

Universidade Federal de Minas Gerais
Instituto de Geociências
Programa de Pós Graduação
Mestrado em Análise e Modelagem de Sistemas Ambientais

**ANÁLISE DE TEXTURA DE IMAGEM
DE ALTA RESOLUÇÃO PARA A
CLASSIFICAÇÃO DOS ESTÁGIOS
SUCESSIONAIS DE MATA
ATLÂNTICA DO SUL DA BAHIA**

Priscila Gonçalves Couto Sette

BELO HORIZONTE

2009

Priscila Gonçalves Couto Sette

**ANÁLISE DE TEXTURA DE IMAGEM
DE ALTA RESOLUÇÃO PARA A
CLASSIFICAÇÃO DOS ESTÁGIOS
SUCESSIONAIS DE MATA
ATLÂNTICA DO SUL DA BAHIA**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-graduação do Departamento de Cartografia da Universidade Federal de Minas Gerais, como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Análise e Modelagem de Sistemas Ambientais.

Orientador: Prof. Dr. Philippe Maillard

BELO HORIZONTE

2009

Banca Examinadora constituída pelos doutores e professores:

Prof. Dr. Marcos Antônio Timbó Elmiro

Prof. Dr. Bernardo Gontijo

Prof. Dr. Philippe Maillard

Ao meu amado filho João Guilherme dedico.

Agradecimentos

Aos meus pais, Cláudia e Danilo, pela minha formação e pelo apoio dado ao longo de minha vida.

Ao meu marido Guilherme pelo amor, dedicação e companheirismo.

Ao meu precioso filho João Guilherme pelo amor e alegria do meu dia a dia.

A minha irmã Ivy pela amizade e pelo carinho ao longo de minha vida.

À minha família pela amizade e por estar sempre presente mesmo quando distantes.

Ao meu orientador, Prof. Dr. Phillippe Maillard, pela paciência, atenção e pelos conhecimentos passados ao longo do curso.

Aos colegas do mestrado em Análise e Modelagem de Sistemas Ambientais e aos colegas do ICG, em especial a amiga Priscilla Costa Pereira, pela ajuda e amizade.

Sumário

Resumo	x
Abstract	xi
Siglas	xii
1.Introdução	1
1.1. Objetivos	4
1.1.1. Objetivos Específicos.....	4
2. Fundamentação Teórica	5
2.1. O Bioma Mata Atlântica	5
2.2. Área de Estudo: O Bioma Mata Atlântica no Sul da Bahia	8
2.3. Classificação da vegetação presente na área de estudo.....	11
2.3.1. Floresta Ombrófila Densa Secundária em Estágio Avançado de regeneração	13
2.3.2. Floresta Ombrófila Densa Secundária em Estágio Médio de regeneração	15
2.3.3. Floresta Ombrófila Densa Secundária em Estágio Inicial de regeneração.....	18
2.4. O sensoriamento remoto no estudo da vegetação.....	20
2.3. O uso da textura para a análise da vegetação	24
3. Metodologia	26
3.1. Pré-processamento	26
3.1.1. Imagem.	26
3.1.2. Correções.	29
3.2. Levantamentos de campo	29
3.3. Textura	32
3.3.1. Extração das feições de textura.	35
3.4. Análise dos dados.....	38
3.5. Classificação	40
4. Resultados	42
4.1. Classificação	48
5. Conclusões e Discussões	57
Referências Bibliográficas	59

Lista de Figuras

Figura 2.1 – Situação do bioma Mata Atlântica original e em 2008. Fonte: SOS Mata Atlântica.	6
Figura 2.2. – Formações Florestais do bioma Mata Atlântica. Fonte: SOS Mata Atlântica, 2000.	7
Figura 2.3. – Localização da cena de alta resolução no contexto dos municípios do sul da Bahia.	8
Figura 2.4. – Histórico de devastação da Mata Atlântica do Sul da Bahia. Fonte: Rezende Mendonça, 1994.	10
Figura 2.5 – Aspecto de um fragmento florestal em estágio avançado de regeneração, apesar de já ter passado por atividades extrativistas, principalmente extração seletiva de madeira, mantém características muito próximas da floresta primária.	14
Figura 2.6. – Aspecto interno de um fragmento em estágio avançado de regeneração de floresta ombrófila densa.	15
Figura 2.7 – Floresta Ombrófila Densa em estágio médio de regeneração, margem da rodovia BA 001 – Belmonte.	17
Figura 2.8. – Aspecto interno de um fragmento florestal em estágio médio de regeneração de floresta ombrófila densa no bioma Mata Atlântica, mostrando características de altura e circunferência do tronco típicas deste estágio sucessional.	18
Figura 2.9 – Aspecto geral da Floresta Ombrófila Densa em estágio inicial de regeneração.	19
Figura 2.10 – Aspecto geral da Floresta Ombrófila Densa em estágio inicial de regeneração, observando porte e espécies características dessa fisionomia.	20
Figura 2.11 – Curva de reflectância típica de uma folha verde sadia. Fonte: Novo, 1998.	21
Figura 2.12 - Ilustração do processo de classificação supervisionada. (a) imagem original, (b) seleção das áreas de treinamento, (c) análise da separabilidade das classes, e (d) classificação da imagem usando as classes definidas em (b).	23
Figura 3.1 – Imagem FORMOSAT-2 nas bandas vermelha, verde e azul para a área de estudo.	28
Figura 3.2 – Exemplo de uma matriz de co-ocorrência (GLCM). a) dados de teste; b – e) GLCM para os ângulos de 0, 45, 90 e 135°, respectivamente. Fonte: Mather, 2004.	34
Figura 3.3 – Análise da reflectância na folha verde para as diferentes bandas. Sendo: a) folha verde, b) folha seca e c) solo. Fonte: Steffen, 2006.	35
Figura 3.4 – Recortes das parcelas na cena FORMOSAT-2 para os estágios avançado, médio e inicial de regeneração, respectivamente, nos tamanhos (a), (d) e (g) 16 x 16 pixels, (b), (e) e (h) 25 x 25 pixels, (c), (f) e (i) 32 x 32 pixels.	37

Figura 4.1 – Organograma dos processos realizados para a correlação dos dados de campo e das medidas de textura extraídos da imagem de alta resolução.	44
Figura 4.2. – Classificação espectral da imagem com as bandas vermelho, verde e azul	50
Figura 4.3. – Classificação da imagem com as cinco bandas de textura.....	51
Figura 4.4. – Classificação com as três bandas espectrais e com as cinco bandas de textura	52
Figura 4.5 – Classificação da imagem final com cinco bandas (vermelho, verde, azul, segundo momento angular, correlação).	56

Lista de Tabelas

3.1 – Resolução espectral das bandas do satélite Formosat-2	27
3.2. – Localização das parcelas (unidades amostrais) de cada um dos estágios sucessionais de Floresta Ombrófila Densa.....	30
4.1 – Resultados da regressão linear mostrando os coeficientes de correlação (r) e determinação (R^2) entre as medidas de textura e parâmetros de campo utilizando os dados de todas as parcelas amostradas	43
4.2 – Coeficientes de correlação (r) e determinação (R^2) para a janela 25 x 25 pixels e distância (3,3) para cada um dos estágios sucessionais da floresta atlântica (os valores em negrito representam os casos significativos).....	46
4.3 – Equações de regressão linear para predição das variáveis florestais a partir das medidas de textura na janela 25 x 25 pixels e distância (3,3), onde DAP = diâmetro à altura do peito, H = altura, VTCC = volume total com casca, COR = correlação, IDM = momento diferencial inverso, ENT = entropia, r = coeficiente de correlação e R2 = coeficiente de determinação	47
4.4 – Equações de regressão linear para predição das variáveis florestais a partir das medidas de textura, onde DAP = diâmetro à altura do peito, H = altura, VTCC = volume total com casca, IDM = momento diferencial inverso, ASM = segundo momento angular, r = coeficiente de correlação e R2 = coeficiente de determinação	48
4.5 – Classificação com bandas espectrais e não espectrais de textura, onde: RGB – Vermelho, Verde, Azul, IDM – momento diferencial inverso, ASM – segundo momento angular, COR – correlação, CON – contraste, ENT – entropia	49
4.6 – Matrizes de confusão para as classificações espectral, textural e espectral + textural.....	53
4.7 – Resultados das classificações para o método “knockout”	54

Resumo

A Mata Atlântica é um bioma brasileiro de muita importância e que vem sofrendo grande degradação ao longo dos anos. No estudo e monitoramento deste bioma diversas metodologias de classificação e análise através do uso de sensoriamento remoto já foram utilizadas. No presente estudo foi abordado o uso da técnica de textura através da matriz de co-ocorrência (GLCM). A aplicação desta ferramenta para a melhora na acurácia de classificação que utiliza somente dados espectrais e o uso das medidas de textura para a predição das variáveis alométricas de campo foi testada obtendo bons resultados. Para isto foram amostrados os três estágios sucessionais (inicial, médio e avançado) de Floresta Ombrófila Densa do sul da Bahia. Os dados coletados e derivados dos levantamentos de campo, DAP, altura, volume e densidade, foram correlacionados com as medidas de textura. As medidas de textura trabalhadas foram o contraste, a entropia, a correlação, o momento diferencial inverso, o segundo momento angular e a energia. Equações lineares para a predição das variáveis de campo foram produzidas com base na correlação com as medidas de textura. Com base na análise estatística dos dados de correlação entre as medidas de textura e as variáveis de campo, foi determinado que as variáveis de controle para GLCM mais eficientes para este estudo foram a distância entre pixels (3,3), com a direção diagonal frontal e o tamanho de janela de 25 x 25 pixels, com o uso da banda verde da imagem de alta resolução. A classificação utilizando somente as bandas visíveis da imagem de alta resolução obteve uma acurácia de 60,5%. A classificação das bandas do visível com as bandas de textura obteve uma acurácia de 91%, mostrando a grande melhora em relação a acurácia da classificação de dados somente espectrais. O método de 'knockout' foi utilizado para percepção da contribuição das bandas de textura na acurácia da classificação mostrando que o uso das bandas das medidas de textura segundo momento angular e correlação são suficientes para a melhora da acurácia e com melhor eficiência processual.

Abstract

The Atlantic Forest is a Brazilian biome of great importance and its having great degradation over the years. In the study and monitoring of this biome several classification methodologies and analyses through remote sensing were used. In this study was used the feature texture by the use of the GLCM - grey levels matrix of co-occurrence. The application of this tool to the improvement of the classification accuracy that uses only spectral data and the use of the textural features for the prediction of allometric variables from the field data was tested given good results. For this purpose three successional stages of Floresta Ombrofila Densa were sampled. The field data, DBH - diameter at breast height, height, volume and density, were correlated with the textural measures. The textural measures used were contrast, entropy, correlation, inverse differential moment, angular second moment and energy. Linear equations for the prediction of the field variables were produced based on the correlation of the textural measures. Based on the statistical analysis of the correlation data between the field data and the textural measures was determined that the more efficient control variables of the GLCM were the distance (3,3) and the window size 25 x 25 pixels, using the green band of the high resolution image. The classification using only the visible bands of the high resolution image had a 60,5% accuracy. The classification of the visible bands with the textural bands had a 91% accuracy, showing a good improvement compared to the spectral data classification. The knock out method was used for the analysis of the contribution of the textural bands in the classification accuracy showing that the angular second moment and correlation bands were enough to the improvement of the accuracy without the loss of processual efficiency.

Siglas

- ANOVA: Análise de Variância
- ASM: Segundo Momento Angular
- CAP: Circunferência a Altura do Peito
- CON: Contraste
- COR: Correlação
- DAP: Diâmetro a Altura do Peito
- EA: Estágio Avançado de Regeneração de Floresta

Ombrófila Densa

- EI: Estágio Inicial de Regeneração de Floresta

Ombrófila Densa

- EM: Estágio Médio de Regeneração de Floresta

Ombrófila Densa

- ENT: Entropia
- GLCM: Grey Level Co-occurrence Matrix ou Matriz de co-ocorrência dos níveis de cinza
- GPS: Global Positioning System
- H: Altura ou Altura Total
- IBAMA: Instituto Brasileiro do Meio Ambiente e dos Recursos Renováveis
- INPE: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
- ML: Maximum Likelihood
- r: Coeficiente de correlação
- R²: Coeficiente de determinação
- RGB: composição de três bandas do visível: vermelho, verde, azul
- VTCC: Volume Total Com Casca

Capítulo 01

INTRODUÇÃO

O uso de imagens de satélite para a classificação da vegetação é uma ferramenta prática e rápida de análise. Dentre as principais ferramentas para o seu estudo, o sensoriamento remoto tem se mostrado uma das melhores alternativas (Heller e Ulliman, 1983). Através deste é possível gravar a energia eletromagnética refletida pelo objeto de interesse sem perturbar a área de estudo (Jensen, 2005).

A partir de meados da década de 90 as pesquisas com sensoriamento remoto da vegetação, que até então exploravam abordagens fundamentalmente de cunho qualitativo (identificação e mapeamento de classes de vegetação), passaram a explorar outras abordagens com ênfase mais quantitativa, como por exemplo, correlações entre parâmetros biofísicos da vegetação com dados radiométricos extraídos das imagens orbitais (Ponzoni, 2007).

Porém a classificação com uso do sensoriamento remoto, utilizando feições espectrais, ainda depende da experiência do usuário para ter uma boa confiabilidade em termos de acurácia. Para aprimorar a precisão da classificação feições não espectrais podem ser incorporadas (Mather, 2004). A textura é um tipo de feição não espectral que se mostrou eficaz para melhorar a acurácia da classificação em relação à classificação que utiliza somente informações espectrais nas aplicações florestais (Franklin, 2001). Tradicionalmente, quando é realizada a classificação de uma imagem, apenas os tons de cinza são analisados e não tira vantagem do conteúdo contextual das imagens como faria o foto interprete. A análise de textura visual é uma das maneiras de levar em conta o contexto no qual cada pixel é inserido. Quando

métodos de realce da textura de imagens são utilizados, as cenas de textura resultantes podem ser adicionadas ao processo de classificação, melhorando assim a acurácia (Hay, 1994). Vários estudos já comprovaram que a textura melhora a acurácia da classificação (Franklin *et al.*, 2001; Palubinskas *et al.*, 1995; Haralick *et al.*, 1973).

A textura também é uma das técnicas de análise de imagem que pode ser utilizada para a extração de informação estrutural de florestas de uma imagem digital (Wulder, 1998).

Em estudos de análise florestal de fragmentos nem sempre a coleta de dados em campo é prática e rápida. A análise estrutural de um fragmento vegetal pode ser aprimorada com o uso do sensoriamento remoto e suas técnicas de análise.

Neste estudo as informações estruturais coletadas em campo, foram correlacionadas com as medidas de textura extraídas da imagem da área de estudo.

O método de extração das feições de textura utilizado é a matriz de co-ocorrência dos níveis de cinza (GLCM – Grey levels co occurrence matrix). Este método tem se mostrado especialmente eficaz para a análise de vegetação (Kayitakire *et al.*, 2006; Maillard, 2003; Lock e Kirchner, 1997).

Métodos de análise de textura visual são especialmente úteis com imagens de alta resolução de áreas florestais, pois nestas imagens, o tamanho do pixel é muitas vezes menor que uma árvore de tamanho médio.

As imagens de alta resolução têm sido utilizadas para a estimativa de parâmetros estruturais da vegetação com sucesso em vários estudos (Wulder *et al.*, 2004; Johansen e Phinn, 2006; Wang *et al.*, 2007). Esta é mais uma ferramenta para a predição da estrutura florestal e melhora da acurácia da classificação que utiliza somente parâmetros espectrais.

A imagem de alta resolução utilizada neste trabalho é do satélite FORMOSAT. Suas imagens possuem dois metros de resolução espacial no modo pancromático e oito metros no modo multiespectral.

Para a análise da vegetação em campo foram coletados os dados estruturais dos indivíduos em cada unidade amostral. Essas medidas servem para a qualificação das unidades amostrais nos diferentes estágios

sucessionais. As medidas alométricas de campo podem ser correlacionadas com as feições de textura para predição da estrutura da vegetação (Johansen *et al.*, 2007).

Em países com grande quantidade de florestas tropicais, como o Brasil, dada à dificuldade na determinação de padrões florísticos, os critérios de descrição estrutural da vegetação são mais práticos, isso se deve basicamente a possibilidade de análise desses dados de forma numérica, reduzindo assim a subjetividade das classificações (Espírito Santo, 2003). Por este motivo, parâmetros de campo foram escolhidos para obtenção de uma estimativa mais precisa em termos de estágios sucessionais da Floresta Atlântica.

A área de estudo é uma região de Mata Atlântica localizada no Sul da Bahia, na Costa do Descobrimento, nos municípios de Belmonte, Santa Cruz Cabrália e Porto Seguro. Neste trabalho são analisadas as áreas de Floresta Secundária no domínio da Floresta Ombrófila Densa, nos estágios avançado, médio e inicial de regeneração.

Os fragmentos florestais remanescentes da região encontram-se em sua maioria nos vales, em áreas de preservação permanente ou em áreas de reserva legal de propriedades privadas. O estudo desta vegetação remanescente, que sofreu pressão por conta de madeireiros e fazendeiros ao longo dos anos, é importante para a conservação destes. Esta área foi escolhida por ainda preservar, apesar da grande devastação ocorrida no passado, grandes fragmentos vegetais. Este estudo e a metodologia deste trabalho poderá ser utilizada para o monitoramento e levantamentos mais detalhados da evolução dos estágios sucessionais através dos parâmetros alométricos para trabalhos de conservação da vegetação da região, como a proposição de corredores ecológicos para interligação dos fragmentos florestais da região.

1.1. Objetivos

A classificação da vegetação através do uso de imagens de satélite utiliza metodologias complexas e com a confiabilidade do estudo relacionada à experiência do usuário com a área de estudo. A textura de imagens é utilizada para o aumento da acurácia da classificação que utiliza somente os dados espectrais.

O objetivo deste estudo é fornecer uma proposta metodológica para o aumento da acurácia da classificação da vegetação, utilizando dados espectrais e de textura e a predição das variáveis alométricas (DAP, altura, volume de madeira e densidade de indivíduos), para diferenciação dos diferentes estágios sucessionais de Mata Atlântica.

Para isto foram realizados levantamentos em unidades amostrais, dos diferentes sucessionais. Para a extração de feições de textura da imagem, serão utilizadas cenas de alta resolução do satélite FORMOSAT.

1.1.1. Objetivos Específicos

- Avaliação dos componentes de textura através da matriz de co-ocorrência dos níveis de cinza em uma imagem de alta resolução;
- Comparação entre cinco medidas de textura através da correlação e significância das medidas com os dados de campo para a definição das três principais medidas para este tipo de estudo;
- Avaliação das cinco medidas de textura no aumento da acurácia da classificação de imagem de alta resolução em relação à classificação que utiliza somente dados espectrais;
- Análise estatística da correlação entre variáveis alométricas de campo e as medidas de textura para a predição de parâmetros estruturais através de equações lineares;
- Classificação dos diferentes estágios sucessionais da mata atlântica utilizando a textura;
- Análise da contribuição da imagem de alta resolução para a predição dos parâmetros estruturais e de densidade dos indivíduos.

Capítulo 02

FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1. O Bioma Mata Atlântica

A Mata Atlântica é a segunda maior floresta pluvial tropical do continente americano, que originalmente estendia-se de forma contínua ao longo da costa brasileira, penetrando até o leste do Paraguai e nordeste da Argentina em sua porção sul. No passado cobria mais de 1,5 milhões de km² – com 92% desta área no Brasil (Câmara, 2003).

A história da Mata Atlântica tem sido marcada por períodos de conexão com outras florestas sul-americanas (e.g., Amazônia e florestas andinas) que resultaram em intercâmbio biológico, seguido por períodos de isolamento que levaram à especiação geográfica (Silva et al., 2004 apud Tabarelli et al., 2005).

As florestas tropicais são ecossistemas que abrigam alta biodiversidade, englobando cerca de dois terços do total de espécies existentes no planeta. O Brasil, graças às suas duas grandes florestas – a Amazônica e a Atlântica – se destaca como um dos países possuidores da maior biodiversidade do mundo, possuindo cerca de 357 milhões de hectares de florestas tropicais, correspondente a 30% de todas as florestas tropicais do planeta (Almeida, 2000).

A conservação da mata atlântica tem uma especial importância dentro do contexto nacional, dentro de seus domínios vivem 70% da população nacional, é gerado 70% de nosso PIB (MMA, 2002). Segundo informações do Atlas dos Remanescentes Florestais da Mata Atlântica este bioma de altíssima biodiversidade, que antes ocupava aproximadamente 12% do território brasileiro se encontra hoje reduzido à cerca de 6,98% de sua cobertura original (INPE/ SOS MATA ATLÂNTICA, 2005). É possível observar na **Figura 2.1**

abaixo a situação original das fisionomias vegetais do bioma Mata Atlântica e a situação atual dos remanescentes vegetais encontrados atualmente (ano 2008) na área de domínio da Mata Atlântica.

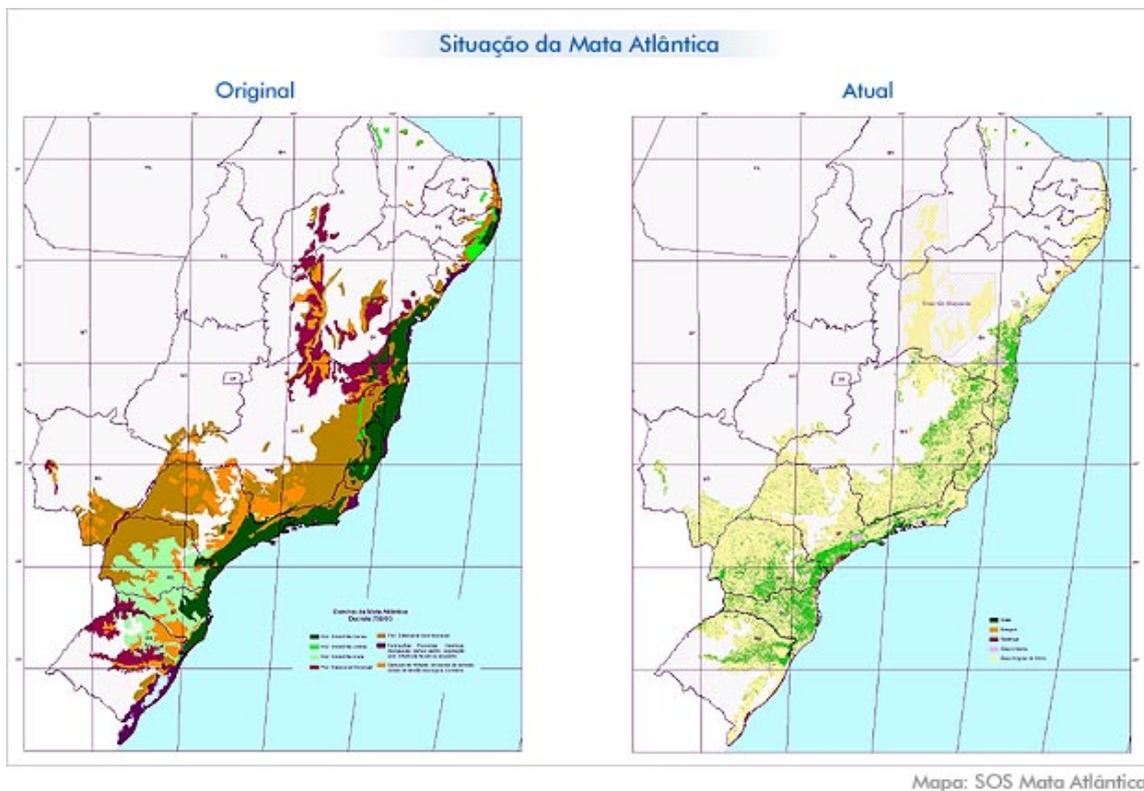


Figura 2.1 – Situação do bioma Mata Atlântica original e em 2008. Fonte: SOS Mata Atlântica.

O histórico de exploração do país desde a chegada dos portugueses em 1500 e posteriormente a ocupação da região onde se encontrava o bioma, que atualmente é a região mais populosa do Brasil, fez com que o bioma fosse rapidamente devastado.

As formações vegetais encontradas no domínio da Mata Atlântica e sua distribuição encontram-se na **Figura 2.2**.

2.2. Área de estudo: O Bioma Mata Atlântica no sul da Bahia

A Mata Atlântica do Sul da Bahia, no domínio da Floresta Ombrófila Densa, nos municípios de Belmonte, Santa Cruz Cabrália e Porto Seguro, compõe a área de estudo deste trabalho (**Figura 2.3**).

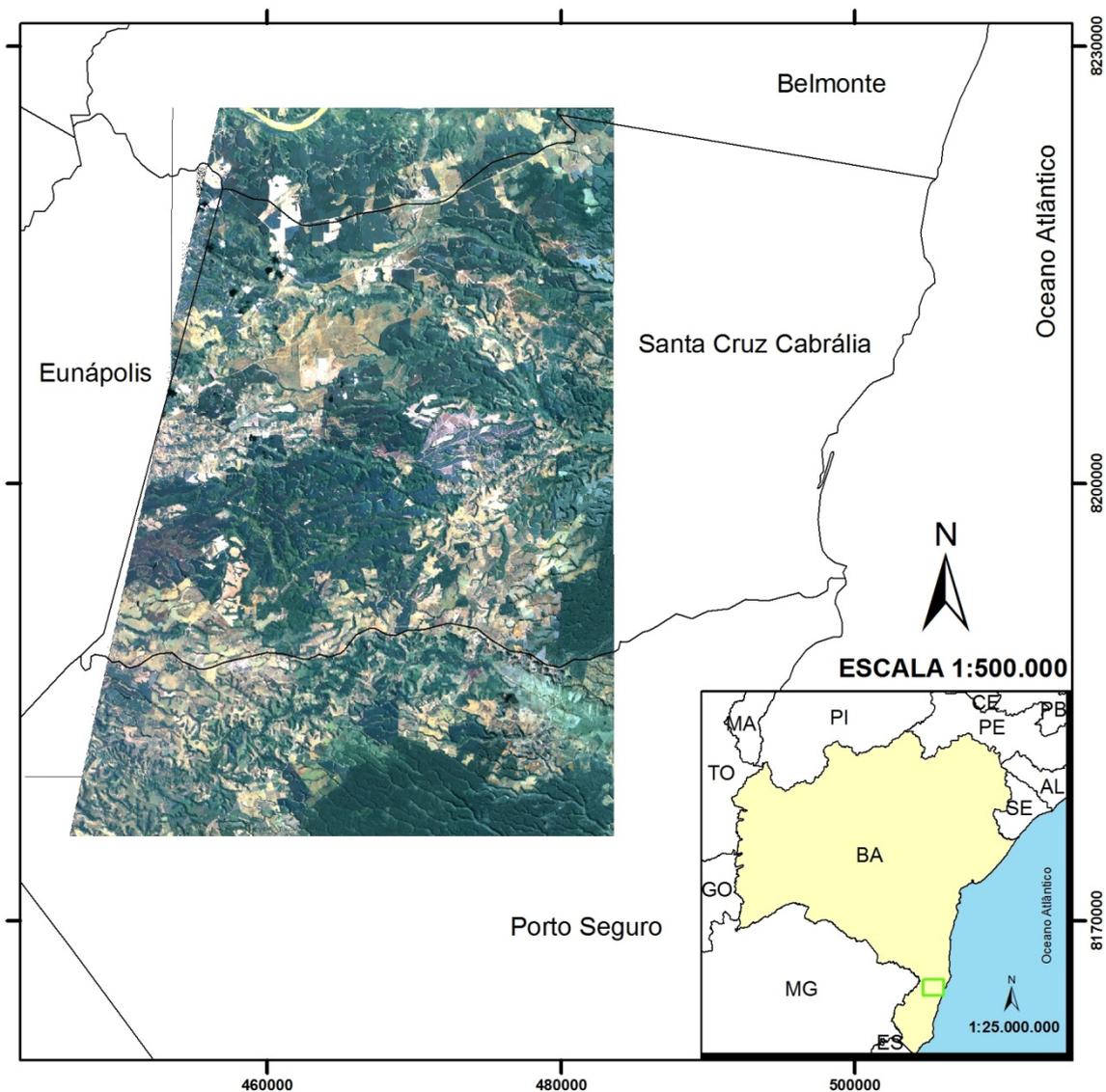


Figura 2.3. – Localização da cena de alta resolução no contexto dos municípios do sul da Bahia.

Toda região estudada está localizada dentro do domínio da denominada Floresta Ombrófila Densa, conforme nova classificação da vegetação brasileira, adaptada a um sistema universal (IBGE, 1991), existindo a presença de ecossistemas associados à mata atlântica, neste caso, restingas e brejos. A floresta ombrófila densa regional está associada aos fatores climáticos de altas temperaturas (médias acima de 20° C), alta umidade do ar (média superior a 80%) e altos índices pluviométricos, bem distribuídos durante o ano, não apresentando déficit hídrico (período seco). Segundo a classificação de Koeppen, o clima presente na região é do tipo Af (quente e úmido, sem estação seca).

A floresta atlântica da região do extremo sul da Bahia se destaca como um núcleo de alta diversidade onde as condições climáticas (alta umidade e chuvas bem distribuídas) somadas à presença de elementos da flora e da fauna da floresta atlântica e da amazônica (contatos existentes no passado) fizeram desta região uma das áreas de maior biodiversidade do planeta (Almeida, 2000).

Uma característica do extremo sul da Bahia é que os processos de fragmentação e desmatamento iniciaram somente nos anos 60 (em 1945 ainda tínhamos 85% cobertos por Floresta Atlântica) e estes processos aconteceram de forma extremamente rápida, principalmente devido à abertura da rodovia BR 101 e do avanço do ciclo das serrarias (que atuava anteriormente no norte do Espírito Santo). A **Figura 2.4** ilustra o histórico de devastação da Mata Atlântica no sul da Bahia.

Hoje segundo informações da Diretoria de Desenvolvimento Florestal da Bahia - DDF (1999), a cobertura florestal do extremo sul representa 11,4 % da área total, representada por fragmentos de floresta secundária em estágio inicial, médio e avançado de regeneração de mata atlântica, além de poucos fragmentos em estágio primário. Para o estado da Bahia a área remanescente da cobertura original de Mata Atlântica do estado em dados de 2008 é de 8,38% (SOS Mata Atlântica, 2008).

Atualmente os fragmentos florestais remanescentes encontram-se em propriedades privadas, em áreas de reserva legal e de preservação permanente devido a proteção de leis ambientais, especialmente a lei da Mata

Atlântica. A lei da Mata Atlântica (Lei nº 11.428, de 22 de dezembro de 2006), regulamentada pelo Decreto nº 6.660, de 21 de novembro de 2008, dispõe sobre a utilização e proteção da vegetação nativa do Bioma Mata Atlântica em todo o seu domínio. A região é caracterizada pela presença de grandes fragmentos, com grande possibilidade de interligação entre estas áreas.

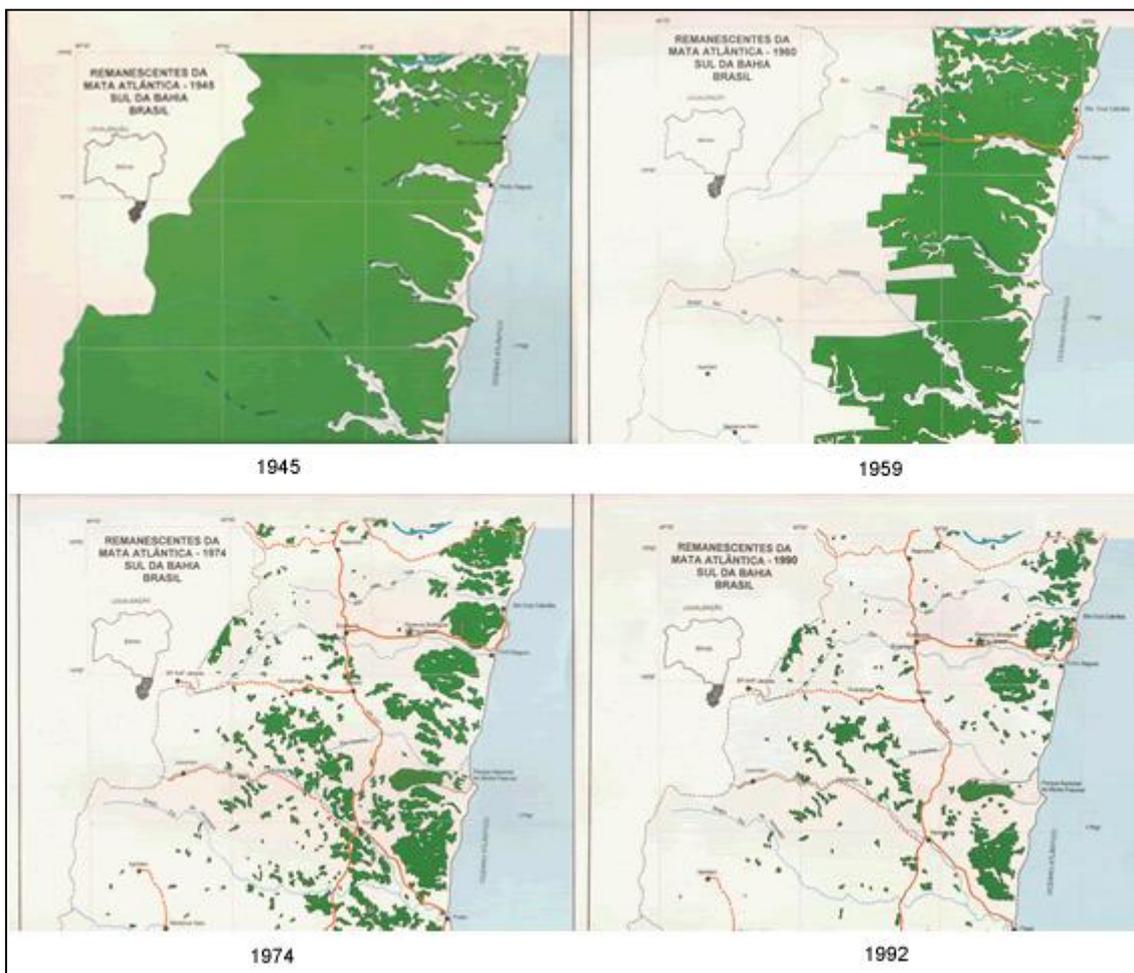


Figura 2.4. – Histórico de devastação da Mata Atlântica do Sul da Bahia. Fonte: Rezende Mendonça, 1994.

Alguns destes grandes fragmentos são resquícios de antigas áreas que possuíam planos de manejo para a exploração madeireira. Estas áreas fazem divisa com o Parque Nacional do Pau Brasil, no município de Porto Seguro. Na área de estudo encontram-se algumas Unidades de Conservação bem preservadas como o *Parque Nacional do Pau Brasil*, com uma área de 12.112 hectares, a *Reserva Ecológica Pau Brasil* com 1.145 hectares e a *Reserva*

Particular do Patrimônio Natural Estação Veracruz, com área de 6.069 hectares. Uma outra característica da região é a forte presença de grandes plantios particulares de eucalipto, em áreas da empresa Veracel, áreas de fomento florestal e áreas de grandes fazendeiros. Atualmente o plantio de eucalipto nas áreas de fomento e da empresa Veracel só é feito em áreas que não possuem remanescentes florestais desde 1996, mantendo as áreas de preservação permanente, quando houver, e a reserva legal das propriedades.

No litoral, os ecossistemas associados da Mata Atlântica, restinga, mangue e mussununga, vêm sofrendo pressão do crescimento urbano, turístico e hoteleiro da região, especialmente nos últimos anos (SEMARH/ BA, 1996). Para tentar frear a urbanização descontrolada, três Áreas de Proteção Ambiental (APA) foram criadas: a *APA Caraíva Trancoso*, a *APA Coroa Vermelha* e a *APA Santo André*.

2.3. Classificação da vegetação presente na área estudada

A floresta atlântica (na forma da floresta ombrófila densa) constitui a principal formação vegetal presente na região de estudo. Além da floresta ombrófila densa também temos a presença da floresta estacional semidecidual, também englobada do domínio da floresta atlântica. Também destacamos na área estudada vários outros ecossistemas associados de grande importância biológica, onde citamos as fitofisionomias mussunungas/campinaranas, enclaves de vegetação presentes na região mais próxima ao litoral, comunidades aluviais (representada pelos brejos, várzeas e alagados), restingas e a floresta aluvial (também conhecida como mata paludosa), todos ambientes de extrema importância biológica na região estudada. Porém o presente estudo se concentrará nos estágios sucessionais da Floresta Ombrófila Densa Secundária.

O termo Floresta Ombrófila Densa, criado por ElleMBERG & Mueller-Dombois (1965/6), substituiu pluvial (de origem latina) por Ombrófila (de origem grega), ambos com o mesmo significado “amigo das chuvas”. Este tipo de

vegetação é caracterizado por fanerófitos, justamente pelas sub-formas de vida macro e mesofanerófitos, além de lianas lenhosas e epífitas em abundância que o diferenciam das outras classes de formações. Porém sua característica ecológica principal reside nos ambientes ombrófilos que marcam muito bem a “região florística florestal”. Assim a característica ombrotérmica da Floresta Ombrófila Densa está presa aos fatores climáticos tropicais de elevadas temperaturas (médias de 25°C) e de alta precipitação bem distribuída durante o ano (de 0 a 60 dias secos), o que determina uma situação bioecológica praticamente sem período biologicamente seco. Dominam no ambiente desta floresta os latossolos e podzólicos com características distróficas e raramente eutróficas (IBGE, 1991). Para fins de mapeamento a floresta ombrófila densa é dividida em floresta primária e floresta secundária, conforme definições da resolução do Conselho Nacional de Meio Ambiente, CONAMA 005/94, sendo que neste estudo somente as áreas de floresta secundária foram analisadas em seus três estágios sucessionais, inicial, médio e avançado.

A floresta ombrófila se destaca como habitat de espécies reconhecidas comercialmente pelo alto potencial madeireiro tais como: *Caesalpinia echinata* Lam. (pau-brasil), que ocorria principalmente nas áreas mais litorâneas e teve sua extração como o primeiro ciclo econômico do Brasil e hoje está restrito, em ocorrência natural em poucas áreas (Aguiar e Aoki, 1983). Também destacamos a presença da espécie arbórea Jacarandá da Bahia, *Dalbergia nigra* (Vell.) Allemão ex Benth., produtora de madeira preciosa e de alto valor, hoje ainda presente em alguns fragmentos florestais da região.

2.3.1. Floresta Ombrófila Densa Secundária em Estágio Avançado de Regeneração

O estágio avançado de regeneração é a vegetação florestal onde a fisionomia arbórea é dominante sobre as demais, formando um dossel fechado e relativamente uniforme ao porte, podendo apresentar árvores dominantes, sua altura média é superior a 12 metros para floresta ombrófila densa (CONAMA, 1994). Na maioria das vezes a ocorrência de estágio avançado infere que estas

áreas já sofreram algum tipo de interferência antrópica que alterou suas características originais, não sendo caracterizada mais como floresta primária. Esta formação é caracterizada também pela presença de grande número de epífitas, distribuição diamétrica de grande amplitude (DAP superior a 18 centímetros para floresta ombrófila densa), trepadeiras geralmente lenhosas, serapilheira abundante e diversidade biológica muito grande devido à complexidade estrutural. Sua fisionomia se aproxima bastante da vegetação primária e pode ser observada nas **Figuras 2.5 e 2.6**.

Em sua composição florística destacam-se a ocorrência de espécies como pau paraíba (*Simaruba amara*), murici (*Byrsonima sericea* D.C.), amescla (*Protium heptaphyla*), murta (*Myrcia* sp), licurana (*Alchornea triplinervia*), mundururu (*Miconia dodecandra*), biriba (*Escweilera ovata*), condururu (*Brosimum* spp), Ingá (*Inga* spp), Arapati (*Arapatiella psilophylla*) e outras.



Figura 2.5 – Aspecto de um fragmento florestal em estágio avançado de regeneração, apesar de já ter passado por atividades extrativistas, principalmente extração seletiva de madeira, mantém características muito próximas da floresta primária.



Figura 2.6. – Aspecto interno de um fragmento em estágio avançado de regeneração de floresta ombrófila densa.

2.3.2. Floresta Ombrófila Densa Secundária em Estágio Médio de Regeneração

No estágio médio de regeneração a fisionomia arbórea e/ou arbustiva predomina sobre o estrato herbáceo, podendo constituir estratos diferenciados, com altura média variando entre 5 e 12 metros (para floresta ombrófila densa) e distribuição diamétrica com DAP médio variando entre 8 a 18 centímetros (CONAMA, 1994). Este estágio sucessional caracteriza-se também por apresentar epífitas, trepadeiras predominantemente lenhosas e pela presença de sub-bosque. As **Figuras 2.7 e 2.8** ilustram as características do estágio médio na região.

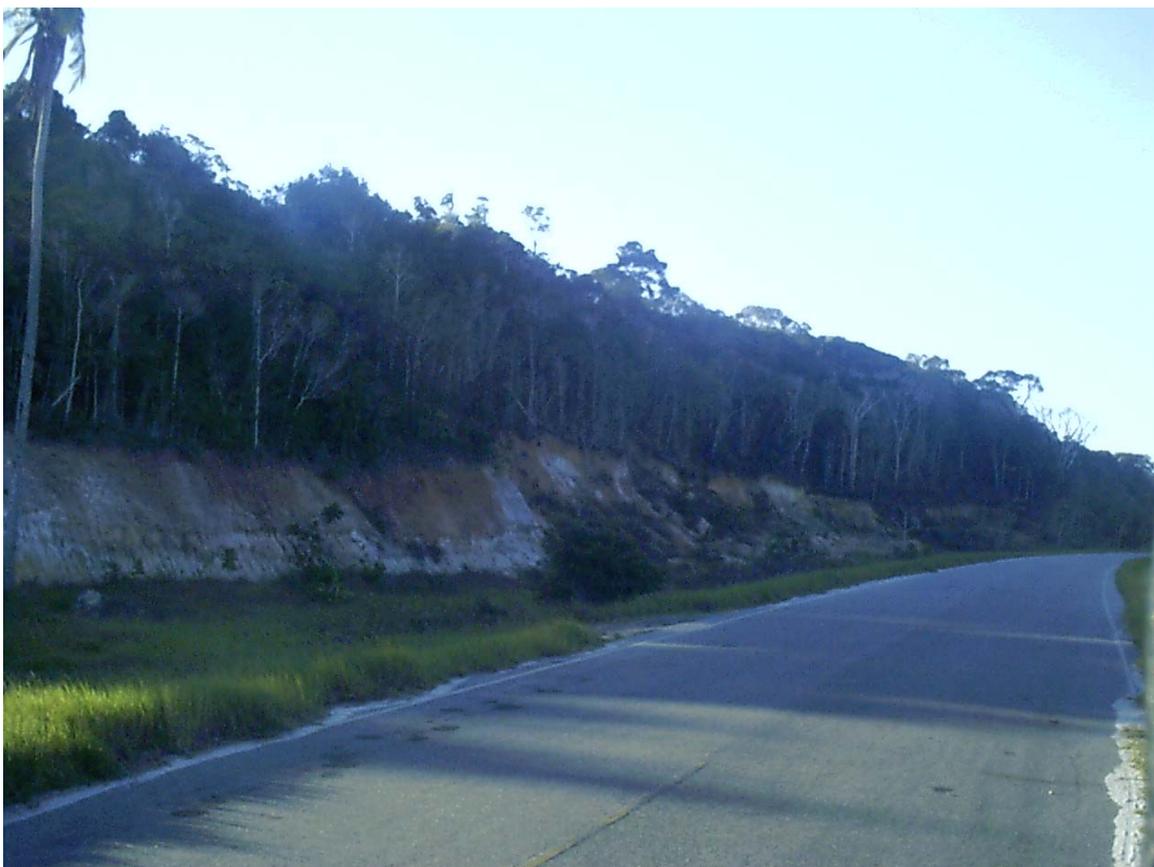


Figura 2.7 – Floresta Ombrófila Densa em estágio médio de regeneração, margem da rodovia BA 001 – Belmonte.

Uma característica marcante das áreas de florestas secundárias, que normalmente já passaram por alguma atividade extrativista intensa, como por exemplo, retirada de madeiras nobres, é a grande desuniformidade de altura do dossel superior e grande desuniformidade de diâmetros das árvores. Esta característica é facilmente observada em fragmentos florestais que passaram por atividade extrativista madeireira. Já nas áreas de florestas secundárias onde foi praticado o corte raso, normalmente para agricultura, o dossel apresenta como características o porte mais baixo e com a altura das copas mais uniforme.

Na região de estudo deste trabalho os fragmentos florestais em estágio médio de regeneração, destacamos a presença de espécies pioneiras e secundárias iniciais com ocorrência das espécies pequi de capoeira (*Miconia minutiflora* (Bompl.) DC.), murici (*Byrsonima sericea* DC.), aderninho (*Astronium concinnum* (Engl.) Schott.), pau paraíba (*Simarouba amara* Aubl.), ingá (*Inga* sp), pau pombo (*Tapirira guianensis* Aubl.), pindaíba (*Guatteria* sp),

mundururu branco (*Miconia dodecandra* (Desr.) Cogn.), matataúba (*Schefflera morototoni* (Aubl.) Decne. & Planche) e velame (*Croton floribundus* Spreng.).



Figura 2.8. – Aspecto interno de um fragmento florestal em estágio médio de regeneração de floresta ombrófila densa no bioma Mata Atlântica, mostrando características de altura e circunferência do tronco típicas deste estágio sucessional.

2.3.3. Floresta Ombrófila Densa Secundária em Estágio Inicial de Regeneração

No estágio inicial de regeneração, a Floresta Ombrófila Densa caracteriza-se por apresentar uma fisionomia herbáceo/arbustiva de porte baixo, altura média inferior a 5 metros (floresta ombrófila densa) e pequena amplitude diamétrica (DAP médio inferior a 8 centímetros). Apresenta também trepadeiras (geralmente herbáceas), uma fina camada de serapilheira, a presença de muitas espécies pioneiras e a ausência de sub-bosque (CONAMA, 1994). São

áreas que geralmente foram totalmente desmatadas ou destruídas pelo fogo, e estão em processo inicial de colonização por espécies florestais. Estas florestas apresentam grande número de árvores por unidade de áreas, mas pequena diversidade biológica. Nestas áreas se destacam como principais representantes na composição florísticas espécies pioneiras típicas, como: murici (*Byrsonima sericea* DC.), pau pombo (*Tapirira guianensis* Aubl.), embaúba (*Cecropia palmata* Wild.), copiã (*Vismia ferruginea* H.B.K.), velame (*Croton floribundus* Spreng.), pequi de capoeira (*Miconia minutiflora* (Bompl.) DC.), quaresmeira (*Tibouchina* sp), gurindiba (*Trema micrantha* (L.) Blume) e pororoca (*Rapanea ferruginea* Aubl.). O estágio inicial é ilustrado nas **Figuras 2.9 e 2.10** abaixo.



Figura 2.9 – Aspecto geral da Floresta Ombrófila Densa em estágio inicial de regeneração.



Figura 2.10 – Aspecto geral da Floresta Ombrófila Densa em estágio inicial de regeneração, observando porte e espécies características dessa fisionomia.

2.4. O Sensoriamento Remoto no estudo da vegetação

O Sensoriamento Remoto consiste na utilização conjunta de modernos sensores, equipamentos para processamento de dados, aeronaves, espaçonaves entre outros, com o objetivo de estudar, sem que haja o contato físico direto, o ambiente terrestre através do registro e da análise das interações da radiação eletromagnética e as substâncias componentes do planeta Terra em suas mais diversas manifestações (Novo, 1998).

Para o estudo da vegetação, o sensoriamento remoto passivo possui a vantagem de gravar a radiação eletromagnética refletida ou emitida pelo objeto de estudo sem interferir com este (Jensen, 2005). Além disso, por ser sistemático, ou seja, é metódico no modo de coleta das informações que ocorre

sempre da mesma forma e no mesmo horário, remove as possíveis fontes de erro introduzidas nos levantamentos de campo.

À medida que a radiação eletromagnética atinge a superfície terrestre ela é refletida, absorvida ou transmitida. As proporções de cada um destes processos dependem da natureza de cada superfície, dos comprimentos de onda e do ângulo de iluminação (Bonnett, 2002).

Uma folha verde sadia possui picos de reflexão nos comprimentos de onda nas faixas do visível (0,4 – 0,72 μm), infravermelho próximo (0,72 – 1,10 μm) e infravermelho médio (1,10 – 3,20 μm) (Ponzoni, 2007). A curva de reflectância característica de uma folha verde sadia é apresentada na **Figura 2.11**. Em florestas com copas fechadas e folhagem densa, a radiação é tão fortemente absorvida (em alguns comprimentos de onda) na parte superior da copa que chega somente uma pequena parte à altura do tronco e ao solo (Larcher, 2000).

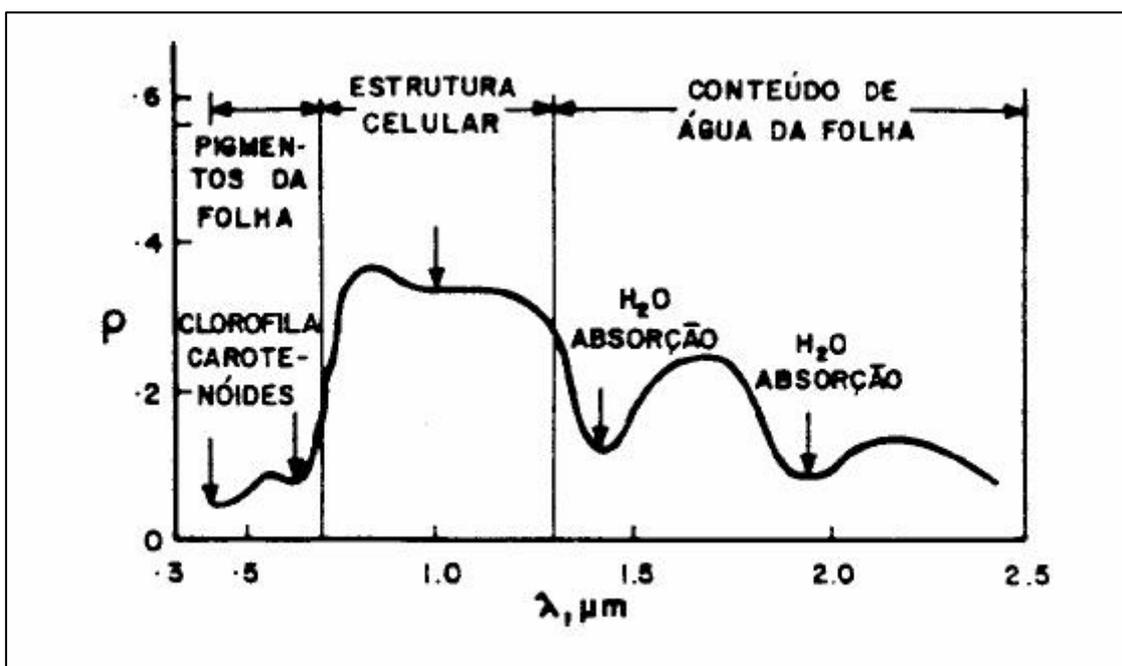


Figura 2.11 – Curva de reflectância típica de uma folha verde sadia. Fonte: Novo, 1998.

A **Figura 2.11**. mostra as divisões nas regiões do visível, infravermelho próximo e infravermelho médio (em μm) e o comportamento da folha verde sadia nestes comprimentos de onda.

Para o reconhecimento e avaliação da vegetação encontrada em campo, um dos métodos utilizado no sensoriamento remoto é a classificação. Este é o processo de extração de informação em imagens para reconhecer padrões, as classes para o mapeamento das áreas e temas de interesse. A classificação utiliza as informações espectrais da imagem, usando os valores encontrados em cada pixel. A resolução espacial da imagem processada para a classificação influenciará o nível de detalhe que será categorizado durante o procedimento de classificação (Wulder, 1998). O uso de imagens de alta resolução contribui no nível de detalhes da visualização dos componentes encontrados em campo, por possuir uma maior resolução espacial.

A classificação pode ser realizada da forma supervisionada ou não supervisionada. Na classificação não supervisionada cada pixel da imagem é associado a uma classe espectral sem que o usuário tenha conhecimento prévio do número total de classes presentes na imagem. Na classificação supervisionada o usuário seleciona amostras representativas para cada uma das classes que deseja identificar na imagem.

A classificação supervisionada depende do conhecimento da área de estudo. Estes dados prévios podem vir de trabalhos de campo e de conhecimento da área de estudo. Para a realização de uma classificação supervisionada os seguintes passos são necessários: selecionam-se as classes desejadas, escolhem-se um conjunto de amostras de cada classe (as amostras de treinamento), utilizam-se as amostras de treinamento para estimar os parâmetros utilizados pelo algoritmo de classificação, rotulam-se cada classe com as amostras de treinamento e produz-se o mapa temático final com o resultado da classificação, conforme a **Figura 2.12** (Mather, 2004).

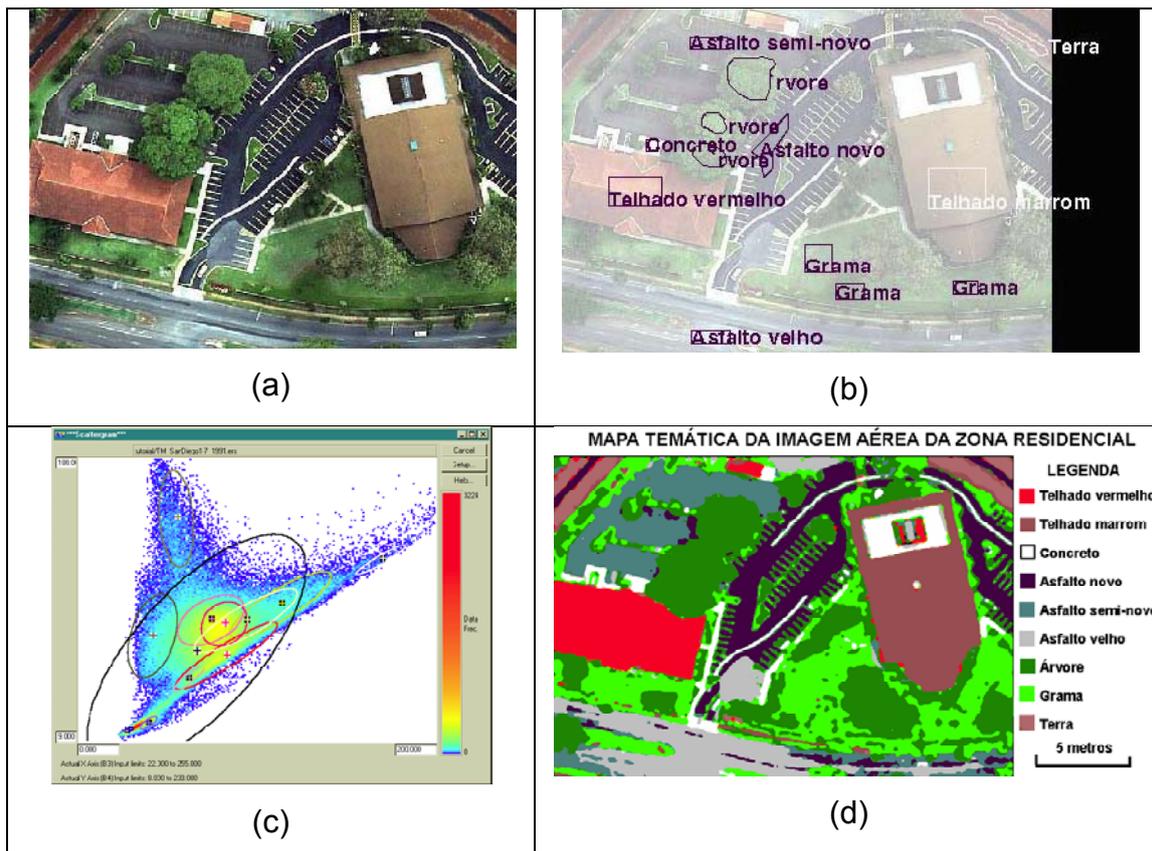


Figura 2.12 - Ilustração do processo de classificação supervisionada. (a) imagem original, (b) seleção das áreas de treinamento, (c) análise da separabilidade das classes, e (d) classificação da imagem usando as classes definidas em (b).

Atualmente a Fundação SOS Mata Atlântica em parceria com o Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – INPE vêm monitorando os remanescentes da Floresta Atlântica, através do uso de imagens de satélite em escala 1:50.000 (Hirota, 2003). Mas uma metodologia acurada para a diferenciação entre dos estágios sucessionais ainda não foi apresentada.

Nos trópicos, a floresta é um mosaico de estágios sucessionais com limites não claros (Whitmore, 1998). Em alguns casos uma classificação mais refinada é necessária para a discriminação de mais tipologias florestais e seus estágios sucessionais. Para avaliar diferenças mais sutis das florestas tropicais em imagens de sensores remotos, é necessário examinar a textura das copas, usar outras técnicas de classificação ou outros sensores (Weishempel et al., 1998 apud Freitas e Shimabukuro, 2007). A feição textura é um aliado na análise espectral para a melhora da acurácia da classificação por ser um

componente não espectral que adiciona outras informações ao processo (Haralick et al., 1973).

2.5. O uso da textura para análise da vegetação

A textura é uma propriedade de todas as superfícies que contem informações importantes do arranjo estrutural destas e da relação com o ambiente ao seu redor. No sensoriamento remoto a textura (visual), simplificada, pode ser definida como a variabilidade de um tom em uma vizinhança, ou o padrão das relações espaciais entre os níveis de cinza de pixels vizinhos e é usualmente descrita com os termos “áspero” ou “liso” (Mather, 2004). Tradicionalmente textura pode ser definida como a variação espacial dos tons ou cores da imagem (Haralick et al., 1973). A percepção das diferenças texturais pelo homem já foi discutida por ciências neurais e psicológicas. Um método para a análise computacional da textura é baseado na análise estatística e estrutural deste componente. Julesz (1965) apud Maillard (2003) mostrou evidências que a percepção humana da textura poderia ser modelada usando as estatísticas de segunda ordem.

Um dos métodos para a extração dos elementos de análise de textura é a matriz de co-ocorrência dos níveis de cinza (GLCM, em inglês). Este método foi proposto em 1973 por Haralick et al., e demonstra que cada elemento da matriz de co-ocorrência é uma medida da probabilidade de uma ocorrência de dois valores de níveis de cinza separados por uma distância dada em um dado sentido.

No seu estudo inicial, Haralick et al. (1973) definiram 14 feições de textura que foram derivadas da matriz de co-ocorrência entre as quais seis – segundo momento angular (SMA), contraste (CON), variância (VAR), homogeneidade ou momento diferencial inverso (MDI), correlação (COR) e entropia (ENT) – são consideradas as mais relevantes para a análise de imagens no sensoriamento remoto. Estas feições de textura da matriz de co-ocorrência dos níveis de cinza aliadas ao componente espectral da imagem ajudam a melhorar a acurácia da classificação de 4 a 40% (Franklin *et al.*, 2001; Palubinskas *et al.*, 1995;

Haralick et al., 1973, Coburn e Roberts, 2004, Wijaya et al. 2007, Franklin et al., 2000, Lock e Kirchner, 1997).

De acordo com Wulder, 1998, a textura tem sido utilizada no sensoriamento remoto como informação auxiliar para classificações multiespectrais da cobertura da vegetação em imagens de L- resolução (baixa resolução) e para a estimação de parâmetros estruturais da floresta em imagens de H- resolução (alta resolução). Um modelo de cena de H – resolução é aquele que os elementos da cena são maiores que a resolução das células, o modelo de L – resolução apresenta o caso oposto (Strahler et al., 1986).

Quando avaliado as características de textura da imagem, a resolução espacial desta é importante, já que a imagem com L- resolução tem menor potencial para análise de textura que a imagem com H - resolução. Os dados de alta resolução que contém pixels menores que os objetos de interesse, são geralmente altamente texturizados.

Estudos recentes sugerem que a altura e a densidade dos indivíduos de uma parcela podem ser mensuradas pela análise de textura (St-Onge e Cavayas, 1995, Hall e Skakun, 2007, Maciel et al., 2003). A adição de textura pode acrescentar informação estrutural para a estimativa de parâmetros da estrutura florestal (Wulder, 1998). Através da extração das feições de textura de uma imagem de alta resolução e das medidas alométricas dos indivíduos encontrados em campo, é estabelecida uma equação de regressão para predição dos parâmetros de campo.

Capítulo 03

METODOLOGIA

A metodologia deste trabalho engloba três fases. A fase inicial é de pré-processamento da imagem, onde é realizada a correção geométrica da imagem. A segunda fase foi dedicada aos trabalhos de campo, levantando unidades amostrais com informações de localização e parâmetros estruturais dos indivíduos em cada um dos três estágios sucessionais dos fragmentos florestais encontrados na cena utilizada. Outras informações complementares foram também adquiridas sobre os aspectos físicos da área de estudo e as outras classes de cobertura do solo (eucalipto, água, áreas urbanas, etc.). A fase final consiste na análise de textura através do uso da matriz de co-ocorrência, onde foram utilizadas cinco feições de textura diferentes. Toda parte estatística de geração de modelos e de classificação da imagem é também incluída nesta fase.

3.1. Pré-Processamento

3.1.1. Imagem

O satélite FORMOSAT-2 é um satélite operado pela Organização Espacial Nacional de Taiwan (NSPO). Possui sensores imageadores em bandas pancromáticas e multi-espectrais com resolução de 2 a 8 metros, compostas de 4 bandas espectrais: azul (0,45 – 0,52 μm), verde (0,52 – 0,60 μm), vermelho (0,63 – 0,69 μm) e infravermelho próximo (0,76 – 0,90 μm). Este satélite tem capacidade de revisita diária, fator importante na utilização de suas imagens para a realização de monitoramento. Neste trabalho foi utilizado um mosaico composto por um corte de 04 cenas do satélite FORMOSAT-2,

focando uma região com muitos fragmentos florestais remanescentes e com data de coleta da imagem de 2007. O mosaico composto por 03 bandas, vermelho, verde e azul, foi cedido pela Hiparc Geotecnologia, que é a representante das imagens do FORMOSAT-2 no Brasil para a área de estudo. No processamento da imagem cedida foi realizado um fusionamento com a cena pancromática para obtenção da resolução espacial de 2 metros. A banda do infravermelho próximo não foi adicionada no mosaico, pois apesar de ser importante para a análise da vegetação, não havia sido coletada para a região no mesmo período de passagem. O mosaico da imagem multiespectral utilizado pode ser visualizada na **Figura 3.1**.

As imagens possuem resolução radiométrica de 8 bits por pixel, a faixa imageada é de 24 x 24 Km e a resolução espectral de cada banda é relatada na **Tabela 3.1**.

Tabela 3.1 – Resolução espectral das bandas do satélite Formosat-2

Banda	Resolução Espectral (μm)
B1 (azul)	0,45 – 0,52
B2 (verde)	0,52 – 0,60
B3 (vermelho)	0,63 – 0,69
B4 (infravermelho próximo)	0,76 – 0,90
Pancromática	0,45 – 0,90

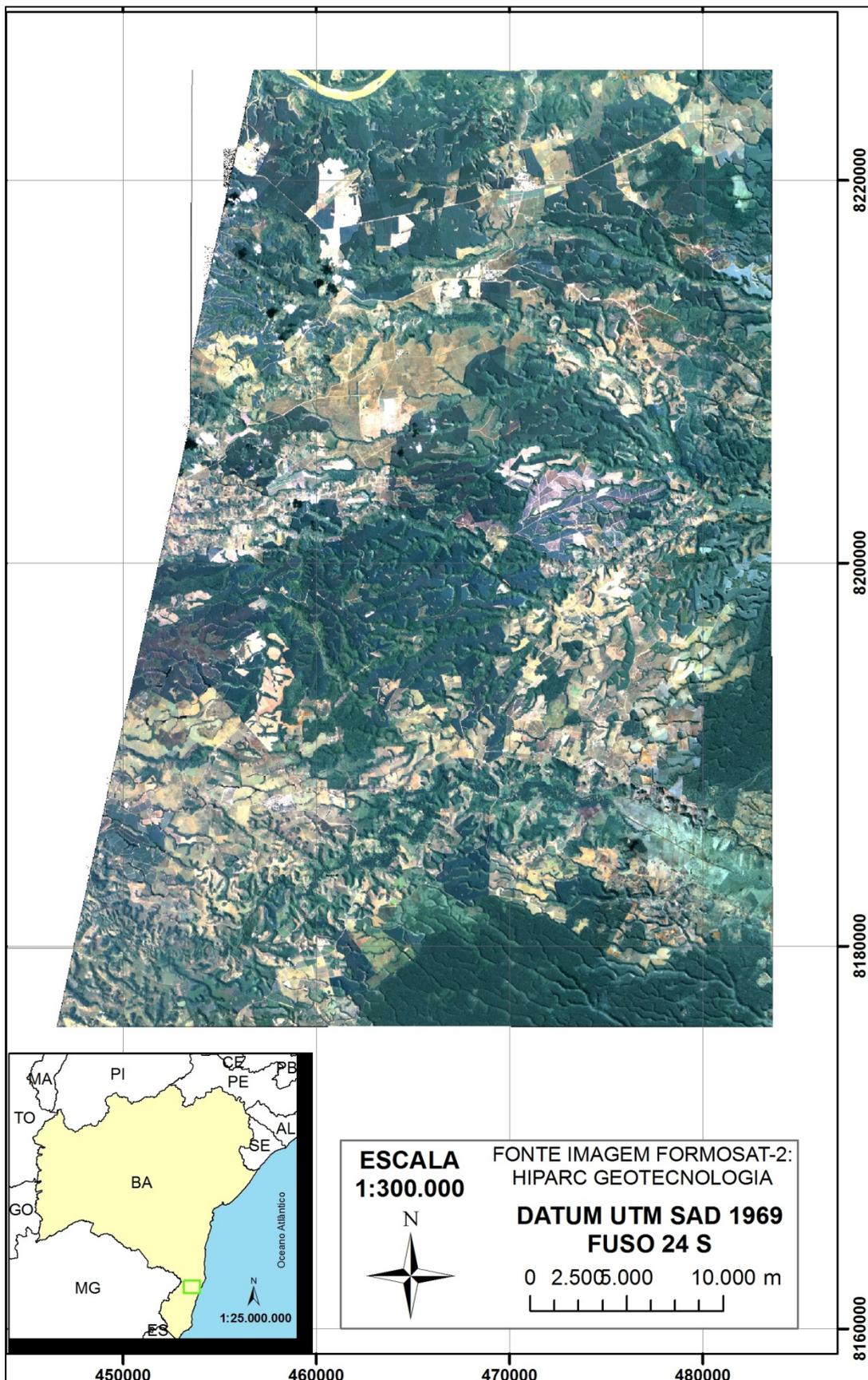


Figura 3.1 – Imagem FORMOSAT-2 nas bandas vermelha, verde e azul para a área de estudo.

3.1.2. Correções

A correção geométrica é importante para a remoção de erros sistemáticos de geometria presentes nas imagens. É importante que uma imagem seja registrada corretamente para uma localização precisa das respostas espectrais em relação às informações encontradas em campo.

De acordo com Mather, 2004, o processo de correção geométrica deve incluir a determinação da relação entre o sistema de coordenadas do mapa e da imagem (ou de duas imagens) através do estabelecimento de um conjunto de pontos definindo pixels na imagem correta que, quando considerada como um grid retangular, define a imagem com as propriedades cartográficas desejadas com os valores de pixel para ser associados com estes pontos.

A imagem foi corrigida utilizando como referência um conjunto de ortofotocartas georeferenciadas da região, com resolução espacial de 1 metro. Foi realizada uma transformação polinomial de 1º grau para a correção da cena com o uso de 10 pontos de controle. O modelo polinomial consiste de uma função polinomial cujos parâmetros são determinados a partir das coordenadas de pontos de controle identificados tanto no sistema de referência da imagem como no sistema de referência da base de dados. Ou seja, para a correção geométrica é atribuído, para cada pixel de uma amostra da imagem, um par de coordenada (x,y) relacionado (Jensen, 2005).

3.2. Levantamentos de campo

Os dados de DAP e altura são dados coletados nos inventários florestais e estudos fitossociológicos. Um dos objetivos do inventário florestal é a classificação da área de acordo com as características de espécie e volume total (Johnston *et al.*, 1977).

Os dados de campo foram levantados por meio da amostragem casual simples. A casualização admite que as parcelas ou unidades amostrais foram distribuídas por toda a variabilidade da área de estudo (Gomes, 1990). Isto proporciona estimativas não tendenciosas dos parâmetros da população, isto é,

o valor médio das estimativas de todas as amostras possíveis de tamanho n é igual ao verdadeiro valor do parâmetro da população (Campos, 2002).

No caso deste estudo as parcelas foram definidas em 10 X 20 metros e a amostragem casual foram realizados separadamente para cada estágio sucessional de regeneração de Floresta secundária. Em diversos estudos foi observado que pequenas parcelas são mais eficientes que parcelas de tamanho maior, pois após certo tamanho de parcela a contribuição no erro da amostragem é mínima (Morais Filho *et al.*, 2003; Gama *et al.*, 2001; Gomes e Chaves, 1988). Foram amostradas 08 parcelas em estágio inicial de regeneração, 28 em estágio médio e 13 em estágio avançado, de acordo com o número de fragmentos de cada estágio sucessional encontrados na área de estudo. A localização das parcelas é apresentada na **Tabela 3.2**.

LOCALIZAÇÃO DAS PARCELAS AMOSTRADAS					
ESTÁGIO AVANÇADO DE REGENERAÇÃO			ESTÁGIO MÉDIO DE REGENERAÇÃO		
PARCELA	X	Y	PARCELA	X	Y
1	475383	8221831	1	475377	8222045
2	475353	8221686	2	475406	8221931
3	475568	8221600	3	468026	8203287
4	469735	8204038	4	469912	8203289
5	469699	8203925	5	468051	8203088
6	469652	8203777	6	468223	8203199
7	469646	8203722	7	467898	8203022
8	469360	8203580	8	468249	8203151
9	469116	8193580	9	468140	8203095
10	469194	8193541	10	469898	8199331
11	469246	8193445	11	469992	8199376
12	469321	8193518	12	469989	8199439
13	469412	8193614	13	469725	8199318
ESTÁGIO INICIAL DE REGENERAÇÃO			14	455950	8198897
PARCELA	X	Y	15	455973	8199046
1	464693	8204654	16	456134	8199027
2	464737	8204584	17	456814	8199660
3	464597	8204689	18	456810	8199820
4	464391	8204543	19	478176	8188902
5	464188	8204542	20	478142	8189131
6	465432	8198665	21	478093	8189095
7	468340	8200025	22	478088	8189083
8	468035	8200044	23	477918	8189101
			24	478254	8188928
			25	478683	8189144
			26	478915	8189052
			27	479281	8189841
			28	479621	8190345

Tabela 3.2. – Localização das parcelas (unidades amostrais) de cada um dos estágios sucessionais de Floresta Ombrófila Densa.

Os dados coletados em campo foram CAP (circunferência à altura do peito), altura total e espécie, para todas as árvores com CAP maior que 15,7 centímetros. Em cada parcela são medidas a Circunferência a Altura do Peito - CAP a 1,30 m (um metro e trinta centímetros) do solo com uma fita centimétrica, assim como a altura total, que por sua vez foram estimadas utilizando-se uma vara graduada de 3 m. Para as árvores que o fuste não chegava a altura do peito (1,30 m) antes da bifurcação, foi realizada a medição antes da bifurcação para alturas do fuste superiores a 0,5 m. Para fustes bifurcados antes da altura de 0,5 m, foi realizada a medição do CAP à 1,30 m, considerando como 2 ou mais árvores, de acordo com o espécime. Com estes dados foram obtidos o DAP (diâmetro à altura do peito), para cada indivíduo da parcela, utilizando a **Equação 3.1**.

$$DAP = CAP / \pi \tag{3.1}$$

Onde:

DAP = Diâmetro à altura do peito;

CAP = Circunferência à altura do peito;

$\pi \approx 3,14159$

Com os dados de DAP e Altura Total de cada indivíduo, foi calculado o VTCC (volume total com casca) para cada indivíduo (em m³), por parcela (em m³) e por parcela/ por hectare (em m³/ha).

Considerando a estrutura da tipologia na estimativa dos volumes individuais foi utilizada a equação de volume ajustada pelo Centro Tecnológico - CETEC – MG (**Equação 3.2**). O volume estimado refere-se ao volume total da árvore com casca para vegetação arbórea de Floresta Ombrófila Densa, com $R^2 = 0,973$.

$$VTCC = 0,000074(DAP^{1,707348} * Ht^{1,16873}) \tag{3.2}$$

Onde:

DAP = Diâmetro à altura do peito;

VTCC=volume total com casca;

Ht= Altura total.

Para caracterização botânica da vegetação foi utilizado o sistema de classificação botânica das espécies de Cronquist (1981). A partir das espécies, DAP e altura encontradas em cada parcela, estas foram classificadas em estágio inicial, médio e avançado de Mata Atlântica, de acordo com a Resolução CONAMA 005/94, que define as características dos diferentes estágios sucessionais de Mata Atlântica na Bahia. Também foi calculada a densidade de indivíduos por parcela e por hectare de cada unidade amostral para cada estágio sucessional.

3.3. Textura

O método escolhido neste trabalho para a extração das feições de textura é a matriz de co-ocorrência dos níveis de cinza, GLCM em inglês. Este algoritmo, proposto por Haralick et al. em 1973, é o mais comum para a medição de textura de imagens óticas.

A textura pode ser caracterizada pela a distribuição espacial e a dependência espacial entre os tons de cinza em uma área (Haralick, 1979). A matriz de co-ocorrência consiste em um histograma de segunda ordem onde cada entrada relata a probabilidade conjunta de encontrar os níveis de cinza a uma certa distância e direção de cada um em uma janela pré- definida (Maillard, 2001). O método da matriz de co-ocorrência é principalmente uma técnica onde a variância espectral interna dos pixels de uma vizinhança é considerada como uma fonte valiosa de informação espacial (Hay, 1993).

De acordo com Mather, 2004, a matriz representa a distância e os relacionamentos espaciais angulares sobre uma região selecionada da imagem de tamanho especificado. Cada elemento do GLCM é uma medida da

probabilidade de uma ocorrência de dois valores de níveis de cinza separados por uma distância dada em um dado sentido. O conceito é apreciado mais facilmente através de um exemplo numérico simples. A **Figura 3.2** (a) mostra um segmento pequeno de uma imagem digital quantificada em quatro níveis de cinza (0-3). O número de pixels adjacentes com níveis de cinza i e j é contado e colocado no elemento $P(i, j)$ do GLCM P . Quatro definições da adjacência são usadas; horizontal (0°), vertical (90°), diagonal (de baixo esquerda para cima direita - 45°) e diagonal (do alto esquerda para baixo direita - 135°). A distância entre pixels usada nestes cálculos é de um pixel. Assim, quatro GLCM são calculados, P_0 , P_{90} , P_{45} e P_{135} respectivamente. Por exemplo, o elemento $P_0(0, 0)$ é o número de vezes que um pixel com valor 0 de níveis de cinza está horizontalmente junto a um pixel que tenha também o valor 0 de níveis de cinza, fazendo a varredura da esquerda para a direita assim como da direita à esquerda. O elemento $P_0(1, 0)$ é o número dos pixels com valor 1 que são seguidos por pixels com o valor 0, enquanto $P_0(0, 1)$ é o número dos pixels com valor 0 que estão seguidos por pixels com o valor 1, outra vez olhando-se em ambos os sentidos esquerda-direita e direita-esquerda. Os quatro GLCM são mostrados na **Figura 3.2** (b) - (e).

A matriz de co-ocorrência de textura considera a relação entre dois pixels por vez, um chamado de pixel referência e o outro de pixel vizinho. O pixel vizinho escolhido pode, por exemplo, estar a leste (direita) de cada pixel referência. Isto pode ser expresso como uma relação (1,0): 1 pixel na direção x , 0 pixels na direção y . Cada pixel dentro da imagem torna-se o pixel referência, iniciando no canto superior esquerdo e procedendo até o inferior direito. Os pixels situados na margem direita, não têm vizinhos da direita, então eles não são utilizados para esta contagem.

A análise espacial de textura através da matriz de co-ocorrência requer que o usuário identifique cinco diferentes variáveis de controle: tamanho da janela; medidas de textura; banda a ser utilizada; nível de quantização e o componente espacial, que é a distância entre pixels e o ângulo (Franklin et al., 2001, Hay et al., 1996).

A definição do tamanho da janela foi realizada com base no tamanho das parcelas marcadas em campo e com a variação das áreas dos diferentes

estágios sucessionais encontrados dentro dos fragmentos florestais existentes na área de estudo. Com base nisto foram definidos três tamanhos de janelas para análise: 16 x 16, 25 x 25 e 32 x 32 pixels.

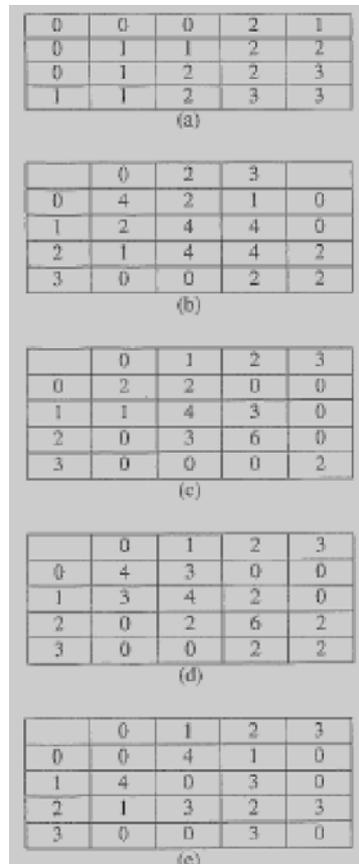


Figura 3.2 – Exemplo de uma matriz de co-ocorrência (GLCM). a) dados de teste; b – e) GLCM para os ângulos de 0, 45, 90 e 135°, respectivamente. Fonte: Mather, 2004.

A imagem foi processada utilizando a banda verde, em tons de cinza, com nível de quantização de 32 níveis de cinza (5 bits). Dentre as bandas da imagem trabalhada, a banda verde é a que se mostra mais eficiente para a análise de vegetação (**Figura 3.3**). Isto ocorre devido à assinatura espectral das folhas, a aparência verde da folha e da vegetação, está relacionada a uma maior reflectância na banda verde, em relação às bandas azul e vermelha.

As direções/distâncias utilizadas para análise das medidas de textura em cada matriz foram: (2,2), (0,3), (3,0), (3,3), (4,4) e (5,5), que foram escolhidas nas diversas direções (horizontal, vertical e diagonal) e com diferentes distâncias entre pixels. As medidas de textura analisadas foram o *segundo*

momento angular, o contraste, a correlação, a entropia, a homogeneidade ou momento diferencial inverso.

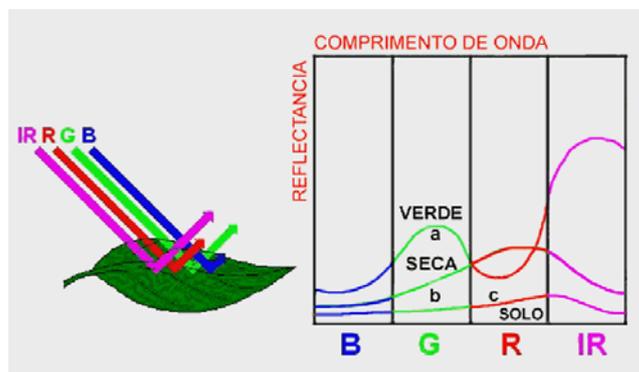


Figura 3.3 – Análise da reflectância na folha verde para as diferentes bandas. Sendo: a) folha verde, b) folha seca e c) solo. Fonte: Steffen, 2006.

3.3.1. Extração das feições de textura

As três abordagens principais usadas em classificação de imagens para a descrição de texturas são a estatística, a estrutural e a espectral. Neste trabalho a abordagem utilizada será a estatística, onde a textura é definida por um conjunto de medidas locais extraídas do padrão (Schwartz e Pedrini, 2007).

Haralick et al. (1973), determinou 14 feições de textura que podem ser extraídas da matriz de co-ocorrência, são elas: segundo momento angular, energia, contraste, correlação, homogeneidade (ou momento diferencial inverso), soma da média, variância, soma da variância, diferença da variância, entropia, soma da entropia, diferença da entropia, informação de medidas de correlação e coeficiente de correlação máxima.

Usualmente seis feições de textura são mais utilizadas nos estudos de sensoriamento remoto, sendo elas: segundo momento angular, contraste, variância, homogeneidade, correlação e entropia. Kayitakire et al. (2006) cita vários autores que utilizaram com sucesso estas medidas (Baraldi & Parmiggiani, 1995; Carr & de Miranda, 1998; Rao et al., 2002; Soh & Tsatsoulis, 1999; Solberg, 1999). Johansen e Phinn (2006), Johansen et al. (2007), Hay et al. (1996) e Coburn e Roberts (2004), também utilizam algumas destas feições em seus estudos relacionados com vegetação florestal. Porém

alguns autores utilizam somente uma medida de textura em seus estudos (Kubo et al., 2003).

Neste trabalho as cinco medidas escolhidas foram o *segundo momento angular*, o *contraste*, a *correlação*, a *entropia*, a *homogeneidade* ou *momento diferencial inverso*, por serem mais comumente trabalhadas pelos autores e com bons resultados nos estudos de vegetação.

As **Equações 3.3 a 3.7** para cálculo de cada uma das cinco feições utilizadas são apresentadas abaixo.

$$ASM = \sum_i \sum_j \{p(i,j)\}^2 \quad (3.3)$$

$$CONTRASTE = \sum_{n=0}^{N_g-1} n^2 \left\{ \sum_{\substack{i=1 \\ |i-j|=n}}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p(i,j) \right\} \quad (3.4)$$

$$CORRELAÇÃO = \frac{\sum_i \sum_j (i,j) p(i,j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \quad (3.5)$$

Onde: μ_x , μ_y , σ_x e σ_y são as médias e desvios padrão de p_x e p_y .

$$IDM = \sum_i \sum_j \frac{1}{1 + (i - j)^2} p(i,j) \quad (3.6)$$

$$ENTROPIA = - \sum_i \sum_j p(i,j) \log(p(i,j)) \quad (3.7)$$

Para a extração das medidas de textura, primeiramente foi feito o recorte das parcelas na imagem de alta resolução (**Figura 3.4**). As parcelas foram recortadas em três diferentes tamanhos de janelas, 16 x 16, 25 x 25 e 32 x 32 pixels. Estes tamanhos de janelas foram selecionados com base em outros estudos por abrangerem uma variação compatível para tamanhos dos fragmentos de cada um dos estágios sucessionais da área de estudo.

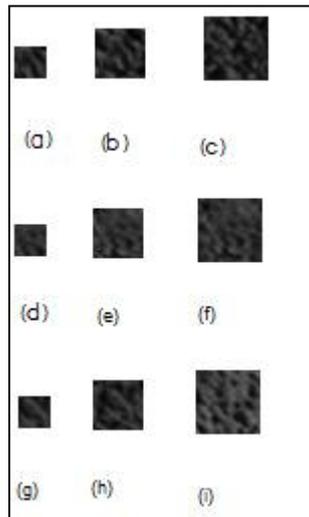


Figura 3.4 – Recortes das parcelas na cena FORMOSAT-2 para os estágios avançado, médio e inicial de regeneração, respectivamente, nos tamanhos (a), (d) e (g) 16 x 16 pixels, (b), (e) e (h) 25 x 25 pixels, (c), (f) e (i) 32 x 32 pixels.

Com os recortes de cada parcela, nos três tamanhos diferentes de janelas de cada um dos estágios sucessionais, o processamento foi realizado utilizando programas desenvolvidos na plataforma de software MatLab para o cálculo de cada uma das cinco feições de textura escolhidas.

3.4. Análise dos dados

Para saber se os dados de campo coletados em todas as parcelas podem ser diferenciados em diferentes estágios sucessionais uma análise de variância ANOVA e o teste F foram efetuadas.

A Análise de Variância ou ANOVA é uma técnica estatística utilizada para determinar se as amostras de dois ou mais grupos surgem de populações com

médias e distribuições iguais (Hair, Jr., et al., 2005). Na ANOVA é testada a hipótese H_0 que mostra que todas as distribuições pertencem a uma única e mesma população. Também foi avaliada a significância da ANOVA para as cinco medidas de textura estudadas nos diferentes tamanhos de janela (16 x 16, 25 x 25 e 32 x 32 pixels) e para as diferentes direções (0,3), (3,0), (2,2), (3,3), (4,4) e (5,5).

O conjunto de dados também foi analisado segundo o teste F, onde F_s (estatística F) será maior se as discrepâncias entre as médias dos grupos são maiores que a variabilidade entre os grupos, portanto maiores valores de F_s determinam evidência contra H_0 (Samuels e Witmer, 1999).

A fórmula simplificada para o teste F da ANOVA é $F = \text{variabilidade entre grupo} / \text{variabilidade entre os grupos}$, tendo a **Equação 3.8.** para descrevê-la:

$$\sum_i ni (\bar{Y}_i - \bar{Y})^2 / (K - 1)$$

(3.8)

A regressão linear foi realizada através da correlação com as medidas de textura e as medidas observadas e calculadas de campo, sendo eles a altura, o DAP, o volume, médios e a densidade de cada parcela separadamente para cada estágio sucessional. Através da observação dos coeficientes de determinação e correlação e da significância e distribuição normal destes foi determinado o melhor tamanho de janela e melhor direção, para uma melhor análise das feições de textura na área de estudo. De acordo com os valores significativos dos coeficientes de correlação e determinação também foram analisadas as três melhores feições de textura para a análise da vegetação da floresta ombrófila densa e seus estágios sucessionais. A significância dos dados foi estabelecida a uma probabilidade $< 0,05$.

O coeficiente de correlação (r) indica a força da associação entre quaisquer duas variáveis métricas. O sinal (+ ou -) indica a direção da relação. O valor pode variar de -1 a +1, em que +1 indica uma perfeita relação positiva, 0 indica relação nenhuma e -1 uma perfeita relação negativa ou reversa (quando uma variável se torna maior a outra fica menor). O coeficiente de

determinação (R^2) é a medida da proporção da variância da variável dependente em torno de sua média que é explicada pelas variáveis independentes ou preditoras. O coeficiente pode variar entre 0 e 1. Se o modelo de regressão é propriamente aplicado e estimado, pode-se assumir que quanto maior o valor de R^2 , maior o poder de explicação da equação de regressão e, portanto, melhor a previsão da variável dependente.

As equações de regressão para estimativa dos parâmetros de campo para cada um dos estágios sucessionais foi determinada. A regressão é usada basicamente com duas finalidades: de previsão (prever o valor de y a partir do valor de x) e estimar o quanto x influencia ou modifica y . Para criar um modelo simples de predição dos parâmetros estruturais da floresta foi escolhida a regressão linear simples, $y = b_0 + b_1x$, onde y é a variável florestal e x é a feição de textura.

Para a análise dos dados da regressão assumiu-se que a variável y deve ter distribuição normal ou aproximadamente normal, a variação de x deve ser a mesma para cada valor de y , os pontos no diagrama de dispersão devem apresentar tendência linear, os valores de y foram obtidos ao acaso da população e são independentes uns dos outros e a variável x foi medida sem erro.

3.5. Classificação

A classificação de imagens, de uma forma simplificada, é a atribuição a cada pixel da imagem uma dada classe a fim de reconhecer padrões e objetos para mapear áreas de interesse. Primeiramente foi realizada a classificação da imagem multiespectral (sem feições texturais) da área de estudo.

A Classificação Supervisionada foi escolhida, pois este método é baseado em um conhecimento prévio da área. Na classificação supervisionada o analista está em interação com o sistema de análise digital. Além disso, ele dispõe de informações sobre a cena que servem de “treinamento” para o sistema. Essas informações são conhecidas como “amostras de treinamento” e representam o comportamento médio das classes que deverão ser mapeadas

automaticamente (Novo, 1988). Metade das parcelas coletadas em campo foram utilizadas como amostras de treinamento, a outra metade serviu para amostras de teste (controle).

Os passos utilizados para a classificação são:

1. Selecionar as classes desejadas e identificá-las na imagem;
2. Escolhemos um conjunto de amostras (conjunto de pixels) representativo de cada classe. Essas amostras formam um conjunto de amostras de treinamento;
3. Escolher um conjunto de treinamento para estimar os parâmetros usados pelo algoritmo de classificação. Esse passo é conhecido como treinamento;
4. Rotular cada pixel ou região como pertencente a uma das classes definido no passo 1, usando os parâmetros estimados no passo 3;
5. Avaliar a acurácia do resultado a partir das amostras de controle.

O algoritmo utilizado para a classificação supervisionada foi o algoritmo Máxima Verossimilhança, ou MAXVER. Este algoritmo é um dos mais utilizados para a classificação supervisionada. O método de Máxima Verossimilhança é baseado na suposição que a frequência da distribuição de cada classe em cada banda é dada pela probabilidade da distribuição normal (Jensen, 2005). Também é baseado no conhecimento *a priori* da proporção de área de cada classe a ser classificada e que pode ser expressa por um vetor de probabilidade *a priori* (Mather, 2004).

Para a avaliação da classificação da imagem testes de acurácia são normalmente realizados. Esta avaliação é feita através da matriz de confusão (ou matriz de contingência) e do índice *kappa*. Na matriz de confusão, em uma matriz $k \times k$, os elementos das colunas i da matriz dão o número de pixels que o usuário identificou como sendo das classes 1 a k . Os elementos i da coluna i contém o número de pixels identificados pelo usuário como pertencentes a classe i que foram corretamente classificados pelo classificador (Mather, 2004). O coeficiente *kappa*, resume a informação dada pela matriz de confusão. O valor do coeficiente *kappa* é obtido a partir da fórmula: $k = (P_o - P_e) / (1 - P_e)$, onde P_o = proporção global de concordância observada e P_e = proporção

global de concordância esperada ao acaso. Para valores próximos a 1, ou próximos de 100% (índice *kappa*), mostram coerência entre os dados de entrada e a classificação final. Metade das parcelas foram utilizadas como amostras de teste para a avaliação da acurácia.

Após a classificação da imagem multiespectral a classificação utilizando as medidas textura foi realizada. Cada uma das medidas, entropia, correlação, momento diferencial inverso, segundo momento angular e contraste, foram utilizadas como uma banda da imagem. A fim de determinar a contribuição real das bandas e feições de textura, o algoritmo “knock-out” foi utilizado para a determinação de quais medidas textura foram mais produtivas na classificação. O método “knock-out” serve pra eliminar progressivamente as feições menos úteis e melhorar a eficiência computacional da classificação, uma vez que a adição de todas as feições de textura podem não contribuir de modo significativo a aumentar a acurácia, mas sim de modo a perder a eficiência processual. Este método foi desenvolvido por Sambur (1975), onde para N feições, é realizada todas as possíveis classificações usando N – 1 feições e rejeita a feição que não obteve o melhor resultado. O algoritmo então realiza o procedimento com N – 2, N – 3, ..., N – (N – 1), até que todas as feições gerem um ranking de performance. O número total de classificações é então reduzido de forma a tornar-se $N*(N+1)/2$.

Capítulo 04

RESULTADOS

Após o processamento dos dados de todas as parcelas e análise de variância (ANOVA) e teste F foi demonstrado que a melhor distância trabalhada foi a (3,3). No caso, a hipótese H_0 de que todas as médias são iguais foi rejeitada, mostrando que as médias de cada estágio sucessional diferem entre si. Isto ocorreu em todos os tamanhos de janela testados, 16x16, 25x25 e 32x32 pixels e nas diferentes direções analisadas. Porém a ANOVA só foi significativa para a medida de textura *correlação* nas direções (0,3), (3,0), (2,2), (4,4), (5,5), e para as medidas de textura *entropia* e *correlação* na direção (3,3). As outras medidas não foram significativas no teste de ANOVA.

Para os graus de liberdade do numerador $df = 2$ e do denominador $df = 46$ (considerando todas as parcelas amostradas), o F deve ser $> 5,18$ (considerando uma probabilidade de 10%) para a rejeição de H_0 . Tendo isto em vista foi obtido o mesmo resultado da ANOVA.

Para a distância (3,3) o grupo de parcelas diferiu nas medidas de textura *entropia* e *correlação*. Considerando isto foram calculados os coeficientes de correlação e determinação para cada uma das janelas, 16x16, 25x25 e 32x32 pixels, sendo as variáveis dependentes as medidas de textura e as variáveis independentes as medidas de campo, altura, DAP e volume médios e a densidade de cada parcela. Os resultados são apresentados na **Tabela 4.1**.

Os resultados em negrito foram significativos ($p < 0,05$) para quase todos os parâmetros, mas é observado que os coeficientes de correlação e determinação são baixos em relação à análise dos dados separados nos diferentes estágios sucessionais, mostrando que os fragmentos de floresta

ombrófila densa não podem ser analisados como uma população uniforme e deve ser estratificada.

TAMANHO DA JANELA DE TEXTURA 16x16 PIXELS				
	CORRELAÇÃO		ENTROPIA	
	r	R ²	r	R ²
DAP	0,327	0,107	0,296	0,087
H (altura)	0,380	0,144	0,375	0,140
VTCC (volume)	0,336	0,113	0,367	0,135
Densidade	0,140	0,020	0,567	0,321
TAMANHO DA JANELA DE TEXTURA 25x25 PIXELS				
	CORRELAÇÃO		ENTROPIA	
	r	R ²	r	R ²
DAP	0,385	0,148	0,330	0,109
H (altura)	0,433	0,188	0,408	0,166
VTCC (volume)	0,392	0,154	0,395	0,156
Densidade	0,226	0,051	0,574	0,330
TAMANHO DA JANELA DE TEXTURA 32x32 PIXELS				
	CORRELAÇÃO		ENTROPIA	
	r	R ²	r	R ²
DAP	0,439	0,193	0,389	0,152
H (altura)	0,464	0,215	0,441	0,195
VTCC (volume)	0,409	0,167	0,430	0,185
Densidade	0,138	0,019	0,551	0,304

Tabela 4.1 – Resultados da regressão linear mostrando os coeficientes de correlação (r) e determinação (R²) entre as medidas de textura e parâmetros de campo utilizando os dados de todas as parcelas amostradas.

Como o resultado das análises de variância e teste F foi positivo em termos de diferenciação dos estágios sucessionais da Floresta Atlântica foi feita uma regressão linear para os dados das parcelas de cada estágio sucessional (inicial, médio e avançado) separadamente. Foi calculado o coeficiente de correlação e o coeficiente de determinação para a relação entre cada uma das medidas de textura (*contraste, segundo momento angular, entropia, momento diferencial inverso e correlação*) com as medidas observadas e calculadas de campo, sendo eles a altura, o DAP e o volume médios e a densidade de cada parcela. Abaixo segue um organograma (**Figura 4.1**) de todos os dados analisados para um melhor entendimento.

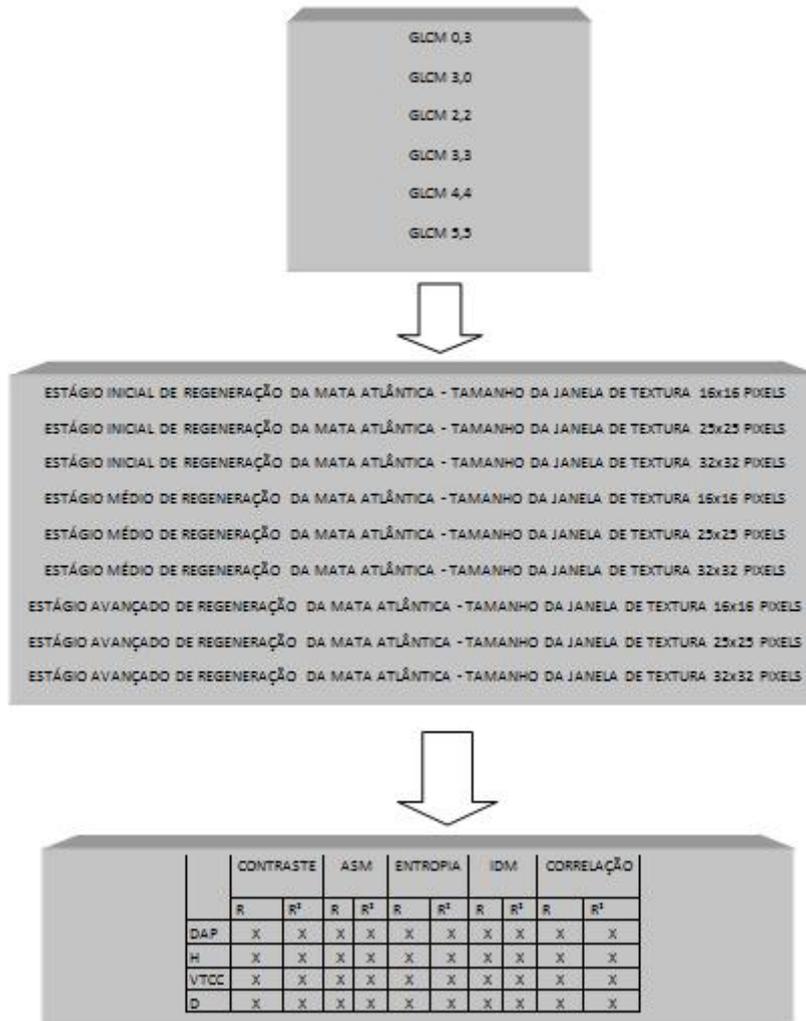


Figura 4.1 – Organograma dos processos realizados para a correlação dos dados de campo e das medidas de textura extraídos da imagem de alta resolução.

Após ter analisado os coeficientes de determinação e de correlação e a significância e distribuição normal de cada uma das combinações citadas acima foi determinado que o melhor tamanho de janela seja 25 x 25 pixels e a melhor distância é (3,3) para melhora análise das feições de textura em todos os estágios sucessionais de regeneração de Floresta Ombrófila Densa.

A janela 25 x 25 pixels foi a que apresentou mais valores significativos ($p < 0,05$) em termos dos coeficientes de correlação e determinação entre as variáveis de estudo. A janela 16 x 16 pixels foi mais eficiente para a análise do estágio inicial de regeneração e a janela de 32 x 32 pixels foi mais eficiente na análise do estágio avançado de regeneração e a janela 25 x 25 pixels apresentou bons resultados significativos na análise de todos os estágios

sucessionais. A janela de 25 x 25 pixels da imagem analisada abrange uma área de 50 x 50 metros e consegue captar a variação de textura proporcionada pelas variáveis captadas na imagem como altura das árvores, densidade de indivíduos, tamanho de copa e sombreamento em cada um dos estágios sucessionais. Quanto mais jovem o fragmento maior a variação de tons e texturas encontrada.

A distância de (3,3) foi a que apresentou maior volume de coeficientes de correlação e determinação significativos ($p < 0,05$) em relação às outras distâncias analisadas. Possivelmente porque a variação existente em cada janela analisada na média deve ocorrer aproximadamente a cada 8,5 metros.

Sendo assim os dados encontrados para cada estágio sucessionais da floresta atlântica são apresentados na **Tabela 4.2**.

ESTÁGIO INICIAL DE REGENERAÇÃO DA MATA ATLÂNTICA										
	CONTRASTE		ASM		ENTROPIA		IDM		CORRELAÇÃO	
	r	R ²								
DAP	0,457	0,209	0,506	0,256	0,272	0,074	0,460	0,211	0,735	0,540
H	0,856	0,733	0,868	0,754	0,858	0,737	0,863	0,744	0,886	0,786
VTCC	0,678	0,459	0,739	0,545	0,504	0,254	0,708	0,502	0,822	0,675
D	0,350	0,122	0,143	0,020	0,338	0,114	0,186	0,034	0,236	0,056
ESTÁGIO MÉDIO DE REGENERAÇÃO DA MATA ATLÂNTICA										
	CONTRASTE		ASM		ENTROPIA		IDM		CORRELAÇÃO	
	r	R ²								
DAP	0,165	0,027	0,188	0,035	0,064	0,004	0,107	0,012	0,404	0,163
H	0,155	0,024	0,268	0,072	0,604	0,365	0,103	0,011	0,108	0,012
VTCC	0,178	0,032	0,338	0,114	0,424	0,180	0,042	0,002	0,333	0,111
D	0,154	0,024	0,255	0,065	0,552	0,305	0,209	0,044	0,286	0,082
ESTÁGIO AVANÇADO DE REGENERAÇÃO DA MATA ATLÂNTICA										
	CONTRASTE		ASM		ENTROPIA		IDM		CORRELAÇÃO	
	r	R ²								
DAP	0,627	0,393	0,565	0,320	0,514	0,264	0,821	0,673	0,009	0,000
H	0,178	0,032	0,071	0,005	0,229	0,053	0,172	0,030	0,294	0,087
VTCC	0,571	0,327	0,539	0,291	0,473	0,224	0,776	0,603	0,029	0,001
D	0,501	0,251	0,474	0,225	0,391	0,153	0,770	0,533	0,020	0,000

Tabela 4.2 – Coeficientes de correlação (r) e determinação (R²) para a janela 25 x 25 pixels e distância (3,3) para cada um dos estágios sucessionais da floresta atlântica (os valores em negrito representam os casos significativos).

De acordo com os valores significativos (em negrito) dos coeficientes de correlação e determinação foram também analisadas as três melhores feições de textura para a análise da vegetação da floresta ombrófila densa e seus

estágios sucessionais. Foi observado que as medidas *entropia*, *momento diferencial inverso* e *correlação* obtiveram maiores valores significativos.

A equação da regressão linear (**Tabela 4.3**) para predição dos parâmetros de campo através das 03 medidas de textura mais significativas na janela 25 x 25 pixels e direção (3,3) foi determinada com base na análise da significância do coeficiente de determinação, a distribuição normal dos dados e a separabilidade dos dados. O parâmetro densidade mostrou-se pouco significativo para as medidas de textura em geral, portanto não foi considerado.

Estágio Sucessional	Equação	r	R ²
Inicial	DAP _{médio} = 6,043 + 0,021. COR	0,735	0,540
Inicial	H = 4,404 + 0,008. COR	0,886	0,786
Inicial	VTCC = 0,011 + 0,000. COR	0,822	0,675
Inicial	H = 7,376 – 6,059. IDM	0,863	0,744
Inicial	VTCC = 0,048 – 0,072. IDM	0,708	0,502
Médio	DAP _{médio} = 10,846 – 0,015. COR	0,404	0,163
Médio	H = 12,672 – 1,126. ENT	0,604	0,305
Médio	VTCC = 0,184 – 0,011. ENT	0,424	0,180
Avançado	DAP = - 11,573 + 75,662. IDM	0,821	0,673
Avançado	VTCC = - 0,683 + 3,005. IDM	0,776	0,603

Tabela 4.3– Equações de regressão linear para predição das variáveis florestais a partir das medidas de textura na janela 25 x 25 pixels e distância (3,3), onde DAP = diâmetro à altura do peito, H = altura, VTCC = volume total com casca, COR = correlação, IDM = momento diferencial inverso, ENT = entropia, r = coeficiente de correlação e R² = coeficiente de determinação.

Quanto à análise da correlação significativa (p< 0,05) entre as variáveis de campo e as variáveis de textura, independente do tamanho de janela, distância, ângulo e estágio sucessional, pode-se observar que a feição de textura *momento diferencial inverso* foi a que melhor explicou o DAP médio, seguida pela feição *correlação* e *segundo momento angular*. Para a variável altura média, às feições *correlação* e *entropia* foram as que melhor explicaram a correlação entre as variáveis, seguido pelo *momento diferencial inverso*. A feição de textura *momento diferencial inverso* também foi a que melhor

explicou à variável volume médio, seguida pela feição *correlação*. A variável densidade apresentou-se pouca significância na correlação com as feições de textura, mas a feição que melhor a explicou foi o *momento diferencial inverso*, seguido pelo *segundo momento angular e entropia*.

Outras equações lineares foram determinadas quando considerado somente os valores dos maiores coeficientes significativos gerados pela regressão linear para a predição dos parâmetros de campo (**Tabela 4.4**).

ESTÁGIO SUCESSIONAL	EQUAÇÃO	r	R2	DISTÂNCIA	JANELA
Estágio Inicial	DAP = - 5,387 + 1,886* CONTRASTE	0,966	0,934	3,0	25 X 25
Estágio Médio	DAP = 187,438 - 11,905*CONTRASTE	0,416	0,173	2,2	25 X 25
Estágio Avançado	DAP = 0,042 - 0,001*ASM	0,971	0,943	0,3	16 X 16
Estágio Inicial	H = 1,427 - 0,0205*IDM	0,954	0,910	3,3	16 X 16
Estágio Médio	H = - 12,177 + 6,789* CORRELAÇÃO	0,981	0,963	3,0	25 X 25
Estágio Avançado	H = 3,371 + 0,044*ENTROPIA	0,977	0,954	0,3	32 X 32
Estágio Inicial	VTCC = 2,442 + 205,597*CONTRASTE	0,929	0,863	0,3	16 X 16
Estágio Médio	VTCC = 22,151 + 408,433*CORRELAÇÃO	0,959	0,920	3,0	25 X 25
Estágio Avançado	VTCC = 0,032 - 0,015*ASM	0,918	0,843	0,3	16 X 16

Tabela 4.4 – Equações de regressão linear para predição das variáveis florestais a partir das medidas de textura, onde DAP = diâmetro à altura do peito, H = altura, VTCC = volume total com casca, IDM = momento diferencial inverso, ASM = segundo momento angular, r = coeficiente de correlação e R² = coeficiente de determinação.

Pode-se observar que os coeficientes de correlação e determinação tiveram valores consideráveis para uma futura predição das variáveis alométricas seja em estudos de monitoramento como para acompanhamento de inventários florestais.

4.1. Classificação

A classificação supervisionada com o algoritmo Máxima Verossimilhança foi feita com a imagem nas bandas vermelho, verde e azul obtendo percentuais de acurácia de 46,7%, para os valores de kappa das amostras de teste. Outra

imagem com mais cinco bandas de textura (momento diferencial inverso, segundo momento angular, correlação, contraste e entropia) foi produzida. A escolha das variáveis de controle para o processamento da classificação baseada nas medidas de textura teve como base nos resultados encontrados anteriormente. A banda verde da imagem original foi escolhida para o processamento das cinco bandas de textura. Também foram aplicadas a distância 3,3 e a janela 25 x 25 pixels na passagem da matriz GLCM para o processamento da imagem.

Quando realizada a classificação com as três bandas da imagem mais 5 bandas de textura houve um aumento da acurácia de 37,1%, chegando a 83,8% de acurácia da classificação. A classificação utilizando somente as bandas de textura também foi realizada chegando a um percentual de acurácia de 55,6%. Demonstrou-se, portanto a melhora da acurácia da classificação quando utilizado bandas com feições espectrais e bandas com feições não espectrais. O resultado de todas as classificações processadas, com as amostras de treinamento e teste, e os respectivos testes *kappa*, podem ser observadas na **Tabela 4.5**.

BANDAS	TREINAMENTO (%)	KAPPA (%)	TESTE (%)	KAPPA (%)
RGB	60,5	52,8	54,5	46,7
G	51,0	40,5	49,0	37,5
RGB + TODAS TEXTURAS	91,0	88,6	87,3	83,8
RGB + IDM	89,0	86,1	87,2	83,7
RGB + ASM	89,5	86,7	87,2	83,6
RGB + COR	88,5	85,3	87,2	83,6
RGB + CON	88,6	85,5	86,2	82,4
RGB + ENT	89,3	86,4	87,6	84,2
TODAS TEXTURAS	76,5	70,2	65,1	55,6

Tabela 4.5 – Classificação com bandas espectrais e não espectrais de textura, onde: RGB – Vermelho, Verde, Azul, IDM – momento diferencial inverso, ASM – segundo momento angular, COR – correlação, CON – contraste, ENT – entropia.

As imagens com as classificações, espectral (**Figura 4.2**), textural (**Figura 4.3**) e espectral com as cinco bandas de textura (**Figura 4.4**) são apresentadas nas figuras a seguir.

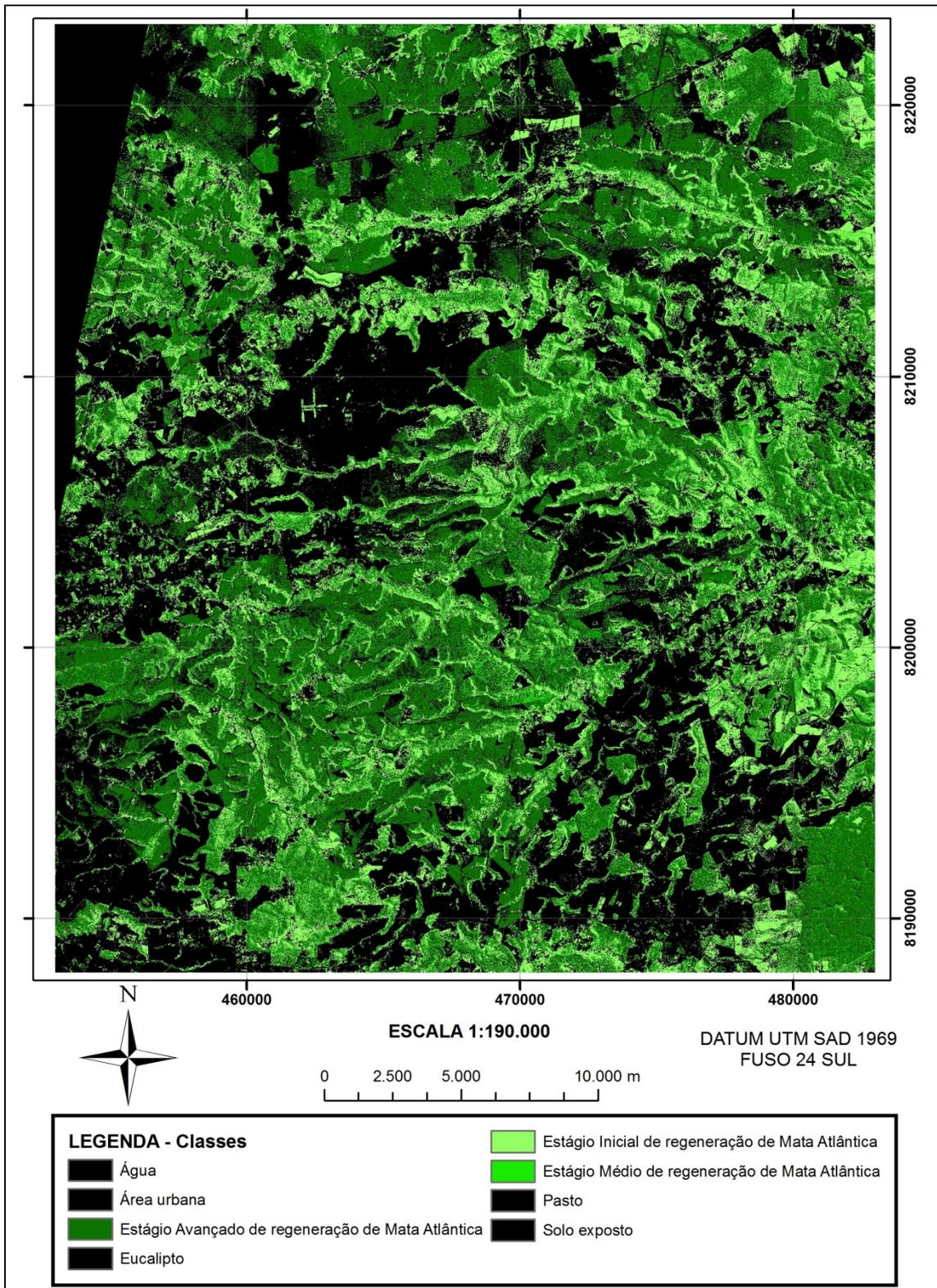


Figura 4.2. – Classificação espectral da imagem com as bandas vermelho, verde e azul

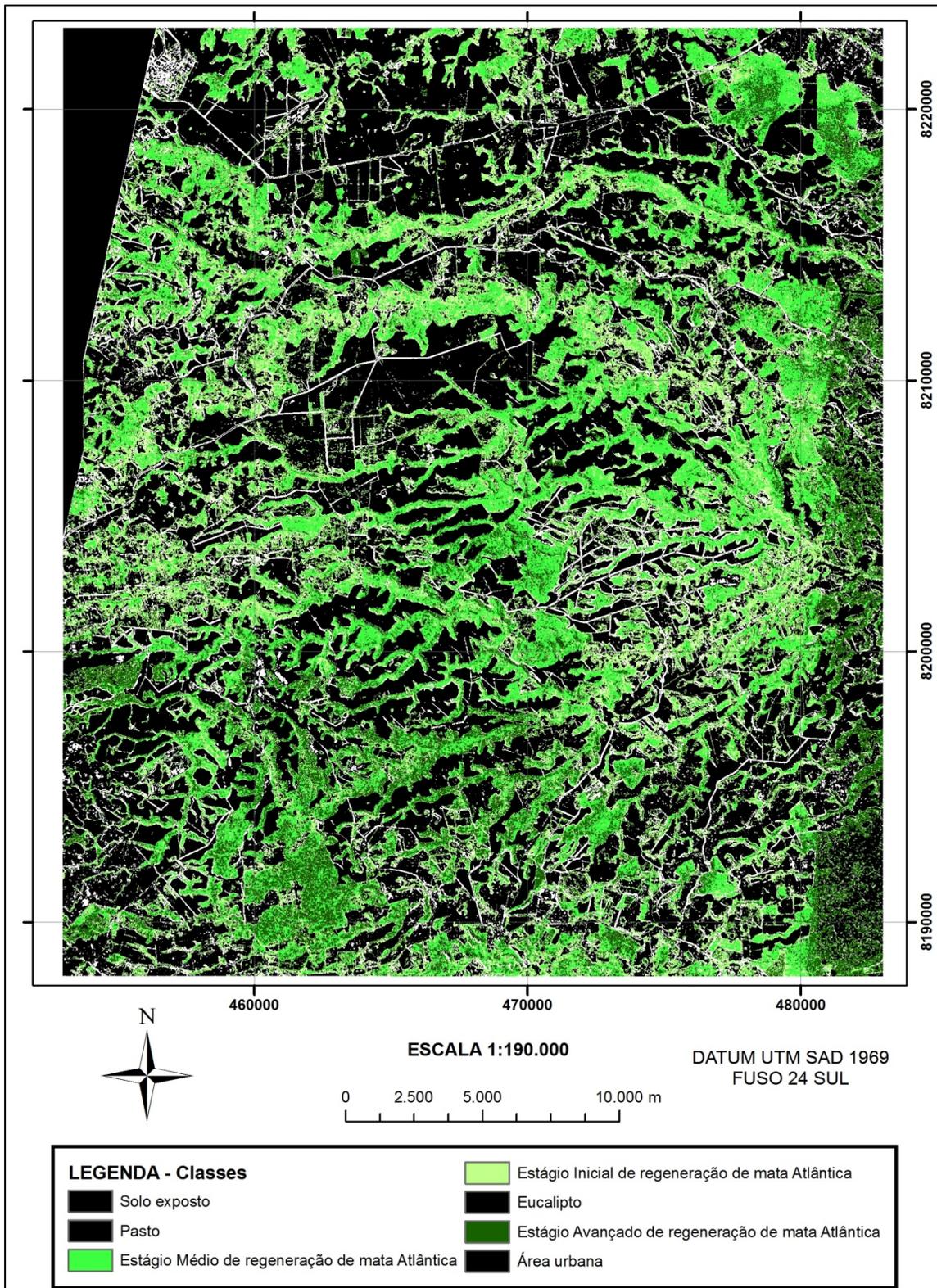


Figura 4.3. – Classificação da imagem com as cinco bandas de textura

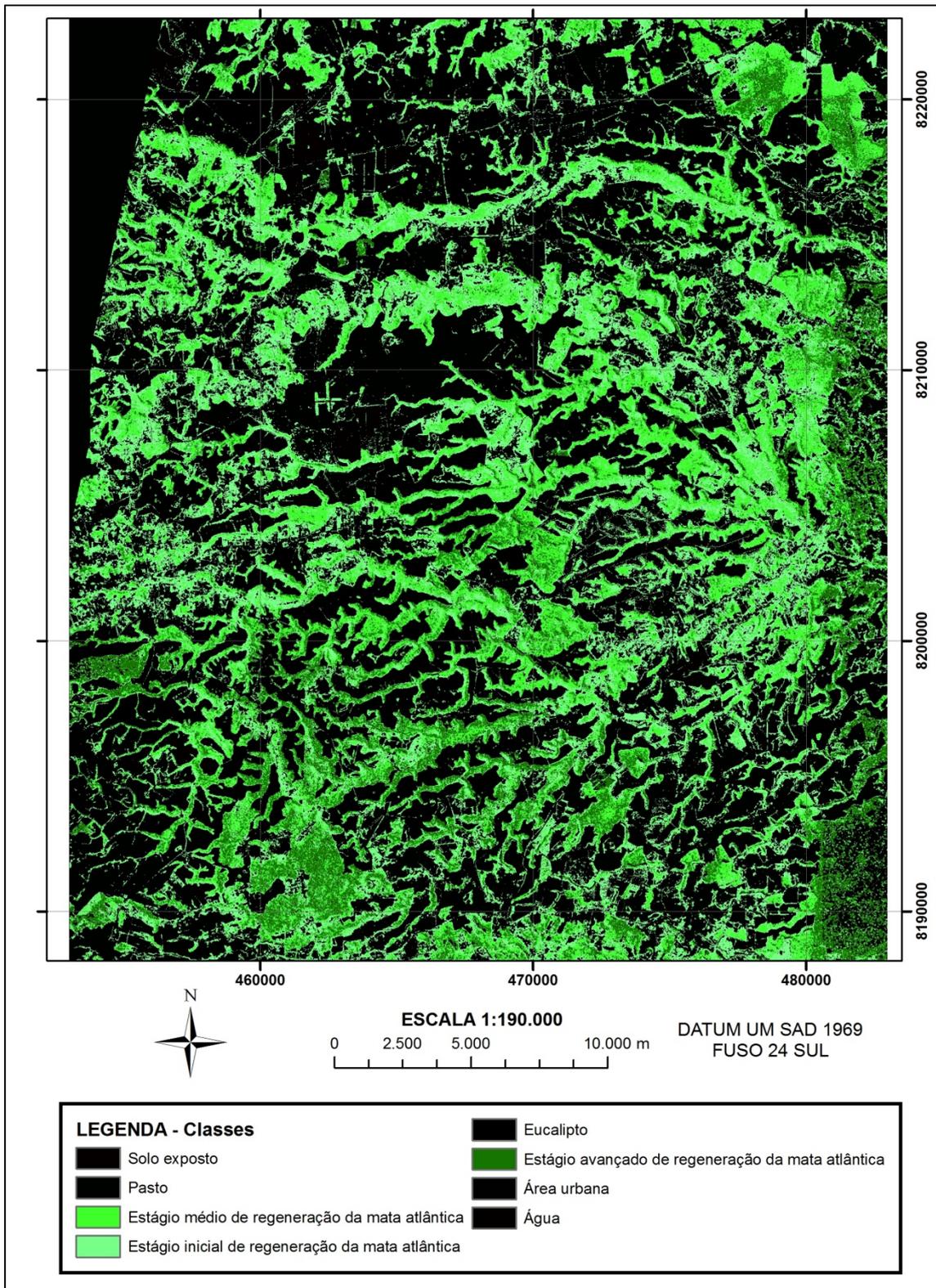


Figura 4.4. – Classificação com as três bandas espectrais e com as cinco bandas de textura

Na **Tabela 4.6** podemos observar a matriz de confusão das amostras de treinamento para as classificações espectral das bandas RGB – vermelho, verde e azul, para a classificação textural utilizando as cinco bandas de textura e a classificação espectral com RGB mais as cinco bandas de textura. A classificação espectral que obteve uma acurácia de 60,5% na classificação, mostra confusão entre as classes, especialmente entre os estágios sucessionais de regeneração da mata atlântica. A classificação textural também apresentou confusão entre os estágios sucessionais, ainda que menor que na classificação espectral e também apresentou confusão entre as classes pasto e eucalipto. Já na classificação espectral e textural, a matriz de confusão mostra uma menor confusão entre as classes, apesar de ainda apresentar confusão entre as classes dos estágios avançado, médio e inicial.

MATRIZ DE CONFUSÃO DAS AMOSTRAS DE TREINAMENTO- CLASSIFICAÇÃO ESPECTRAL RGB									
	N DA CLASSE	NÚMERO DE AMOSTRAS DE CADA CLASSE							
CLASSES	N AMOSTRAS	1	2	3	4	5	6	7	8
		E Avançado	E Médio	Eucalipto	S exposto	Pasto	A urbana	Água	E Inicial
Estágio Avançado	21261	13962	2050	1820	0	0	0	1715	1714
Estágio Médio	22569	10847	3299	2487	0	4	29	1890	4013
Eucalipto	81791	51979	3222	19874	0	2081	891	393	3351
Solo exposto	44851	0	0	0	40835	6	4010	0	0
Pasto	67302	0	0	571	0	63841	1440	479	971
Área urbana	4745	0	1	7	480	250	3944	51	12
Água	1883	569	14	17	0	7	1	1260	15
Estágio Inicial	11196	1672	693	579	0	328	40	355	7529
TOTAL	255598	79029	9279	25355	41315	66517	10355	6143	17605
MATRIZ DE CONFUSÃO DAS AMOSTRAS DE TREINAMENTO- CLASSIFICAÇÃO TEXTURAL									
	N DA CLASSE	NÚMERO DE AMOSTRAS DE CADA CLASSE							
CLASSES	N AMOSTRAS	1	2	3	4	5	6	7	8
		E Avançado	E Médio	Eucalipto	S exposto	Pasto	A urbana	Água	E Inicial
Estágio Avançado	21261	11240	8829	53	5	0	0	88	1046
Estágio Médio	22569	5220	16525	0	12	0	0	14	798
Eucalipto	81791	413	0	60939	799	18884	0	328	428
Solo exposto	44851	1241	446	0	33199	3554	28	1158	5225
Pasto	67302	29	0	2021	2052	62564	0	328	308
Área urbana	4745	0	0	0	1	0	4744	0	0
Água	1883	0	0	0	397	126	0	1329	31
Estágio Inicial	11196	2882	3056	46	81	0	0	148	4983
TOTAL	255598	21025	28856	63059	36546	85128	4772	3393	12819
MATRIZ DE CONFUSÃO DAS AMOSTRAS DE TREINAMENTO- CLASSIFICAÇÃO ESPECTRAL RGB + 5 BANDAS DE TEXTURA									
	N DA CLASSE	NÚMERO DE AMOSTRAS DE CADA CLASSE							
CLASSES	N AMOSTRAS	1	2	3	4	5	6	7	8
		E Avançado	E Médio	Eucalipto	S exposto	Pasto	A urbana	Água	E Inicial
Estágio Avançado	21261	13757	6975	64	0	0	0	13	452
Estágio Médio	22569	6205	15282	6	0	0	0	17	1059
Eucalipto	81791	264	0	77476	1	3535	0	304	211
Solo exposto	44851	0	0	0	44804	3	37	7	0
Pasto	67302	0	0	102	45	66472	0	658	25
Área urbana	4745	0	0	0	0	0	4745	0	0
Água	1883	0	0	2	0	23	0	1835	23
Estágio Inicial	11196	1165	1604	37	5	0	0	53	8332
TOTAL	255598	21391	23861	77687	44855	70033	4782	2887	10102

Tabela 4.6 – Matrizes de confusão para as classificações espectral, textural e espectral + textural

O método “knock-out” foi utilizado para verificar quais as bandas de textura foram mais eficientes para aprimorar a acurácia da classificação e eliminar as bandas que menos contribuíram. A banda de feição de textura que menos contribuiu para a melhora da acurácia da classificação foi o *contraste*. As feições *segundo momento angular* e *correlação* obtiveram melhor desempenho de acordo com o método knock-out. Os passos seguidos para a obtenção do resultado podem ser observados na **Tabela 4.7**.

PASSO 01 MÉTODO KNOCK OUT - 5 BANDAS (IDM, ASM, COR, ENT, CONT)				
BANDAS DE TEXTURA	TREINAMENTO (%)	KAPPA (%)	TESTE (%)	KAPPA (%)
IDM, ASM, COR, CONT	76,5	70,2	65,1	55,6
ASM, COR, CONT, ENT	74,7	68,0	64,4	54,7
IDM, COR, CONT, ENT	75,8	69,3	64,5	55,0
IDM, ASM, CONT, ENT	58,7	47,2	51,5	37,7
IDM, ASM, COR, ENT	77,3	71,2	66,6	57,3
IDM, ASM, COR, CONT	75,2	68,6	64,2	54,4

PASSO 02 MÉTODO KNOCKOUT - 4 BANDAS (IDM, ASM, COR, ENT)				
BANDAS DE TEXTURA	TREINAMENTO (%)	KAPPA (%)	TESTE (%)	KAPPA (%)
ASM, COR, ENT	74,4	67,4	64,0	54,0
IDM, COR, ENT	73,0	66,2	60,0	50,6
IDM, ASM, ENT	59,7	48,4	51,7	37,0
IDM, ASM, COR	74,2	67,5	63,2	53,5

Tabela 4.7 – Resultados das classificações para o método “knockout”

No primeiro passo foi realizada a classificação com todas as combinações entre bandas excluindo uma. Os resultados mostraram que a banda *contraste* (CONT) teve o pior comportamento nas classificações, portanto foi excluída para o segundo passo do método. No segundo passo foi realizado o mesmo procedimento, realizando a classificação com as bandas restantes menos uma. De acordo com os resultados as bandas *momento diferencial inverso* (IDM) e *entropia* (ENT) tiveram pior desempenho na classificação. Foi então realizada a classificação com as bandas *segundo momento angular* (ASM) e *correlação* (COR) juntamente com as bandas espectrais *vermelho* (R), *verde* (G) e *azul* (B) e obteve a acurácia de 90,9% para as amostras de treinamento, com 88,4% de *kappa* e 88,3% para as amostras de teste com 85% de *kappa*.

O valor obtido na acurácia da classificação com as três bandas espectrais e as duas de textura para o valor de kappa das amostras de teste foi maior em termos de eficiência, 85% contra 83,9%, da classificação com três bandas espectrais e cinco de textura, além de ter realizado a classificação com menor tempo de processamento dos dados, devido ao menor número de bandas utilizado.

A imagem final de classificação com as bandas espectrais vermelho, verde e azul e com as bandas de textura, segundo momento angular e correlação é apresentada na **Figura 4.5**.

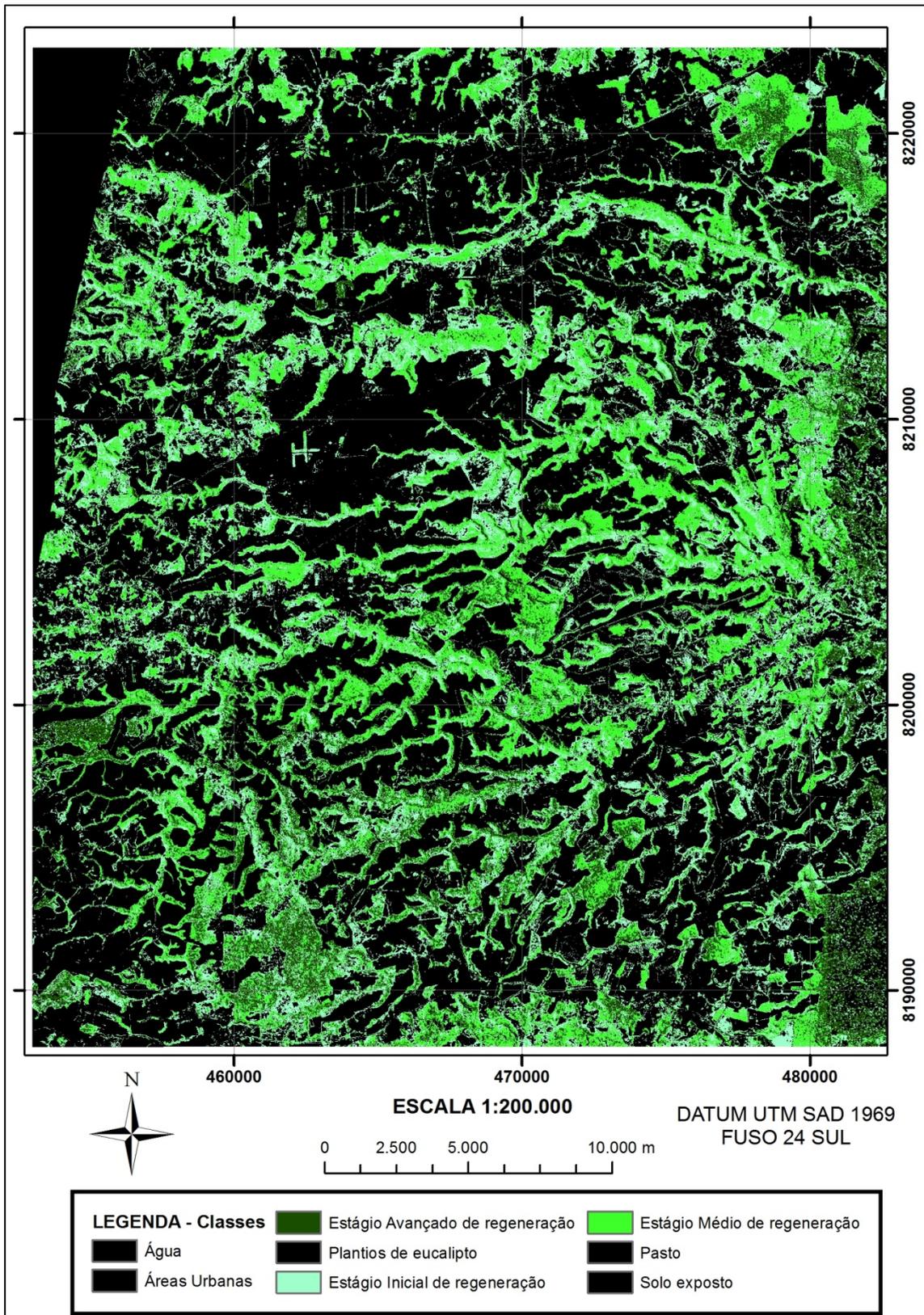


Figura 4.5 – Classificação da imagem final com cinco bandas (vermelho, verde, azul, segundo momento angular, correlação).

Capítulo 05

CONCLUSÕES E DISCUSSÕES

Tendo em vista os objetivos propostos nesse estudo de fornecer uma proposta metodológica para o aumento da acurácia da classificação da vegetação, utilizando dados espectrais e de textura para diferenciação dos diferentes estágios sucessionais de Floresta Ombrófila Densa no bioma Mata Atlântica, pode-se considerar que a acurácia obtida na classificação foi bem sucedida e pode ser replicada para outras regiões de estudo. Na predição das variáveis estruturais (DAP, altura e densidade de indivíduos) dos fragmentos florestais analisados obteve-se uma boa correlação dos dados com as medidas de textura.

Nos resultados obtidos para a Floresta Ombrófila Densa, entre as quatro variáveis florestais mensuradas, o volume se mostrou mais significância nos valores de correlação e determinação encontrados. Para florestas temperadas, outros estudos relacionando a textura e as variáveis estruturais de floresta mostraram que a altura foi mais precisa nas estimativas (StOnge e Cavayas, 1995, Kayitakire et al., 2006).

O *momento diferencial inverso* ou *homogeneidade* foi a variável mais significativa entre as medidas de textura analisadas para a predição em geral das variáveis florestais. Este mesmo resultado foi observado em outros estudos (Johansen et al., 2007, Johansen e Phinn, 2006).

Também foi observado que quanto mais jovem a floresta melhor a correlação entre a altura e as medidas de textura e quanto mais avançada à floresta melhor a correlação com o DAP. Esse comportamento é esperado dado que as florestas quando jovens possuem um maior crescimento em altura, além de uma maior amplitude desses valores, provocando uma irregularidade e diferenciação textural na visualização dos fragmentos. Nos estágios sucessionais mais avançados ocorre uma estabilização no aumento

da altura dos indivíduos mas o crescimento secundário, aqui representado pela medida de DAP dos indivíduos, permanece em crescimento, deixando uma textura mais homogênea na visualização dos fragmentos.

Para este trabalho a distância entre pixels com direção diagonal frontal 3,3 foi a mais eficiente para a predição da estrutura florestal com o uso das medidas de textura. As distâncias maiores 4,4 e 5,5, também com a direção diagonal frontal, apresentaram pouca significância na correlação das variáveis e a distância 2,2, com direção diagonal frontal foi bem significativa, mas com pior comportamento que a distância 3,3 para este estudo.

O tamanho da janela de 25 x 25 pixels foi adequado para a análise de toda a cena, porém para análise dos estágios sucessionais separadamente, os tamanhos de janela diferem, sendo 16 x 16 pixels melhor para a análise do estágio inicial de regeneração, 25 x 25 pixels para o estágio médio e 32 x 32 pixels para o estágio avançado.

Entre os estágios sucessionais de Mata Atlântica estudados, o estágio médio obteve correlações menores e menos significância com as medidas de textura. Este fato pode ser explicado pela grande amplitude da classe, de acordo com a classificação utilizada, em relação aos outros estágios sucessionais.

Os tamanhos de janela escolhidos se mostraram eficientes para a análise dos estágios sucessionais da Floresta Ombrófila Densa e para a predição das variáveis estruturais. Outras bandas ou uma combinação de bandas devem ser testadas para correlação dos dados estruturais e as medidas de textura apesar dos dados satisfatórios obtidos.

A classificação da área de estudo mostrou uma acurácia alta para os valores de kappa das amostras de teste de 83,9% quando aliadas as feições espectrais e as feições de textura. Mostrando uma melhora na acurácia em relação à classificação espectral (46,7%) e a classificação somente com o uso das feições de textura (55,6%). O uso do GLCM – a matriz de co-ocorrência dos níveis de cinza, mostrou-se eficiente para uma boa acurácia da classificação quando usada separadamente (Haralick et al., 1973, Maillard, 2003) e também para a melhora da classificação (Kimes et al., 1998). Outros estudos que utilizaram classificadores de máxima verossimilhança obtiveram

acurácia desejável com o uso de textura (Hay et al., 1996) e Palubinskas et al., 1995, que fez a classificação em floresta tropical.

O uso da imagem de alta resolução contribuiu para a acurácia da classificação e para a predição das variáveis estruturais da floresta com o uso de textura. Isto já foi demonstrado em outros estudos de floresta temperada (Kayitakire et al., 2006).

A utilização do método de knock out também foi importante para a escolha das bandas de textura que realmente contribuíram para a melhora da acurácia da classificação na área de estudo resultando na redução do tempo de processamento dos dados, apesar da utilização de somente duas bandas de textura com as bandas espectrais.

Um fato interessante na utilização da textura deste estudo é que apesar da feição momento diferencial inverso ter sido a melhor medida para a predição em geral dos dados estruturais dos fragmentos florestais de Floresta Ombrófila Densa foi à banda de textura que menos contribuiu para a melhora da acurácia da classificação da imagem.

Espera-se que a metodologia de classificação e de predição de dados estruturais possa contribuir de forma significativa para o estudo espacial dos fragmentos florestais e também para o estudo dos detalhes de cada um deles em termos da estrutura horizontal e vertical dos indivíduos e de diferenciação dos estágios sucessionais, contribuindo para o monitoramento de áreas, estudos de formação de corredores e mini corredores ecológicos, projetos de restauração florestal, ampliação de unidades de conservação, entre outros, através do detalhamento da representatividade de cada um dos fragmentos florestais encontrados nas áreas de interesse.

É importante observar que a metodologia possui fácil replicabilidade para outras áreas de estudo, por utilizar padrões bem definidos para classificação dos estágios sucessionais, levantamento dos parâmetros em campo, extração das medidas de textura e análise estatística dos dados, podendo proporcionar eficiência e rapidez em estudos de vegetação de qualquer região de florestas tropicais e temperadas.

Referências Bibliográficas

Almeida, D. S. (2000). *Recuperação Ambiental da Mata Atlântica* (1st ed.). Editus, Ilhéus, BA.

SOS MATA ATLÂNTICA (2005-2008). *Atlas dos Remanescentes Florestais de Mata Atlântica* (1st ed.).

Bonnett, R. e J. B. Campbell (2002). *Introduction to Remote Sensing* (1st ed.). Taylor e Francis.

Campos, J. C. C. e H. C. Leite (2002). *Mensuração Florestal: perguntas e respostas* (1st ed.). UFV, Viçosa, MG.

Câmara, I. G. (2003). *The Atlantic Forest of South America: biodiversity status, threats and outlook* (1st ed.), Chapter Brief history of conservation in the Atlantic forest, pp. 31–42. Washington, D.C.: Center for Applied Biodiversity Science e Island Press.

CETEC (1995). *Desenvolvimento de equações volumétricas aplicáveis ao manejo sustentado de florestas nativas do estado de Minas Gerais e outras regiões do país*. Belo Horizonte, MG.

Coburn, C. A. e A. C. B. Roberts (2004). A multiscale texture analysis procedure for improved forest stand classification. *International journal of remote sensing* 25(20), 4287–4308.

CONAMA (1994). *Resolução nº 005/94*.

Cronquist, A. (1981). *An integrated system of classification on flowering plants* (1st ed.). Columbia University Press, New York, NY.

DDF (1999). *Mapa dos remanescentes florestais do estado da Bahia* (1st ed.). DDF, Salvador.

MINISTÉRIO DO MEIO AMBIENTE (2002). *Biodiversidade Brasileira* (1st ed.). MMA, Brasília, DF.

Elleberg, G. e D. Mueller-Dombois (1965). Tentative physiognomic- ecological classification of plant formations of the earth. *Bericht UBER dans Geobotanische Institut Rubel*.

Filho, A. D. M., C. V. Bravo, R. A. M. Roque, W. F. Andrade (2001). Utilização de métodos estatísticos em inventário florestal. *Seminário de Estatística Experimental 1*.

- Franklin, S. E., R. J. Hall, L. M. Moskal, A. J. Maudie, e M. B. Lavigne (2000). Incorporating texture into classification of forest species composition from airborne multispectral images. *International journal of remote sensing* 21(01), 61–79.
- Franklin, S. E., A. J. Maudie, e M. B. Lavigne (2001). Using spatial cooccurrence texture to increase forest structure and species composition classification accuracy. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 67(7), 849–855.
- Freitas, S. R. e Y. E. Shimabukuro (2007). *New Research on Forest Ecology* (1st ed.), Chapter Diagnosing Tropical Forests through Remote Sensing, pp. 101–128. New York, NY: Nova Science Publishers.
- Gama, J. R. V., S. A. Botelho, M. M. Bentes-Gama, e J. R. S. Scolforo (2001). Tamanho de parcela e suficiência amostral para estudo da regeneração natural em floresta de várzea na amazônia. *Cerne* 7(2), 1–11.
- Gomes, F. P. (1990). *Curso de Estatística Experimental* (13th ed.). Nobel, Piracicaba, SP.
- Gomes, F. P. e R. Chaves (1988). A amostragem ótima em inventário florestal. *IPEF* 38(1), 17–22.
- Hall, R. J. e R. S. Skakun (2007, October–November). Mapping forest inventory attributes across coniferous, deciduous and mixedwood stand types in the northwest territories from high spatial resolution quickbird satellite imagery. In *Safety, Security, and the Environment Through Remote Sensing*.
- Haralick, R. M. (1979). Statistical and structural approaches to texture. *Proceedings of The IEEE* 67(5), 786–804.
- Haralick, R. M., K. Shanmugam, e I. Dinstein (1973a). Textural features for image classification. *IEEE Trans. Sys. Man Cybern* 3, 610–621.
- Haralick, R. M., K. Shanmugam, e I. Dinstein (1973b). Textural features for image classification. *IEEE TRANSACTIONS ON SYSTEMS, MAN, AND CYBERNETICS* 3(6), 610–621.
- Hay, G. J. (1993). *Visualizing 3-D texture: A Three dimensional Structural Approach to Model forest Texture*. Master Thesis, University of Victoria, Canada.
- Hay, G. J., K. Niemann, e G. McLean (1996). An object-specific image-texture analysis of h-resolution forest imagery. *Remote Sensing of Environment* 55, 108–122.
- Heller, R. C. e J. J. Ulliman (1983). *Manual of Remote Sensing*, v.2 (2nd ed.), Chapter Forest resource assessments, pp. 2229–2324. Falls Church: American Society of Photogrammetry.
- Hirota, M. M. (2003). *The Atlantic Forest of South America: biodiversity status, threats and outlook* (1st ed.), Chapter Monitoring the Brazilian Atlantic Forest Cover, pp. 60–65. Washington, D.C.: Center for Applied Biodiversity Science e Island Press.

IBGE (1991). *Classificação da Vegetação Brasileira, Adaptada a um Sistema Universal* (1st ed.). IBGE, Rio de Janeiro.

Jensen, J. R. (2005). *Introductory Digital Image Processing* (3rd ed.). Pearson Prentice Hall, New Jersey.

Johansen, K., N. C. Coops, S. E. Gergel, e Y. Stange (2007). Application of high spatial resolution satellite imagery for riparian and forest ecosystem classification. *Remote Sensing of Environment* 110, 29–44.

Johansen, K. e S. Phinn (2006). Mapping structural parameters and species composition of riparian using ikonos and landsat etm+ data in australian tropical savannahs. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 72(1), 71–80.

Johnston, D. R., A. J. Grayson, e R. T. Bradley (1977). *Planeamento florestal* (1st ed.). Fundação Calouste Gulbenkian, Lisboa.

Jr., J. F. H., R. E. Anderson, R. L. Tatahm, e W. C. Black (2005). *Análise Multivariada de Dados*. Bookman.

Kayitakire, F., C. Hamel, e P. Defourny (2006). Retrieving forest structure variables based on image texture analysis and ikonos-2 imagery. *Remote Sensing of Environment* 102, 390–401.

Kimes, D. S., R. F. Nelson, W. A. SALAS, e D. L. SKOLE (1999). Mapping secondary tropical forest and forest age from spot hrv data. *International journal of remote sensing* 20(18), 3625–3640.

Kimes, D. S., R. F. Nelson, W. A. SALAS, e D. L. SKOLE (2008). Mapeamento da vegetação na floresta atlântica usando o classificador de árvore de decisão para integrar dados de sensoriamento remoto e modelo digital de terreno. *Revista Brasileira de Geografia* 26(3).

Kubo, M., E. Kanda, e K. Muramoto (2003, Agosto). Textural feature extraction of tree using co-occurrence. In *SICE Annual Conference*.

Larcher, W. (2000). *Ecofisiologia vegetal* (1st ed.). Rima, São Carlos, SP.

Lock, R. E. M. e F. F. Kirchner (1997). Classificação de imagens multiespectrais de landsat tm e feições de textura: mapeamento da cobertura da terra. *Floresta* 27(12), 41–58.

Maciel, M. N. M., C. Lingnau, C. R. Sanquetta, e S. P. Netto (2003, Abril). Relação entre variáveis digitais de imagem landsat e variáveis biométricas de uma floresta primária na amazônia oriental. In *Anais XI SBSR*.

Maillard, P. (2001). *Texture in High Resolution Digital Images of the Earth (Ph.D. dissertation)*. Brisbane, Australia: 348, p.

- Maillard, P. (2003). Comparing texture analysis methods through classification. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 69(4), 357–367.
- Mather, P. M. (2004). *Computer Processing of remotely-sensed images: an introduction* (3rd ed.). John Wiley and Sons, London.
- Novo, E. M. L. (1998). *Sensoriamento Remoto*. Edgard Blucher Ltda.
- Palubinskas, G., R. M. Lucas, G. M. Foody, e P. J. Curran (1995). An evaluation of fuzzy and texture based classification approaches for mapping regenerating tropical forest classes from landsat-tm data. *International Journal of Remote Sensing* 16(4), 747–759.
- Ponzoni, F. J. e Y. E. Shimabukuro (2007). *Sensoriamento Remoto no estudo da vegetação* (1st ed.). Parêntese, São José dos Campos, SP.
- Sambur, M. R. (1975). Selection of accoustic features for speaker identification. *IEEE Transactions on Accoustical Speech Signal Processing* 23, 176–182.
- Samuels, M. L. e J. A. Witmer (1999). *Statistics for the life sciences*. Prentice Hall.
- Santo, F. D. B. E. (2003). *Caracterização e mapeamento da vegetação na região da Floresta Nacional dos Tapajós através de dados ópticos, de radar e de inventários florestais*. Master Thesis, Instituto de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, SP.
- Schwartz, W. R. e H. Pedrini (2007). Método para classificação de imagens baseada em matrizes de co-ocorrência utilizando características de textura. In *Anais do III colóquio brasileiro de ciências geodésicas*.
- Steffen, C. A. (2006). *Introdução ao Sensoriamento Remoto*. Instituto nacional de pesquisas espaciais divisão de Sensoriamento Remoto.
- StOnge, B. A. e F. Cavayas (1995). Estimating forest stand structure from high resolution imagery using direcional variogram. *International Journal of Remote Sensing* 16(11), 1999–2021.
- Strahler, A. H., C. E. Woodcock, e J. A. Smith (1986). On the nature of models in remote sensing. *Remote sensing of the enviroment* 20, 121–139.
- Tabarelli, M., L. P. Pinto, J. M. C. Silva, M. M. Hirota, e L. C. Bedê (2005). Desafios e oportunidades para a conservação da mata atlântica brasileira. *Megadiversidade* 01, 132–138.
- Wang, X., Z. Li, X. Liu, G. Deng, e Z. Jiang (2007). Estimating stem volume using quickbird imagery and allometric relationships for open populus xiaohei plantations. *Journal of Integrative Plant Biology* 49(9), 1304–1312.
- Whitmore, T. C. (1998). *An introduction to tropical rain forests* (4th ed.). Oxford University Press, Oxford.

Wijaya, A., P. R. Marpu, e R. Gloaguen (2007, Agosto). Geostatistical textura classification of tropical rainforest in indonesia. In *ISPRS International Symposium on Spatial Data*.

Wulder, M. (1998). Optical remote-sensing techniques for the assessment of forest inventory and biophysical parameters. *Progress in Physical Geography* 22, 449–476.

Wulder, M. A., R. J. Hall, N. Coops, e S. Franklin (2004). High spatial resolution remotely sensed data for ecosystem characterization. *Bioscience* 54, 511–521.