinamento para tentar identificar exclusivamente a *Clusia*. Para isso uma classe para o pasto e foram retiradas as *Allagoptera* e criado o sítio de treinamento (B). Um terceiro sítio de treinamento (C) foi também criado agregando classe as *Allagoptera* com a classe do pasto e um sitio (D) sem as elas.

Durante as classificações percebeu-se que nenhum desses sítios foi capaz de isolar as espécies desejadas. Criou-se então um novo sítio (E) com base no sitio (C), que delimitou áreas dentro dos fragmentos florestais com *Clusia* onde essa não estava presente para isolá-la melhor da vegetação a sua

volta.

Um ultimo sitio (F) foi criado com base no sítio (B) para tentar identificar as *Allagoptera*. para isso os polígonos pertencentes a elas foram refinados e tentou-se retirar toda área onde os era possível perceber que havia mistura no pixels da vegetação com a areia para tentar isolá-las com sucesso. Retiro-se dos polígonos também algumas das *Clusia* que estava com sombras forte presentes

Sítio	A	B	C	D	E	F
1	Mar	Mar	Mar	Mar	Mar	Mar
2	Lagoa	Lagoa	Lagoa	Lagoa	Lagoa	Lagoa
3	<i>Allagoptera</i>	<i>Allagoptera</i>	<i>Pasto</i> + <i>Allagoptera</i>	<i>Pasto</i>	<i>Pasto</i> + <i>Allagoptera</i>	<i>Allagoptera</i> Refinado
4	<i>Clusia</i>	<i>Clusia</i>	<i>Clusia</i>	<i>Clusia</i>	<i>Clusia</i>	<i>Clusia</i>
5	Areia	Pasto	Areia	Areia	Areia	Pasto
6	Praia	Areia	Praia	Praia	Praia	Areia
7	Floresta	Praia	Floresta	Floresta	Floresta	Praia
8	Frame	Floresta	Frame	Frame	Frame	Floresta
9		Frame			Sem <i>Clusia</i>	Frame

Quadro 3: Classes dos diferentes sítios de treinamento criados para a classificação supervisionada

#### 4.2.2 PIPED

O classificador PIPED não foi capaz de realizar classificações funcionais. Nenhum dos sítios de treinamento gerou resultados no qual a cobertura vegetal da imagem fosse discriminada.

A imagem ficou dividida em apenas 3 classes, sendo uma delas uma mancha continua que cobre praticamente toda a imagem de forma que é impossível trabalhar com o resultado.

### 4.2.3 MAXLIKE

#### 4 Bandas

A classe de grama bem demarcada, aparecendo nos locais adequados, mas assim como nas análises não supervisionadas ela também marcou o topo das árvores nas partes mais iluminadas. Mesmo nos polígonos de treinamento da *Clusia* esse problema ocorreu.

A floresta pode ser bem identificada, sem a presença das classes da grama nela. Onde ela começa a diminuir de tamanho ela começa a se misturar com a classe da *Clusia*. Por sua vez, a classe da *Clusia* engloba todos os pequenos fragmentos florestais e ilhotas de vegetação, aparecendo por toda extensão do mapa em locais que ela não está presente.

Qualquer tentativa de classificar as palmeiras Gururi atribuiu a ela toda a vegetação rasteira. Sua classe não é precisa, se expandindo por mais de um metro em volta desses fragmentos de vegetação onde deveria ser classificado como areia. Essa classe gera também um efeito de borda que aparece entre os fragmentos florestais e a areia. Caso a classificação seja feita sem o sítio da palmeira Gururi ou ela seja atribuída à classe da grama, o cluster da areia fica melhor definido, mas passa a incorporar parte da vegetação rasteira.

Foi realizada outra classificação com o sítio (E) no qual há polígonos com as ilhotas vegetais adjacentes à *Clusia* mas sem a presença dela, mas isso tornou todos esses fragmentos como pertencentes a essa classe e fez com que a classe *Clusia* apareça primariamente como um efeito de borda entre a vegetação e a areia.

Um dos problemas ocorridos na classificação não supervisionada da mistura do cluster da lagoa com as sombras não aconteceu aqui. A classe da lagoa está contida nela, porém seus braços foram classificados como vegetação, algo que não aconteceu nas análises não supervisionadas.

#### 4 Bandas + Amarelo e 4 Bandas + *Red Edge*

Tanto a adição da banda amarela não resultaram em melhorias significativas na identificação correta das classes. A única classe que parece ter sofrido alguma interferência foi a do pasto.

## 8 Bands

O resultado com 8 bandas foi também foi semelhante. Foi possível notar um aumento na resolução da delimitação das classes, as espécies desejadas não obedecem nenhum padrão e se encontram distribuídas pelas classes que foram classificadas pelo padrão de iluminação, que ficou mais definido nessa composição.

### 4.2.4 MINDIST

#### 4 Bandas

Essa combinação gerou padrões de classes mais semelhantes aqueles criados pelas análises não supervisionadas como a ISOCLUST e a ISODATA. As classes não ficam agrupadas homogeneamente, mais ficam dispersas e criam diversos píxeis soltos, com a classificação da vegetação sendo praticamente definida pela iluminação.

Essa classificação não pode identificar as espécies desejadas pois atribui a classe *Clusia* um padrão de iluminação que ficou distribuído por toda imagem em todos sítios de treinamento. Desse modo, os polígonos designados como *Clusia* foram atribuídos as classes de vegetação rasteira e floresta com a classes que deveria ser a *Clusia* representado um padrão de iluminação nas plantas.

Não é possível também discriminar a *Allagoptera* com sucesso. Qualquer classificação contendo os polígonos dela no sítio de treinamento resulta na classificação de toda vegetação de pequeno porte junto com efeitos de borda entre a vegetação de maior porte e da areia. Quando retirava como no sítio (D) ela aparece como pasto e não é possível identificá-la.

#### 4 Bandas + Amarela e 4 Bandas + *Red Edge*

A adição dessas bandas não ajudou a discriminar as plantas desejadas. Em todos os sítios de treinamento utilizados, houve muita O uso da banda amarela ou da *Red Edge* embora existam diferenças na classificações dos píxeis, os problemas de classificação encontrados permanecem os mesmo de

fora que é impossível atingir o objetivo do trabalho em ambas classificações.

## 8 Bandas

Com o uso da 8 bandas é possível ter uma classificação melhor das diversas classes, observando-se uma separação mais homogênea dos píxeis em classes como as florestas e os corpos de águas. Com essa composição os sítios de treinamento foram capazes de identificar com precisão os braços da lagoa que haviam sido classificados constantemente como vegetação quando usando menos bandas.

As espécies não podem ser identificadas, com a *Clusia* aparecendo como uma vegetação de médio porte ou como um efeito de borda como no caso do uso do sítio (E) onde ela aparece como o verde mais escuro (Figura 23, em anexo).

### 4.2.5 FISHER

Os resultados da FISHER foram muito semelhantes aos do resultados do MAXLIKE, quanto utilizados as mesmas combinações de sítios de treinamento e bandas.

Notou-se porém uma imprecisão maior na identificação de todas as classes. Enquanto na MAXLIKE a discriminação das classes da Lagoa, mar e do Frame não interferiram com as outras classificações, na FISHER isso ocorreu, de modo que o mar e lagoas foram classificadas em conjunto do mesmo modo que nas análises não supervisionadas.

Além disso, foi possível perceber erros na classificação em todas as partes, com a FISHER apresentando erros na classificação da superfície vegetal e menor definição.

A *Clusia* e a *Allagoptera* não foram identificadas com sucesso na classificação realizada pela MAXLIKE e também não é possível de ser identificada aqui visto os ocorrendo nos mesmos problemas e apresentando uma acurácia menor na classificação.

#### 4.2.6 MLP

A classificação MLP apresentou problemas na discriminação nas classes do mapa. Na classificação sempre uma das classes sempre ficou predominante, como a demonstrada na imagem 18 onde toda areia está contida na classe com a cor roxa utilizando 8 bandas e o sítio (F) (figura 18, em apêndice).

Utilizando os outros sítios de treinamento erros semelhantes aconteceram, com no uso do sítio (C) e (D) o toda areia e pasto estarem na classe do frame do mapa. As classes pertencentes a *Clusia* e a *Guriri* não aparecerem em nenhum dos sítio em nenhuma das composições de bandas.

#### 4.2.7 SOM & Fuzzy ARTMAP

Os classificadores SOM e Fuzzy ARTMAP não conseguiram realizar a operação. O SOM teve problemas durante o treinamento apresentando o erro 0.0043 e não conseguindo efetuar-la independente dos parâmetros selecionas. A Fuzzy ARTMAP apresentou os mesmos problemas descritos na sessão não supervisionada. Para ambas problemas foi procurado na literatura soluções, mas não foram encontradas respostas que os resolvessem.

### 4.3 DISCUSSÃO

Com a imagem do sensor WorldView-2 e o uso de classificadores digitais é possível discriminar pequenos fragmentos florestais e plantas rasteiras da areia em seu entorno, e com isso identificar e quantificar diversas feições do mapa.

Foi possível discriminar o Mar, as Lagoas, a Areia e a Vegetação; permitindo uma imagem apurada da cobertura vegetal embora não tenha sido possível separar os seus estratos adequadamente.

Não foi possível porém discriminar em nenhuma das classificações supervisionadas ou não supervisionadas a identificação da *Clusia* ou da *Allagoptera* entre as outras vegetações presentes na imagem. Seus padrões espectrais não puderam ser isolados em um cluster ou em um conjunto de clusters específicos, sendo incapazes de separar adequadamente os principais

estratos da restinga como a vegetação rasteira, as moitas e as árvores.

Nas classificações não supervisionadas o padrão espectral identificado e separado em cluster tem forte associação com a iluminação que a vegetação está recebendo. Embora haja uma separação nos cluster que permite a identificação entre a vegetação com precisão, sendo possível identificar as vegetação rasteira e as de médio/grande porte, não é possível realizar a distinção dessa vegetação das espécies desejadas.

Nas classificações supervisionadas a identificação delas também não foi bem sucedida. Os classificadores atribuem como *Clusia* grande parte da mata de médio porte na imagem. Seus padrões são atribuídos a grande parte de vegetação normalmente aparecendo entre as classes da areia e da floresta.

Mesmo ao tentar isolar os sítios de treinamento entre a *Clusia* e do restante da vegetação presente no seu fragmento florestais esse problema continua acontecendo. O sitio (E) foi usado nas classificações com objetivo de realizar essa segregação mas não foi bem sucedido em nenhum dos classificadores supervisionados.

Nas figuras 19, 20, 21 e 22 da classificação supervisionada MAXLIKE é possível comparar os diversos sítios de treinamento em conjunto com a composição de 8 bandas. Embora os resultados apresentem variações, a classe identificadas como *Clusia* (verde claro) aparece como a vegetação que abrange todos fragmentos florestais, não corresponde a presença da espécie na restinga.

A identificação da *Allagoptera* parece ser mais complicada. A planta tem um porte muito pequeno e mesmo com a imagem do satélite sendo de altíssima resolução elas aparecem apenas em poucos píxeis. Os polígonos utilizados para elas estão muito próximos da areia e isso resulta na areia próxima a vegetação e toda vegetação rasteira sendo classificada como na sua classe.

O sitio (F) criado para diminuir esse conflito não apresentou resultados positivos na identificação, embora tenha conseguido diminuir a areia que estava sendo erroneamente classificada como sendo vegetação.

A impossibilidade na identificação dessas espécies foi atribuída a três fatores: Efeito de borda amplificado pela altíssima resolução da imagem,

padrões de iluminações heterogêneos que confundiram o classificador e a alta diversidade de espécies encontradas no local.

De acordo com Demetriades-Shah, Steven e Clark (1990), a presença de outras espécies com absorção de bandas próximas da desejada podem interferir com a classificação. Devido a alta biodiversidade da vegetação de restinga e de sua distribuição não agregada que apresenta alta heterogeneidade por hectare. Isso pode ter sido a razão para que as diferenças nos padrões de iluminação tenham mais influência que as diferenças da refletância das plantas.

O padrão de iluminação teve forte influência nos clusters gerados de todas as classificações. As vegetações com sombreamento semelhantes foram agrupadas em conjunto independentemente da sua espécie. Foi possível observar constantemente nas classificações um padrão de estrias que se formava perpendicularmente ao sol, contribuindo com essa afirmação.

Um problema constantemente observado associado a isso foi na identificação das lagoas. O cluster designado para ela constantemente classificou sombras das árvores em conjunto com a lagoa, prejudicando os resultados em todas as análises não supervisionadas.

É possível que com uma imagem obtida entre as 10 e 14 horas e retirada a 90 graus haveria menos sombras e padrões mais homogêneos de iluminação, que poderiam vir a contribuir na discriminação dos diferentes tipos de vegetação e de espécies. Uma imagem desse satélite com esses parâmetros porém apresenta um custo consideravelmente mais elevado.

O uso de resoluções menores pode atenuar o problema da iluminação ao tornar a imagem mais homogênea, aumentando a quantidade de variação na iluminação necessária para ser observada. Porém a resolução espacial seria perdida e não é possível discriminar a vegetação em nível de espécie.

Foi observado que a altíssima resolução espacial contribuiu para essa precisão na classificação visto que a vegetação de restinga é altamente heterogênea e com seus espécimes não agrupados.

As 4 bandas adicionais contribuem também para melhor qualidade, delineamento dos clusters e discriminação dos elementos na imagem. A adição da banda do *Red Edge* ou do amarelo as 4 bandas básicas resultam em



melhorias significativas na classificação, e o uso das 8 bandas em conjunto geram classificações superiores.

## 5. Conclusão

Embora não tenha sido possível a discriminação das espécies desejadas do restante da vegetação, foi possível realizar classificações que delimitaram e identificaram a vegetação da restinga porém sem discriminar os estratos da vegetação. Foi confirmada que uma imagem de altíssima resolução espectral e espacial contribuiu nessa classificação.

Foi possível comprovar o trabalhos de diversos estudos que mostram que a altíssima resolução espectral contribui a melhor qualidade da classificação das imagens. A adição da banda amarela ou da *Red Edge* geram imagens mais nítidas e parecem diminuir os efeitos de borda e as confusões na classificações de píxeis (PU; LANDRY, 2012; MUTANGA *et al.*, 2012). Por sua vez, com o usa das 8 bandas os resultados das classificações digitas foram melhores.

A classificação da vegetação não havia sido realizada com sensores de altíssima resolução em ecossistemas de restingas, de forma que os resultados alcançados através desse trabalho podem vim colaborar com futuros trabalhos de classificação, de biomassa e de ecologia vegetal, e também contribuindo no monitoramento e na fiscalização e na desse bioma.

Os melhores classificadores digitais não supervisionados foram o KMEANS e o ISODATA, com a MAXSET e a CLUSTER gerando resultados insatisfatórios. A SOM gerou clusters muito segmentados e a ISOCLUSTER resultados inferiores a ISODATA. A Fuzzy ARTMAP não foi possível de ser executada.

Na supervisionadas a MAXLIKE gerou as melhores junto com a MINDIST. A FISHER gerou resultados semelhantes a MAXLIKE porém de menor acurácia. A FISHER e a MLP geraram resultados insatisfatórios, e a SOM e a Fuzzy ARTMAP não conseguiram ser executadas.

A vegetação extremamente heterogênea com alta biodiversidade da restinga faz com que mesmo os pequenos fragmentos florestais e ilhotas de vegetação contem com várias espécies diferentes. Acredita-se que esse foi um

dos fatores que quando foi observada diferenças nos padrões espectrais da vegetação o padrão de iluminação apresentou diferenças maiores que as diferenças de refletância entre espécies.

Outro fator que não colabora com a classificação digital é a falta de espécies floridas que poderiam gerar padrões mais facilmente percebíveis pelos classificadores. A vegetação da restinga de modo geral apresenta flores são pequenas que não podem ser observadas na imagem.

Acredita-se que o uso de imagens obtidas entre as 10 e 14 horas com inclinação de 90 graus do satélite em relação a terra poderiam contribuir para uma melhor classificação, diminuindo a quantidade de sombras que gerou diversos problemas nas classificações e tornando os padrões de iluminação menos predominantes de modo que o padrão espectral pudesse ser mais facilmente identificado.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ARAÚJO, A.P. ACarneiro, M. A..A; Fernandes, G. W. Efeitos do sexo, do vigor e do tamanho da planta hospedeira sobre a distribuição de insetos indutores de galhas em *Baccharis pseudomyriocephala* Teodoro (Asteraceae). *Revista Brasileira de Entomologia* 47(4): 483-490. 2003.

BALL, GEOFFREY H., HALL, DAVID J. *Isodata: a method of data analysis and pattern classification*, Stanford Research Institute, Menlo Park, United States. Office of Naval Research. Information Sciences Branch. 1965.

BONADIMAN G. S. L. Decomposição e liberação de nutrientes de folhas de *Clusia hilariana* Schitfl (Cusiaceae) em moitas da formação Abustiva Aberta de *Clusia hilariana* no Parque Nacional da Restinga de Jurbatiba, RJ. Dissertação apresenta ao Centro de Biociências e Biotecnologia da Universidade estadual do Norte Fluminense , com parte das exigências para obtenção do título de Mestre em Ecologia e Recurso Naturais. 2007

BRASIL. Presidência da República, Casa Civil, Subchefia para Assuntos Jurídicos. Decreto de 29 de abril de 1998. Cria o Parque Nacional da Restinga de Jurubatiba, no Estado do Rio de Janeiro, e dá outras providências. Disponível em: <  
[http://www.planalto.gov.br/ccivil\\_03/DNN/Anterior%20a%202000/1998/Dnn6730.htm](http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/DNN/Anterior%20a%202000/1998/Dnn6730.htm) > Acesso em 8/11/2014.

CABRAL, D. C; CESCO, S. Notas para uma história da exploração madeireira na mata atlântica do sul-sudeste. *Ambiente & Sociedade* Campinas v. XI, n. 1, p. 33-48. 2008.

CESÁRIO, L. F. (2007). recompensas florais e visitantes de duas espécies simpátricas de *CLUSIA*, *CLUSIA HILARIANA* SCHLTD E *CLUSIA SPIRITUSANCTENSIS* MARIZ MARIZ & WEINBERG (CLUSIACEAE), EM ÁREAS DE RESTINGA. Dissertação Apresentada ao Centro de Biociências e Biotecnologia Da Universidade Estadual Norte Fluminense Darcy Ribeiro. 2007.

COUTINHO, R. R. (). *Avaliação das transformações socioambientais oriundas*

*da implantação do complexo portuário industrial do Açu* Dissertação de Mestrado apresentada ao IFF para obtenção de título de mestre. 2009

DEAN, W. *A ferro e fogo: a história ea devastação da Mata Atlântica brasileira*. Companhia das Letras. 1996

DEMETRIADES-SHAH T. H., STEVEN, M. D., & CLARK, J. A. . High resolution derivative spectra in remote sensing. *Remote Sensing of Environment*, 33 (1), 55-64. 1990.

DIGITALGLOBE. The Benefits ff the Eight Spectral Bands Of Worldview-2. 2010

FERREIRA, M. I. P., COSTA, R. N., ALMEIDA, P. G. A., CORDEIRO, M. R., FERREIRA, M., & MAYERHOFER, U. H.. A sociedade do hidrocarboneto: o ônus do aquecimento econômico gerado pela cadeia produtiva do petróleo e gás em Macaé-RJ. *Herculano S. Impactos sociais, ambientais e urbanos das atividades petrolíferas: o caso de Macaé [internet]*. Niterói. 2010

FUNDAÇÃO SOS MATA ATLÂNTICA E INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS, INSTITUTO SOCIOAMBIENTAL. Atlas da evolução dos remanescentes florestais e ecossistemas associados no domínio da Mata Atlântica no período 2000-2005. São Paulo – SP.

GOLTAPPEH, E. M., DANESH, Y. R., & VARMA, A. *Fungi as bioremediators* (Vol. 32). Springer. 2013

GREHA, V., ABREU, A., DE MACEDO, M. V., & MONTEIRO, R. Variação espacial e temporal na predação de sementes de *Allagoptera arenaria* (Arecaceae) por *Pachymerus nucleorum* (Coleoptera: Bruchidae) no Parque Nacional da Restinga de Jurubatiba (RJ). 2006

IMMITZER, M., ATZBERGER, C., & KOUKAL, T. . Tree species classification with random forest using very high spatial resolution 8-band WorldView-2 satellite data. *Remote Sensing*, 4(9), 2661-2693. 2012

LIVINGSTONE, D. R. . Biotechnology and pollution monitoring: use of

molecular biomarkers in the aquatic environment. *Journal of Chemical Technology and Biotechnology*, 57(3), 195-211. 1993

MARIZ, G. Chaves para as espécies de *Clusia* nativas do Brasil. Memórias do instituto de Biociências da Universidade Federal do Pernambuco, Brasil, 1: 249–310. 1974.

MUTANGA, O., ADAM, E., & CHO, M. A. High density biomass estimation for wetland vegetation using WorldView-2 imagery and random forest regression algorithm. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 18, 399-406. 2012.

NOVACK T, ESCH T, KUX H, STILLA U. Machine Learning Comparison between WorldView-2 and QuickBird-2-Simulated Imagery Regarding Object-Based Urban Land Cover Classification . *Remote Sensing*. 2011; 3(10):2263-2282.

PIMM, S. L. The complexity and stability of ecosystems. *Nature*, 307(5949), 321-326. 1984

PU, R., & LANDRY, S. A comparative analysis of high spatial resolution IKONOS and WorldView-2 imagery for mapping urban tree species. *Remote Sensing of Environment*, 124, 516-533. 2012.

ROCHA, C. F. D; BERGALLO, H.G; VAN SLUYS, M; ALVES, M.A.S. E JAMEL, C. E. The remnants of restinga habitats in the brazilian Atlantic Forest of Rio de Janeiro state, Brazil: Habitat loss and risk of disappearance. *Brazilian Journal of Biology*, vol.67 no.2 . 2007.

SOFFIATI, A. A história do nome do Parque Nacional da Restinga de Jurubatiba. *Boletim do Observatório Ambiental Alberto Ribeiro Lamego*, 3(1), 41-50. 2009.

STRASSER, T., LANG, S., PERNKOPF, L., & PACCAGNEL, K. Object-based class modeling for assessing habitat quality in riparian forests. *Proceedings of the 4th GEOBIA*, 7-9. 2012

TEIXEIRA, B. C. B. RELAÇÃO ENTRE OS CICLOS ECONÔMICOS BRASILEIROS E O DESMATAMENTO DA MATA ATLÂNTICA. Trabalho de Monografia de conclusão de curso apresentado ao Curso Técnico de Nível Médio de Gestão em Serviços de Saúde. 2005.

TINGEYZ, D. T. Bioindicators in Air Pollution Research -- Applications and Constraints. *Biologic Markers of Air-Pollution Stress and Damage in Forests*, p73-80. 1989.

ZALUAR H. L. T; SCARANO, F.R. Facilitação em restingas de moitas: um século de buscas por espécies focais. In: Esteves FA, Lacerda LD (eds) *Ecologia de Restingas e Lagoas Costeiras*. NUPEM-UFRJ, Rio de Janeiro, pp 3–23. 2000.

## APÊNDICES



Figura 7: Detalhe da Composição 671

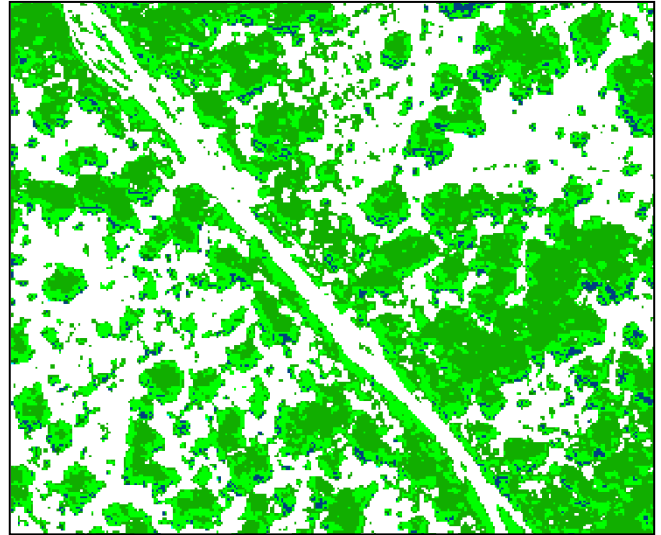


Figura 8: Detalhe da KMEANS 4 Bandas

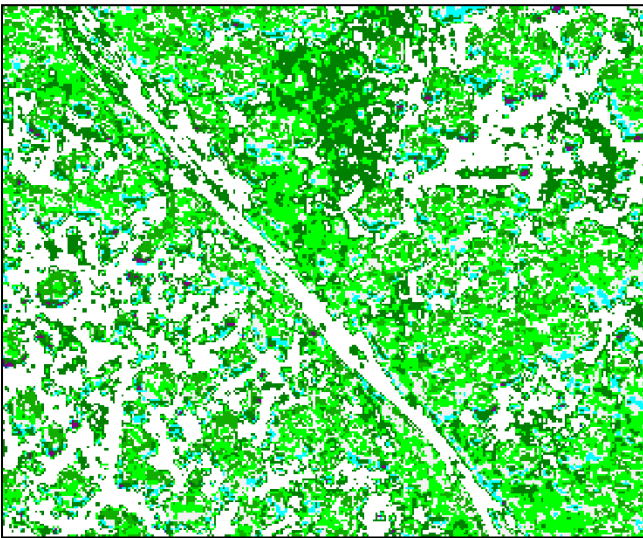


Figura 9: Detalhe da KMEANS 4 Bandas + *Red Edge*

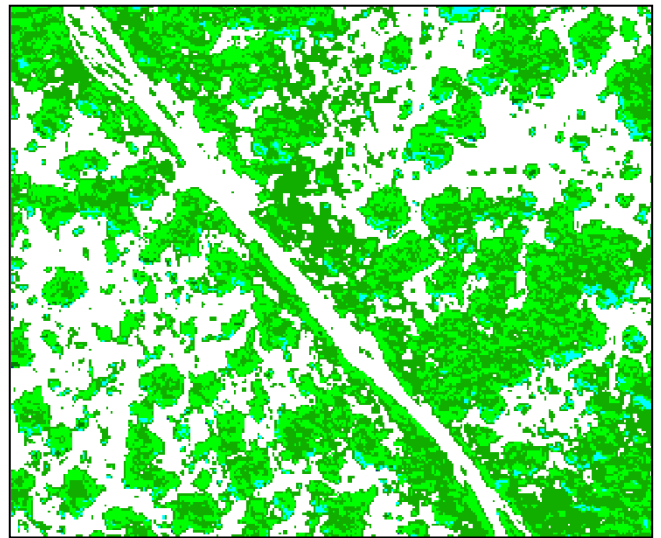


Figura 10: Detalhe da KMEANS 4 Bandas + Amarelo

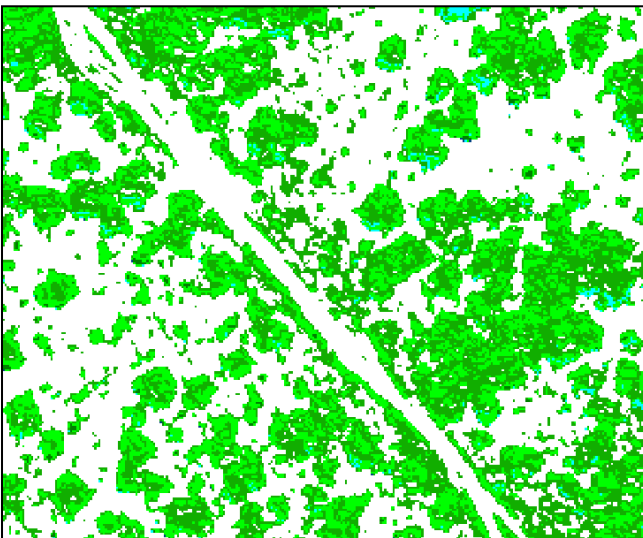


Figura 11: Detalhe da KMEANS 8 Bandas

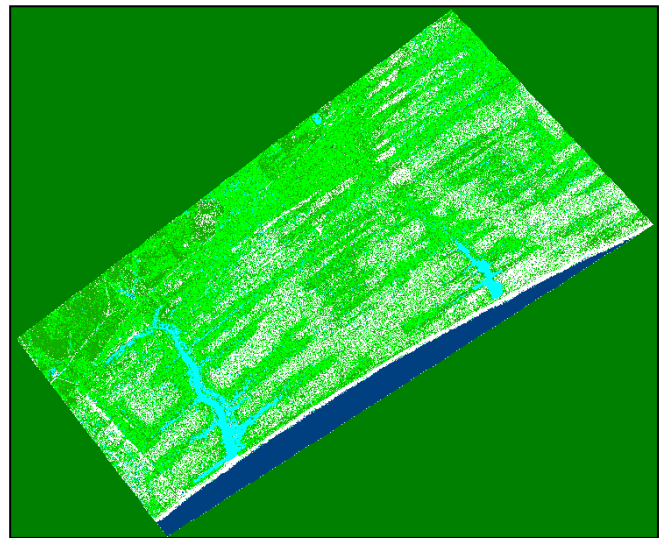


Figura 12: Classificação KMEANS 8 Bandas

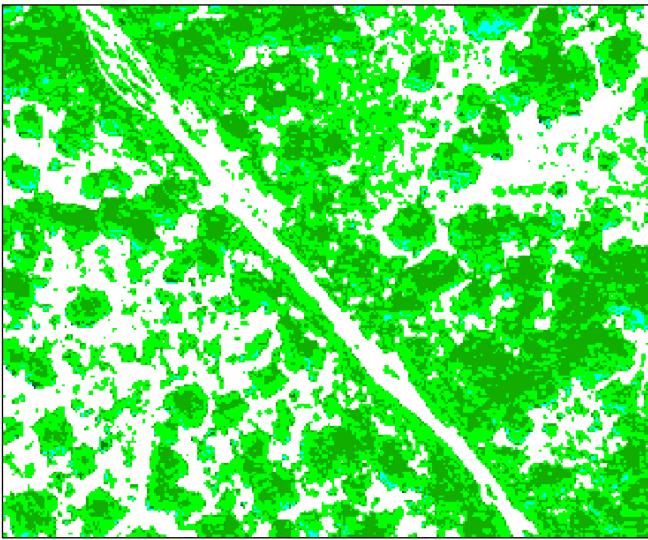


Figura 13: Detalhe da ISODATA 4 Bandas

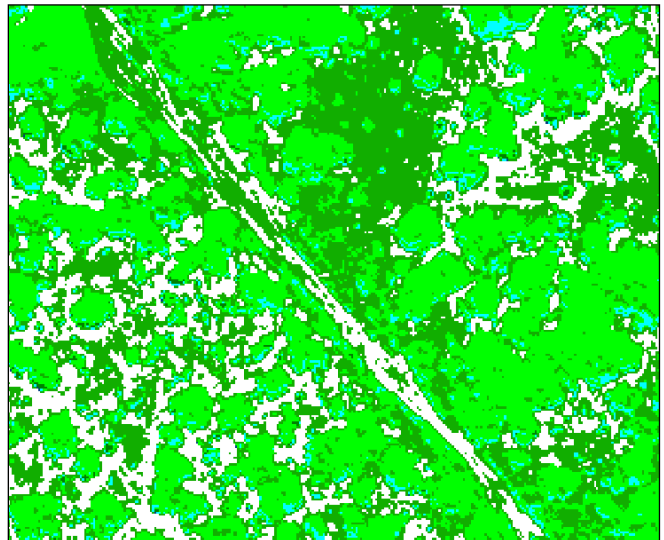


Figura 14: Detalhe da ISODATA 4 Bandas + Amarelo

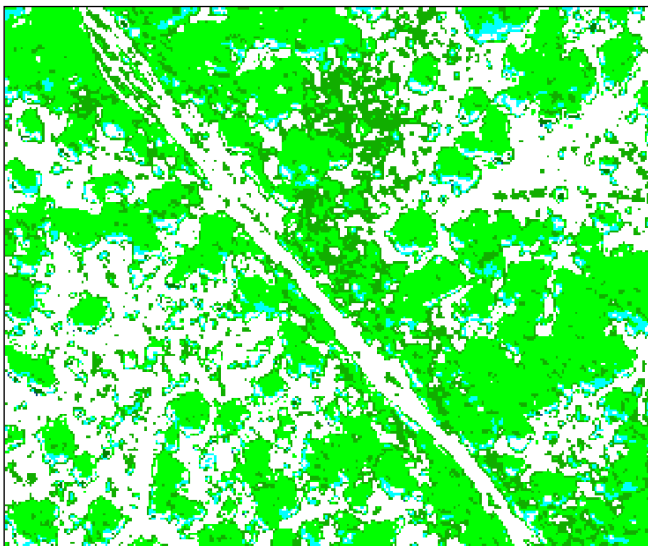


Figura 15: Detalhe da ISODATA 4 Bandas + Red Edge

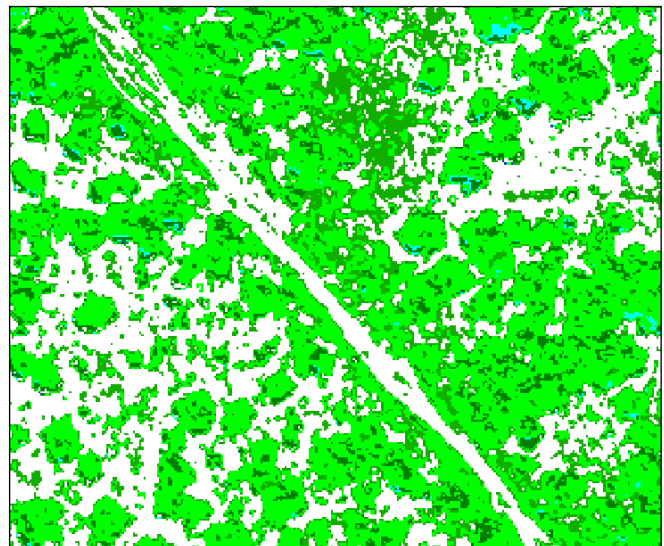


Figura 16: Detalhe da ISODATA 8 Bandas

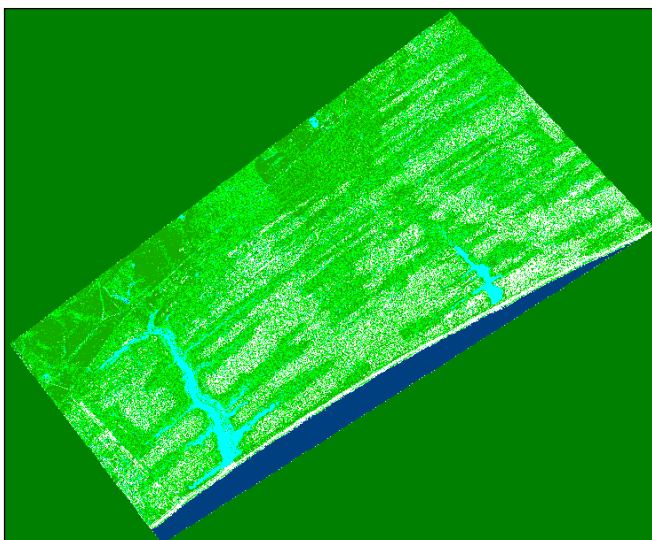


Figura 17: Classificação ISODATA 8 Bandas

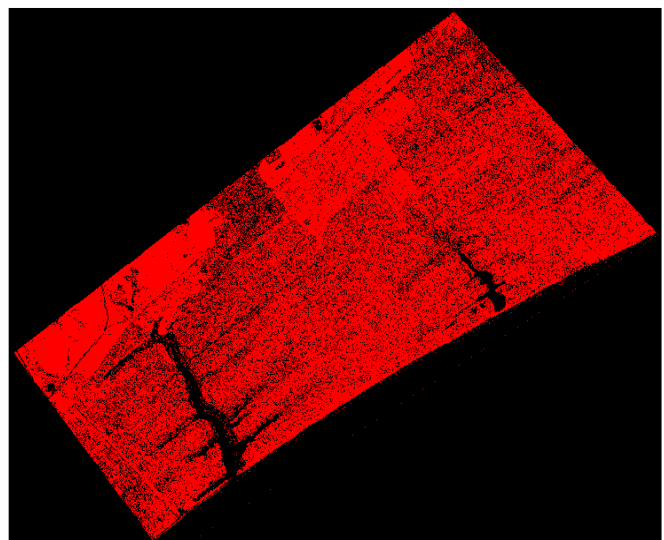


Figura 18: Boolean do cluster 2 da classificação MAXSET 8 Bandas



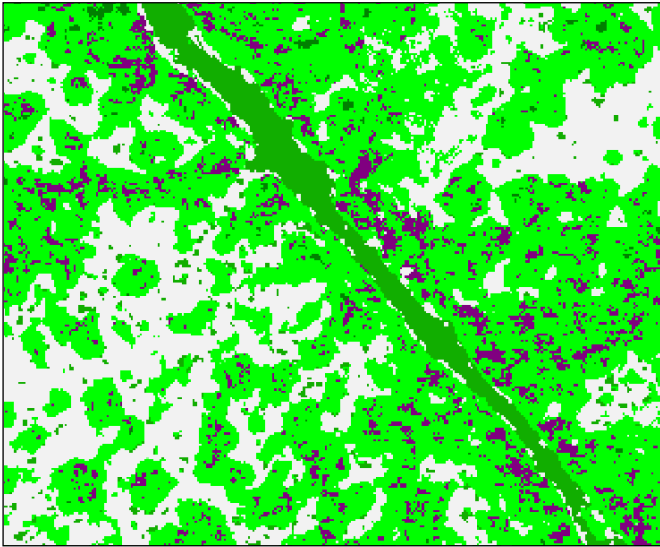


Figura 19: Detalhe da MAXLIKE 8 Bandas com Sítio (C)

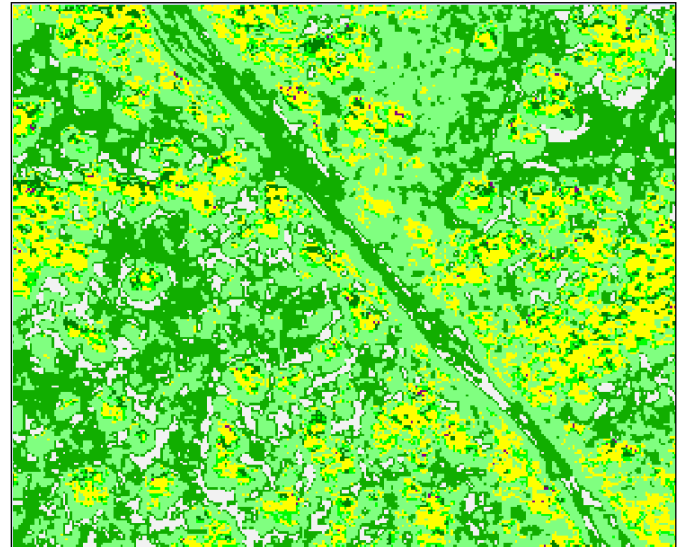


Figura 20: Detalhe da MAXLIKE 8 Bandas com Sítio (E)

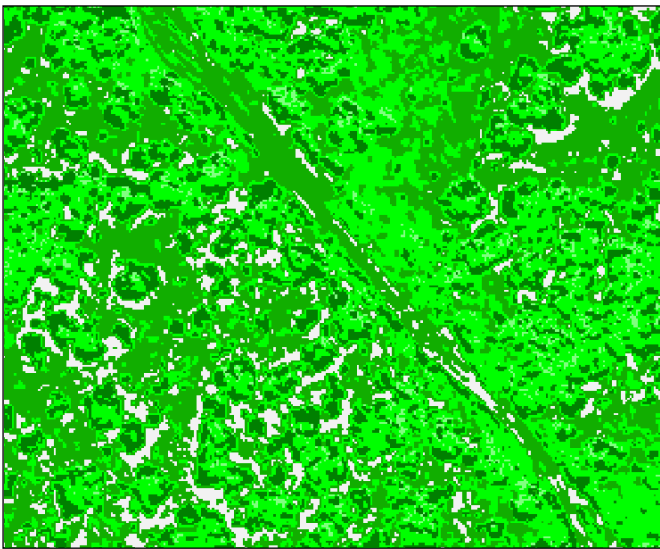


Figura 21: Detalhe da MAXLIKE 8 Bandas com Sítio (B)

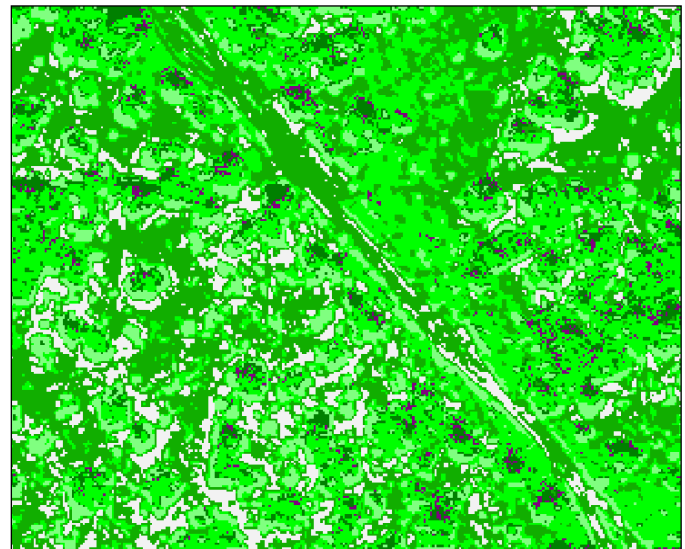


Figura 22: Detalhe da MAXLIKE 8 Bandas com Sítio (F)

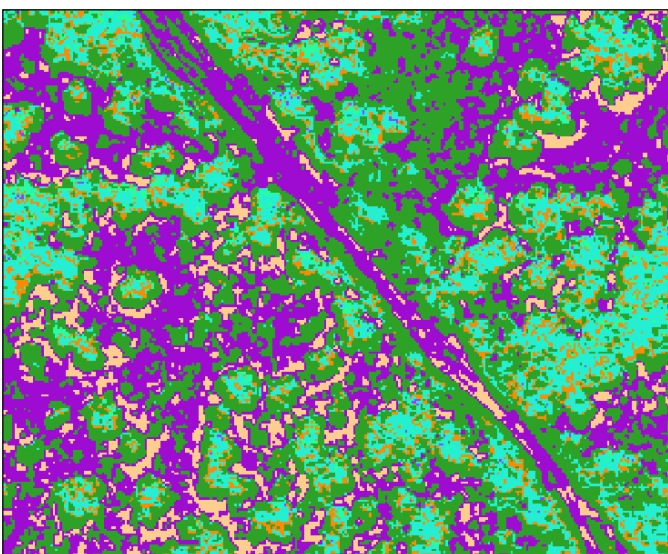


Figura 23: Detalhe para MINDIST 8 Bandas com Sítio (C)

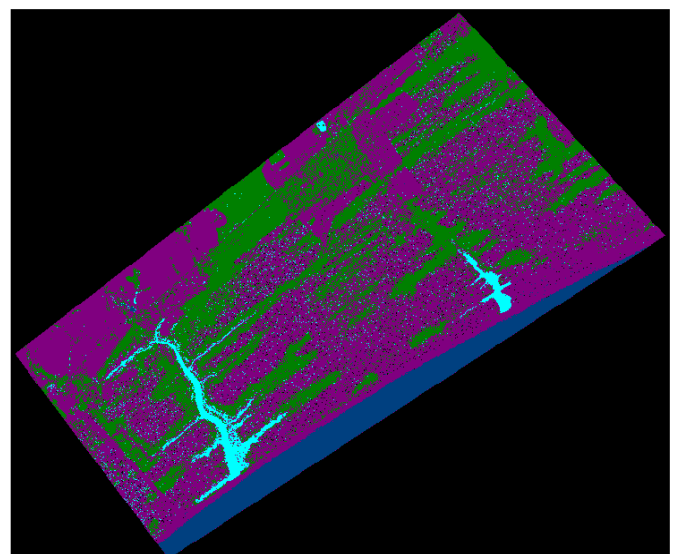


Figura 24: Classificação MLP 8 Bandas

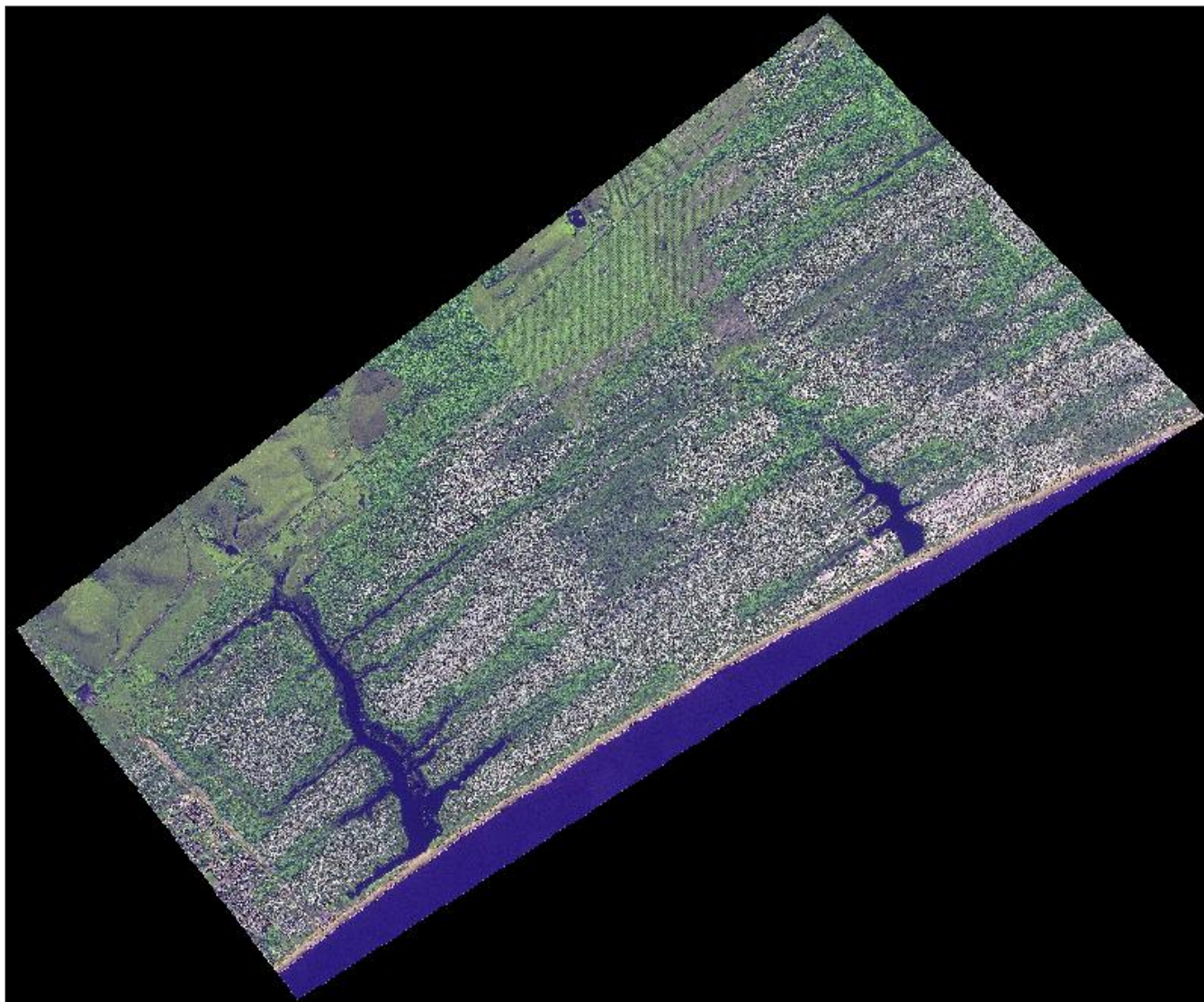


Figura 25: Composição *Red Edge*, Infravermelho Proximal 1 e Costal (671) usada para a identificação dos clusters.

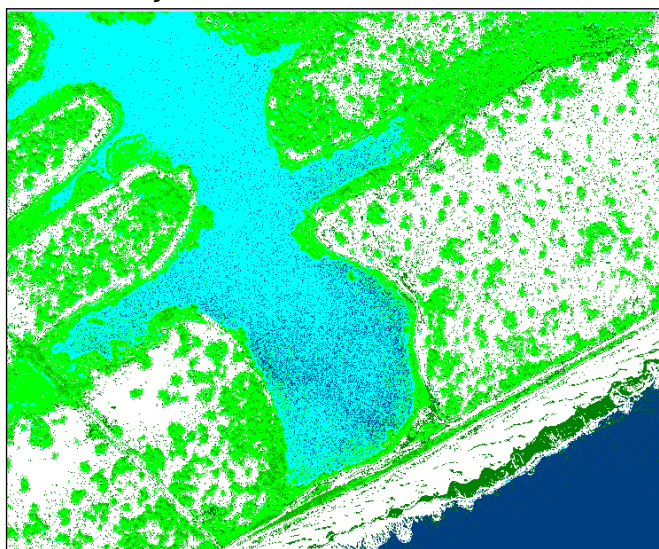


Figura 26: Detalhe da Classificação da ISOCLUST 7 Bandas

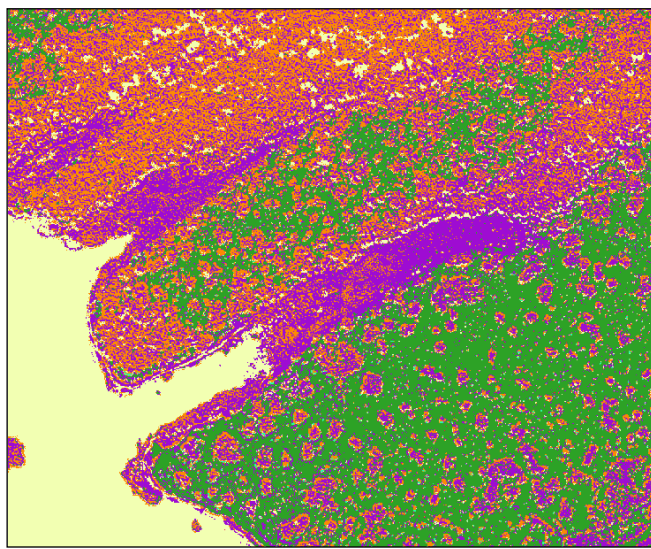
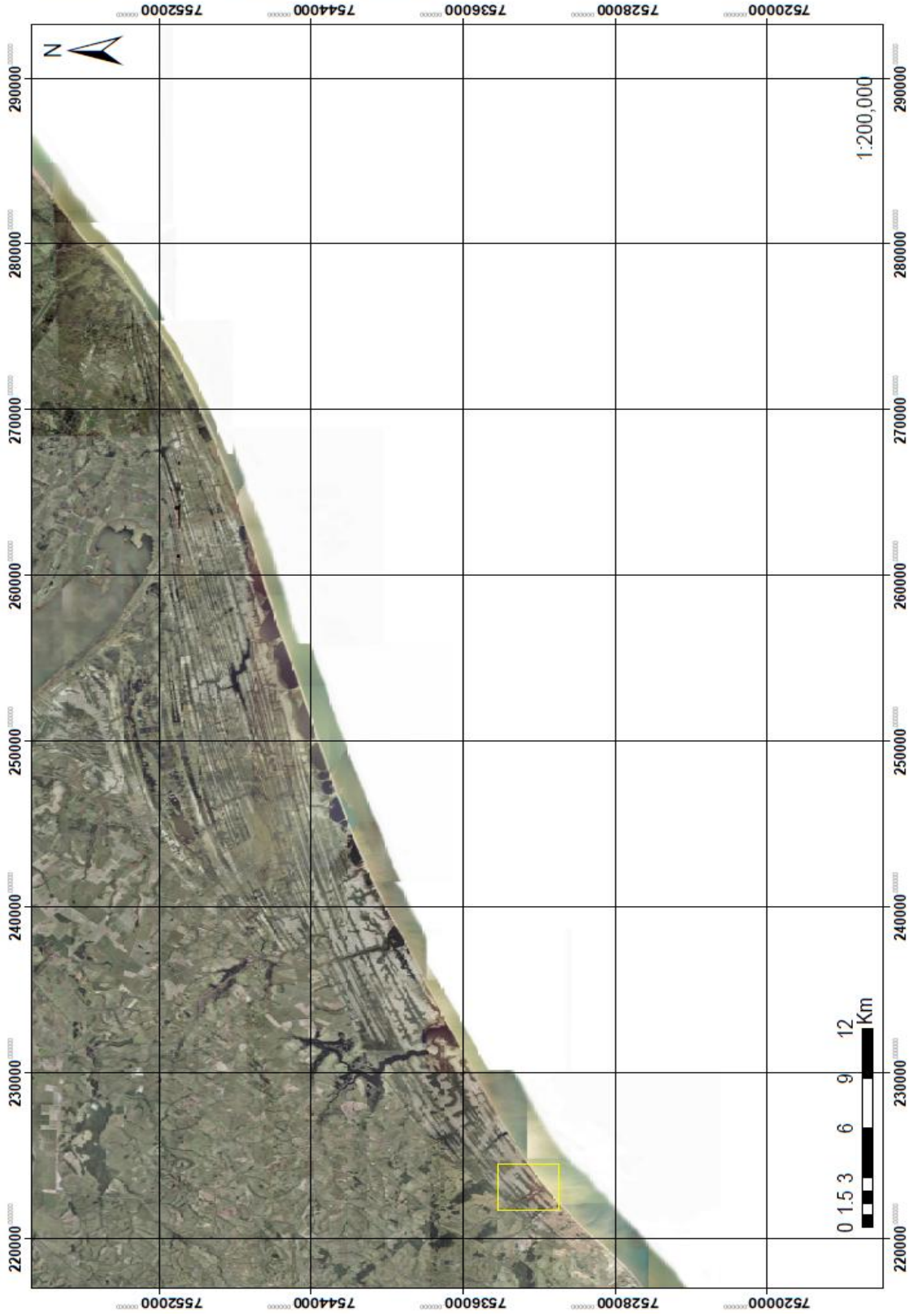


Figura 27: Identificação das algas em roxo na classificação KMEANS 4 Banda + *Red Edge*



### Foco - Área de Estudo

Laboratório de Geomática  
IFF - Instituto Federal Fluminense

Organização e Edição:  
Leandro José Kusdra de Pinho

Orientador:  
José Augusto Ferreira Silva

Fonte: IBGE 2012  
Ortofotomosaico 1:25000 do RJ

Figura 28 - Imagem da Restinga de Jurubatiba com foco na área de estudo



Figura 29: Imagem gradeada da localização esquerda da imagem



Figura 30: Imagem Gradeada do centro da imagem



Figura 31: Imagem gradeada da localização direita da imagem