

# **Segmentação de Imagens de Satélite da Mata Atlântica para o problema de monitoramento ambiental**

**Trabalho de Conclusão de Curso**

**Engenharia da Computação**

**Aluno: Lumadaiara do Nascimento Vitorino**  
**Orientador: Prof. Carmelo José Albanéz Bastos Filho**



UNIVERSIDADE  
DE PERNAMBUCO

# **Lumadaiara do Nascimento Vitorino**

## **Segmentação de Imagens de Satélite da Mata Atlântica para o problema de monitoramento ambiental**

Monografia apresentada como requisito parcial para obtenção do diploma de Bacharel em Engenharia da Computação pela Escola Politécnica de Pernambuco – Universidade de Pernambuco.

**Recife, novembro de 2009.**

*Aos meus pais,  
José Vitorino e Josefa Aparecida  
E ao meu irmão,  
Anderson.*

# Agradecimentos

Quero agradecer primeiramente a Deus, que me deu saúde e paz, tornando tudo possível. Tenho muito que agradecer aos meus pais José Vitorino e Josefa Aparecida, por sempre acreditarem em mim, fazerem dos meus sonhos os seus e sempre estarem do meu lado incondicionalmente. Um agradecimento especial ao meu irmão Anderson por todo o apoio e companheirismo.

Sou muito grata ao meu orientador, professor Carmelo, que me ensinou a acreditar em minhas capacidades e jamais desistir dos meus objetivos. Agradeço também aos meus colegas de turma, aos amigos que fiz na POLI, em especial, André Victor, César Filipe, George Silva, Victor Outtes e Renato César.

Quero agradecer aos meus colegas de trabalho da GCF Sistemas, todos que contribuíram para meu crescimento profissional e em especial a Caio Dias, Danilo Philippini e Lys Oliveira, são amigos de verdade que lembrarei sempre.

E por fim, obrigada a todos que estiveram presentes em minha vida durante a graduação, aos meus colegas de projetos, aos professores do DSC, parentes, antigos amigos, enfim, a todos que acreditaram em mim e fizeram do meu sonho uma verdade.

# Resumo

A Mata Atlântica vem sofrendo com o desmatamento em decorrência, principalmente, da ocupação humana e isso preocupa ambientalistas, pesquisadores e o setor público. O problema da devastação ambiental da Mata Atlântica se tornou base para pesquisas em diversas áreas e o uso da tecnologia tem o papel primordial para o monitoramento das regiões remanescentes da floresta. O grupo de Botânica da Universidade Federal de Pernambuco utiliza imagens de satélite para realizar o acompanhamento das regiões preservadas da mata e avaliar o seu grau de devastação. No entanto, para extrair o máximo de informação possível das imagens de satélite, pode-se segmentá-las através de algoritmos de segmentação de imagens e extrair características que servirão como dados para suporte a decisões, essas características são: Área, Forma e Conectividade. A partir deste trabalho, fica claro que utilizar algoritmos de segmentação por crescimento de regiões apresentam os melhores resultados entre as duas abordagens, pois imagens de satélites possuem peculiaridades, que dificulta a extração de dados e gerando assim dados imprecisos para as características de interesse. Esta pesquisa é uma complementação do trabalho desenvolvido por Davi Marinho, que consiste na utilização dessas características retiradas e aplicá-las no algoritmo genético NSGAll e encontrar padrões de similaridades nas imagens.

# Abstract

The Atlantic Forest is suffering from deforestation due to human occupation worries environmentalists, researchers and the public sector. The problem of environmental devastation of the Atlantic has become the basis for research in several areas and the use of technology has a main role for the monitoring of forest remnants. The Department of Botany, Federal University of Pernambuco uses satellite images to follow up the preserved areas of the forest and to assess the level of devastation. However, to extract as much information as possible from satellite images, it can be to target them through image segmentation algorithms and extract features to support decision making. These features are: area, shape and connectivity. Analyzing the results of this work it is clear that use algorithms targeting growth regions show better results, because satellite images have some peculiarities, which hinders the extraction of data and thus creating inaccurate data for the characteristics of interested. This research is an extension of the work of Davi Marinho, which consists of these features, removed and applies them in genetic algorithm NSGAll and find patterns of similarities in the images.

# Sumário

<b>Resumo</b>	<b>v</b>
<b>Abstract</b>	<b>vi</b>
<b>Sumário</b>	<b>vii</b>
<b>Índice de Figuras</b>	<b>ix</b>
<b>Índice de Tabelas</b>	<b>xi</b>
<b>Tabela de Símbolos e Siglas</b>	<b>xii</b>
<b>Capítulo 1 Introdução</b>	<b>13</b>
1.1. Mata Atlântica: Características e a Importância da Preservação	14
1.2. O Benefício do Uso da Tecnologia para Atingir os Objetivos	15
1.3. Estrutura da Monografia	17
<b>Capítulo 2 Segmentação de Imagens de Satélite da Mata Atlântica</b>	<b>18</b>
2.1. Imagens de Satélite da Mata Atlântica	18
2.2. Segmentação por Detecção de Bordas	21
2.2.1. Algoritmo de Segmentação <i>Sobel</i>	21
2.2.2. Operador de Detecção de Bordas <i>Canny</i>	24
2.3. Segmentação por Crescimento de Regiões	26
2.3.1. Método de Agregação de <i>Pixels</i>	27
2.3.2. A Segmentação <i>Mumford-Shah</i>	29
<b>Capítulo 3 Extração de Características</b>	<b>33</b>
3.1. Características analisadas	33

3.2. Uma Ferramenta de Extração de Características de Imagens Segmentadas	34
<b>Capítulo 4 Experimentos e Resultados</b>	<b>38</b>
4.1. Resultados de Segmentação por Detecção de Bordas	41
4.2. Resultados de Segmentação por Crescimento de Regiões	45
4.3. Extração de Características	50
<b>Capítulo 5 Conclusão e Trabalhos Futuros</b>	<b>52</b>
<b>Bibliografia</b>	<b>54</b>



# Índice de Figuras

<b>Figura 1.</b>	Exemplo de uma imagem de satélite da Mata Atlântica cedida pelo grupo de Botânica da UFPE.....	19
<b>Figura 2.</b>	Imagem de satélite convertida para tons de cinza.....	20
	De acordo com a Tabela 1, a máscara usada para o cálculo de $G_x$ com o ponto central da imagem está presente em (a) e no cálculo de $G_y$ , também com o ponto central da imagem, pode ser visualizada em (b). .....	23
<b>Figura 3.</b>	Detecção de bordas por <i>Canny</i> . .....	25
<b>Figura 4.</b>	Esboço simples que explica a característica Conectividade. ....	34
<b>Figura 5.</b>	Interface gráfica da ferramenta que extrai as características. ....	35
<b>Figura 6.</b>	Tela que possibilita a seleção da imagem segmentada. ....	36
<b>Figura 7.</b>	Tela de definição do local de salvamento do arquivo. ....	36
<b>Figura 8.</b>	Imagem de satélite da Serra do Bocaina.....	39
<b>Figura 9.</b>	Imagem de satélite da Serra do Bocaina em tons de cinza.....	39
<b>Figura 10.</b>	Imagem de satélite da Serra do Mar. ....	39
<b>Figura 11.</b>	Imagem de satélite da Serra do Mar em tons de cinza. ....	40
<b>Figura 12.</b>	Imagem de satélite do Parque Nacional do Itatiaia. ....	40
<b>Figura 13.</b>	Imagem de satélite do Parque Nacional do Itatiaia em tons de cinza. .	40
<b>Figura 14.</b>	Imagens segmentadas pelo operador <i>Sobel</i> . Em (a) mostra o resultado da imagem Serra do Bocaina com limiar 80. Em (b) a Serra do Mar com limiar 30 e em (c) a Serra de Itatiaia com limiar 80.....	42

**Figura 15.** Imagens resultantes da segmentação através do operador *Canny*. Em (a) mostra o resultado da imagem Serra do Bocaina com limiares 20 e 90. Em (b) a Serra do Mar com limiar 5 e 30 e em (c) a Serra de Itatiaia com limiar 20 e 100.

44

**Figura 16.** Resultados da segmentação através do método de *Agregação de Pixels*. Em (a) mostra o resultado da imagem Serra do Bocaina com 5 *pixels*-sementes. Em (b) a Serra do Mar também com 5 *pixels*-sementes e em (c) a Serra de Itatiaia com 5 *pixels*-sementes.....46

**Figura 17.** Imagens segmentadas pelo algoritmo *Mumford-Shah*. Em (a) mostra o resultado da imagem Serra do Bocaina com o tamanho de fronteiras igual a 10 e peso de comprimento das fronteiras igual a 2, valor fixo também para o resto das imagens. Em (b) a Serra do Mar e em (c) a Serra de Itatiaia. ....49

**Figura 18.** Resultado da extração de características presente nas três imagens..51

# Índice de Tabelas

<b>Tabela 1.</b>	Máscaras do operador de <i>Sobel</i> .....	23
<b>Tabela 2.</b>	Pseudocódigo do operador <i>Sobel</i> . ....	23
<b>Tabela 3.</b>	Pseudocódigo do operador <i>Canny</i> . ....	26
<b>Tabela 4.</b>	Exemplo de segmentação por Agregação de <i>Pixels</i> . Na célula ( <i>a</i> ) apresenta a matriz da imagem original. A célula ( <i>b</i> ) mostra o resultado da segmentação. Por fim, na célula ( <i>c</i> ) é visto o resultado usando uma diferença absoluta de menos de 8. ....	28
<b>Tabela 5.</b>	Pseudocódigo do método de Agregação de <i>Pixels</i> . ....	29
<b>Tabela 6.</b>	Pseudocódigo do algoritmo de segmentação <i>Mumford-Shah</i> . ....	32

# Tabela de Símbolos e Siglas

INPE – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais

ONG – Organização Não-Governamental

RGB – Sistema de Cores padrão (*Red, Green, Blue*)

UFPE – Universidade Federal de Pernambuco

# Capítulo 1

## Introdução

Desde o descobrimento do Brasil, a Mata Atlântica sofre com a devastação ambiental, provocada primeiramente pela extração do pau-brasil, importante árvore da Mata Atlântica. Atualmente, a extração ilegal e a poluição ambiental são uns dos principais fatores responsáveis pela extinção da floresta.

Este trabalho tem o objetivo de mostrar que a tecnologia pode ser uma importante aliada em busca da preservação da Mata Atlântica. O emprego de imagens de satélite de trechos da floresta com o intuito de realizar o monitoramento da devastação ambiental é um exemplo útil e envolve a área de Processamento de Imagens, através do uso de técnicas de Segmentação de Imagens.

Segmentar as imagens de satélite da Mata Atlântica pode facilitar a extração de características importantes da floresta, que a princípio não poderiam ser visualizadas na imagem original. Dessa forma, o trabalho propõe a realização de um estudo de algoritmos de segmentação de imagens clássicos e obtenção das características com base na análise das imagens segmentadas.

Este capítulo apresenta ainda mais algumas informações. A seção 1.1 descreve a Mata Atlântica e a sua redução drástica ao longo dos anos. Além disso, mostra que os profissionais da área necessitam realizar o monitoramento constante como forma de preservação das áreas remanescentes e também é relatada a parceria do projeto com o Departamento de Botânica da Universidade Federal de Pernambuco (UFPE). Na seção 1.2, destaca-se a importância do uso da tecnologia como apoio ao problema abordado neste projeto. E a seção 1.3 descreve a estrutura da monografia, explicando como o conteúdo foi descrito.

## 1.1. Mata Atlântica: Características e a Importância da Preservação

A Mata Atlântica é uma formação vegetal que originalmente percorria toda a costa brasileira. A sua área se estendia do Rio Grande do Sul até o Piauí, abrangendo diferentes formas de relevo, paisagens, características climáticas diversas e multiplicidade cultural da população que podem configurar essa imensa faixa territorial do Brasil [1]. Ocupava uma área de aproximadamente 1.300.000 km<sup>2</sup>, correspondia a 15% do território brasileiro, alcançando outros países como Argentina e Paraguai.

Trata-se de uma das mais importantes florestas tropicais do planeta, apresentando uma rica biodiversidade, com presença de diversas espécies de animais e vegetais, muitos desses endêmicos, isto é, que existem apenas neste ecossistema. A existência de diferentes ecossistemas que constituem a Mata Atlântica é determinada por fatores como: a temperatura, frequência de chuvas, altitude, proximidade do oceano e composição do solo [2].

O clima da Mata Atlântica está entre tropical e subtropical. A proximidade do oceano, a “dinâmica” atmosférica regional e os traços de relevo ajudam a tornar o clima predominantemente quente e úmido, com altas temperaturas. Seu solo é pobre e a topografia é bastante acidentada. No interior da mata, devido à densidade da vegetação, a luminosidade é reduzida.

A Mata Atlântica é caracterizada pela imensa diversidade biológica, pela presença de árvores altas e grossas e pelo equilíbrio entre as espécies que têm sofrido com as ações do homem, que por sua vez transformou esses ecossistemas antes intocados. Hoje em dia, resta muito pouco da segunda maior floresta brasileira, pois cerca de 93% de sua formação original já foi devastada, restando apenas aproximadamente 95.000 km<sup>2</sup>. Em alguns lugares, como por exemplo, no Rio Grande do Norte não existem vestígios [3]. A maioria da área litorânea que era coberta pela Mata Atlântica é ocupada principalmente pelas grandes cidades, visto que nessas regiões vivem também 62% da população brasileira, em torno de 110

milhões de pessoas [1][2]. Porém, ainda restam trechos da Mata Atlântica presentes na Serra do Mar e na Serra da Mantiqueira, no sudeste do Brasil.

A floresta vem sendo devastada de forma acelerada nos últimos 50 anos para dar lugar ao crescimento da agricultura, reflorestamentos, agropecuária e exploração imobiliária. Mananciais hídricos estão sendo degradados por esgotos, agrotóxicos, resíduos domésticos e industriais.

O futuro da mata depende da preservação das áreas remanescentes e diante desse contexto, o governo, ONGs (Organizações não-governamentais), a iniciativa privada e até pessoas isoladamente buscam soluções visando a conservação e/ou reconstrução de regiões extintas.

Existem leis que prevêm punição aos crimes de desmatamento da Mata Atlântica. No entanto, a perda de cobertura florestal da Mata Atlântica que, de 2005 e 2008 teve 102,9 mil hectares desmatados, ainda reflete a falta de aplicação da Lei da Mata Atlântica. A lei foi sancionada em 2006, mas regulamentada somente no fim de 2008, de acordo com a secretária de Biodiversidade e Florestas do Ministério do Meio Ambiente, Maria Cecília Wey de Brito [4].

“É possível que essa lógica (de desmatamento) tenha se mantido, porque a aplicação da lei ainda não foi garantida”, afirmou.

A secretária aposta na lei, no monitoramento do que restou do bioma, em ações de vigilância e fiscalização para reverter o ritmo da derrubada nos próximos anos. De acordo com o Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (Inpe) e a Fundação SOS Mata Atlântica, responsáveis pelo levantamento do dia 26 de maio de 2009, a taxa média de desmatamento de 2005 e 2008 manteve o ritmo verificado no período anterior (2000-2005) de 34 mil hectares por ano.

## **1.2. O Benefício do Uso da Tecnologia para Atingir os Objetivos**

A principal meta deste trabalho é colaborar com o monitoramento ambiental da Mata Atlântica realizado pelo Departamento de Botânica da Universidade Federal de

Pernambuco. A análise realizada na floresta para checar o grau de devastação utiliza imagens de tiradas em satélites de ecossistemas diferentes pertencentes a mata. Com base nessas imagens, é necessário ter condições de extrair conhecimento sobre o que está acontecendo na Mata Atlântica.

O departamento de Botânica da Universidade Federal de Pernambuco dispõe, para serem analisadas, de aproximadamente 1200 imagens de trechos de mata oriundas de um pré-processamento de uma fotografia tirada por meio de satélite. Então, é possível visualizar a interação e a cooperação da tecnologia com o intuito de alcançar tais objetivos. O seu uso possibilita a captação e utilização de informações mais precisas, e com isso promovendo pesquisas ambientais mais robustas.

Por conta do monitoramento ser baseado em imagens de satélite, a abordagem desta monografia consiste na análise das mesmas através da segmentação. Segmentar imagem, na visão computacional, se refere ao processo de dividir uma imagem digital em múltiplas regiões (conjunto de pixels) ou objetos, com o objetivo de simplificar e/ou mudar a representação de uma imagem para facilitar a sua análise de acordo com o conteúdo e aplicação [5]. Segmentação de imagens é tipicamente usada para localizar objetos e formas (linhas, curvas, etc.) em imagens.

Fica claro que utilizar algoritmos de segmentação de imagens pode facilitar o trabalho de seleção e extração de características das imagens. Os principais algoritmos são baseados em descontinuidade, que busca particionar a imagem baseado em mudanças bruscas nos níveis de cinza, ou similaridade em que se baseia nas semelhanças de tons de cinza [6] e foram selecionados dois algoritmos para cada abordagem, detalhados ao longo desta monografia.

Com base na definição do escopo, o trabalho visa a análise das imagens para extração das características objetivo: área, forma e conectividade. Essa etapa consiste na complementação do trabalho de conclusão de curso do aluno Davi Marinho de Araújo Falcão [7], que utilizou o algoritmo evolucionário multi-objetivo para realiza a seleção de trechos da Mata Atlântica de forma equilibrada, baseado nos três parâmetros já citados, não descartando ou supervalorizando nenhum deles.



## **1.3. Estrutura da Monografia**

Os próximos capítulos da monografia seguem a seguinte estrutura: o capítulo 2 relata conceitos e características da área de Segmentação de Imagens. Esse capítulo apresenta também todos os algoritmos de segmentação clássicos que foram utilizados no trabalho.

O capítulo 3 descreve em detalhes as características que são extraídas das imagens que foram segmentadas. Descreve também a ferramenta que foi desenvolvida visando à análise das imagens resultantes da segmentação.

O capítulo 4 aborda a metodologia utilizada, delineando os experimentos realizados. É feita também uma descrição dos resultados obtidos.

O capítulo 5 mostra as conclusões e contribuições a cerca do trabalho, propondo também pesquisas futuras.

# Capítulo 2

## Segmentação de Imagens de Satélite da Mata Atlântica

Este capítulo tem o objetivo de detalhar o pré-processamento realizado nas imagens de satélite e também descrever suas características visuais mais importantes. Ele se fundamenta também na explanação da teoria que envolve os algoritmos de segmentação de imagens desenvolvidos no projeto.

O capítulo está dividido em três seções. A seção 2.1 apresenta uma análise sobre padrões e características das imagens de satélite da Mata Atlântica, mostrando também uma percepção visual das imagens, sendo fundamental para definir os algoritmos de segmentação utilizados neste trabalho. Na seção 2.2, é feito um estudo sobre segmentação de imagens por descontinuidade utilizando detecção de bordas. Existem também subseções inseridas detalhando os algoritmos desenvolvidos. Na seção 2.3 têm-se a apresentação dos algoritmos de segmentação de imagens por similaridades, ressaltando também os algoritmos que usam conceitos dessa abordagem, os algoritmos de segmentação de imagens por crescimento de regiões.

### 2.1. Imagens de Satélite da Mata Atlântica

A importância do uso de imagens de satélite para o monitoramento da devastação ambiental de ecossistemas da Mata Atlântica é evidente diante do que já foi descrito no Capítulo 1. Entretanto, é necessário o tratamento devido dessas imagens, pois elas podem apresentar falhas ou distorções. O tratamento realizado neste trabalho pode corrigir algumas deformidades, contudo o foco principal é o realce de determinadas características na imagem que podem até então não ser perceptíveis pela visão humana.

Este estudo provê uma contribuição importante ao fornecer novos mecanismos de apoio para o problema de desmatamento, que é a principal causa da quase extinção da Mata Atlântica, eliminando de uma única vez um considerável número de espécies, provavelmente até desconhecidas.

O grupo de pesquisa em Botânica na Universidade Federal de Pernambuco (UFPE) utiliza imagens retiradas por meio de satélites (ver Figura 1) para a realização do monitoramento ambiental. Através de seu acervo de informações sobre a floresta, é possível efetuar o processamento das imagens por intermédio de algoritmos de segmentação e assim ser possível analisá-las para, por exemplo, identificar pontos de preservação e extrair as características esperadas na pesquisa.



**Figura 1.** Exemplo de uma imagem de satélite da Mata Atlântica cedida pelo grupo de Botânica da UFPE.

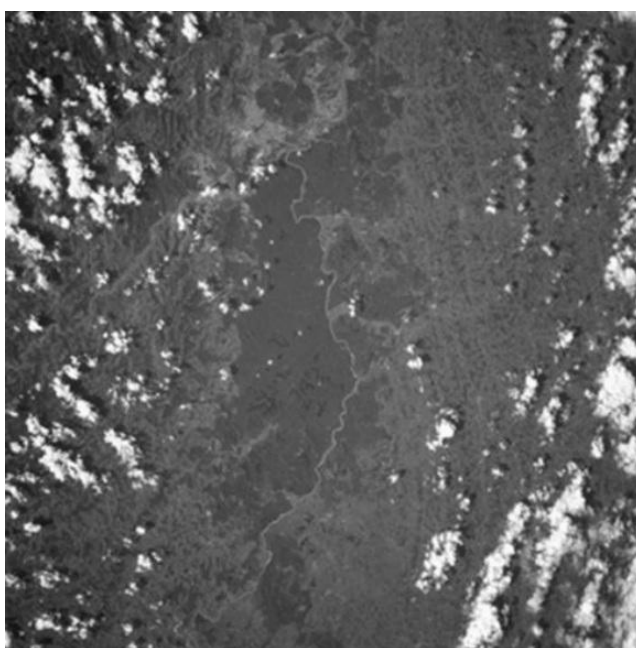
Ao observar a Figura 1, pode-se afirmar que as imagens de satélite são mais difíceis de processar para retirar características, pois geralmente apresenta objetos não úteis para o trabalho, como o caso das nuvens. Além disso, é necessário estabelecer limiares adequados para a distinção de fragmentos na imagem, representando padrões, como regiões preservadas de floresta ou então regiões desmatadas.

Os algoritmos de segmentação utilizados neste projeto trabalham com imagens em tons de cinza. A fonte de dados da UFPE possui imagens coloridas, ou

seja, no padrão de cor RGB, com componentes vermelho, verde e azul. Então, existe um pré-processamento que consiste na conversão das imagens para um sinal de luminância da cor. A luminância de uma cor ( $Y$ ) com componentes  $R$ ,  $G$ ,  $B$  é dada pela equação 2.1 [8].

$$Y = 0.299 * R + 0.587 * G + 0.114 * B. \quad (2.1)$$

A idéia da equação (2.1) é realizar o cálculo com os valores presentes nos canais de cores do *pixel* na imagem, o resultado corresponde à cor em tom de cinza do *pixel*. Ao aplicar a fórmula (2.1) na Figura 1, ela então é convertida, como pode ser visto na Figura 2.



**Figura 2.** Imagem de satélite convertida para tons de cinza.

A segmentação de imagem consiste em dividir a imagem em regiões que dizem respeito ao mesmo conteúdo e aplicação. Existem objetos de interesse em uma imagem e podem-se isolar os *pixels* (*pixel* é a unidade básica de uma imagem digital) que não fazem parte desses objetos [5]. Tradicionalmente esses algoritmos se fundamentam em dois conceitos: similaridade e descontinuidade.

Na similaridade as principais abordagens se baseiam nas semelhanças nos níveis de cinza, principalmente através de limiarização e crescimento de regiões. Na descontinuidade, a abordagem visa particionar a imagem com base em mudanças

bruscas nos níveis de cinza. As principais áreas de interesse são a detecção de pontos isolados e a detecção de linhas e bordas na imagem [6].

O trabalho proposto se volta, no conceito de descontinuidade, para detecção de bordas compreendendo o uso de técnicas básicas utilizadas pela visão humana no reconhecimento de objetos. Sendo este o processo de localização e realce dos *pixels* de borda, aumentando assim o contraste entre a borda e o fundo.

No conceito de similaridade, a abordagem a seguir é o crescimento de regiões, consistindo em realizar o agrupamento de *pixels* com base em algum critério com intensidade de cinza, cor, textura, etc. [7].

## 2.2. Segmentação por Detecção de Bordas

Na detecção de bordas, a análise é feita nas descontinuidades dos níveis de cinza. Uma borda é tida como um contorno entre um objeto e fundo indicando o limite entre objetos sobrepostos. Em outras palavras, é o limite entre duas regiões com propriedades relativamente distintas de nível de cinza. Os pontos de borda podem ser entendidos como as posições dos *pixels* com variações abruptas de níveis de cinza. Os pontos de borda caracterizam as transições entre objetos diferentes [6].

Existem diversas técnicas de segmentação baseadas em bordas. As mais simples são aquelas em que as bordas são detectadas pelos operadores de derivada local, como o caso do operador *Sobel* [6], seguidos de uma limiarização.

Existem outras técnicas de segmentação por detecção de bordas que não utilizam operadores diferenciais para suavizar a imagem realçando os contornos. O detector de bordas *Canny* é um operador gaussiano de primeira derivada que suaviza os ruídos e localiza as bordas [10].

### 2.2.1. Algoritmo de Segmentação *Sobel*

Uma borda é definida por uma mudança de cinza quando ocorre uma descontinuidade na intensidade, ou quando o gradiente da imagem tem uma variação abrupta. Um operador que é sensível a estas mudanças funcionará como

um detector de bordas. Este define a importância da suavização nos cálculos das diferenças (princípio da derivada local). Quanto maior a máscara, maior será a suavização.

Uma interpretação de uma derivada seria a taxa de mudança de uma função, a taxa de mudança nos níveis de cinza em uma imagem é maior perto das bordas e menor em áreas constantes. Ao obter esses valores da intensidade da imagem e encontrar os pontos máximos da derivada, as bordas são marcadas. Dado que as imagens possuam duas dimensões, é importante considerar mudanças de níveis de cinza em muitas direções. Por esta razão, derivadas parciais das imagens são usadas, com as respectivas direções  $x$  e  $y$ .

A estimativa da direção atual da borda pode ser obtida usando as derivadas de em  $x$  e em  $y$  como os componentes da direção ao longo dos eixos e calcular o vetor soma. Sendo a imagem foi definida como uma função de duas variáveis  $A(x, y)$ . O gradiente é definido como:

$$\nabla A(x, y) = \begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial A}{\partial x} \\ \frac{\partial A}{\partial y} \end{bmatrix}. \quad (2.2)$$

O vetor gradiente aponta na direção de mudança mais rápida de  $A$  na posição  $(x, y)$ . Em detecção de borda, a magnitude deste valor importante chamada de gradiente e denotada por  $\nabla f$ , onde:

$$\nabla f = \text{mag}(\nabla f) = [G_x^2 + G_y^2]^{1/2}. \quad (2.3)$$

Outro aspecto importante na detecção de bordas é a direção do vetor gradiente, que juntamente com o gradiente, pode ser utilizado para ligação de borda e detecção de fronteiras em uma imagem. A direção do vetor gradiente em que o ângulo é medido em relação ao eixo  $x$  é dada por:

$$\alpha(x, y) = \tan^{-1} \left[ \frac{G_y}{G_x} \right]. \quad (2.4)$$

É comum a prática de aproximar os valores de gradiente por valores absolutos:

$$G \approx |G_x| + |G_y| \text{ ou } G \approx \max(|G_x| + |G_y|). \quad (2.5)$$

O algoritmo de *Sobel* é baseado na aplicação de um filtro de convolução na imagem que combina gradiente e atenuação de ruído, uma das principais vantagens é que este algoritmo é fácil de implementar e rápido como os outros. *Sobel* é muito menos sensível ao ruído (em relação a operadores de gradiente tradicionais) e os resultados são mais precisos.

Os operadores de *Sobel* possuem a seguinte característica:

**Tabela 1.** Máscaras do operador de *Sobel*.

$\begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$ <p>(a)</p>	$\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$ <p>(b)</p>
---	---

De acordo com a Tabela 1, a máscara usada para o cálculo de  $G_x$  com o ponto central da imagem está presente em (a) e no cálculo de  $G_y$ , também com o ponto central da imagem, pode ser visualizada em (b).

A computação de  $|G|$  se torna mais complexa devido a operações envolvidas no cálculo e por isto  $|G|$  é aproximada de acordo com que foi definido na fórmula 2.5.

O pseudocódigo do algoritmo *Sobel* pode ser visto na Tabela 2.

**Tabela 2.** Pseudocódigo do operador *Sobel*.

<p><i>Sobel</i></p> <p>INICIO DO ALGORITMO</p> <ol style="list-style-type: none"> <li>1. Definição dos filtros (máscaras) do operador gradiente de <i>Sobel</i>;</li> <li>2. Leitura do nome do arquivo da matriz (imagem) de</li> </ol>
--

```
entrada;  
3. Leitura da dimensão da matriz (imagem) de entrada;  
4. Leitura e armazenagem dos dados da matriz (imagem) de  
   entrada;  
5. Convoluções espaciais de todos os pixels da imagem de  
   entrada com os filtros (máscaras) dos operadores  
   gradiente de Sobel;  
6. Armazenamento da matriz (imagem) convoluída em um  
   arquivo de saída.
```

FIM DO ALGORITMO

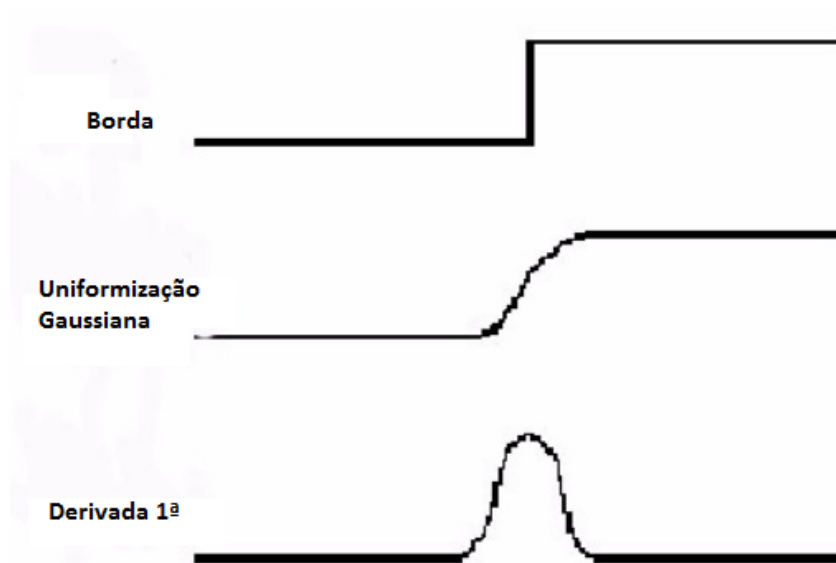
### 2.2.2. Operador de Detecção de Bordas *Canny*

O operador de detecção de bordas *Canny* [11] foi desenvolvido por John Canny em 1986 a partir das idéias de Marr e Hildreth. Na criação do algoritmo, definiu-se um conjunto de requisitos que um detector de bordas deveria satisfazer e são elas:

- **Boa detecção:** deve localizar as bordas realmente existentes na imagem, ou seja, deve haver uma baixa taxa de erro;
- **Boa localização:** deve minimizar a distância entre a borda localizada e a borda verdadeira;
- **Boa resposta:** deve haver uma única resposta para cada borda existente.

O detector de bordas de *Canny* é um filtro de convolução que uniformiza o ruído e localiza as bordas. O problema é identificar um filtro que otimize os três critérios do detector de bordas. Considerando uma borda de uma dimensão variando no contraste e então convolucionando a borda com a função de uniformização Gaussiana, o resultado será uma variação contínua do valor inicial ao final, com uma inclinação máxima no ponto onde existe um “degrau”. Se esta continuidade é diferenciada em relação a  $x$ , esta inclinação será o máximo da nova função em relação a original (ver Figura 3).





**Figura 3.** Detecção de bordas por *Canny*.

Os máximos da convolução da máscara e da imagem indicarão bordas na imagem. Este processo pode ser realizado através do uso de uma função de Gaussiana de duas dimensões na direção  $x$  e depois na direção  $y$ . As formas das máscaras Gaussianas dependem da escolha do desvio padrão,  $\sigma$ , usado, ou seja, o valor de sigma nas equações (2.6) e (2.7).

Considerando a função gaussiana em uma dimensão, pode-se expressar  $G(x)$  por [10]:

$$G(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}}, \quad (2.6)$$

a primeira derivada é dada por:

$$G'(x) = \frac{-x}{\sqrt{2\pi}\sigma^3} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}}. \quad (2.7)$$

A aproximação do filtro de *Canny* para detecção de bordas é a primeira derivada, equação 2.7. Convolucionando a imagem com  $G'$  obtém uma imagem  $I$  que mostrará as bordas mesmo na presença do ruído.

A intensidade computacional do detector de bordas de *Canny* é relativamente alta e os resultados são geralmente pós-processados para maior clareza. Entretanto, o algoritmo é mais eficiente no processamento de imagens com ruídos ou com bordas difusas.

Na Tabela 3, pode-se observar o algoritmo do operador *Canny*.

**Tabela 3.** Algoritmo do operador *Canny*.

Canny

INICIO DO ALGORITMO

1. Ler a imagem de entrada a ser processada;
2. Criar uma máscara de Gauss de 1-D para convolucionar com todos os *pixels* da imagem de entrada;
3. Criar uma máscara de primeira derivada de Gauss nas direções *x* e *y*;
4. Convolucionar todos os *pixels* da imagem de entrada com a máscara de Gauss percorrendo as linhas na direção *x* e percorrer as colunas na direção *y*;
5. Convolucionar todos os *pixels* da imagem de entrada com a matriz de primeira derivada de Gauss da direção *x*, percorrendo as linhas na direção *x*;
6. Convolucionar todos os *pixels* da imagem de entrada com a matriz de primeira derivada de Gauss da direção *y*, percorrendo as linhas na direção *y*;
7. Como resultado da segmentação, os componentes *x* e *y* devem ser combinados. A magnitude do resultado é computada para cada pixel (*x, y*).

FIM DO ALGORITMO

## 2.3. Segmentação por Crescimento de Regiões

A abordagem de segmentação de imagens por crescimento de regiões consiste em uma técnica de agrupamento de dados, na qual somente as regiões adjacentes, principalmente, podem ser agrupadas [12].

O mais simples dos métodos é a Agregação de *Pixels* [13], que começa com um conjunto de pontos “semente” e, a partir deles, cresce as regiões anexando a cada ponto semente, aqueles *pixels* que possuam propriedades similares (nível de cinza, cor ou textura). O processo continua até se atingir uma condição pré-estabelecida de parada, como por exemplo, um determinado nível de cinza ou uma distância específica.

O outro algoritmo presente neste trabalho é o *Mumford e Shah* [14]. Ele é um método que usa a idéia de que as regiões são grupos de *pixels* com uma “borracha” ao redor. As regiões crescem enquanto é possível esticar a borracha. Quanto maiores as variações entre os *pixels* dentro de uma região, tanto menor a elasticidade da borracha.

### **2.3.1. Método de Agregação de *Pixels***

Este processo de segmentação é similar ao de limiarização, pois também busca características semelhantes em *pixels* próximos. A diferença, neste caso, é que a agregação começa a partir de determinados *pixels* específicos, chamados sementes.

A técnica consiste nas seguintes etapas:

- Escolha dos *pixels* semente (pontos);
- Escolha do limiar que separará as regiões;
- Crescimento das regiões.

A escolha dos *pixels* semente geralmente é feita baseando-se na natureza do problema. A escolha destes pontos é importante, pois as regiões crescerão ao redor deles. A escolha do limiar novamente constitui um passo importante no processo. O valor a ser escolhido deve representar qual a diferença de intensidade que se deseja e que esteja dentro de cada uma das regiões.

O crescimento das regiões em si, constitui-se agrupar os *pixels* por similaridade baseado em algum critério como intensidade de cinza, textura etc.

Um exemplo simples do algoritmo pode ser detalhado. Na Tabela 4, mais precisamente na célula (a) está apresentada a matriz da imagem original, na qual os números dentro das células representam valores de nível de cinza. Usando os pontos com coordenadas (3,2) e (3,4) como sementes (os valores estão sublinhados). A utilização de dois pontos iniciais resulta em uma segmentação consistindo de, no máximo duas regiões:  $R_1$  associada à semente (3,2) e  $R_2$  associada à semente (3,4). A propriedade  $P$  a ser usada para incluir um pixel em uma das regiões e se a diferença absoluta entre os níveis de cinza daqueles *pixels* e o da semente que estão abaixo de um dado limiar  $T$ .

Qualquer pixel que satisfaça essa propriedade simultaneamente para ambas as sementes é (arbitrariamente) atribuído à região  $R_1$ . Na célula (b) mostra o resultado obtido usando  $T$  igual a 3. Nesse caso, a segmentação consiste de duas regiões em que os pontos pertencentes a  $R_1$  são denotados por “a” enquanto que os pertencentes a  $R_2$  são denotados por “b”. Qualquer ponto inicial em qualquer uma das regiões resultantes levaria ao mesmo resultado, mas a escolha de  $T$  igual a 8 resultaria em uma única região, como mostrado na célula (c).

**Tabela 4.** Exemplo de segmentação por Agregação de *Pixels*. Na célula (a) apresenta a matriz da imagem original. A célula (b) mostra o resultado da segmentação com  $T = 3$ . Por fim, na célula (c) é visto o resultado usando uma diferença absoluta de 8.

$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 5 & 6 & 7 \\ 1 & 1 & 5 & 8 & 7 \\ 0 & \underline{1} & 6 & \underline{7} & 7 \\ 2 & 0 & 7 & 6 & 6 \\ 0 & 1 & 5 & 6 & 5 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} a & a & b & b & b \\ a & a & b & b & b \\ a & a & b & b & b \\ a & a & b & b & b \\ a & a & b & b & b \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} a & a & a & a & a \\ a & a & a & a & a \\ a & a & a & a & a \\ a & a & a & a & a \\ a & a & a & a & a \end{bmatrix}$
(a)	(b)	(c)

A vantagem é que a imagem não precisa ser homogênea, pois as suas características são previamente analisadas e incluídas nos descritores de semelhança.

As principais desvantagens são:

- Dificuldade na seleção dos *pixels* sementes (a aplicação deve ser conhecida);
- Dificuldade no estabelecimento das propriedades de semelhança (a aplicação e os tipos de dados da imagem devem ser conhecidos);
- Dificuldade na determinação de condições de parada (depende da análise da imagem).

Devido aos motivos citados, a implementação do crescimento de região deve ser cuidadosa no sentido de analisar criteriosamente a imagem e definir algoritmos que ofereçam bom desempenho.

Na Tabela 5, podemos observar o pseudocódigo do método de Agregação de *Pixels*.

**Tabela 5.** Pseudocódigo do método de Agregação de *Pixels*.

```
AgregacaoPixels
INICIO DE ALGORITMO
  1. Ler a imagem de entrada;
  2. Definir as sementes com base no histograma da imagem de
     entrada;
  3. Definir a quantidade de regiões que deseja segmentar.
  4. Definir o intervalo correspondente a cada região;
  5. Para todos os pixels presentes na imagem de entrada,
     realizar o teste de pertinência a uma região;
  6. Caso não pertença, testar para as demais regiões até
     encontrar e em seguida adicionar na região
     correspondente;
  7. Retornar a imagem resultante como saída do algoritmo.
FIM DO ALGORITMO
```

### 2.3.2. A Segmentação *Mumford-Shah*

A definição deste algoritmo de segmentação já foi apresentada anteriormente, onde foi abordado o conceito da “borracha” que estica conforme a variação entre os

*pixels* dentro de uma região. O algoritmo de segmentação de *Mumford-Shah* é simples do ponto de vista matemático, sendo indicado para situações nas quais a segmentação necessite ser confiável e estável. Por isso, [16] afirma que dentro dos algoritmos de crescimento de regiões em uso, em geral é o que produz melhores resultados. Atualmente o algoritmo é amplamente utilizado e conhecido por ser um método significativamente preciso para segmentação por crescimento de regiões [15].

Este método de segmentação é baseado no modelo matemático proposto em 1989 [14], com base na equação funcional Mumford&Shah e é dada por:

$$E(u, K) = \iint_{\Omega} \|u - g\|^2 dx dy + \iint_{\frac{\Omega}{k}} \|\nabla u\|^2 dx dy + \lambda l(k). \quad (2.8)$$

A descrição dos membros da equação (2.8) é feita da seguinte forma:

- $E(u, K)$ : Energia funcional de *Mumford-Shah* em função de  $u$  e da fronteira  $K$ ;
- $G(x, y)$ : Função intensidade de luz no ponto  $(x, y)$ ;
- $w$ : Domínio da imagem, geralmente um retângulo;
- $k$ : Fronteira entre as regiões;
- $\Omega_i$ : Decomposição da imagem em micro-regiões.  $\Omega = \Omega_1 \cup \Omega_2 \cup \dots \cup \Omega_n \cup K$ ;
- $l(K)$ : Comprimento dos arcos das bordas (fronteiras);
- $\mu(x, y)$ : Função diferenciável dentro de cada região  $\Omega_i$ ;
- $\lambda$ : Parâmetro de escala.

O principal objetivo da equação (2.8) é medir se  $\mu(x, y)$  é uma boa aproximação de  $g(x, y)$ . Quanto melhor a função  $\mu(x, y)$  se aproximar a função  $g(x, y)$ , menor será a contribuição desse termo para o valor da energia, e neste

caso, significa que as regiões são semelhantes e interessantes para uma operação de união.

Em [16], a equação (2.8) pode ser decomposta em três unidades funcionais, sendo que cada termo tem uma determinada responsabilidade durante o processo de segmentação.

O primeiro termo mede se  $\mu(x, y)$  é uma boa aproximação de  $g(x, y)$ . Quanto melhor a função  $\mu(x, y)$  se aproximar da função  $g(x, y)$ , menor será a contribuição desse termo para o valor da energia.

O segundo termo calcula a variação mínima de  $\mu(x, y)$  dentro de cada região sem a borda. No caso como a função  $\mu(x, y)$  será o valor médio dos pontos de  $g(x, y)$  dentro da região e, portanto um valor constante, não existirá variação, assim este termo sempre zero.

O terceiro termo calcula o comprimento das fronteiras multiplicado por um parâmetro de escala  $\lambda$ . Quanto maior o comprimento das fronteiras, maior será a contribuição desse termo para o valor da energia. Esse valor será multiplicado por um parâmetro que funciona como um peso.

A equação funcional da energia de *Mumford-Shah* utiliza como base para seus cálculos a variância dos tons de cinza da imagem. Sendo assim, quanto maior a variância do tom de cinza maior e mais difícil é a união de regiões. Porém esta energia dirá o quanto uma região poderá agrupar-se com outras regiões, delimitando as extremidades das regiões [16].

Existe uma variação do modelo convencional da fórmula *Mumford-Shah*, a qual é conhecida como Equação de Energia Simplificada de *Mumford-Shah*, descrita na equação (2.9).

$$E(u, K) = \iint_{\Omega} \|u - g\|^2 dx dy + \lambda * l(k). \quad (2.9)$$

Para a equação (2.9), assume-se  $\mu(x, y)$  como função constante dentro de cada região, igual a média dos valores de  $g(x, y)$  nesta região. A Equação da

Energia Simplificada de *Mumford-Shah* fica em função apenas de  $K$  (fronteiras das regiões).

Quando não for mais possível juntar nenhuma região, deve-se aumentar o valor de  $\lambda$ , e essa variação de  $\lambda$  pode ser linear ou exponencial.

O algoritmo de *Mumford-Shah* age na imagem fazendo com que as regiões efetuem uma competição entre si em busca de outras regiões para executarem junção. Realiza-se isto através de seus cálculos de equação funcional, verificando a variância dos tons de cinza na imagem, ou seja, quanto maior a variância entre as regiões, menor é a probabilidade de unirem-se, em contrapartida, o contrário ocorre quando estas possuem alguma similaridade de luminosidade [14].

Na Tabela 6, podemos observar o pseudocódigo do algoritmo de segmentação *Mumford-Shah*.

**Tabela 6.** Pseudocódigo do algoritmo de segmentação *Mumford-Shah*.

```
MumfordShah()  
INICIO DO ALGORITMO  
  1. Ler a imagem de entrada;  
  2. Definir os parâmetros de entrada que definem o tamanho  
     das fronteiras das regiões;  
  3. Aplicar para todos os pixels o cálculo da equação de  
     energia simplificada de Mumford-Shah;  
  4. Realizar o critério de junção das regiões resultantes,  
     com base no cálculo da equação de energia para imagem  
     resultante inteira;  
     a. Verificar se é necessário realizar a segmentação de  
        duas regiões separadas por uma fronteira adjacente;  
     b. Se o valor da nova energia dessas duas regiões  
        juntas for menor do que elas estando separadas, as  
        regiões se juntam.  
  5. Retornar a imagem resultante.  
FIM DO ALGORITMO
```



## Capítulo 3

# Extração de Características

Este capítulo tem como objetivo descrever as características que são extraídas das imagens que foram segmentadas. Ele mostra os detalhes da ferramenta de extração de características que foi desenvolvida para a solução do problema exposto anteriormente.

O capítulo está dividido em duas seções. A seção 3.1 apresenta o detalhamento das características que precisam ser extraídas imagens segmentadas neste trabalho. A seção 3.2 explica especificamente a ferramenta desenvolvida no projeto, que implementa os métodos necessários para a retirada das características, mencionadas na seção 3.1.

### 3.1. Características analisadas

Até então, o trabalho estava focado na segmentação das imagens de satélite da Mata Atlântica. Logo após a segmentação dessas fotos, é necessário extrair o conhecimento necessário, de forma que possa se realizar o monitoramento da devastação ambiental adequado da floresta.

Quando a imagem é segmentada, fica clara a visualização de trechos (fragmentos) que podem representar padrões. Esses padrões podem, por exemplo, ser utilizados para analisar pontos de similaridades na imagem ou em outras imagens, de forma que se estude um ecossistema de forma consistente.

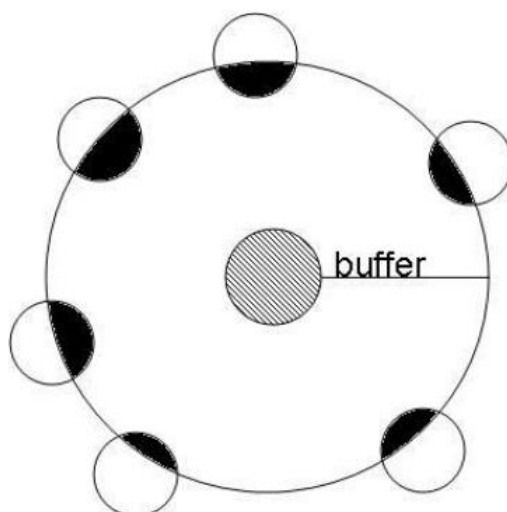
O estabelecimento desses padrões é feito em função das três características que são objetivos da monografia. As características são: Área, Índice de Forma e Conectividade.

A primeira característica, Área, é obtida após a segmentação da imagem, utilizando principalmente os algoritmos de segmentação de detecção de bordas. Ela visa registrar a área correspondente a um fragmento da imagem da floresta.

A segunda característica, chamada de Índice de Forma é obtida através do cálculo presente na fórmula (3.1)

$$Forma = \frac{Perimetro}{200\sqrt{(\pi Area)}}. \quad (3.1)$$

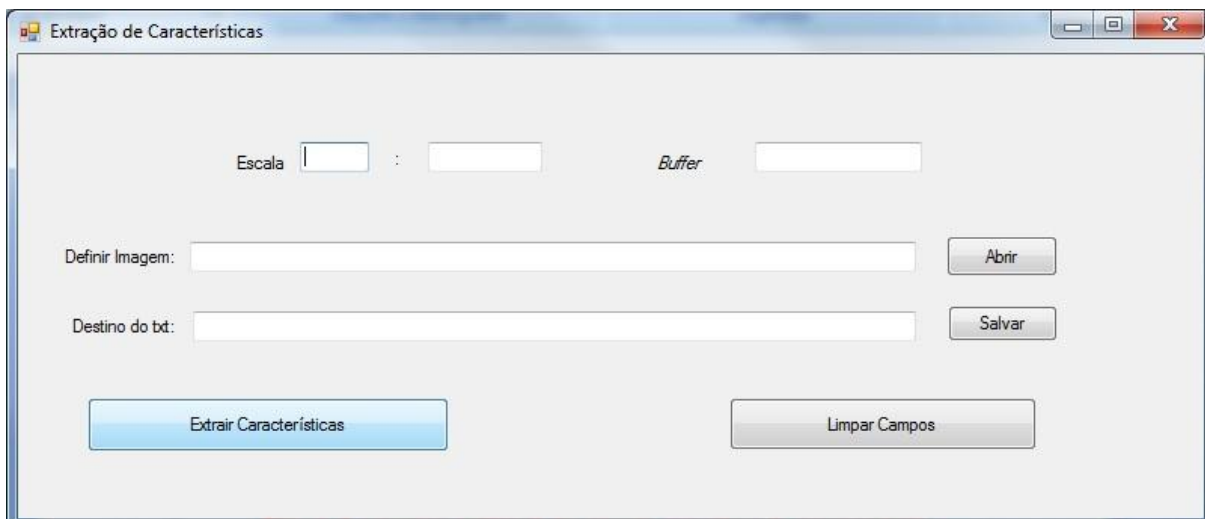
A última característica a ser extraída é a Conectividade. Trata-se da porcentagem de cobertura de um fragmento em relação aos outros [7]. Funciona por intermédio da definição de uma área de *buffer* (um raio fixo em metros), que é uma região que circunda o trecho. A área de *buffer* engloba outros fragmentos ou pelo menos parte deles. É através dessa área englobada que é calculada a porcentagem de conectividade do fragmento em relação aos demais que se encontram em volta. Observe a Tabela 4.



**Figura 4.** Esboço simples que explica a característica Conectividade.

### 3.2. Uma Ferramenta de Extração de Características de Imagens Segmentadas

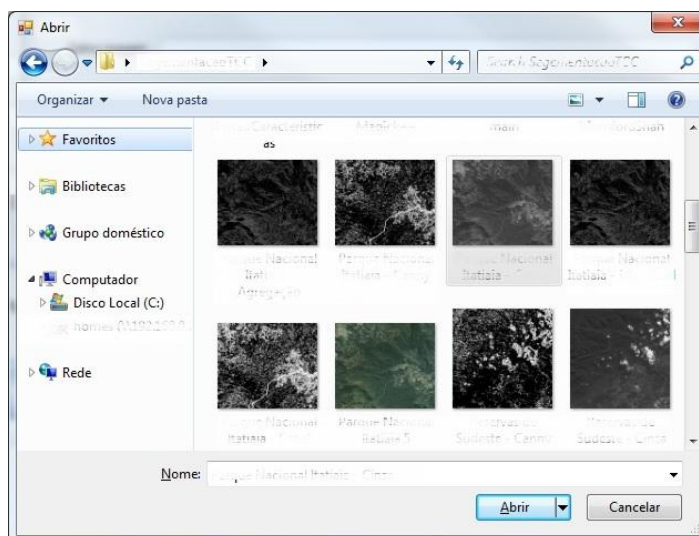
A ferramenta proposta neste trabalho tem o objetivo de extrair as características, descritas na seção anterior, das imagens segmentadas através de métodos matemáticos clássicos. A interface gráfica da ferramenta desenvolvida pode ser observada na Figura 5.



**Figura 5.** Interface gráfica da ferramenta que extrai as características.

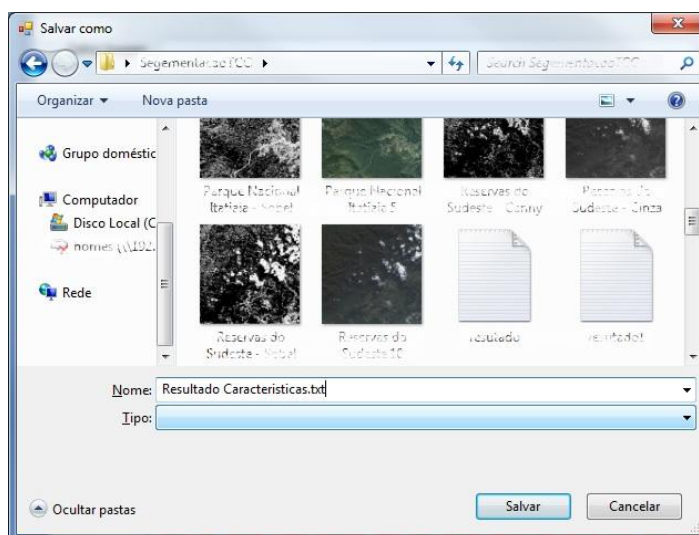
Como é possível visualizar na Figura 5, a ferramenta possui os seguintes campos:

- O campo 'Escala' define a escala da imagem fornecida, em metros e assim calcular as características de interesse presente na mesma;
- O campo '*Buffer*' é preciso, pois, como foi explicado na seção anterior, ele é uma informação essencial para se definir a conectividade;
- O campo 'Definir Imagem', em que a imagem é selecionada, fornecendo o caminho em que ela se encontra armazenada. Ao clicar no botão 'Abrir', uma tela semelhante a Figura 6, em que é possível selecionar a imagem segmentada e clicar no botão 'Abrir', ainda localizado nesta tela;



**Figura 6.** Tela que possibilita a seleção da imagem segmentada.

- O campo ‘Destino do txt’ define o caminho em que o arquivo vai ser salvo, a partir do momento em que o usuário clicar em ‘Salvar’, com isso a tela que especifica o caminho de salvamento é aberta (ver Figura 7). Este arquivo guarda as características das imagens segmentadas;



**Figura 7.** Tela de definição do local de salvamento do arquivo.

- Botão ‘Extrair Características’ consiste no início do processo de extração de características, após o preenchimento adequado dos

campos. Após a extração das características, o arquivo com a extensão '.txt' é gerado.

Dentre os campos presentes na ferramenta, o de maior importância é a escala. É através da escala que as características podem ser extraídas, pois através dela é possível saber o tamanho do pixel da imagem em metros.

Entretanto, a definição da escala de imagens de satélite não é tão simples nem tão trivial como parece. Por não existir nenhuma regra que seja específica e trate de uma maneira única, direta e forneça um resultado satisfatório para determinar a escala máxima de trabalho em imagem de satélite, surgem dúvidas sobre a eficácia de alguns métodos usados atualmente [17].

Segundo [18], as imagens de baixa resolução (*pixels* com dimensões maiores do que dois metros no terreno) apresentam o objeto sem distinção visual clara em sua estrutura. Ao contrário, em imagens de média e alta resolução (*pixels* com dimensões menores do que dois metros no terreno) os objetos são visualizados de forma detalhada, com estrutura realçada, o que torna ótimo o trabalho em grandes escalas. Contudo, as imagens utilizadas neste trabalho possuem baixa ou média resolução. Essa escolha se fundamenta no desempenho dos algoritmos de segmentação utilizados e com isso não pode ser observados detalhes das imagens, que poderiam contribuir para uma correta separação dos objetos.

# Capítulo 4

## Experimentos e Resultados

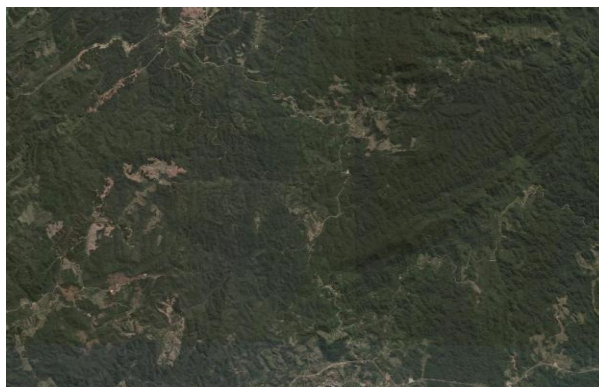
Este capítulo tem o objetivo de detalhar a metodologia realizada para a segmentação das imagens e conseqüente extração das características objetivadas. Apresenta também os experimentos e resultados encontrados com base na proposta definida para a monografia.

O capítulo descreve a metodologia utilizada, levando em conta os parâmetros necessários para a segmentação das imagens nas duas abordagens estudadas. Esta seção conta ainda com a definição dos argumentos para a retirada das características. Também detalha os experimentos realizados, apresentando as imagens originais utilizadas neste trabalho, seguindo a segmentação resultante como resultados. Os resultados descrevem ainda as características retiradas das imagens segmentadas.

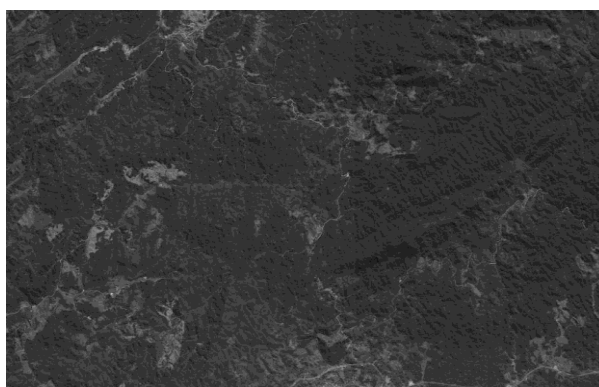
A princípio é necessário descrever as imagens utilizadas neste trabalho e em seguida o pré-processamento necessário para a segmentação, que consiste na conversão das imagens com o padrão RGB para imagens em tons de cinza.

Diante de uma base de dados tão extensa, este trabalho detalha o processo de segmentação de três imagens de satélite de diferentes pontos da Mata Atlântica pelo Brasil. A seguir define-se as regiões e suas respectivas imagens, coloridas e em tons de cinza:

- Serra do Bocaina, localizada na divisa entre os estados do Rio de Janeiro e de São Paulo [19]. A Figura 8 apresenta a imagem original da Serra do Bocaina e a Figura 9 apresenta a imagem já pré-processada;



**Figura 8.** Imagem de satélite da Serra do Bocaina.



**Figura 9.** Imagem de satélite da Serra do Bocaina em tons de cinza.

- Serra do Mar, presente no Parque Estadual da Serra do Mar, presente também da divisa do estado de São Paulo e Rio de Janeiro [20]. Na Figura 10, pode-se visualizar a imagem de satélite original da Serra do Mar. A Figura 11 apresenta a imagem convertida para tons de cinza;

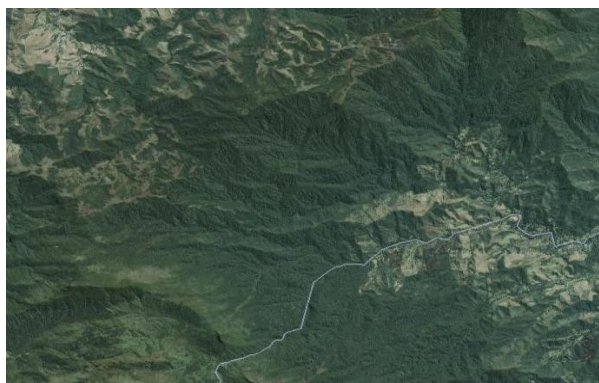


**Figura 10.** Imagem de satélite da Serra do Mar.



**Figura 11.** Imagem de satélite da Serra do Mar em tons de cinza.

- Parque Nacional do Itatiaia é o parque nacional mais antigo do Brasil, localizado na Serra da Mantiqueira, divisa entre os estados do Rio de Janeiro e Minas Gerais [22]. A Figura 12 mostra a imagem de satélite original do Parque Nacional do Itatiaia e a Figura 13 apresenta a figura convertida para tons de cinza;



**Figura 12.** Imagem de satélite do Parque Nacional do Itatiaia.



**Figura 13.** Imagem de satélite do Parque Nacional do Itatiaia em tons de cinza.



## 4.1. Resultados de Segmentação por Detecção de Bordas

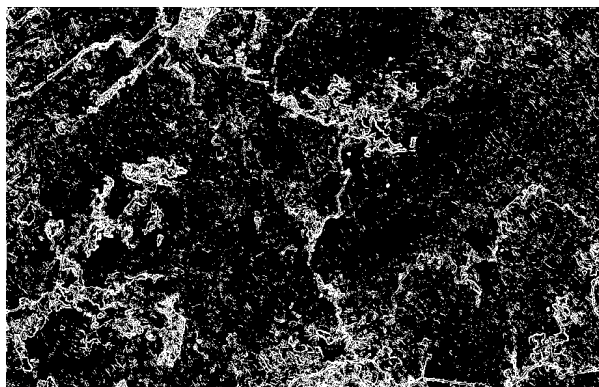
Com as imagens pré-processadas, as imagens podem ser segmentadas. Seguindo a ordem dos algoritmos explicados no Capítulo 2, a seguir serão apresentados os resultados da segmentação utilizando o Operador *Sobel* e *Canny*.

### 4.1.1. Resultados de Segmentação para Operador *Sobel*

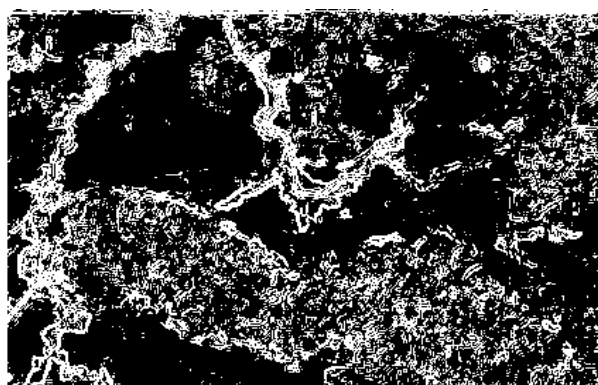
Diante das características presentes em imagens de satélite, fica difícil definir um limiar adequado para o processo de limiarização presente no algoritmo de segmentação *Sobel*. Imagens de satélite costumam ter um baixo contraste; o contraste de imagem é uma medida da diferença de brilho entre as áreas claras e escuras de uma cena. Histogramas largos são típicos de cenas com bastante contraste, enquanto histogramas estreitos são de imagens com menos contraste. Vale ressaltar que histograma é uma das formas mais comuns de se representar a distribuição dos tons de cinza atribuídos aos *pixels* de uma imagem.

Diante deste contexto, foram definidos diferentes limiares e os resultados das segmentações podem ser visualizados logo a seguir.

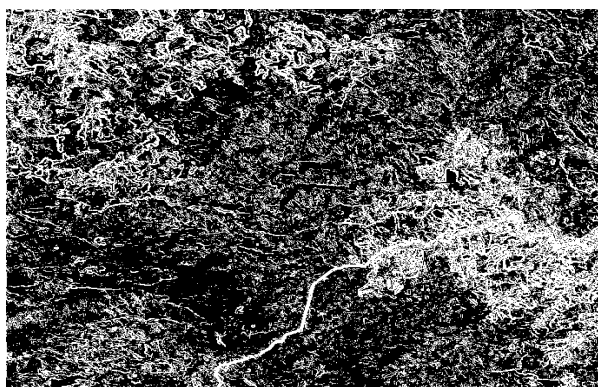
Na Figura 14, localizam-se os resultados da segmentação utilizando o algoritmo de segmentação *Sobel*. A proposta do algoritmo é detectar a presença de mudanças abruptas nos tons cinza da imagem. Como foi detalhado neste capítulo, uma imagem de satélite possui baixo contraste, é visto nas imagens a presença de ruídos que se comparados através de uma observação visual não devem ser considerados bordas da imagem.



(a)



(b)



(c)

**Figura 14.** Imagens segmentadas pelo operador *Sobel*. Em (a) mostra o resultado da imagem Serra do Bocaina com limiar 80. Em (b) a Serra do Mar com limiar 30 e em (c) a Serra de Itatiaia com limiar 80.

A definição dos limiares para a realização da segmentação variou conforme o histograma de cada imagem. A Figura 14(a) apresenta o resultado da imagem da Serra do Bocaina segmentada, nesta imagem existe o realce das regiões não

florestadas, que por conta do processo de limiarização atribui-se o tom branco (255), e área que se mantém preservadas, recebem o tom preto (0). De acordo com a literatura, o valor do limiar definido é 80.

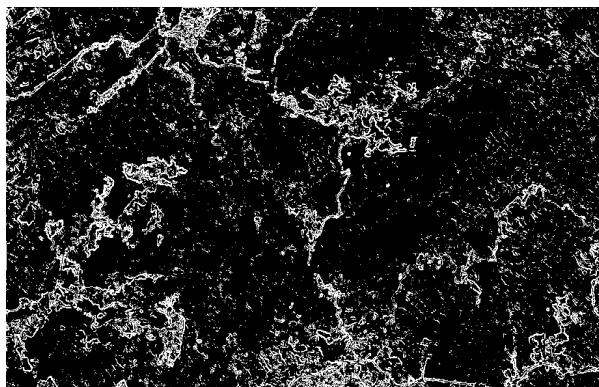
O processo de segmentação que resultou na Figura 14(b) segue a mesma idéia, trata-se da Serra do Mar, que possui um baixo contraste, ocasionando na presença alta de ruídos na imagem, apesar do realce de pontos de desmatamento. O intuito é encontrar os pontos das mudanças bruscas de tons, então o valor do limiar é 30, testes mostram que valores superiores não detectam bordas da melhor forma possível.

A Figura 14(c) mostra o resultado da segmentação da imagem da Serra de Itatiaia. Para que os realces das bordas sejam detalhados, o limiar definido tem o valor 80. Isso provocou um alto nível de ruído na imagem, realçando regiões não pertencentes a borda. Essa afirmação pode ser feita levando em conta apenas o aspecto visual, através da visão humana.

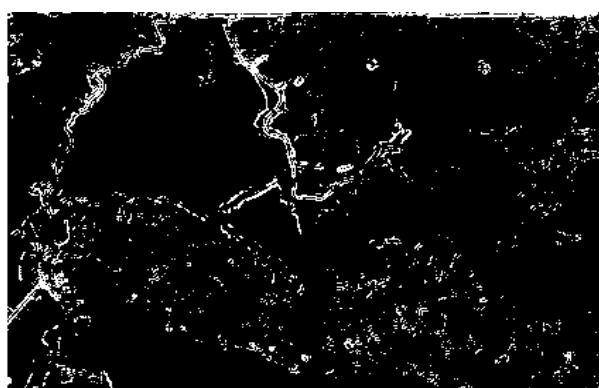
#### 4.1.2. Resultados de Segmentação para Operador *Canny*

O operador *Canny* utiliza a idéia chamada de *thresholding com histerese* requer dois limiares iniciais um superior outro inferior. Supondo que as bordas devem ser linhas contínuas, linhas mesmo de pouca intensidade são investigadas, mas evita-se identificar *pixels* que não constituem uma linha. Assim, aplica-se primeiro o limiar elevado (*high threshold*). Isto marca as bordas que possivelmente podem ser genuínas. Partindo destas, usa-se a informação direcional para identificar as bordas da imagem. Ao seguir uma linha, usa-se o limiar inferior (*lower threshold*), permitindo seguir mesmo fracas possibilidades de bordas a partir de um ponto inicial.

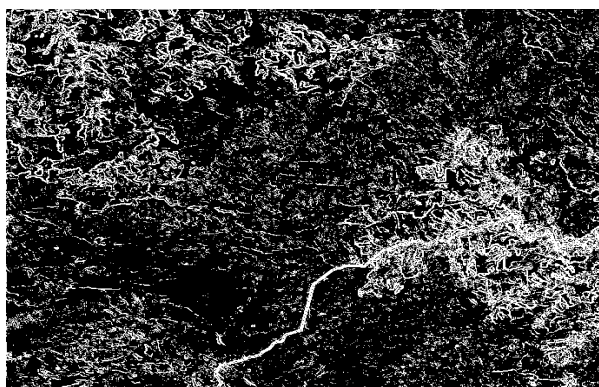
Uma vez que este processo está completo, tem-se uma imagem binária onde cada pixel é marcado como um pixel da borda ou de não-borda. O uso de dois limiares dá mais flexibilidade do que um único, mas os problemas usuais *thresholding* ainda ocorrem: se demasiado elevados informações podem ser perdidas, se demasiados baixos identificações falsas serão consideradas como importante. É difícil definir limiares bons para qualquer tipo de imagens.



(a)



(b)



(c)

**Figura 15.** Imagens resultantes da segmentação através do operador *Canny*. Em (a) mostra o resultado da imagem Serra do Bocaina com limiares 20 e 90. Em (b) a Serra do Mar com limiar 5 e 30 e em (c) a Serra de Itatiaia com limiar 20 e 100.

De forma geral, com base nos resultados presentes na Figura 15, o algoritmo de segmentação *Canny* realiza um maior realce das bordas sem que com isso

resulte em ruídos nas imagens. Na Figura 15(a), apresenta o resultado da segmentação da imagem da Serra do Bocaina utilizando respectivamente como limiar inferior e limiar superior os valores 20 e 90, seguindo o limiar para operador *Sobel*.

Na Figura 15(b) apresenta um resultado melhor em relação a segmentação por *Sobel* da imagem da Serra do Mar. A idéia de melhor se levam em conta a presença de menos ruído na imagem resultante e tem como limiares inferior e superior, respectivamente, 5 e 30.

A Figura 15(c) mostra o resultado da segmentação pelo operador *Canny* da imagem Parque Nacional do Itatiaia. A imagem resultante se assemelha com a apresentada na segmentação *Sobel*. Contudo, ainda pode ser visualizada a redução de ruído na imagem, característico em tal processo de segmentação. Os limiares inferior e superior utilizados são, respectivamente, 20 e 100.

## **4.2. Resultados de Segmentação por Crescimento de Regiões**

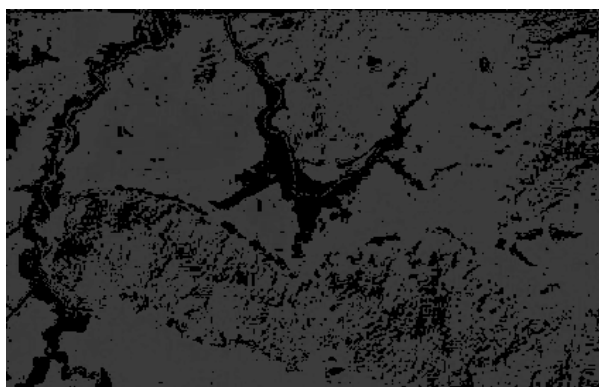
Os resultados, que são apresentados a partir deste momento, são baseados em outra abordagem de segmentação de imagens, a similaridade. O intuito agora é encontrar similaridades de tons de cinza nas imagens e não mais mudanças abruptas. Como apresentado no Capítulo 2, o trabalho está focado em dois algoritmos de segmentação de imagens por crescimento de regiões.

### **4.2.1 Resultados de Segmentação por Agregação de Pixels**

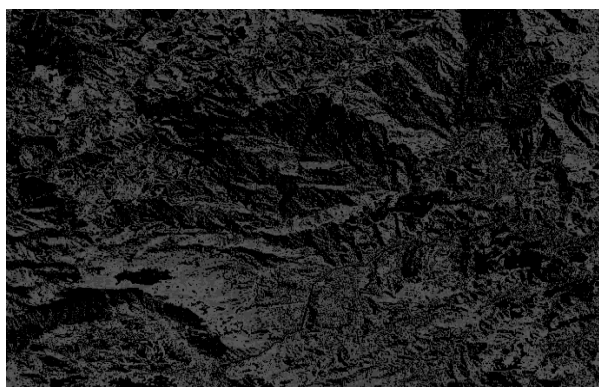
A Figura 16 apresenta os resultados da segmentação utilizando o método de Agregação de *Pixels*. Seguindo a sequência de passos do algoritmo em questão, é necessário escolher os *pixels*-sementes, esses valores se modificam conforme a imagem a ser segmentada.



(a)



(b)



(c)

**Figura 16.** Resultados da segmentação através do método de *Agregação de Pixels*. Em (a) mostra o resultado da imagem Serra do Bocaina com 5 *pixels*-sementes. Em (b) a Serra do Mar também com 5 *pixels*-sementes e em (c) a Serra de Itatiaia com 5 *pixels*-sementes.

A escolha dos *pixels*-semente é feita selecionando conforme o histograma da imagem, principalmente os picos. Logo em seguida, é necessário definir o limiar que separa as regiões, essa informação deve ser fornecida, pois pode variar conforme as características presentes em cada uma delas. Só a partir de então o processo de crescimento de regiões é realizado de fato.

A Figura 16(a) mostra o resultado da segmentação da imagem correspondente a Serra do Bocaina. O número de *pixels*-semente está fixo em 5, isso significa que a imagem foi segmentada em 5 regiões. O limiar que separa essas regiões está fixo em 5, devido ao baixo contraste presente.

Na Figura 16(b) pode-se visualizar a imagem resultante da segmentação utilizando também o algoritmo de Agregação de Pixels. Os valores, tanto para o número de *pixels*-semente quanto para o limiar de separação de regiões, utilizados são os mesmos que estão presentes na imagem anterior, porém pode ser observado que na imagem da Serra do Mar, a segmentação deixou a imagem mais uniforme. Em outras palavras, a região da Mata Atlântica preservada permaneceu em regiões que possuem tons semelhantes, existindo apenas a percepção visual da área desmatada.

A Figura 16(c) apresenta a clara distinção de regiões já visíveis na imagem original do Parque Nacional do Itatiaia. Assim como nas duas imagens anteriores, os valores para o parâmetro que define o número de regiões e limiar que separa essas regiões são os mesmos.

#### **4.2.1 Resultados de Segmentação por Mumford-Shah**

A segmentação através do algoritmo *Mumford-Shah* possui dois parâmetros, é necessário informar o tamanho das fronteiras das regiões ( $K$ ), ou seja, o tamanho inicial das imagens e o parâmetro escalar ( $\lambda$ ), necessário para o cálculo do comprimento das regiões. Durante a execução do algoritmo, através do cálculo da sua equação de energia (ver Capítulo 2, equações (2.8) e (2.12)) é possível realizar a junção de regiões, com isso sendo possível estabelecer similaridades e chegar ao resultado final, observado a seguir.

O critério para a junção deve analisar duas regiões adjacentes  $O_i$  e  $O_j$  separadas por uma fronteira comum  $\delta(O_i, O_j)$  e o valor de energia  $E(\mu, K)$ . Uma nova segmentação  $(\mu', K')$  será obtida, removendo-se a fronteira comum  $\delta(O_i, O_j)$  dessas regiões adjacentes. Esta nova segmentação:  $(\mu', K') = (\mu, K) / \delta(O_i, O_j)$  é agora chamada uma subsegmentação.

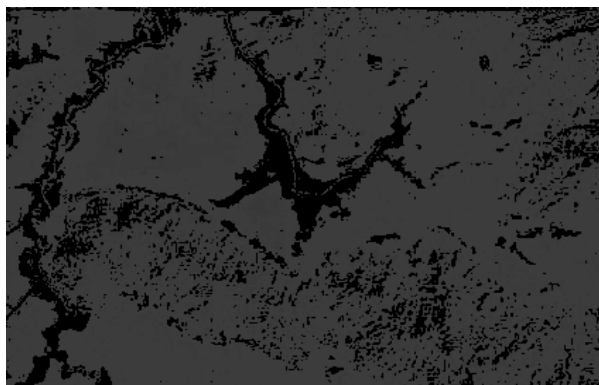
Se a energia dessa nova subsegmentação for menor que a energia anterior (antes de juntar as duas regiões), ou seja:  $E(\mu', K') < E(\mu, K)$ , então é interessante juntar as duas regiões. Porém, antes de juntar estas duas regiões deve-se fazer o mesmo para todas as regiões vizinhas à estas duas regiões  $O_i$  e  $O_j$  e verificar qual é a junção que ocasionará maior decréscimo de energia.

Seguindo o critério descrito acima, o resultado da segmentação pode ser visto na Figura 17. Assim como ocorreu nos resultados do algoritmo de Agregação de Pixels, os parâmetros também foram fixos para todas as imagens. O valor do escalar  $\lambda$ , que funciona como um peso para o comprimento das fronteiras tem o valor 2, pois de acordo com a literatura, comumente ele pode assumir o valor 1 ou 2. O tamanho das fronteiras utilizado tem o valor 10.

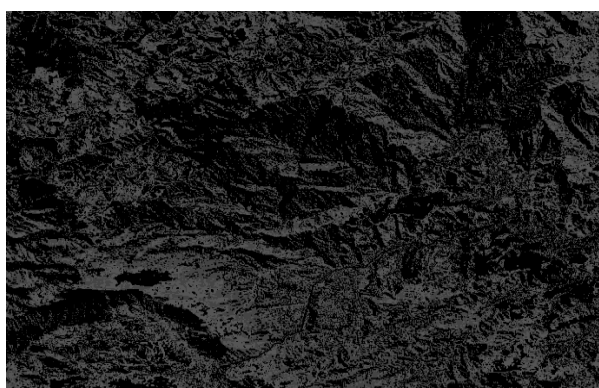


(a)





(b)



(c)

**Figura 17.** Imagens segmentadas pelo algoritmo *Mumford-Shah*. Em (a) mostra o resultado da imagem Serra do Bocaina com o tamanho de fronteiras igual a 10 e peso de comprimento das fronteiras igual a 2, valor fixo também para o resto das imagens. Em (b) a Serra do Mar e em (c) a Serra de Itatiaia.

Devido a natureza das imagens, o resultado da segmentação não foi muito diferente dos já apresentados para o caso do algoritmo de Agregação de Pixels. A Figura 17(a) apresenta o resultado da segmentação da imagem correspondente a Serra do Bocaina.

Na Figura 17(b), mostra o resultado relativo a imagem que identifica a Serra do Mar e a Figura 17(c) expõe o resultado para a imagem do Parque Nacional do Itatiaia.

### 4.3. Extração de Características

Com as imagens segmentadas, o próximo passo é a extração das características utilizando a ferramenta descrita no Capítulo 3. Para a extração de todas as características é necessário informar não apenas a própria imagem, mas também a escala da mesma.

A imagem que corresponde a Serra do Bocaina possui a escala, em metros, 1: 10 000, a imagem da Serra do Mar tem 1: 5 000, também em metros, de escala e a imagem do Parque Nacional do Itatiaia apresenta também 1: 5 000 de escala.

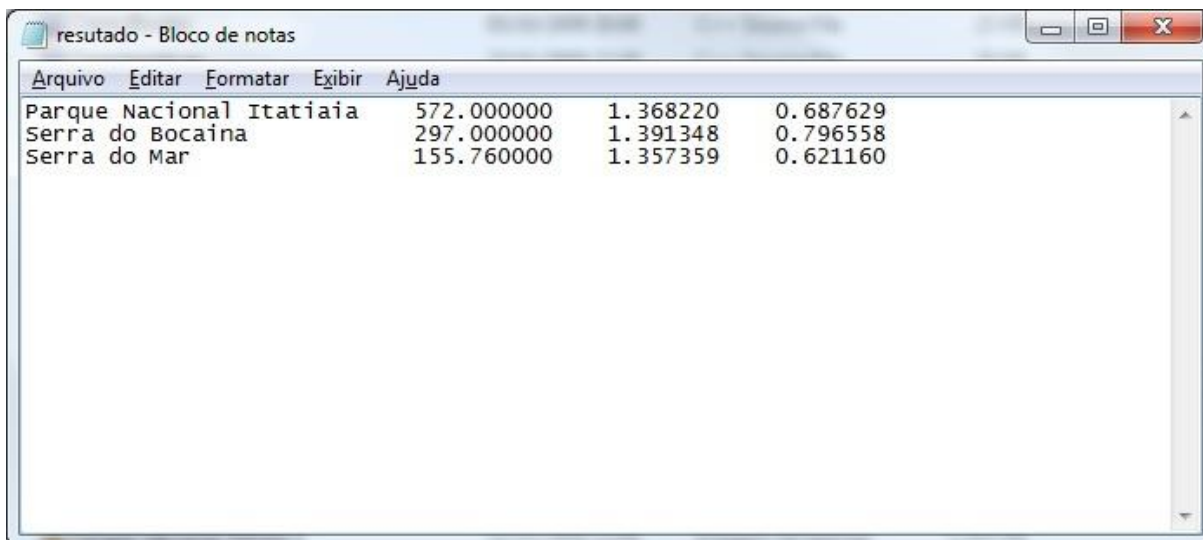
A primeira característica é a área. Para o cálculo da área é essencial o valor da escala da imagem, pela qual saber o tamanho correspondente a um *pixel*. Além da escala, é necessário saber a resolução da imagem, que é frequentemente usado como uma contagem de *pixels* em imagens digitais.

O modelo matemático utilizado para realização dos cálculos das três características de interesse segue a mesma base, a identificação do pixel central da imagem. Por intermédio da identificação do tom de cinza desse pixel que se pode encontrar a área correspondente, por exemplo. Se esse pixel está presente em uma região de preservação ou não, cabe apenas a percepção visual identificar. O intuito da ferramenta é extrair conhecimento para o suporte às decisões do usuário.

O cálculo da área consiste na localização de sucessivos polígonos regulares em volta do pixel central, até chegar a um fragmento da imagem que atenda o tom de cinza correspondente a ele. O valor encontrado representa a quantidade de *pixels* do fragmento, sendo necessário converter para metros.

Após calcular a área, o processo de extração segue realizando o cálculo da forma, que utiliza a área já calculada e o perímetro da região encontrada. O perímetro segue a mesma idéia do cálculo da área, porém, quando se localiza o fragmento, calcula-se o perímetro somando os pixels em volta e logo em seguida, convertendo essa informação para metros. Com esses dados, é aplicada a fórmula (3.1) e encontrada a forma.

Para encontrar a conectividade, é necessário também encontrar o pixel central e com base no seu tom de cinza e no valor do *buffer*, passado em metros, calcula-se o percentual de conectividade do fragmento em questão.



Parque Nacional Itatiaia	572.000000	1.368220	0.687629
Serra do Bocaina	297.000000	1.391348	0.796558
Serra do Mar	155.760000	1.357359	0.621160

**Figura 18.** Resultado da extração de características presente nas três imagens.

Como a finalização da extração das características tem-se a geração do arquivo em que armazena os valores em questão (ver Figura 18). Nesse arquivo, existe a identificação de da imagem, através do seu nome e do lado as suas respectivas características na seguinte ordem: área, forma e conectividade.

# Capítulo 5

## Conclusão e Trabalhos Futuros

Este capítulo tem o objetivo de relatar as dificuldades encontradas ao longo do trabalho, as contribuições obtidas com o estudo que foi realizado e trabalhos futuros, que representam as possíveis vertentes objetivando resultados melhores.

Este trabalho tem o intuito de realizar um estudo sobre algoritmos clássicos de segmentação de imagens, aplicá-los em imagens de satélite e com isso extrair características utilizando uma ferramenta que foi desenvolvida.

No caso das dificuldades encontradas nesta monografia, é possível mencionar uma deficiência em referências bibliográficas de qualidade, de forma que se facilite o estudo de bons algoritmos de segmentação. Vale ressaltar também a própria imagem de satélite em si, pois são imagens difíceis de extrair conhecimento e na literatura, pode-se observar a utilização de algoritmos verdadeiramente complexos, inviáveis para este trabalho.

Como a idéia é utilizar os algoritmos de segmentação considerados clássicos na área de Processamento de Imagens, pode-se observar que a abordagem de detecção de bordas, com os operadores *Sobel* e *Canny*, realmente realçou de maneira satisfatória as bordas da imagem, contudo os resultados não foram bons em virtude da alta quantidade de ruído na imagem resultante. Esse fator prejudicou de maneira considerável os cálculos da área e da forma na imagem.

Já os algoritmos de crescimento por regiões, o Agregação de *Pixels* e *Mumford-Shah* apresentaram resultados semelhantes para os mesmos parâmetros de segmentação. Ainda em virtude do baixo contraste das imagens, não é visível a distinção das regiões encontradas. Contudo, os resultados apresentados foram importantes para a extração da conectividade de fragmentos.

As contribuições deste trabalho envolvem o estudo feito sobre segmentação de imagens, a partir do qual se conclui que a utilização desses algoritmos clássicos

não retorna bons resultados e, conseqüentemente, interferem nos resultados das características extraídas apresentando informações às vezes inconsistentes. Contudo, se o caso é realizar uma comparação entre os resultados das duas abordagens, é possível afirmar que a abordagem que segue o crescimento por regiões é a mais adequada para a extração das características de interesse para a pesquisa do grupo de Botânica da UFPE.

Outro ponto de relevância do trabalho é o desenvolvimento da ferramenta de extração de características de imagens, que precisa ser melhorada de forma que se obtenham informações mais precisas.

Como trabalhos futuros existem muitas possibilidades, como o estudo de novos algoritmos de segmentação e posterior análise e comparação com os resultados apresentados neste trabalho. Dessa forma, fica fácil estabelecer métricas a respeito da qualidade dos resultados apresentados, já que neste trabalho a medida teve como base a percepção visual.

A respeito da ferramenta de extração de características, como os métodos utilizados envolviam apenas modelos matemáticos, uma possibilidade de trabalho futuro é o uso de Computação Inteligente, através de métodos de reconhecimento de padrões, tais como Redes Neurais Artificiais.

# Bibliografia

- [1] “Portal SOS Mata Atlântica”. Disponível em: <<http://www.sosmatatlantica.org.br/index.php>>. Acesso em: 11 de agosto de 2009;
- [2] “Instituto Rã-bugio para Conservação da Biodiversidade”. Disponível em: <[http://www.ra-bugio.org.br/mataatlantica\\_03.php](http://www.ra-bugio.org.br/mataatlantica_03.php)>. Acesso em: 07 de outubro de 2009;
- [3] “Mata Atlântica”. Disponível em: <<http://educar.sc.usp.br/licenciatura/trabalhos/mataatl.htm>> Acesso em: 11 de agosto de 2009;
- [4] “Desmatamento na Mata Atlântica reflete dificuldades de aplicação de lei ambiental – Agência Brasil - EBC”. Disponível em: <<http://www.agenciabrasil.gov.br/noticias/2009/05/26/materia.2009-05-26.1860413477/view>>. Acesso em: 11 de agosto de 2009;
- [5] “Segmentação”. Disponível em: <<http://www.ic.uff.br/~aconci/limiarizacao.htm>>. Acesso em: 10 de agosto de 2009;
- [6] “Segmentação”. Disponível em: <<http://paginas.ucpel.tche.br/~vbastos/segmenta.htm>>. Acesso em: 12 de agosto de 2009;
- [7] Falcão, Davi Marinho de Araújo. Uma Aplicação do Algoritmo Genético Multiobjetivo NSGA II para Seleção de Imagens de Satélite de Trechos de Mata Atlântica. 2009. 47 f. Trabalho de Conclusão de Curso de Engenharia da Computação, Universidade de Pernambuco, Recife;
- [8] Gomes, Jonas; Velho, Luiz. Computação Gráfica: Imagem. Segunda Edição. Rio de Janeiro: Instituto Nacional de Matemática Pura e Aplicada – IMPA, 2002. 424 p.;

- [9] “Crescimento de Regiões por Agregação de Pixels”. Disponível em: <[http://www.gta.ufrj.br/grad/07\\_2/eliseu/CrescimentodeRegiesporAgregaodePixels.html](http://www.gta.ufrj.br/grad/07_2/eliseu/CrescimentodeRegiesporAgregaodePixels.html)>. Acesso em: 12 de outubro de 2009;
- [10] “Detecção de Bordas: Algoritmo Canny – Visão Computacional – Aldo Von Wangenheim’s HomePage”. Disponível em: <<http://www.inf.ufsc.br/~visao/2000/Bordas/index.html>>. Acesso em: 12 de outubro de 2009;
- [11] J. F. Canny. *A computational approach to edge detection*. IEEE Trans. *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, p. 679-698, 1986;
- [12] “Spring”. Disponível em: <<http://www.dpi.inpe.br/spring/portugues/tutorial/segmentacao.html>>. Acesso em: 12 de outubro de 2009;
- [13] “Crescimento de Regiões por Agregação de Pixels”. Disponível em: <[http://www.gta.ufrj.br/grad/07\\_2/eliseu/CrescimentodeRegiesporAgregaodePixels.html](http://www.gta.ufrj.br/grad/07_2/eliseu/CrescimentodeRegiesporAgregaodePixels.html)>. Acesso em: 20 de outubro de 2009;
- [14] Mumford D., Shah J.; *Optimal Approximations by Piecewise Smooth Functions and Associated Variational Problems*, *Comm. Pure Appl. Math*, 1989;
- [15] Coser, Leandro. Filtro de Difusão Anisotrópico Orientado por Evidência de Borda. 2009. 108 f. Dissertação de Mestrado em Ciência da Computação, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis;
- [16] “Segmentação por Crescimento de Regiões”. Disponível em: <<http://www.inf.ufsc.br/~visao/regiongrow.pdf>>. Acesso em: 12 de outubro de 2009;
- [17] Boggione, Giovanni de Araujo, *et al.* Definição da escala em imagens de sensoriamento remoto: uma abordagem alternativa. Em: XIV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 2009, Natal, p. 1739-1746;

- [18] Dal Poz, A. P. Modelos e estratégias para a extração da malha viária em imagens digitais. Série em ciências geodésicas: 30 anos da pós-graduação em ciências geodésicas no Brasil, v. 1, 2001, p. 161-180;
- [19] “Parque Nacional da Serra da Bocaina”. Disponível em: <<http://www.ibama.gov.br/siucweb/mostraUc.php?seqUc=43>>. Acesso em: 22 de novembro de 2009;
- [20] “Parque Estadual da Serra do Mar”. Disponível em: <<http://www.paraty.com.br/pesm.htm>>. Acesso em: 22 de novembro de 2009;
- [21] “Parque Nacional da Serra do Itajaí - SC”. Disponível em: <<http://expedicaoparquesnacionais.com.br/brasil/diario-de-bordo/parque-nacional-da-serra-do-itajai-sc/>>. Acesso em: 22 de novembro de 2009;
- [22] “Parque Nacional do Itatiaia”. Disponível em: <<http://www.parquenacionaldoitatiaia.com.br/itatiaia/>>. Acesso em: 22 de novembro de 2009;
- [23] “Reservas do Sudeste – Mata Atlântica”. Disponível em: <[http://www.brazadv.com.br/brasil/reservas\\_sudeste.htm](http://www.brazadv.com.br/brasil/reservas_sudeste.htm)>. Acesso em: 22 de novembro de 2009;