

FERNANDO LUÍS DLUGOSZ

**CLASSIFICAÇÃO ORIENTADA A REGIÕES NA DISCRIMINAÇÃO DE
TIPOLOGIAS DA FLORESTA OMBRÓFILA MISTA USANDO IMAGENS
ORBITAIS IKONOS**

Dissertação apresentada ao Curso de Pós-Graduação em Engenharia Florestal do Setor de Ciências Agrárias da Universidade Federal do Paraná, como requisito parcial à obtenção do grau e título de mestre em Engenharia Florestal, área de Concentração Manejo Florestal.

Orientador: **Prof. Dr. Nelson Carlos Rosot**
Co-Orientador: **Dra. Maria Augusta Doetzer Rosot**

CURITIBA

2005



Universidade Federal do Paraná
Setor de Ciências Agrárias - Centro de Ciências Florestais e da Madeira
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Florestal

PARECER

Defesa nº. 609

A banca examinadora, instituída pelo colegiado do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Florestal, do Setor de Ciências Agrárias, da Universidade Federal do Paraná, após arguir o(a) mestrando(a) *Fernando Luis Dlugosz* em relação ao seu trabalho de dissertação intitulado "**Classificação orientada a regiões na discriminação de tipologias da Floresta Ombrófila Mista usando imagens orbitais ikonos**", é de parecer favorável à **APROVAÇÃO** do(a) acadêmico(a), habilitando-o(a) ao título de *Mestre* em Engenharia Florestal, área de concentração em MANEJO FLORESTAL.

Dr. Yeda Maria Malheiros de Oliveira
Embrapa-Florestas
Primeiro examinador

Dr. Atílio Antonio Disperati
Universidade do Centro Oeste - UNICENTRO
Segundo examinador

Dr. Nelson Carlos Rosot
Universidade Federal do Paraná
Orientador e presidente da banca examinadora



Curitiba, 23 de maio de 2005.

Graciela Ines Bolzon de Muniz
Coordenador do Curso de Pós-Graduação em Engenharia Florestal
Carlos Roberto Sanquetta
Vice-Coodenador do Curso

À memória de meus avôs maternos, Aleixo e Rosalina e meus avós paternos,
Valério e Eva, pessoas que para mim sempre serão um exemplo de
vencedores, que mesmo enfrentando grandes dificuldades
em suas vidas, nunca as usaram como motivo
para desistir de lutar por seus ideais.

Ao meu pai Francisco e à minha mãe Irene

DEDICO

AGRADECIMENTOS

A Deus, que me concedeu saúde, proteção e amparo nas horas de dificuldades e por permitir o encontro e a convivência com pessoas excelentes.

Ao Professor Dr. Nelson Carlos Rosot, pela orientação, incentivo e interesse em auxiliar na condução do trabalho e, também, por privilegiar-me com sua companhia na coleta dos dados, repassando suas experiências e nunca deixando faltar a famosa “hora do riso” que fazia com que as energias fossem recuperadas e o cansaço fosse esquecido depois de um dia árduo de trabalho em campo, com chuva ou sem chuva, onde muita taquara e pernilongo nos esperavam.

À Pesquisadora da Embrapa Florestas Dra. Maria Augusta Doetzer Rosot, pelo aceite de co-orientadora, por todo carinho e compreensão e, também, por todo tempo disponibilizado para me ajudar a esclarecer e superar as dificuldades, sempre dando importantes sugestões que em muito melhoraram este trabalho.

À Pesquisadora da Embrapa Florestas Dra. Yeda Maria Malheiros de Oliveira, por ser uma pessoa dinâmica e querida que nunca mediu esforços no sentido de auxiliar e facilitar o desenvolvimento do trabalho, para que esse fosse cumprido sempre da melhor maneira e, também, por todas as dicas valiosas na elaboração e condução desta pesquisa.

À Embrapa Florestas, na pessoa do Dr. Vitor Afonso Hoeflich e, em sucessão, Dr. Moacir José Sales Medrado, Chefe Geral, e Dr. Luciano Javier Montoya Vilcahuaman e, em sucessão, Dr. Sergio Gaiad, Chefe Adjunto de Pesquisa e Desenvolvimento, por todo o apoio financeiro, instrumental e logístico disponibilizado para a coleta e processamento dos dados.

Ao Técnico Florestal da Embrapa Florestas Edelberto Gebauer e ao Engenheiro Florestal Gilberto Kurasz pela amizade e, também, pelo apoio durante os trabalhos em campo.

Às minhas amigas Marlise Zonta e Cristina Dzeprailidis, pela grande amizade e por todo o repasse de experiências, sugestões, auxílio e incentivo.

Aos Pesquisadores da Embrapa Florestas Dr. Edílson Batista de Oliveira, Dr. Emílio Rotta e MSc. Letícia Penno de Sousa, pelas sugestões e por sua amizade.

Aos demais funcionários da Embrapa Florestas, pela amizade, consideração e presteza.

À MSc. Naíssa Batista da Luz, pelo apoio na definição de estratégias para o processamento e análise dos dados, e também por sua amizade.

À coordenação do curso de Pós-Graduação em Engenharia Florestal da UFPR, por permitir a realização do mestrado.

Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico – CNPq, por conceder bolsa de estudos que veio a dar suporte financeiro para a realização do curso.

Ao chefe Geral da Estação Experimental de Caçador Dr. Luiz Antonio Palladini pela atenção e presteza e por conceder apoio logístico durante os trabalhos em campo.

Aos funcionários da EPAGRI, Osvaldo Ruppel e Ademilson Ruppel, pelo apoio durante os trabalhos de reconhecimento da área de estudo e de coleta dos dados.

Aos membros da banca examinadora, por suas opiniões e críticas construtivas, que contribuíram para melhorar o meu trabalho.

À minha família, por todo apoio e incentivo recebido nas conquistas profissional e pessoal.

Ao meu pai, Francisco Dlugosz e a minha mãe, Irene Dlugosz, por todo carinho, apoio e incentivo e pela sua dedicação e esforços em sempre dar o melhor possível e, também, por terem proporcionado a possibilidade de estudar e de me aprimorar profissionalmente.

À *Mãe Natureza*, por ter criado as florestas e tudo que nelas existe ou existiu.

*Se as coisas não saíram como planejei, posso ficar feliz por ter hoje para recomeçar.
O dia está na minha frente esperando para ser o que eu quiser.
E aqui estou eu, o escultor que pode dar forma.
“Tudo depende só de mim”.*

Charles Chaplin

SUMÁRIO

LISTA DE TABELAS	x
LISTA DE FIGURAS	xi
LISTA DE SIGLAS	xiv
RESUMO	xvi
ABSTRACT	xvii
1 INTRODUÇÃO	1
1.1 OBJETIVOS.....	4
2 REVISÃO DE LITERATURA	5
2.1 SENSORIAMENTO REMOTO E A ENERGIA ELETROMAGNÉTICA.....	5
2.2 COMPORTAMENTO ESPECTRAL DOS PRINCIPAIS ALVOS.....	7
2.2.1 Características Espectrais da Vegetação.....	8
2.2.2 Características Espectrais do Solo.....	12
2.2.3 Características Espectrais da Água.....	14
2.3 SISTEMAS SENSORES.....	14
2.3.1 Sensores Eletro-Ópticos de Varredura (<i>scanners</i>).....	16
2.3.1.1 Sistema Ikonos II.....	17
2.4 IMAGENS DIGITAIS.....	19
2.5 ANÁLISE VISUAL DE IMAGENS DIGITAIS.....	20
2.6 PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGENS.....	22
2.6.1 Correção Geométrica.....	23
2.6.2 Segmentação de Imagens.....	26
2.6.2.1 Segmentação por Crescimento de Regiões.....	28
2.6.2.1 Análise da segmentação.....	31
2.6.3 Classificação Digital.....	34
2.6.3.1 Classificação não-supervisionada.....	35
2.6.3.2 Classificação supervisionada.....	37
2.6.3.3 Acuracidade da classificação.....	40
2.7 DINÂMICA E SUCESSÃO FLORESTAL.....	43
2.7.1 Sucessão Florestal.....	43

2.7.1.1 Fases da sucessão florestal.....	44
2.7.2 Avaliação da Vegetação.....	46
2.8 FLORESTA OMBRÓFILA MISTA.....	47
2.8.1 Caracterização.....	47
2.8.2 Estágios Sucessionais.....	51
2.9 UTILIZAÇÃO DO SENSORIAMENTO REMOTO NO MAPEAMENTO DA FLORESTA OMBRÓFILA MISTA.....	55
3 MATERIAIS E MÉTODOS.....	58
3.1 ÁREA DE ESTUDO.....	58
3.1.1 Aspectos Históricos.....	59
3.1.2 Índícios de Ocupação por Povos Primitivos.....	61
3.1.3 Fatores Biofísicos.....	62
3.2 MATERIAIS.....	66
3.2.1 Imagens e Material de Apoio.....	66
3.2.2 Equipamentos e Programas Computacionais.....	67
3.3 METODOLOGIA.....	68
3.3.1 Coleta de Dados em Campo.....	68
3.3.2 Georreferenciamento.....	69
3.3.3 Definição das Classes Temáticas de Mapeamento.....	71
3.3.4 Interpretação Visual da Imagem Ikonos.....	72
3.3.5 Segmentação.....	73
3.3.5.1 Análise da segmentação.....	74
3.3.5.1.1 Avaliação qualitativa.....	74
3.3.5.1.2 Avaliação quantitativa.....	75
3.3.6 Classificação Digital.....	84
3.3.6.1 Acuracidade temática da classificação digital.....	85
4 RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	86
4.1 GEORREFERENCIAMENTO.....	86
4.2 INTERPRETAÇÃO VISUAL DA IMAGEM IKONOS.....	88
4.3 SEGMENTAÇÃO.....	100
4.3.1 Avaliação Qualitativa e Quantitativa da Segmentação.....	103
4.4 CLASSIFICAÇÃO DIGITAL.....	109

4.4.1 Avaliação da Acuracidade Temática.....	115
5 CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES.....	121
6 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	123
APÊNDICES.....	130

LISTA DE TABELAS

TABELA 1 – INFORMAÇÕES SOBRE AS BANDAS ESPECTRAIS DO SATÉLITE IKONOS.....	18
TABELA 2 – PRINCIPAIS PARÂMETROS PARA DEFINIÇÃO DE ESTÁGIOS SUCESSIONAIS DE VEGETAÇÃO SECUNDÁRIA, CONFORME RESOLUÇÃO 02/94 DO CONAMA.....	54
TABELA 3 – RESULTADOS DO GEORREFERENCIAMENTO DAS IMAGENS.....	86
TABELA 4 – QUANTIFICAÇÃO DAS CLASSES TIPOLÓGICAS MAPEADAS.....	96
TABELA 5 – QUANTIFICAÇÃO DAS CLASSES DE ESTÁGIO DE SUCESSÃO MAPEADAS.....	97
TABELA 6 – RESUMO DOS RESULTADOS DA OPERAÇÃO DE SEGMENTAÇÃO DE IMAGENS POR CRESCIMENTO DE REGIÕES.....	101
TABELA 7 – NÚMEROS DE <i>PIXELS</i> UTILIZADOS NO CÁLCULO DO PARÂMETRO “FAIXA DE COINCIDÊNCIA”.....	107
TABELA 8 – SÍNTESE DOS RESULTADOS DA ANÁLISE QUANTITATIVA DA SEGMENTAÇÃO.....	107
TABELA 9 – NÚMERO DE CLASSES CRIADAS E TEMPO DE PROCESSAMENTO NA OPERAÇÃO DE CLASSIFICAÇÃO COM O ALGORITMO “ISOSEG”.....	110
TABELA 10 – NÚMERO DE REGIÕES SELECIONADAS COMO AMOSTRAS DE TREINAMENTO POR CLASSE DE MAPEAMENTO.....	112
TABELA 11 – MATRIZ DE ERROS DA CLASSIFICAÇÃO SUPERVISIONADA.....	116
TABELA 12 – ACURÁCIAS DO PRODUTOR E DO USUÁRIO POR CLASSE.....	118

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1 – FAIXAS DO ESPECTRO ELETROMAGNÉTICO.....	6
FIGURA 2 – INTERAÇÕES DA RADIAÇÃO ELETROMAGNÉTICA INCIDENTE SOBRE UMA FOLHA VERDE E SADIA.....	9
FIGURA 3 – ESPECTRO DE REFLECTÂNCIA DE UMA FOLHA VERDE E SADIA.....	10
FIGURA 4 – CURVAS DE REFLECTÂNCIA ESPECTRAL PARA DECÍ- DUAS (FOLHOSAS) E CONÍFERAS.....	11
FIGURA 5 – ILUSTRAÇÃO DO SATÉLITE IKONOS EM ÓRBITA.....	18
FIGURA 6 – ASSOCIAÇÕES MAIS DESENVOLVIDAS NA “FORMAÇÃO ARAUCÁRIA”.....	49
FIGURA 7 – ASSOCIAÇÕES MENOS DESENVOLVIDAS NA “FOR- MAÇÃO ARAUCÁRIA”.....	50
FIGURA 8 – LOCALIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO.....	58
FIGURA 9 – CASA SUBTERRÂNEA DA TRADIÇÃO TAQUARA: (A) RE- CONSTITUIÇÃO E (B) ASPECTO ATUAL.....	62
FIGURA 10 – ESPÉCIME DE <i>Araucaria angustifolia</i> COM 6,90M DE CAP.....	64
FIGURA 11 – ESPÉCIME DE <i>Cedrela fissilis</i> COM 7,40 M DE CAP.....	65
FIGURA 12 – ESPÉCIME DE <i>Ocotea porosa</i> COM 5,90M DE CAP.....	65
FIGURA 13 – (A) DISTÂNCIA EUCLIDIANA ENTRE OS CENTRÓIDES; (B) POLÍGONO COM MENOR DISTÂNCIA EUCLIDIANA.....	77
FIGURA 14 – FAIXA DE COINCIDÊNCIA ENTRE POLÍGONOS.....	81
FIGURA 15 – ÁREAS COM PREDOMINÂNCIA DE ARAUCÁRIA: (A) RESPOSTA ESPECTRAL NA IMAGEM IKONOS; (B) FOTO PANORÂMICA TERRESTRE.....	89
FIGURA 16 – ÁREAS COM BAIXA DENSIDADE DE ARAUCÁRIA: (A) RESPOSTA ESPECTRAL NA IMAGEM IKONOS; (B) FOTO PANORÂMICA TERRESTRE.....	90
FIGURA 17 – ÁREAS COM IMBUIA E OUTRAS ESPÉCIES DE MESMO ESTÁGIO: (A) RESPOSTA ESPECTRAL NA IMAGEM IKONOS; (B) FOTO PANORÂMICA TERRESTRE.....	90
FIGURA 18 – PREDOMINÂNCIA DA ESPÉCIE VASSOURÃO-BRANCO: (A) RESPOSTA ESPECTRAL NA IMAGEM IKONOS; (B) FOTO PANORÂMICA TERRESTRE.....	91

FIGURA 19 – ÁREA COM A PRESENÇA DE BRACATINGA E CANELAGUAICÁ: (A) RESPOSTA ESPECTRAL NA IMAGEM IKONOS; (B) FOTO PANORÂMICA TERRESTRE.....	91
FIGURA 20 – PREDOMINÂNCIA DE TAQUARA: (A) RESPOSTA ESPECTRAL NA IMAGEM IKONOS; (B) FOTO PANORÂMICA TERRESTRE.....	92
FIGURA 21 – PREDOMINÂNCIA DE ESPÉCIES DO GÊNERO <i>Baccharis</i> : (A) RESPOSTA ESPECTRAL NA IMAGEM IKONOS; (B) FOTO PANORÂMICA TERRESTRE.....	92
FIGURA 22 – ÁREAS COM PRESENÇA DE VEGETAÇÃO DE SOLOS ÚMIDOS: (A) RESPOSTA ESPECTRAL NA IMAGEM IKONOS; (B) FOTO PANORÂMICA TERRESTRE.....	93
FIGURA 23 – ÁREAS DE VÁRZEA: (A) RESPOSTA ESPECTRAL NA IMAGEM IKONOS; (B) FOTO PANORÂMICA TERRESTRE.....	94
FIGURA 24 – ÁREAS COM LAGO: (A) RESPOSTA ESPECTRAL NA IMAGEM IKONOS; (B) FOTO PANORÂMICA TERRESTRE.....	94
FIGURA 25 – ÁREAS COM PLANTIO DE ESPÉCIES FRUTÍFERAS E AGRÍCOLAS: (A) RESPOSTA ESPECTRAL NA IMAGEM IKONOS; (B) FOTO PANORÂMICA TERRESTRE.....	95
FIGURA 26 – ÁREAS COM SOLO EXPOSTO OU ESTRADA: (A) RESPOSTA ESPECTRAL NA IMAGEM IKONOS; (B) FOTO PANORÂMICA TERRESTRE.....	95
FIGURA 27 – MAPA DAS TIPOLOGIAS FLORESTAIS OBTIDAS POR INTERPRETAÇÃO VISUAL.....	98
FIGURA 28 – MAPA DOS ESTÁGIOS SUCESSIONAIS COM BASE EM ESPÉCIES INDICADORAS.....	99
FIGURA 29 – RELAÇÃO ENTRE TEMPO DE PROCESSAMENTO E PARES DE LIMIARES DA SEGMENTAÇÃO.....	102
FIGURA 30 – NÚMERO DE POLÍGONOS GERADOS PELAS COMBINAÇÕES DOS LIMIARES DA SEGMENTAÇÃO.....	103
FIGURA 31 – RESULTADO DA SEGMENTAÇÃO COM OS LIMIARES 35 E 1.200 PARA SIMILARIDADE E ÁREA, RESPECTIVAMENTE, E COMPOSIÇÃO IKONOS NGB AO FUNDO: (A) ÁREA TOTAL; (B) DETALHE AMPLIADO.....	104
FIGURA 32 – COMPORTAMENTO DOS PARÂMETROS DE DISCREPÂNCIA CONFORME AS COMBINAÇÕES DE LIMIARES DE SIMILARIDADE E ÁREA.....	108

FIGURA 33 – RESULTADO DO CLASSIFICADOR “ISOSEG” COM LIMIAR DE ACEITAÇÃO DE 99%: (A) FORMA ORIGINAL; (B) COM AGRUPAMENTO DE POLÍGONOS EM TRÊS CLASSES.....	111
FIGURA 34 – (A) CLASSIFICAÇÃO SUPERVISIONADA POR <i>BHATTACHARYYA</i> COM LIMIAR DE ACEITAÇÃO DE 75%; (B) CLASSIFICAÇÃO VISUAL.....	114

LISTA DE SIGLAS

CONAMA – Conselho Nacional do Meio Ambiente
CLIMERH – Centro Integrado de Meteorologia e Recursos Hídricos de Santa Catarina
DBF – *Data Base Format*
DN – *Digital number* (número digital)
DEM – *Digital Elevation Model* (Modelo Digital de Elevação)
DPI – *Dots per inch* (pontos por polegada)
DSG – Diretoria de Serviço Geográfico
EMBRAPA – Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária
EMPASC – Empresa Catarinense de Pesquisa Agropecuária S.A.
EPAGRI – Empresa de Pesquisa Agropecuária e Extensão Rural de Santa Catarina
ENVI – *Environment for Visualizing Images*
ESRI – *Environmental Systems Research Institute, Inc*
ETM – *Enhanced Thematic Mapper*
FIR – *Far Infrared* (infravermelho distante)
GCP – *Ground Control Point* (pontos de controle no terreno)
GPS – *Global Positioning System*
IAVAS – Índice para a Avaliação de Segmentação
IBAMA – Instituto Brasileiro do Meio Ambiente e Recursos Renováveis
INPE – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
LANDSAT – *Land Observation Satellite*
MSS – *Multispectral Scanner*
NGB – *Near Infrared Green Blue* (infravermelho próximo verde azul)
NIR - *Near Infrared* (infravermelho próximo)
PAN – *Panchromatic* (pancromático)
PDOP – *Position Dilution of Precision*
RADAR – *Radio Detection and Ranging*
RGB – *Red Green Blue* (vermelho verde azul)

RMS – *Root Mean Square Error* (erro médio quadrático)

RPC – *Rational Polynomial Coefficient* (Coeficiente Polinomial Racional)

RS – *Remote Sensing* (sensoriamento remoto)

RSI – *Research Systems, Inc*

SAD 69 – *South American Datum of 1969*

SIR – *Short Wave Infrared* (infravermelho de ondas curtas)

SPOT – *Système Pour l’Observation de la Terre*

SPRING – Sistema de Processamento de Informações Georreferenciadas

TIFF – *Tagged Image File Format*

TM – *Thematic Mapper*

UTM – *Universal Transverse Mercator*

WGS 84 – *World Geodetic System from 1984*

RESUMO

Desde a década de 70, técnicas de Sensoriamento Remoto têm sido usadas para estudar os recursos naturais. A partir da década de 90, o lançamento de satélites com sensores de alta resolução levou à implementação de novas abordagens no processamento digital de imagens. O mapeamento florestal é uma das ferramentas fundamentais para efetuar o diagnóstico atual da situação de remanescentes florestais, possibilitando, assim, a definição de estratégias que poderão conciliar a conservação da natureza e o desenvolvimento econômico de uma propriedade ou região. A presente pesquisa avaliou a possibilidade de se identificar e discriminar tipologias florestais presentes em um fragmento de Floresta Ombrófila Mista, visando desenvolver uma metodologia para o mapeamento dos remanescentes deste ecossistema de forma rápida, com baixo custo e precisão aceitável. Neste estudo de caso, os trabalhos foram realizados na Reserva Florestal EMBRAPA/EPAGRI, localizada no município de Caçador-SC. Levantamentos de campo, através do apontamento de áreas consideradas "alvo", forneceram um importante suporte para a definição das tipologias presentes na área de estudo. Em imagem Ikonos foram aplicadas técnicas de processamento digital de imagens, testando-se algoritmos de segmentação e classificação orientada a regiões como ferramentas para a descrição do estado atual da floresta. A avaliação do processamento digital foi efetuada comparando-se os resultados com um mapa-referência ("verdade de campo"), elaborado no *software* ArcView, por meio de interpretação visual da imagem via tela do monitor. A definição das classes de mapeamento foi baseada na presença de espécies indicadoras de estágio sucessional com fisionomia arbustiva a arbórea que compõem o dossel da floresta. O mapeamento foi estruturado em dois níveis hierárquicos, sendo o primeiro referente aos estágios sucessionais e, o segundo, às tipologias propriamente ditas. Foram definidas e mapeadas 13 classes temáticas por meio de interpretação visual, sendo oito destas referentes a tipologias florestais. Métodos de análises qualitativas e quantitativas foram empregados para a definição dos melhores pares de limiares para o processo de segmentação. Para tanto, na análise quantitativa desenvolveu-se uma modificação do índice IAVAS, denominado IAVAS_{mod}. Este índice permitiu comparar os diferentes limiares de similaridade e área, eliminando, com isto, a subjetividade de uma avaliação qualitativa na definição das melhores combinações de pares limiares. Dentre os pares testados, o melhor foi o par de limiares 35 para similaridade e 1.200 para área. As regiões geradas por este par de limiares foram submetidas ao processo de classificação, empregando-se os algoritmos "Isoseg" e "Bhattacharyya", disponíveis no *software* SPRING. Na classificação digital, reduziu-se para 11 o número de classes devido à não discriminação de uma classe referente à tipologia florestal e o agrupamento de outras duas referentes ao uso do solo. A classificação digital supervisionada apresentou-se eficiente para discriminar a tipologia "Predominância de Araucária". Para as demais tipologias florestais o classificador *Bhattacharyya* não demonstrou uma performance adequada, fato que influenciou os baixos valores de acuracidade geral (51,73%) e o índice *kappa* (0,43).

ABSTRACT

Since the 70's remote sensing techniques have been used for surveying of natural resources. From the 90's on, the launching of new satellites carrying high-resolution sensors has led to the implementation of new approaches in digital image processing. Forest mapping is one of the basic tools to accurately assess forest conditions in forest remnants, thus allowing for the establishment of strategies, which aim both to nature conservancy as to the economic development of a real state or region. This study evaluated the possibility of identifying and discriminating forest types in remnants of Araucarian forests, aiming to develop a methodology for mapping the remnants of this biome in a fast, inexpensive and accurate way. The research was developed at the Forest Reserve EMBRAPA/EPAGRI, located in Caçador-SC. Forest types were defined by surveying target areas on the ground. Segmentation and region-oriented classification algorithms were tested on an Ikonos image in order to describe the forest conditions by the time of image acquisition. Thematic accuracy was evaluated by comparing the classification results with a reference map obtained through on-screen visual interpretation of the same Ikonos imagery. The mapping classes were based on the presence of species indicating the successional phases of the woody vegetation (trees and shrubs) in canopy cover. The two-level classification scheme considered the successional phases as well as the forest types in a more detailed manner. Thirteen thematic classes were defined and mapped by visual interpretation. Eight of them referred to forest types. Qualitative and quantitative analyses were performed in order to define the best minimum area and similarity thresholds in the segmentation process. The quantitative analysis included the development of a modified IAVAS index. This index allowed for the comparison between different area and similarity thresholds thus eliminating the subjectiveness of a qualitative analysis in defining the best combinations. Among the tested threshold pairs, the best one was the 35 (similarity) and 1200 (area). The regions generated by this pair of thresholds were submitted to a classification process using the algorithms "Isoseg" and "Bhattacharyya", available in software SPRING. In the classification scheme the number of classes was reduced to 11 due to the non-discrimination of a class referring to a forest type and the grouping of two classes referring to land use. The supervised digital classification was efficient in determining the forest type "Predominance of Araucaria". For the other classes the Bhattacharyya classifier didn't perform well, generating low values for the overall accuracy (51.73%) and for the kappa index (0.43).

1 INTRODUÇÃO

A Floresta Ombrófila Mista sempre despertou o interesse de muitos devido à sua beleza e exuberância e, também, por se tratar de uma fonte de matéria-prima e riqueza para o desenvolvimento econômico da Região Sul do Brasil.

Por sua natureza, a cobertura vegetal constitui o recurso natural mais susceptível à devastação e extermínio, posto que todas as formas de vida dependem do vegetal, sem esquecer a satisfação das inúmeras necessidades humanas. Na Região Sul, dois terços da cobertura original constituía-se de florestas que, atualmente, estão reduzidas a cerca de 50 mil km², sendo preservadas a altos custos, compreendendo na maioria, Parques e Reservas quase sempre em terrenos de difícil acesso (LEITE, 1994). Com relação ao ecossistema Floresta Ombrófila Mista, LEITE e KLEIN (1990) comentam que dos 177.600 km² de cobertura original, restavam apenas 20.000 km². Atualmente, a cobertura com esse ecossistema encontra-se ainda mais reduzida, mas não se têm informações sobre a real área remanescente.

A exploração desordenada que ocorreu de forma seletiva – onde os indivíduos de maior porte das espécies mais valiosas eram abatidos – conduziu a um processo de deterioração genética das espécies das florestas nativas. A alta qualidade da madeira da *Araucaria angustifolia* (Bert.) O. Ktze, principal espécie explorada – e sua grande disponibilidade nos pinheirais do Sul do Brasil – foram fatores importantes que contribuíram para a destruição quase que completa das Florestas com Araucária. Todavia, conforme SANQUETA e TETTO (2000), não foi a extração da madeira a principal causa da devastação iniciada no final do século passado e intensificada a partir de meados deste século mas, sim, o desmatamento para finalidades agrícolas e pecuárias o motivo mais forte da redução da cobertura florestal nos Estados do Sul do Brasil.

A expansão antrópica teve como aliado o desenvolvimento tecnológico, que permitiu a construção de máquinas e a aplicação de técnicas cada vez mais eficientes para a exploração das florestas naturais, acelerando sua devastação.

Desde a década de 70, técnicas de Sensoriamento Remoto (SR) vêm sendo

usadas para estudar os recursos naturais na avaliação de danos causados principalmente por atividades antrópicas. Com os satélites de observação da terra (ERTS) – hoje denominados Landsat – a civilização passou a dispor de tecnologia que tem garantido, em parte, a possibilidade de mapeamento dos recursos naturais e monitoramento do meio ambiente (SANTOS, 1996). A partir da década de 90 ocorreram inovações tecnológicas nos sistemas sensores e melhorias significativas nas técnicas de processamento de imagens, permitindo investigar mais detalhadamente o conteúdo de informações das imagens, ao invés de se envolver apenas nos aspectos de delimitação de áreas e caracterização do uso do solo.

Com o recente lançamento de satélites comerciais que fornecem imagens de alta resolução (Ikonos e QuickBird), novas abordagens em estudos ambientais tornaram-se possíveis, como a identificação de espécies, a distribuição espacial de espécies de dossel (ao acaso ou em reboleiras), e a classificação de níveis de antropização pela presença de espécies indicadoras, informações que, anteriormente, eram obtidas somente com a utilização de fotografias aéreas.

LOCH e KIRCHNER (1988) comentam que os produtos de SR – tanto imagens orbitais como fotografias aéreas – contribuem para a identificação e caracterização dos agentes modificadores do espaço, além de permitir o mapeamento e a verificação da extensão e da intensidade das alterações provocadas pelo homem. A utilização desta ferramenta mostra-se adequada às condições brasileiras (grandes extensões territoriais), possibilitando a obtenção de informações de forma contínua e atualizada periodicamente, com visualização integrada dos fatores que compõem o objeto de estudo e permitindo baixos custos por unidade de área para a geração de seus resultados (MOTTER et al., 1994).

O uso de fotografias aéreas – dependendo da extensão da área e do objetivo do estudo – pode se apresentar inviável devido aos custos relativamente superiores ao das imagens satelitárias, assim como pela não-periodicidade de imageamento.

O imageamento satelitário torna-se, desta forma, ferramenta importante para o manejo das propriedades ao longo do tempo. Conforme RODRÍGUEZ et al. (2000), a análise do uso e cobertura do solo através de informações de Sensoriamento Remoto

constitui uma técnica de grande utilidade no planejamento e administração da ocupação ordenada e racional do meio físico, além de possibilitar a avaliação e monitoramento da preservação de áreas com vegetação natural. Mesmo em locais de difícil acesso, é possível desenvolver trabalhos, pois a obtenção de informações pode acontecer sem se entrar em contato direto com a área ou fenômeno sob investigação (IBGE, 2001).

Além do SR, outras ferramentas da geotecnologias – como o *Global Positioning System* (GPS) e Sistemas de Informações Geográficas (SIG) – vêm facilitando levantamentos e estudos dos recursos naturais. Com o GPS torna-se possível à obtenção do posicionamento das diferentes feições avaliadas “*in loco*”, fornecendo uma série de importantes informações que darão suporte à discriminação dos objetos em estudo. Conforme DISPERATI et al. (2001) há uma ocorrência crescente no uso das geotecnologias para a avaliação dos recursos florestais, uma vez que as informações assim obtidas, referenciadas espacialmente e em meio digital, permitem – em ambiente de SIG – a integração, automação e ampliação de usos e produtos.

Considerando-se o quadro preocupante apresentado sobre a situação em que se encontram as Florestas com Araucária e considerando-se que a maioria das áreas florestais nativas remanescentes do Sul do Brasil estão em mãos de particulares, espera-se que a administração de uma propriedade deva ser, no mínimo, suportada pelo conhecimento da situação atual da vegetação e pelo seu monitoramento, já que uma espécie manteria sua evolução natural se ações antrópicas não afetassem suas interações com outros organismos. Dada a impossibilidade de se monitorar todas as interações e os organismos relacionados dentro do ecossistema, uma alternativa é monitorar os parâmetros característicos usando modelos e espécies indicadoras de ações antrópicas.

Como forma de amenizar ou reverter a destruição dos remanescentes de floresta nativa, a elaboração e aplicação de práticas de manejo sustentável podem vir a se tornar uma solução, através de alternativas que possibilitem a obtenção de rendas sem a supressão da cobertura florestal. Desta forma, pode-se mudar a visão que

proprietários têm sobre a presença de remanescentes em suas áreas, que são considerados empecilhos para o crescimento financeiro e que devem ser eliminados a qualquer custo. Para tanto, o constante desenvolvimento de metodologias para estudos da vegetação e monitoramento da ocupação da terra – utilizando as ferramentas da geotecnologia – se faz necessário para que as informações obtidas produzam respostas e soluções para o problema da degradação do meio ambiente de maneira cada vez mais rápida e confiável e, ainda, com custo reduzido.

1.1 OBJETIVOS

Com o desenvolvimento desta pesquisa pretende-se contribuir para o planejamento do manejo e monitoramento da ocupação do solo em áreas protegidas, utilizando técnicas de sensoriamento remoto com o suporte de informações advindas do campo. Portanto, avaliou-se a seguinte hipótese:

- É possível identificar, delimitar e classificar os diferentes estágios sucessionais e diferentes níveis de antropização presentes nos fragmentos de vegetação florestal nativa por meio de imagens de alta resolução.

De maneira específica, os objetivos deste trabalho foram:

- a) identificar tipologias florestais por meio de interpretação visual e processamento digital de imagens;
- b) estabelecer uma classificação buscando atingir o nível de discriminação de espécies e/ ou grupos de espécies (avaliação dos estágios sucessionais e níveis de antropização);
- c) definir e aplicar métodos de avaliação quantitativa para o processo de segmentação de imagens;
- d) comparar técnicas de classificação (visual e automática);
- e) elaborar mapas representativos da situação atual da cobertura florestal, bem como outras formas de ocupação do solo encontradas.

2 REVISÃO DE LITERATURA

2.1 SENSORIAMENTO REMOTO E A ENERGIA ELETROMAGNÉTICA

O Sensoriamento Remoto é definido como a ciência e a arte de se obter informações a respeito de um objeto, área ou fenômeno pela análise de dados adquiridos por um sistema sensor que não se encontra em contato físico com o objeto, área ou fenômeno sob investigação (LILLESAND e KIEFER, 1994; NOVO, 1992). De uma forma mais ampla, CAMPBELL (1996) define sensoriamento remoto como “reconhecimento à distância”. A ciência do sensoriamento remoto consiste na interpretação das medidas da energia eletromagnética refletida ou emitida pela superfície de um objeto distante (MATHER, 1999).

O objetivo principal do sensoriamento remoto é expandir a percepção sensorial do ser humano, seja através da visão panorâmica proporcionada pela aquisição de informações aéreas ou espaciais, seja pela possibilidade de se obter informações inacessíveis à visão humana (NOVO, 1992).

Os sensores são equipamentos capazes de coletar dados sobre a energia eletromagnética irradiada por um objeto na superfície da terra, que é transmitida em forma de ondas eletromagnéticas. A detecção da energia emitida ou refletida ocorre em bandas ou faixas nas quais o sensor atua (ANTUNES, 2002).

O espectro eletromagnético é o ordenamento ou classificação da energia eletromagnética em função do comprimento de onda e sua frequência (CENTENO, 2003; IBGE, 2001; MOREIRA, 2001). A maior parte dos sensores para fins de observação e análise dos recursos terrestres operam nas regiões do visível, infravermelho e microondas.

A região espectral do visível compreende o pequeno intervalo entre 0,39 μm e 0,77 μm , agrupando as cores básicas que são visíveis a olho nu: vermelho (0,6 a 0,7 μm); verde (0,5 a 0,6 μm); azul (0,4 a 0,5 μm). Externas à região do visível estão as regiões do ultravioleta (abaixo do azul), infravermelho (acima do vermelho) e microondas (acima do infravermelho).

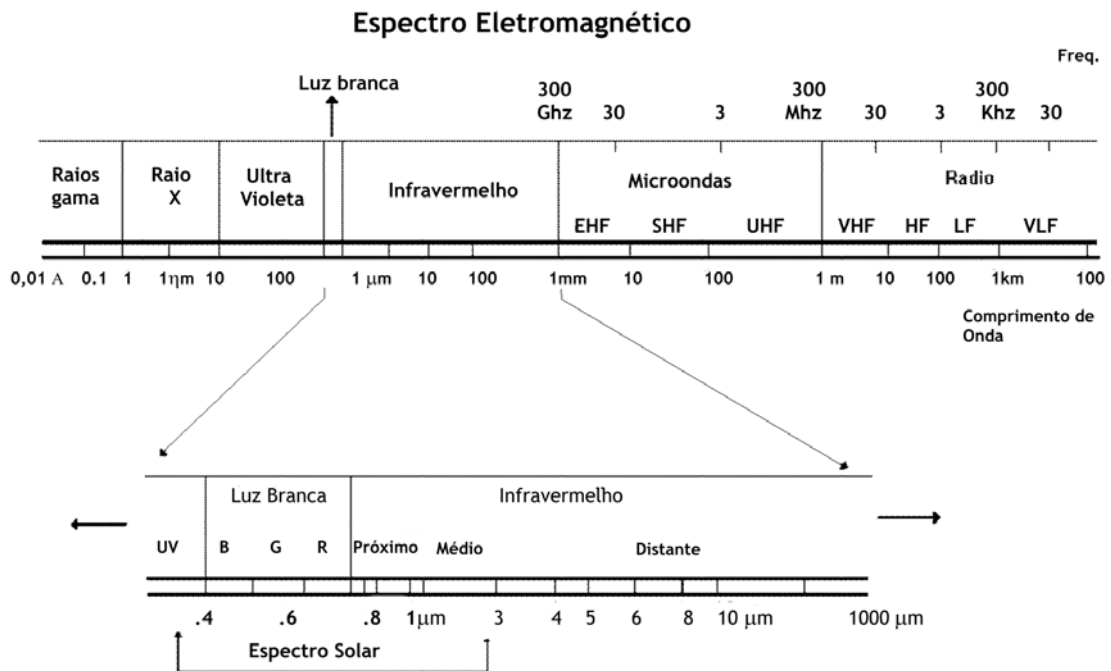
A região do ultravioleta (0,1 a 0,4 μm) é pouco utilizada no sensoriamento remoto por receber forte influência da atmosfera que absorve e causa o espalhamento da energia.

Os comprimentos de ondas 0,7 a 8,0 μm pertencentes à região do infravermelho são importantes para o sensoriamento remoto por registrar com clareza alguns fenômenos naturais fora da faixa sensível ao olho humano (CENTENO, 2003). O infravermelho pode atingir comprimento de ondas de 1000,0 μm , recebendo, portanto, a seguinte subdivisão de ordenamento:

- infravermelho próximo ou reflexivo (*near infrared* – NIR) - 0,7 μm a 1,3 μm ;
- infravermelho médio (*short wave infrared* - SIR) - 1,3 μm a 3,0 μm ;
- infravermelho distante ou emissivo (*far infrared* – FIR) - 3,0 μm a 1000 μm .

Na Figura 1 estão representadas as principais faixas que formam o espectro eletromagnético.

FIGURA 1 – FAIXAS DO ESPECTRO ELETROMAGNÉTICO



Fonte: Adaptado de SPRING (1998)

Todos os materiais (naturais ou artificiais) da superfície terrestre, com temperatura superior a zero absoluto (0°K), podem emitir, refletir, transmitir ou absorver seletivamente Radiação Eletromagnética (IBGE, 2001). O comportamento diferenciado entre os objetos com relação à energia eletromagnética – denominado de resposta espectral – ocorre devido à composição molecular específica de cada objeto, permitindo, desta forma, identificá-los numa imagem de Sensoriamento Remoto. A representação gráfica que mostra o comportamento espectral de um objeto dentro de determinadas faixas espectrais (bandas) denomina-se assinatura espectral (ANTUNES, 2002). As diferentes curvas obtidas através do sensoriamento remoto indicam as condições do alvo no momento da medida – podendo variar para cima ou para baixo da curva média típica – e possibilitam a detecção, identificação e análise dos materiais terrestres (LILLESAND e KIEFER, 1994).

2.2 COMPORTAMENTO ESPECTRAL DOS PRINCIPAIS ALVOS

O conhecimento do comportamento espectral de alvos é fundamental para a extração de informações de imagens, definição de novos sensores, definição da metodologia de pré-processamento a que devem ser submetidos os dados brutos ou mesmo na definição da forma de aquisição dos dados (NOVO, 1992).

A energia radiante incidente (i) na superfície terrestre interage com as feições terrestres e esta interação energia/matéria pode ser expressa pelas três propriedades radiométricas dos objetos: absortância ou coeficiente de absorção (α), reflectância ou coeficiente de reflexão (ρ) transmitância ou coeficiente de transmissão (τ). Estas propriedades são definidas como sendo as frações de energia incidente que são absorvidas, refletidas e transmitidas por um objeto, respectivamente (SOUSA, 1997). Com o princípio da conservação da energia, a inter-relação entre energia incidente e suas frações pode ser expressa pela equação:

$$i = \alpha + \rho + \tau$$

Segundo LILLESAND E KIEFER (1994), as proporções dessas frações variam de uma feição para outra, dependendo do material, condição e comprimento de onda, permitindo a distinção das diferentes feições terrestres. Em estudos dos recursos naturais, a reflectância é a propriedade mais importante pelo fato de os sensores operarem em regiões onde a energia refletida predomina (visível a infravermelho médio). A reflectância ou fator de reflexão pode ser definido como a porção de energia incidente que é refletida por um objeto.

NOVO (1992) comenta que um dos fatores que apresenta maior influência sobre as curvas espectrais dos objetos é a própria forma de aquisição da medida de reflectância, que pode ser feita em laboratório, no campo ou em plataformas elevadas (avião, helicóptero ou satélite). Cada um dos modos de coleta determina diferentes resultados, influenciados por fatores como: geometria de aquisição de dados, parâmetros atmosféricos e parâmetros relativos ao alvo.

Quando as respostas espectrais de vários materiais são conhecidas, as propriedades de alvos desconhecidos podem ser determinadas pela comparação das respostas espectrais desses alvos com os dados de referência.

2.2.1 Características Espectrais da Vegetação

COLWELL (1974) comenta que a reflectância da vegetação pode ser influenciada por múltiplos fatores, como: geometria da folha, quantidade e arranjo das folhas, estrutura da planta (galhos e tronco), teor de umidade, condições climáticas e características do solo, que isoladamente ou em conjunto provocam modificações no comportamento espectral.

GAUSMAN (1985) relata que o conteúdo de água, maturação ou idade da folha, posição nodal, condição de iluminação recebida pelas folhas (expostas ao sol ou constantemente à sombra), a pubescência e a senescência, também são fatores que afetam a energia refletida pelas folhas.

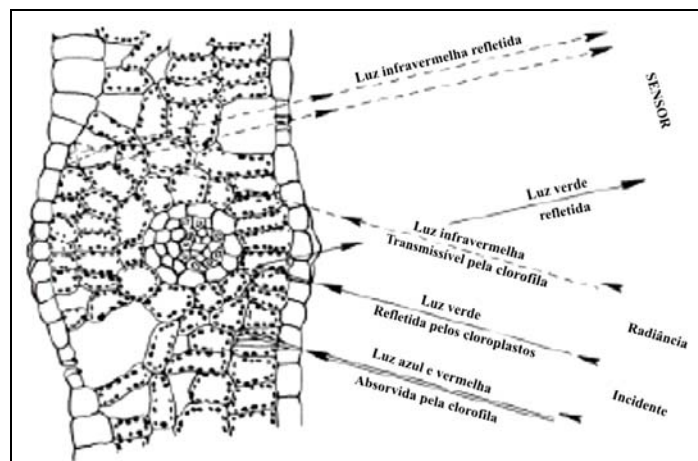
A determinação e a diferenciação da vegetação pelos métodos de sensoriamento remoto são possíveis no intervalo do visível até infravermelho médio, pois neste intervalo as folhas são caracterizadas por comportamentos específicos de reflexão, absorção e transmissão (ENVI, 2004).

Conforme MOREIRA (2001) e ENVI (2004), na região do visível, o comportamento da reflexão é determinado pela clorofila. A maior parte da radiação eletromagnética na faixa do visível, nos intervalos da luz azul (0,4 - 0,5 μm) e da luz vermelha (0,6 - 0,7 μm) é absorvida, enquanto, no intervalo da luz verde (0,5 - 0,6 μm) é refletida.

A radiação incidente atravessa, quase sem perda, a cutícula e a epiderme, onde as radiações correspondentes ao vermelho e ao azul são absorvidas pelos pigmentos do mesófilo, assim como pelos carotenóides, xantófilas, e antocianidas, que causam uma reflexão característica baixa nos comprimentos de onda supracitados.

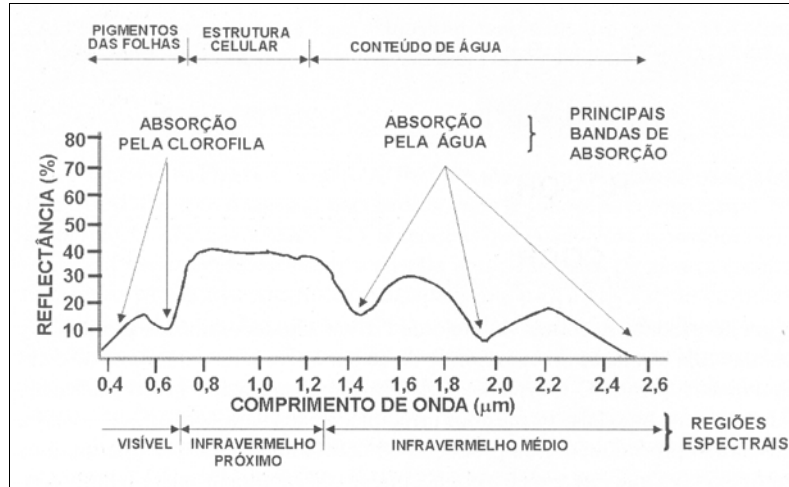
As clorofilas A e B regulam o comportamento espectral da vegetação e o fazem de maneira mais significativa em comparação com outros pigmentos. A clorofila absorve a luz verde só em pequena quantidade, por isso a reflectância é maior no intervalo da luz verde, o que é responsável pela cor verde das folhas para a visão humana (ENVI, 2004). As Figuras 2 e 3 ilustram as interações da radiação eletromagnética incidente e o espectro de reflectância de uma folha verde e sadia.

FIGURA 2 – INTERAÇÕES DA RADIAÇÃO ELETROMAGNÉTICA INCIDENTE SOBRE UMA FOLHA VERDE E SADIA



Fonte: Adaptado de ENVI (2004)

FIGURA 3 – ESPECTRO DE REFLECTÂNCIA DE UMA FOLHA VERDE E SADI



Fonte: MOREIRA (2001)

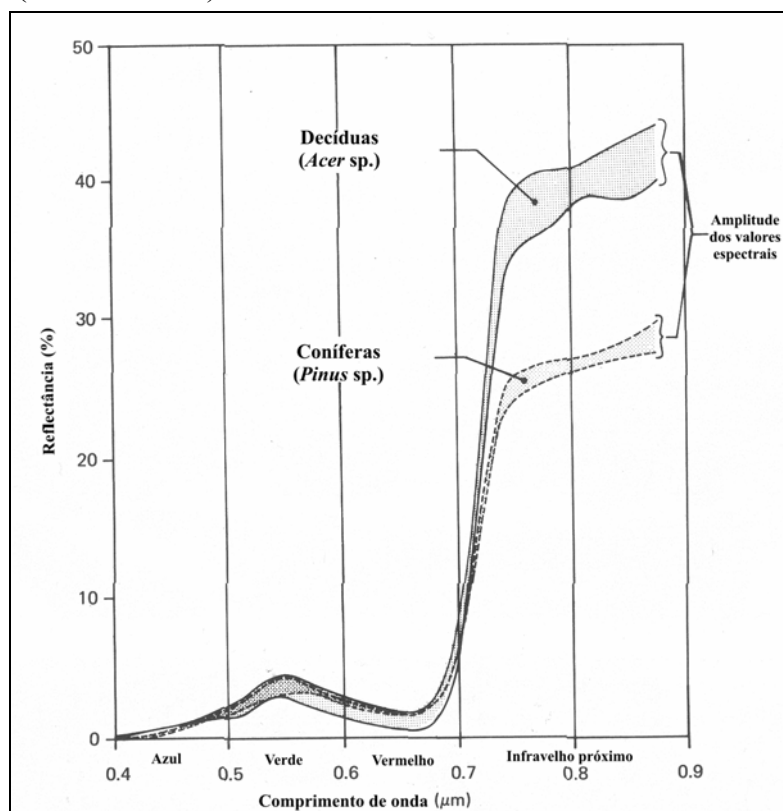
Assim como ocorre com a clorofila, a energia eletromagnética na região do visível é também aproveitada para a produção de outros pigmentos. Os pigmentos caroteno e xantofila (amarelos) são responsáveis por uma banda de absorção em torno de 0,45 μm (azul). A tonalidade amarelada vista no período de outono é ocasionada pela redução na produção de clorofila, que mantém baixa a reflexão na faixa do azul enquanto aumenta na faixa do vermelho. A presença do pigmento antocianina causa um aumento da reflexão na região do vermelho, dando uma aparência avermelhada a algumas folhas (CENTENO, 2003). Quando submetida a condições de *stress*, uma planta pode vir também a apresentar estas mesmas características espectrais.

Na faixa do espectro correspondente à região do infravermelho próximo (0,7 a 1,3 μm), a reflectância espectral da vegetação é dominada pela complexa estrutura interna das folhas, sendo pouco afetada pelos pigmentos e pelo conteúdo de água (RICHARDS, 1986). A absorção nessa região do espectro é muito pequena, sendo então a energia incidente refletida ou transmitida, em proporções quase iguais, em torno de 45 a 50% da energia incidente. Pelo fato de ser a estrutura interna da folha a controladora da reflectância, a energia refletida na região do infravermelho próximo serve de ajuda para a diferenciação de espécies em imagens de satélite (CENTENO, 2003). Na Figura 4 é apresentado um exemplo citado por LILLESAND E KIEFER

(1994), mostrando que as coníferas em geral possuem uma resposta mais baixa nesta região que as decíduas em valores entre 20 a 30%.

No intervalo entre 1,3 e 2,6 μm , região do infravermelho médio, a reflectância espectral das folhas é dominada pela forte absorção de água (RICHARDS, 1986). Conforme diminui a quantidade de umidade, diminui também a absorção, passando a refletir maior quantidade da energia incidente (CENTENO, 2003).

FIGURA 4 – CURVAS DE REFLECTÂNCIA ESPECTRAL PARA DECÍDUAS (FOLHOSAS) E CONÍFERAS



FONTE: Adaptado de LILLESAND E KIEFER (1994)

Em estudos da vegetação, os dados podem ser analisados ao nível de folhas isoladas ou de dosséis. Algumas considerações sobre a reflectância espectral de folhas isoladas e a reflectância espectral de dosséis foram apresentadas por SILVA e PONZONI (1995). Estes autores comentam que a reflectância espectral de folhas isoladas é superior àquela apresentada pelos dosséis dos quais fazem parte, atribuindo este fato à presença de sombras no interior do dossel. Quando analisada a região do

infravermelho próximo, SZEKIELDA (1988) comenta que a reflectância do dossel é maior que de uma folha isolada, devido ao efeito aditivo da reflectância e transmitância entre as folhas. O destino da radiação que incide em um dossel depende de suas características como comprimento de onda, ângulo de incidência e polarização, além das características do dossel e, em última análise, das folhas que o compõem (MOREIRA, 2001).

2.2.2 Características Espectrais do Solo

Vários parâmetros do solo influenciam a radiação refletida pela superfície, porém são citados como mais importantes: os óxidos de ferro, a umidade, a matéria orgânica, a granulometria, a mineralogia da argila e o material de origem (LILLESAND e KIEFER, 1994; MOREIRA, 2001). Além desses, considera-se, ainda: a cor do solo, a capacidade de trocas catiônicas, as condições de drenagem interna do solo, a temperatura e a localização (MOREIRA, 2001). Estes fatores são muito variáveis e estão bastante inter-relacionados, tornando sua interpretação complexa (LILLESAND e KIEFER, 1994).

Os solos não são homogêneos, mais sim uma complexa mistura de elementos com propriedades físicas e químicas diferentes. Cada elemento participante da mistura contribui de maneira diferente à resposta do solo como um todo. Por isso, é interessante determinar o tipo de material predominante nesta mistura, devido ao fato de que será o principal condicionador de suas características espectrais (CENTENO, 2003).

MOREIRA (2001) ressalta que os solos são formados por partículas de diferentes tamanhos, recebendo a caracterização textural em função das frações areia (2 a 0,05 mm), silte (0,05 a 0,002 mm) e argila (< 0,002 mm). A reflectância espectral entre solos de mesma classe pode se apresentar diferenciada conforme a concentração e o tamanho das partículas que compõem os solos.

O arranjo físico e a agregação dessas partículas proporcionam ao solo uma estrutura. A textura e a estrutura são as responsáveis pela quantidade e tamanho dos espaços porosos no solo, que são ocupados pela água e pelo ar (MOREIRA, 2001). Nos solos argilosos os espaços entre as partículas são menores, fazendo com que a água não seja drenada, nem evaporada tão rapidamente se comparado com solos arenosos (LILLESAND e KIEFER, 1994).

Na porção do visível, o aumento da quantidade de água proporciona uma diminuição na reflectância, explicando assim, o fato de os solos escurecerem ao serem molhados. Na região do infravermelho próximo e infravermelho médio, a diminuição da reflectância com o aumento do conteúdo de água deve-se as bandas de absorção (LILLESAND e KIEFER, 1994).

Conforme MOREIRA (2001), os óxidos de ferro, em geral, absorvem a energia eletromagnética na região do infravermelho próximo, sendo a quantidade de energia absorvida dependente da quantidade de óxido. Além da quantidade, o tipo de óxido de ferro também influencia na cor dos solos. Como exemplo, solos ricos em hematita (Fe_2O_3) apresentam coloração vermelha, enquanto, aqueles que contêm quantidades apreciáveis de ilmetita são de coloração amarelo-clara. A reflectância espectral dos solos pode ser usada como um critério importante na identificação de solos que contêm diferentes óxidos de ferro.

Em solos, o teor de matéria orgânica varia de 0,5 a 5,0 por cento. Sua presença diminui a reflectância, escurecendo a mistura, com efeitos de sua presença sendo sentidos nos comprimentos de onda da região do visível. Os solos com elevado teor de matéria orgânica ganham aparência marrom ou preta. A relação entre matéria orgânica e a cor depende das condições ambientais e climáticas às quais o solo é exposto (CENTENO, 2003).

NOVO (1992) menciona que as rochas apresentam um comportamento espectral semelhante ao dos solos, pois estes são produtos resultantes de alterações delas. Um dos elementos de maior diferenciação entre as curvas de rochas e solos é a presença de matéria orgânica nos solos.

2.2.3 Características Espectrais da Água

Na temperatura ambiente, a água é encontrada em três estados físicos (sólido, líquido e gasoso), cada um apresentando diferente maneira de absorção da radiação eletromagnética (NOVO, 1992; MOREIRA, 2001). Segundo NOVO (1992), a água em seu estado líquido apresenta baixa reflectância entre os comprimentos de onda 0,38 μm e 0,70 μm ($\rho > 0,1$), absorvendo toda radiação acima de 0,70 μm . Em estado gasoso (na forma de núvens) apresenta altíssima reflectância entre os comprimentos de onda 0,38 μm e 2,5 μm ($\rho \cong 0,7$), com bandas de absorção amplas em torno de 1,0 μm , 1,3 μm e 2 μm . Na sua forma sólida (neve) é que ocorre maior variação de comportamento espectral, apresentando elevada reflectância entre 0,7 μm e 1,2 μm e decrescendo em forte gradiente entre 1,2 μm e 1,4 μm . Entre 1,5 μm e 2,0 μm volta a ter um aumento de reflectância, e em 2,0 μm decresce novamente aproximando-se de zero.

Além do estado físico, LILLESAND e KIEFER (1994) comentam que a reflectância espectral da água é influenciada pela ondulação de sua superfície, pelo material em suspensão do fundo e pela concentração de clorofila nela contida. Os mesmos autores ainda comentam que algumas características da água como o pH e a concentração de sal e oxigênio dissolvido não exercem influência na sua resposta espectral, não sendo possível estimá-las diretamente.

Nas regiões do infravermelho próximo e infravermelho médio, a identificação de corpos d'água em produtos de sensoriamento remoto pode ser realizada mais facilmente, motivado pela absorção de radiação eletromagnética incidente nestes intervalos do espectro eletromagnético, que resultam valores quase nulos de reflectância (RICHARDS, 1986; LILLESAND e KIEFER, 1994).

2.3 SISTEMAS SENSORES

NOVO (1992) define um sistema sensor como qualquer equipamento capaz de

transformar alguma forma de energia em um sinal passível de ser convertido em informação sobre o ambiente. Um sistema sensor é constituído basicamente por um coletor (que pode ser um conjunto de lentes espelhos ou antenas), um sistema de registro (filme e outros dispositivos) e um processador (MOREIRA, 2001). A maioria dos sistemas de sensoriamento remoto registra a radiação eletromagnética refletida ou emitida pelo objeto, fenômeno ou área de investigação (JENSEN, 1996).

A classificação dos sistemas sensores baseia-se em critérios como: a fonte de energia eletromagnética, região do espectro que operam e tipo de transformação sofrida pela radiação detectada. A descrição da classificação dada aos sistemas sensores foi baseada em NOVO (1992), MOREIRA (2001) e CENTENO (2003).

Quanto à fonte de energia, os sistemas sensores podem ser classificados em:

- a) Sensores passivos – são dependentes de uma fonte de iluminação externa, e detectam a radiação solar refletida ou emitida pelos objetos da superfície;
- b) Sensores ativos – produzem sua própria radiação, emitindo um fluxo de radiação em determinada faixa espectral que interage com os alvos na superfície Terra e a parte que é refletida é, então, captada pelo sensor.

Uma segunda classificação dos sistemas sensores é em função da região do espectro em que operam, podendo ser:

- a) Microondas – operam na região do espectro caracterizada por ondas de comprimento entre 1mm e 1 m;
- b) Ópticos – operam na região óptica do espectro e que se caracterizam pela utilização de componentes ópticos na sua construção (lentes, prismas e espelhos). Conforme o tipo de energia detectada, estes sensores podem ser sub-classificados como: sensores termais e sensores de energia solar refletida.

Outra classificação aplicada aos sistemas sensores refere-se ao tipo de transformação sofrida pela radiação detectada, podendo ser:

– Sistemas sensores não-imageadores – medem a radiância do alvo e apresentam os dados em forma de gráficos ou numéricos, podendo ser classificados em: Radiômetros de banda e Espectrorradiômetros;

– Sistemas sensores imageadores – são equipamentos que fornecem imagens como resultados da variação espacial da resposta espectral de uma superfície observada. Os sistemas sensores imageadores podem ser ainda classificados em função do processo utilizado na formação da imagem, sendo denominados de:

a) Sistemas fotográficos – são aqueles que utilizam dispositivos, que através de um sistema óptico registram a energia refletida pelos alvos da superfície da Terra em uma película fotossensível (filme fotográfico);

b) Sistemas eletro-ópticos – diferem dos fotográficos devido ao fato que os dados são registrados em forma de sinal elétrico, o que possibilita sua transmissão a distância. Este sistema apresenta uma subdivisão conforme o tipo de imageador, podendo ser:

b.1) Sistemas de quadros (*framing systems*) – são também conhecidos por vidicons e tiveram origem a partir de sistema de televisão. A radiação refletida de uma área da Terra é registrada num mesmo instante por um arranjo bidimensional de sensores;

b.2) Sistemas de varredura (*scanner systems*) – a imagem de uma cena é formada pela aquisição seqüencial de imagens elementares do terreno (*pixel*).

2.3.1 Sensores Eletro-Ópticos de Varredura (*scanners*)

Os sensores eletro-ópticos possuem um espelho rotatório ou oscilante que “varre” uma série contígua de estreitas faixas no terreno, perpendiculares à linha de vôo. O deslocamento da plataforma faz com que novas faixas sejam recobertas por sucessivas linhas de varredura. Assim é construído um registro bi-dimensional

contendo a informação refletida e/ou emitida ao longo da linha de vôo (ROSOT, 2001).

Os sistemas de varredura podem ser mecânicos ou eletrônicos. O sistema mecânico emprega um único sensor, que oscila perpendicularmente ao deslocamento da plataforma. Através deste movimento oscilatório a cena é imageada linha por linha. No sistema eletrônico a cena é imageada em sua totalidade através de um arranjo linear de sensores, dispostos perpendicularmente à linha de vôo ou deslocamento da plataforma (NOVO, 1992).

O satélite Ikonos II, utilizado no presente trabalho, possui o sistema eletrônico de varredura que apresenta como principal característica a obtenção de cenas com alta resolução espacial. É um exemplo da evolução tecnológica que trouxe melhorias significativas aos sistemas sensores e que vem proporcionando a ampliação de usos e produtos através da análise de imagens satelitárias.

2.3.1.1 Sistema Ikonos II

O satélite Ikonos – lançado em 24 de setembro de 1999 na Base da Força Aérea de Vandenberg, na Califórnia (EUA) e operando desde o início de janeiro de 2000 – é o primeiro satélite comercial a produzir imagens em alta resolução espacial, até então só disponíveis para fins militares.

Com a sua órbita numa altitude de 681 km e velocidade de deslocamento de 7 Km/s, o tempo de revisita é de aproximadamente três dias para imagens pancromáticas, e 1,5 dias para multiespectrais, considerando alvos ao longo da latitude 40°. O tempo de revisita para latitudes maiores que 40° será menor, enquanto para latitudes próximas ao Equador, o tempo será mais longo. As imagens são disponíveis em faixas de 11km x 100 km até 11km x 1000 km, e em razão de sua órbita heliossíncrona, as imagens são coletadas aproximadamente às 10:30 horas (linha do equador). A Figura 5 ilustra o satélite Ikonos em sua órbita.

FIGURA 5 – ILUSTRAÇÃO DO SATÉLITE IKONOS EM ÓRBITA



Fonte: SPACE IMAGING (2004)

O satélite Ikonos coleta simultaneamente imagens com resolução espacial de 1 m (pancromática) e 4 m (multiespectral), apresentando desempenho de imageamento de 2 km² por minuto. As imagens podem ser adquiridas com resolução radiométrica de 8 *bits/pixel* (256 níveis de cinza) ou 11 *bits/pixel* (2048 níveis de cinza). Na Tabela 1, são apresentadas as principais características relativas às resoluções e tamanho de arquivo para cada banda da imagem da imagem Ikonos.

TABELA 1 – INFORMAÇÕES SOBRE AS BANDAS ESPECTRAIS DO SATÉLITE IKONOS

Sensor	Faixas Espectrais	Resolução			Tam. Arquivo / km ² (MB)	
		Espectral (μm)	Espacial (m)	Temporal (dias)	Resolução Radiométrica	
					11 <i>Bits/pixel</i>	8 <i>Bits/pixel</i>
Pancromático	Pan	0,45 - 0,90	1	2,9	2	1
Multiespectral	Azul	0,45 - 0,52	4	1,5	0,5	0,25
	Verde	0,52 - 0,60				
	Vermelho	0,63 - 0,69				
	Infravermelho Próximo	0,76 - 0,90				

Fonte: SPACE IMAGING (2004)

A Space Imaging é a empresa que opera o sistema e detém os direitos de comercialização de imagens Ikonos.

Quando comparadas com imagens Landsat 5 e 7, as imagens Ikonos apresentam maior poder de discriminação dos alvos terrestres, principalmente da cobertura vegetal, áreas sombreadas e de corpos d'água ANTUNES (2002). A alta resolução espacial apresentada pelas imagens Ikonos proporciona um aumento significativo no grau de detalhe, tornando-as superiores em quantidade e qualidade de informações.

O sistema pode efetuar – além de visadas convencionais no nadir – visadas avante e para trás na mesma faixa do terreno, permitindo a obtenção do modelo estereoscópico da região imageada (CENTENO, 2003).

Devido à sua resolução espacial, as imagens Ikonos proporcionam facilidade na interpretação visual, substituindo, em grande parte dos casos, o uso de fotografias aéreas. Também permitem fazer ampliações até em escala de 1:2.500, possibilitando a identificação, reconhecimento e discriminação das feições de interesse. Em estudos ambientais, as imagens Ikonos vêm sendo usadas para a obtenção de mapas de uso e cobertura do solo com maior grau de detalhamento, elaboração de planos de desenvolvimento sustentável, estudos quantitativos, desenvolvimento de Sistemas de Informações Geográficas e em perícias ambientais.

2.4 IMAGENS DIGITAIS

As imagens de sensoriamento remoto, por sua natureza digital, são constituídas por um arranjo de elementos sob a forma de uma malha ou *grid*. Cada célula desse *grid* recebe o nome de *pixel* (*picture element*) e tem sua localização definida em um sistema de coordenadas do tipo “linha e coluna”, representados por X e Y, respectivamente. A célula possui também um atributo numérico Z conhecido por DN (*digital number*), que indica o nível de cinza dessa célula. O DN representa a

intensidade da energia eletromagnética (refletida ou emitida) medida pelo sensor, para a área da superfície terrestre correspondente ao tamanho do *pixel* (CRÓSTA, 1992).

Os números digitais (DN) são registrados como uma série de dígitos binários conhecidos como *bits*. O número de *bits* é sempre uma potência do número 2, e determina o número de valores de brilho em uma imagem digital, ou seja, sua resolução radiométrica. A determinação da disponibilidade de *bits* está em função do projeto do sistema, principalmente da sensibilidade do sensor e a capacidade de registrar e transmitir dados (CAMPBELL, 1996). As imagens registradas por sensores eletro-ópticos podem ser apresentadas em várias resoluções radiométricas, sendo as mais comuns em 8 e 11 *bits/pixel*. Quanto maior for a resolução radiométrica, maior é o poder de contraste e de discriminação das imagens.

Imagens em formato analógico podem ser transformadas em digitais através do processo conhecido por digitalização, com o uso de um *scanner*, que a transforma em uma matriz de linhas e colunas, atribuindo para cada célula um valor de nível de cinza proporcional à tonalidade da imagem original. Essa matriz é, então, convertida para um formato digital gráfico, podendo ser lida e manipulada por sistemas de processamento digital (CRÓSTA, 1992).

2.5 ANÁLISE VISUAL DE IMAGENS DIGITAIS

O processo de interpretação visual de imagens baseia-se em certos princípios de análise, que incluem métodos para detectar, identificar e medir objetos observados a partir de uma perspectiva aérea ou orbital. A análise visual consiste na inspeção das imagens, a fim de extrair delas informações úteis (NOVO, 1992). Conforme CAMPBELL (1996), a interpretação de imagens na tela do computador baseia-se nos mesmos princípios da interpretação de fotografias aéreas, porém, os dados digitais possuem algumas características que requerem tratamento especial no contexto da interpretação visual.

MOREIRA (2001), comenta que, para obter êxito na análise de imagens de satélite, alguns fatores como época de obtenção da imagem, tipo de produto, bandas espectrais, escala das imagens e a experiência do intérprete contribuem para atender os objetivos do trabalho.

A identificação dos objetos é feita a partir de análise de elementos como: tonalidade, cor, textura, tamanho, forma, padrão, altura, sombreamento, localização e contexto (NOVO, 1992). A correta interpretação de um objeto requer bom conhecimento de suas características. Um intérprete experiente de imagens de sensoriamento remoto utiliza geralmente as propriedades tonalidade, textura e contexto (CRÓSTA, 1992).

A tonalidade refere-se à cor ou ao brilho dos objetos que compõem a cena, estando relacionados às propriedades de reflectância dos materiais e depende da porção do espectro eletromagnético coberto pela imagem considerada (CRÓSTA, 1992). Em uma imagem de satélite, as diferentes quantidades de energia refletida pelos alvos estão associadas a tons de cinza, isto é, quanto mais energia um alvo reflete mais energia chega ao sensor a bordo do satélite.

A textura pode ser entendida como sendo o padrão de arranjo espacial dos elementos texturais, que são as menores feições contínuas e homogêneas distinguíveis (MOREIRA, 2001). Oferece a impressão visual de rugosidade ou lisura de determinada porção da imagem (NOVO, 1992), sendo influenciada, no caso de imagens de satélite, pela resolução espacial e pelo ângulo de iluminação. Feições com reflectância similar podem ser distinguidas baseando-se em suas diferenças de textura (LILLESAND e KIEFER, 1994). Em áreas de matas naturais a textura pode ser influenciada pelo efeito do sombreamento devido às diferenças no tamanho das árvores que proporcionam dosséis irregulares (MOREIRA, 2001).

O contexto ou associação refere-se à ocorrência de certas feições em relação a outras (LILLESAND e KIEFER, 1994), sendo um elemento onde se faz a combinação de várias interpretações isoladas que, em conjunto, auxiliam na interpretação final.

A coleta de informações em pontos considerados “alvo” permite ao intérprete uma referência na compreensão da resposta espectral das classes a serem mapeadas.

As demais regiões na imagem que apresentam semelhanças aos pontos de referência serão facilmente interpretadas através de uma simples comparação.

A definição de uma composição colorida adequada e a aplicação de técnicas de realce pode favorecer na identificação e reconhecimento dos objetos sob investigação.

2.6 PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGENS (PDI)

A área de processamento digital de imagens tem atraído grande interesse nas últimas duas décadas. O processamento digital de imagens envolve a manipulação e a interpretação de imagens digitais com o auxílio de um computador (LILLESAND e KIEFER, 1994). A evolução da tecnologia de computação digital, bem como o desenvolvimento de novos algoritmos para processamento de sinais bidimensionais está permitindo uma gama de aplicações cada vez maior (SPRING, 1998).

Segundo NOVO (1992), o processamento digital é uma etapa que precede a análise visual dos dados e pode ser bastante útil à fotointerpretação. A função primordial do processamento digital de imagens é fornecer ferramentas computacionais para facilitar a identificação e a extração das informações contidas nas imagens (CRÓSTA, 1992), melhorando o aspecto visual de certas feições estruturais para o analista humano e fornecendo outros subsídios para a sua interpretação, inclusive gerando produtos que possam ser posteriormente submetidos a outros processamentos (SPRING, 1998).

As técnicas computacionais tentam simular a capacidade do sistema visual humano em reconhecer padrões espectrais nos dados remotamente sensoriados. Uma grande vantagem do uso do computador no reconhecimento dos padrões, em relação à interpretação visual, reside na capacidade que estes têm de processar grande volume de informações presentes na imagem, tarefa, esta, limitada ao ser humano (MOREIRA, 2001). No caso de avaliação em grandes áreas, o processamento digital pode ser repetido facilmente (CENTENO, 2003).

As técnicas de processamento digital de imagens podem ser divididas em duas etapas, sendo uma o pré-processamento e a outra o processamento propriamente dito.

O pré-processamento se refere às operações efetuadas preliminarmente à análise principal (CAMPBELL, 1996), preparando os dados do satélite, com o intuito de melhorar sua qualidade para a operação de classificação. No pré-processamento são corrigidas as distorções ou degradações oriundas do processo de aquisição da imagem (LILLESAND E KIEFER, 1994).

2.6.1 Correção Geométrica

Imagens geradas por sensores remotos, sejam elas fotografias aéreas ou imagens de satélite, estão sujeitas a uma série de distorções espaciais, não possuindo, portanto, precisão cartográfica no posicionamento dos objetos, superfícies ou fenômenos nelas representados. As principais fontes de distorções geométricas que ocorrem em imagens de sensores remotos orbitais, citadas por MATHER (1999); LILLESAND e KIEFER (1994), são os erros instrumentais, rotação e curvatura da terra, refração atmosférica, taxa de varredura finita de alguns sensores, instabilidade na plataforma (altitude e velocidade) e distorções panorâmicas referentes à geometria de aquisição.

Para que a precisão cartográfica seja introduzida, faz-se necessário que as imagens sejam corrigidas segundo um sistema de coordenadas, de modo que ela assuma as propriedades de escala e projeção de um mapa (CRÓSTA, 1992). A Correção Geométrica ou Georreferenciamento de uma imagem compreende uma transformação geométrica que relaciona coordenadas de imagem (linha, coluna) com coordenadas de um sistema de referência (SPRING, 1998), feitos em algoritmos específicos que reorganizam os *pixels* da imagem em relação a determinado sistema de projeção cartográfica (NOVO, 1992).

A relação entre dois sistemas de coordenadas (mapa e imagem) pode ser calculada através do conhecimento exato dos parâmetros geométricos da órbita do

satélite (modelo de geometria orbital) ou através da definição de pontos de controle (PC's) no terreno, que tem de ser reconhecíveis tanto no mapa como na imagem. A transformação relativa ao modelo de geometria orbital apresenta baixo grau de precisão, sendo o erro médio estimado para esse método na ordem de 2% (CRÓSTA, 1992). A transformação por pontos de controle utiliza informações geográficas adquiridas em mapas planimétricos, plani-altimétricos, vetores ou ainda informações coletadas com a técnica do *Global Positioning System* (GPS). Os valores dos pontos de controle são, então, submetidos a uma análise de regressão para determinar os coeficientes de duas equações de transformação de coordenadas que podem ser usadas para inter-relacionar as coordenadas geometricamente corrigidas (mapa) e as coordenadas da imagem (LILLESAND e KIEFER, 1994).

De acordo com SPRING (1998), o número mínimo de pontos de controle é dependente da equação de transformação utilizada. Geralmente tais equações são representadas por polinômios de ordem n . Para o polinômio de grau n , o número mínimo de pontos de controle deve ser:

$$N^{\circ} PC's = \frac{(n^2 + 3n + 2)}{2} \quad \text{onde } n \text{ é o grau do polinômio.}$$

Como as coordenadas medidas nos pontos de controle estão sujeitas a erros, convém usar um número de pontos maior que o mínimo. Nesse caso, trabalha-se com um sistema de equações sobre-determinado, que possui mais equações que incógnitas e permite tratar e distribuir os erros de medição dos pontos de controle. A distribuição dos pontos de controle na área a ser registrada também é importante, pois as transformações polinomiais tendem a se comportar adequadamente apenas na região onde se encontram os pontos de controle (SPRING, 1998).

Conforme ENVI (2004), avaliação da acurácia do georreferenciamento é visualizada pelo valor do erro médio quadrático (RMS), que é uma medida do desvio dos valores calculados em relação aos valores originais. O erro RMS é estimado

tomando-se uma amostra dos valores calculados e comparando-a com seus valores reais, sendo dado pela equação:

$$RMS = \sqrt{(X_1 - X_{orig})^2 + (Y_1 - Y_{orig})^2}$$

em que:

X_1 – Coordenada de linha calculada na imagem não-registrada

Y_1 – Coordenada de coluna calculada na imagem não-registrada

X_{orig} : Coordenada original de linha do GCP na imagem

Y_{orig} : Coordenada original de coluna do GCP na imagem

O processo de correção por pontos de controle resulta na produção de uma nova imagem, onde seus *pixels* não correspondem espacialmente aos *pixels* da imagem original (CRÓSTA, 1992). As células vazias devem ser preenchidas com o nível de cinza do(s) *pixel*(s) correspondente(s) da imagem original (LILLESAND e KIEFER, 1994). Para determinar o valor dos *pixels* no *grid* corrigido, utiliza-se a reamostragem pelo método de interpolação de valores de níveis de cinza (DN's). CRÓSTA (1992) comenta serem três os métodos mais comuns de interpolação, a saber:

- a) Vizinho mais próximo (*nearest-neighbor*) – usa o valor do *pixel* mais próximo para atribuir o valor do *pixel* de saída;
- b) Interpolação bilinear (*bilinear interpolation*) – toma por base os níveis de cinza dos quatro vizinhos mais próximos ao centro do novo *pixel*, calculando a média ponderada das distâncias dos centros dos quatro vizinhos;
- c) Convolução cúbica (*cubic convolution*) – o valor do novo *pixel* baseia-se no ajuste por polinomial de terceiro grau, utilizando o valor médio dos 16 *pixels* vizinhos mais próximos.

Segundo CRÓSTA (1992), CAMPBELL (1996) e MATHER (1999), o método do vizinho mais próximo é um método simples que proporciona rápido

processamento e que preserva o número digital original da imagem. A escolha do método de reamostragem depende do objetivo para o qual será usada a imagem. No caso de imagens que serão classificadas automaticamente, não são desejáveis alterações nos valores dos níveis de cinza.

Muitas vezes a análise comparativa de imagens multitemporais ou a combinação entre imagens de diferentes sensores sobre uma mesma área, ou ainda a justaposição de imagens se faz necessária; nesse caso é preciso assegurar que os *pixels* das imagens a serem trabalhadas sejam referentes à mesma área no terreno. Para tanto se realiza a operação de registro, onde, ao invés de se registrar as coordenadas em *pixel*/linha de uma imagem às coordenadas geográficas, registra-se coordenadas do tipo *pixel*/linha entre si, utilizando o algoritmo “imagem para imagem”, disponível nos *software* de processamento de imagens. As etapas seguintes são realizadas da mesma forma que para o georreferenciamento (CRÓSTA, 1992).

2.6.2 Segmentação de Imagens

Os processos de segmentação simulam o comportamento do fotointérprete ao reconhecer áreas homogêneas na imagem, baseando-se em suas propriedades espectrais e espaciais (SPRING, 1998).

O processo consiste em agrupar *pixels* com características similares em termos tonais e texturais, formando regiões homogêneas. Desta forma, a imagem é particionada em um conjunto de regiões correspondentes às feições da superfície terrestre que irão servir de base para a análise e cartografia temática (VENTURIERI e SANTOS, 1998). Entende-se por região um conjunto de *pixels* contíguos, que se espalham bidirecionalmente e apresentam uniformidade (SPRING, 1998).

O ato de segmentar uma imagem corresponde à formação de áreas compostas por determinado número de *pixels* unidos por um critério de similaridade. Os resultados desse processo são áreas com aspecto contínuo, onde cada área possui

características espectrais bem diferentes das vizinhas que a cercam (VENTURIERI e SANTOS, 1998).

Geralmente, a segmentação é o primeiro passo em análise de imagens, passo este que pode determinar o eventual sucesso ou fracasso de uma análise. Consiste em uma operação que subdivide uma imagem em suas partes ou objetos constituintes devendo cessar quando os objetos de interesse na aplicação tiverem sido isolados (GONZALES e WOODS, 2000). O processo de segmentação prepara as imagens de satélite para uma futura classificação temática, onde os elementos analisados e utilizados na classificação serão as regiões resultantes da aplicação do segmentador, utilizado na definição do espaço de atributos da classificação (VENTURIERI e SANTOS, 1998).

O uso da segmentação anterior à classificação de imagens supera as limitações apresentadas com o processo de análise pontual (*pixels* analisados de forma isolada), que se baseia unicamente em atributos espectrais (SPRING, 1998).

ANTUNES (2003) comenta que não existe um modelo formal para segmentação, sendo este processo essencialmente empírico e, em geral ajustável aos diferentes tipos de imagens, com limiares definidos face à complexidade dos alvos investigados.

A segmentação, em geral, baseia-se nas características de descontinuidade e similaridade dos tons de cinza de uma imagem. O método que avalia a descontinuidade baseia-se na mudança abrupta dos valores de cinza e o método por similaridade fundamenta-se na agregação de *pixels* em função da sua semelhança com os *pixels* vizinhos (GONZALES e WINTZ, 1987).

Com os produtos resultantes dos sensores óticos, as linhas de pesquisa que avaliam estas imagens, voltadas para o campo florestal, têm abordado operações de segmentação, baseada em algoritmos de crescimento de regiões. Segundo MOREIRA (2001), este algoritmo, que se baseia na similaridade dos tons de cinza, vem apresentando o melhor desempenho na distinção de feições em áreas agrícolas e de vegetação natural.

2.6.2.1 Segmentação por crescimento de regiões

A segmentação por crescimento de regiões é uma técnica de agrupamento de dados, na qual somente as regiões adjacentes, espacialmente, podem ser agrupadas (SPRING, 1998).

VENTURIERI e SANTOS (1998) mencionam que o algoritmo de crescimento de regiões gera, a partir de um *pixel* (i, j) , uma região contendo (i, j) e possuindo o valor médio de nível de cinza próximo ao de (i, j) . O grau de similaridade é determinado por um parâmetro de tolerância (t) , representado pela distância euclidiana entre os vetores associados a cada segmento. De acordo com LIPORACE¹ (1994), (*apud* VENTURIERI e SANTOS, 1998), deve-se estabelecer uma distância (R_i, R_j) como medida de similaridade entre regiões R_i e R_j e um limiar A (número de *pixels*) que determina o tamanho mínimo aceitável para uma região. O algoritmo de crescimento de regiões considera:

- a) Inicialmente cada *pixel* da imagem representa uma região, onde, por exemplo, os vizinhos da região R_1 são as regiões R_2, R_3, R_4 e R_5 ;
- b) Sendo R_i e R_j duas regiões, onde R_i é o vizinho mais próximo de R_j e vice-versa, a região R_i é a vizinha mais próxima de R_j quando a Distância $(R_j, R_i) \leq$ Distância (R_j, R_k) para todo R_k vizinho de R_j ;
- c) Se a distância $(R_j, R_i) < t$, uma região $R_1 = R_j \cup R_i$ é criada, retornando ao passo (b);
- d) Para cada região R_j , cujo tamanho em *pixels* for menor que “ A ”, cria-se um segmento $R_k = R_j \cup R_i$, onde R_i é o vizinho mais próximo de R_j . Este processo se repete até não haver mais nenhuma região com tamanho inferior a “ A ”.

A cada nova inclusão de um *pixel* ao segmento, as características como a média e a variância deste são redefinidas.

¹ LIPORACE, F.S. **Um sistema neural para monitoração do desflorestamento na região Amazônica utilizando imagens Landsat**. Rio de Janeiro, 1994. 122 p. Dissertação de Mestrado. Universidade Federal do Rio de Janeiro.

A definição dos valores de limiares é uma etapa importante na determinação da precisão da segmentação. Se os limiares forem muito baixos, o processo não atribuirá muitos *pixels* às classes (fragmentação excessiva). Por outro lado, se forem muito altos, *pixels* representativos de diferentes classes serão incorretamente agrupados (NASCIMENTO e ALMEIDA FILHO, 1996). De acordo com GONZALES e WOODS (2000), a seleção de critérios de similaridade é dependente do problema em consideração e também do tipo de dados (imagem) disponíveis.

O limiar de similaridade refere-se à diferença entre níveis de cinza abaixo do qual duas regiões são consideradas similares e, então, agrupadas. Corresponde ao valor da distância Euclidiana mínima entre as médias das regiões consideradas. O limiar de área é o valor que define o número mínimo de *pixels* para que uma região seja individualizada. Regiões menores que o limiar estipulado são absorvidas por outras regiões que possuem média espectral mais próxima.

A definição dos limiares para segmentação de imagens depende principalmente dos padrões de repartição espacial dos objetos de cada área e da definição da generalização cartográfica ideal, em função da escala cartográfica da abordagem realizada. Não existe, portanto, uma padronização de valores destas variáveis para a obtenção de bons resultados (COUTINHO, 1997).

Sobre o aspecto tempo de processamento da segmentação, este se relaciona com o número de bandas selecionadas, o tamanho das imagens e com os limiares definidos. Quanto maior o número de bandas, maior o número de *pixels* e maiores os valores de limiar, menor será o tempo computacional (NASCIMENTO e ALMEIDA FILHO, 1996).

Conforme OLIVEIRA (1999), até o ano de 1999 a maioria das pesquisas brasileiras que utilizaram o algoritmo de segmentação por crescimento de regiões foram em estudos com dados da região Amazônica, não havendo divulgação de trabalhos que utilizavam esta técnica para estudos na região de abrangência da Floresta Ombrófila Mista.

NASCIMENTO e ALMEIDA FILHO (1996) fizeram o uso da técnica de segmentação por crescimento de regiões em imagens Landsat-TM que recobrem parte

da floresta Amazônica, visando otimizar a técnica de interpretação visual. Foram executadas 10 segmentações, utilizando 10 pares de limiares diferentes. A segmentação com limiar de similaridade 12 e com limiar de área 10 foi a que melhor delimitou as classes temáticas. Os autores concluíram que a segmentação apresentou resultado satisfatório, podendo seu produto ser utilizado para substituir várias etapas da interpretação visual.

ALVES et al. (1996) usaram a técnica de segmentação de uma área em Rondônia, com a finalidade de classificar áreas com mudança de cobertura da terra conforme três classes consideradas como as principais para os estudos de dinâmica de uso da terra: floresta primária, desmatamento (área da qual foi retirada a cobertura vegetal) e vegetação secundária (área desmatada na qual desenvolveu-se vegetação secundária depois do abandono). Foram analisadas seis passagens da cena WRS-TM 231/67, para os anos de 1985, 1986, 1988, 1990, 1992 e 1994. Os resultados gerais proporcionados pela segmentação foram satisfatórios, apresentando bom potencial para o uso em atividades similares à executada, podendo ser a base para a geração de mapas de uso da terra de forma mais rápida que a classificação convencional.

COUTINHO (1997) analisou os resultados da utilização da segmentação por crescimento de regiões sobre imagens do satélite Landsat-TM, no mapeamento dos usos da terra no Município de Campinas-SP, região densamente ocupada, heterogênea e com a paisagem muito fragmentada. O processo de segmentação, seguido de classificação supervisionada das imagens, mostrou ser eficiente para mapeamentos na escala de 1:50.000 nas condições apresentadas pela área de estudo.

OLIVEIRA (1999) aplicou a operação de segmentação também sobre imagens Landsat-5 TM com a finalidade de desenvolver uma avaliação multitemporal na alteração de quantidade de biomassa florestal fazendo o uso de imagens-diferença, para a área da Floresta Nacional de Irati e suas proximidades, no município de Fernandes Pinheiro-PR.

ROSOT (2001) utilizou a operação de segmentação de imagens na avaliação das potencialidades da imagem JERS e a sua integração com imagens LANDSAT-5 TM para a elaboração de mapas temáticos e classificação de reflorestamentos de

Eucalyptus spp e *Pinus spp* no município de Sengés-PR. A técnica de segmentação de imagens revelou ser promissora – especialmente no processamento de imagens JERS – em que o mapa temático foi elaborado a partir de um procedimento combinado envolvendo a atribuição de classes temáticas aos polígonos gerados pela segmentação.

OLIVEIRA (2002) comparou resultados da segmentação por crescimento de regiões com os resultados de interpretação visual e ainda com dados coletados em campo com GPS. Seu principal objetivo foi desenvolver um índice para a avaliação quantitativa dos resultados proporcionados por diferentes valores de limiares no processamento da segmentação.

DISPERATI et al. (2003) fizeram o uso da segmentação por crescimento de regiões em imagem Landsat 7 ETM no mapeamento da cobertura florestal do município de Irati-PR, onde foram quantificadas as áreas com florestas nos anos de 1986 e 1999. Neste caso, o processo de segmentação foi abandonado em virtude das características da região estudada – topografia ondulada e a estrutura fundiária com 96,8% das propriedades com área inferior a 100 ha – que ocasionaram dificuldades na definição dos parâmetros de área e similaridade.

BINS et al. (1996); BATISTA et al. (1997); NASCIMENTO et al. (1998); PEREIRA et al. (1998) também utilizaram e analisaram a eficiência do algoritmo de segmentação por crescimento de regiões.

Em imagens de alta resolução, o uso do processo de segmentação pode ser observado nos trabalhos de CAMPOS et al. (2002), ANTUNES (2003), BARBOSA et al. (2003) e ROLIM (2003). Em todos estes trabalhos foi utilizado o *software* eCognition (DEFINIENS) para o processamento.

2.6.2.1 Análise da segmentação

A qualidade de uma segmentação pode ser medida a partir de uma avaliação qualitativa e quantitativa. A avaliação qualitativa é baseada na inspeção visual e permite verificar questões relativas ao número de segmentos gerados, preservação de

pontos isolados e feições lineares, regularidade de bordas entre regiões, etc. Uma avaliação quantitativa de segmentação é efetuada por meio de grandezas que permitem quantificar, em valores numéricos, características a seu respeito como número de segmentos, tamanhos dos segmentos em *pixels*, tempo de processamento, intensidade média das radiometrias dos segmentos, etc. (LUCCA, 1998).

ZHANG (1996) apresenta dois métodos de análise de resultados da segmentação. O primeiro – definido como método analítico – permite examinar e avaliar diretamente os algoritmos através da análise de seus princípios, suposições, propriedades, exigências, utilidade, complexidade, etc, não dependendo de experimentos e podendo ser aplicado sem que o algoritmo esteja completamente implementado. A aplicação deste método é independente da natureza ou objetivo da segmentação. O segundo é o método empírico, que permite examinar e avaliar um algoritmo de forma indireta, através da aplicação de imagens-teste e medição da qualidade do resultado da segmentação. Este método pode ser dividido em dois tipos: de discrepância e de qualidade.

De acordo com LUCCA (1998) e OLIVEIRA (2002), os métodos empíricos de qualidade permitem examinar e avaliar o desempenho de algoritmos julgando simplesmente a qualidade da segmentação final obtida, sem nenhum conhecimento *a priori* da segmentação verdadeira (referência). Forma e uniformidade dos segmentos, além da diferença espectral entre as regiões extraídas pelo algoritmo, são algumas medidas de qualidade propostas neste método (OLIVEIRA, 2002).

Os métodos empíricos de discrepância permitem examinar e avaliar o desempenho de um algoritmo através da comparação da segmentação de uma imagem produzida pelo mesmo com uma segmentação de referência, sendo que ambas as segmentações são obtidas a partir do mesmo dado de entrada. No caso em que o dado de entrada é uma imagem real, a segmentação de referência é geralmente obtida através de uma segmentação manual da imagem de entrada baseada na interpretação visual. No caso de imagens sintéticas, a segmentação de referência é obtida diretamente do seu processo de geração (LUCCA, 1998).

OLIVEIRA (2002) cita alguns parâmetros de discrepância que podem ser analisados através dos métodos empíricos de discrepância, sendo eles: área, forma, excentricidade, perímetro, esfericidade, posição, número de objetos entre a segmentação obtida pelo algoritmo e o dado de referência. Valores de discrepância elevados são atribuídos a grandes erros da segmentação, evidenciando um baixo desempenho do algoritmo.

LUCCA (1998) comenta que para a aplicação efetiva dos métodos empíricos, o conhecimento do objetivo da segmentação é um aspecto relevante. Isto porque nos métodos empíricos de qualidade, a definição das medidas de qualidades desejáveis da segmentação impõe o conhecimento acerca do resultado esperado. Por outro lado, nos métodos de discrepância, a exigência da construção da segmentação de referência implica numa dependência ainda maior do conhecimento deste objetivo, uma vez que o mesmo baliza o resultado da segmentação manual.

ALVES et al. (1996) avaliaram os resultados da segmentação e da classificação por *pixel* convencional, comparando-os no aspecto de concordância das classificações, sem fazer comparação com dados sobre a verdade terrestre. NASCIMENTO e ALMEIDA FILHO (1996) definiram o melhor par de limiares por meio de comparação com um arquivo de linhas de referência gerado pela segmentação através da interpretação visual, avaliando a separação coerente de níveis de cinza, visualmente distintos, correspondentes às classes temáticas e a separação com tendência excessiva a gerar novos segmentos dentro de classes temáticas homogêneas. RODRÍGUEZ et al. (2000) comparou os resultados da segmentação com mapas temáticos gerados sobre os dados de entrada. Conforme GONZALES e WINTZ (1987), esta é uma maneira qualitativa mais eficiente para avaliar a precisão da segmentação.

A avaliação dos resultados produzidos por um algoritmo segmentador, somente de maneira qualitativa pode não ser inteiramente confiável devido à subjetividade do analista na aceitação ou rejeição dos resultados. Fazendo uso de métodos quantitativos esta influência na definição do melhor resultado é eliminada por se tratar de uma comparação de valores numéricos entre os parâmetros de análise.

2.6.3 Classificação Digital

Um dos principais objetivos do sensoriamento remoto é o de distinguir e identificar as composições de diferentes materiais da superfície, sendo possível esta distinção e identificação devido ao fato de os materiais terem comportamentos específicos ao longo do espectro eletromagnético (CRÓSTA, 1992). O principal objetivo dos procedimentos de classificação de imagens é automatizar a categorização de todos os *pixels* de uma imagem dentro de temas ou classes de cobertura da terra (LILLESAND e KIEFER, 1994). O reconhecimento dos objetos na cena é efetuado a partir da análise quantitativa dos níveis de cinza (NOVO, 1992), por meio de um processo de decisão no qual um grupo de *pixels* é definido como pertencente a determinada classe (SANTOS e VENTURIERI, 1998).

MATHER (1999) divide o processo de classificação em dois estágios. O primeiro é o reconhecimento das categorias do mundo real dos objetos, e o segundo como rotulação das entidades a serem classificadas.

Segundo CENTENO (2003), a classificação é uma maneira de tornar a interpretação de imagens mais simples, com o agrupamento de *pixels* em classes, partindo da hipótese que *pixels* que cobrem um mesmo alvo devem ter características espectrais similares.

A classificação de objetos ou fenômenos é feita pela escolha das características que os descrevem para diferenciá-los entre si. Na definição matemática, usa-se o espaço de atributos (*feature space*), que é essencial para se entender como funciona a classificação de imagens multiespectrais. No processamento digital, a cada eixo desse espaço, são atribuídos os níveis de cinza de uma determinada banda espectral (ENVI, 2004). Para que uma caracterização espectral das superfícies seja alcançada, é necessário utilizar o maior número de bandas disponíveis, aumentando assim a precisão da classificação (CRÓSTA, 1992).

Se a classificação é executada para todos os *pixels* de uma determinada área, o resultado é um mapa temático mostrando a distribuição geográfica de um tema,

podendo se dizer que a imagem classificada é uma forma de mapa digital temático (CRÓSTA, 1992).

Conforme a base tomada pela regra de decisão no processo, os classificadores podem ser divididos em: classificadores "*pixel a pixel*" e classificadores por regiões. Os classificadores "*pixel a pixel*" utilizam apenas a informação espectral, isoladamente, de cada *pixel* para achar regiões homogêneas (SPRING, 1998). São definidos por LILLESAND e KIEFER (1994) como procedimentos de reconhecimento de padrões espectrais. Estes classificadores podem ser ainda separados em métodos estatísticos e determinísticos (SPRING, 1998).

Os procedimentos de classificação por reconhecimento de padrões espaciais (LILLESAND e KIEFER, 1994) ou classificadores por regiões, são processos que utilizam além de informação espectral de cada *pixel*, a informação espacial que envolve a relação entre os *pixels* e seus vizinhos. A informação de borda é utilizada inicialmente para separar as regiões e as propriedades espaciais e espectrais que irão unir áreas com mesma textura (SPRING, 1998). São classificadores que tentam repetir o tipo de síntese espacial feito por uma analista durante o processo de interpretação visual, sendo, portanto, mais complexos que os procedimentos de reconhecimento de padrões espectrais (LILLESAND e KIEFER, 1994).

Outra categoria de divisão dos métodos de classificação se refere ao nível de interação do analista no processo de reconhecimento da assinatura espectral das classes, definido como treinamento. O processo pode ser, então, dito como supervisionado ou não-supervisionado.

2.6.3.1 Classificação não-supervisionada

A classificação não-supervisionada ou também definida como *clustering*, é um processo que não requer a definição de categorias em termos das quais a superfície da terra será descrita (MATHER, 1999), não havendo qualquer conhecimento prévio do classificador sobre os atributos das classes pertinentes à cena.

O reconhecimento das classes presentes na imagem é efetuado pelo algoritmo classificador, sendo assumido que cada grupo representa a distribuição de probabilidade de uma classe (SPRING, 1998). Os *pixels* nas áreas de treinamento determinam o agrupamento “natural” dos dados, considerando sua distribuição num espaço de atributos de N dimensões (NOVO, 1992). Em uma etapa seguinte os termos para identificação dos grupos são inseridos. Este limiar estabelece quais as concentrações de *pixels* devem ser tratadas como grupos distintos (RICHARDS, 1986).

Por ser realizada com pouco controle do analista na separação das classes, a classificação não-supervisionada não requer do analista um conhecimento prévio da área de estudo (NOVO, 1992). A maioria dos algoritmos incluídos nesta categoria exigem como única interação do analista a definição dos valores de parâmetros para um número mínimo e máximo de classes.

Os algoritmos de *clustering* ou de agrupamento mais comuns são o “K-médias” e o “Isodata” para classificações por *pixel*, e o “Isoseg” para classificação por regiões.

O classificador “Isoseg” é um algoritmo de agrupamento de dados não-supervisionado, disponível no *software* SPRING (INPE), aplicado sobre o conjunto de regiões definidas pela técnica de segmentação, que por sua vez são caracterizadas por seus atributos estatísticos de média, matriz de covariância, e também pela área. Segundo MOREIRA (2001), é o algoritmo de classificação por regiões mais utilizado no mapeamento de áreas com vegetação. As fases de processamento deste algoritmo são descritas por VENTURIERI e SANTOS (1998) e SPRING (1998). Na primeira é definido um limiar de aceitação (em percentagem), que define uma distância entre os centros iniciais dos *clusters* (distância de *Mahalanobis*), de forma que todas regiões pertencentes a uma dada classe estejam distantes da classe por uma distância inferior a esta. Quanto maior o limiar, maior esta distância e conseqüentemente menor será o número de classes detectadas pelo algoritmo.

As regiões são ordenadas em ordem decrescente de área. As regiões com maior área e que ainda não tenham sido associadas a nenhuma classe são consideradas

representativas da nova classe. Atributos estatísticos como a média e a matriz de covariância da região de maior área são tomados como parâmetros iniciais de uma dada classe. Associa-se a esta classe todas regiões cuja distância de *Mahalanobis* for inferior à distância definida pelo limiar de aceitação, seguido de um recálculo dos atributos da classe. Este processo é contínuo até que não haja mais associação de regiões e todas as classes estejam reconhecidas. A distância de *Mahalanobis* é calculada por:

$$d = \sqrt{(x_m - \bar{x})' S^{-1} (x_m - \bar{x})}$$

em que:

m é o índice da classe amostrada;

x_m é o valor da classe m

\bar{x} é o vetor médio da classe m

S é a matriz variância-covariância

$(x_m - \bar{x})'$ é a transposta do vetor $(x_m - \bar{x})$

Além da dispersão dos dados em cada banda, a distância de *Mahalanobis* considera a correlação entre bandas ao incluir os elementos de covariância.

2.6.3.2 Classificação supervisionada

Na classificação supervisionada, o classificador orienta sua busca de classes a partir de amostras de treinamento feitas anteriormente com as classes de interesse na cena. Devido à interação do analista na aquisição de amostras, sobre as quais as análises estatísticas são feitas para o processo de classificação, LILLESAND e KIEFER (1994); CRÓSTA (1992) e MATHER (1999), salientam a importância de um conhecimento prévio sobre a área a ser estudada. No processo, o conjunto de amostras de

treinamento de cada classe tem os números digitais de seus *pixels* componentes comparados aos números digitais de cada *pixel* da imagem, para então proceder à classificação (CRÓSTA, 1992).

O sucesso de uma classificação usando amostras de treinamento somente será obtido se as amostras forem homogêneas e representativas das classes de interesse (NOVO, 1992), devendo, porém, incluir toda a amplitude de variabilidade que cada classe apresentar.

Observações de campo feitas na mesma época da passagem do satélite, em locais específicos dentro da área a ser classificada, podem ser usadas como um padrão de comparação no agrupamento de *pixels* desconhecidos na imagem (CRÓSTA, 1992). Além de dados coletados em campo, MATHER (1999) cita as fotografias aéreas, informações publicadas e mapas como possíveis fontes de auxílio na definição das amostras de treinamento.

Quanto ao número de amostras, VENTURIERI e SANTOS (1998) comentam que estas devem refletir a variabilidade de cada categoria dentro da área de estudo, não existindo um número ideal para representar as classes de interesse. RICHARD (1986) sugere que o número mínimo de amostra de treinamento para representar cada classe seja igual $(N+1)$, onde N é o número de bandas que compõe a imagem. VENTURIERI e SANTOS (1998) indicam um valor mínimo de $3N$ amostras no caso de classificações supervisionadas de temas agrícolas e florestais em regiões tropicais.

CAMPBELL (1996) sugere a seleção de um maior número de amostras pequenas ao invés de poucas amostras grandes. A distribuição sobre a imagem não deve formar agrupamentos em um local para não proporcionar condições que não são representativas, que tendem a subestimar a variabilidade dentro de cada classe e a superestimar o grau de distinção entre categorias. O posicionamento das amostras não deve incluir *pixels* de borda. A homogeneidade das amostras deve ser observada, devendo o seu conjunto apresentar uma distribuição unimodal de frequência para cada classe.

VENTURIERI e SANTOS (1998) recomendam o uso de programas de análise de amostras que permitem avaliar o desempenho de cada amostra de treinamento em

relação às demais e ao conjunto de classes estudadas, podendo se fazer inclusões e exclusões de áreas até atingir uma coerência na representação temática.

Dentre os algoritmos de classificação supervisionada os mais conhecidos são: “Máxima Verossimilhança”, “Paralelepípedo” e “Distância Mínima” que operam ao nível de *pixel*.

O algoritmo classificador *Bhattacharyya*, disponível no *software* SPRING (INPE), opera ao nível de regiões, utilizando como amostras de treinamento regiões geradas no processo de segmentação e selecionadas pelo analista. A medida de distância usada para medir a separabilidade estatística entre um par de classes espectrais é a distância de *Bhattacharyya*, medindo a distância média entre as distribuições de probabilidades de classes espectrais. O princípio é análogo ao utilizado para o classificador “Isoseg”, porém diferenciado pela medida de distância usada.

O cálculo da distância de *Bhattacharyya*, descrito por MOREIRA (2001), é feito por meio da seguinte equação:

$$B_{(p_i, p_j)} = \frac{1}{2}(m_1 - m_2)^T \Sigma(m_i - m_j) + \frac{1}{2} \ln \frac{|\Sigma(m_i - m_j)|}{|\Sigma_i|^{\frac{1}{2}} |\Sigma_j|^{\frac{1}{2}}}$$

em que:

m_i é a média da classe i ;

m_j é a média da classe j ;

T é a matriz transposta;

\ln é o logaritmo neperiano;

i e j são as classes dentro do contexto.

A classe que apresenta a menor distância é atribuída à região avaliada. Todas as possíveis combinações são testadas para, então, definir a melhor. A distância de *Bhattacharyya* é baseada no enunciado da multivariada de normalidade.

2.6.3.3 Acuracidade da classificação

De acordo com CAMPBELL (1996), qualquer tipo de classificação apresenta erros. Quando decorrentes de processamento automatizado, os erros são resultantes de interações complexas entre as estruturas espaciais da paisagem, a resolução do sensor, os algoritmos de pré-processamento e os procedimentos da própria classificação. A mais simples das causas de erro está relacionada ao errôneo assinalamento de categorias informacionais às categorias espectrais.

Após a classificação de uma imagem, deseja-se conhecer a confiabilidade (qualidade) do mapa temático produzido. Uma avaliação pode ser efetuada através de simples comparação visual com uma referência, ou, de forma mais rigorosa, avaliando amostras de determinadas regiões na imagem. Conforme JENSEN (1996), as unidades amostrais de uma classe específica podem ser *pixels*, grupos de *pixels* ou polígonos.

A comparação com um mapa referência permite identificar erros e visualizar sua distribuição espacial, possibilitando a definição das classes que sofreram maior confusão na classificação. Uma avaliação desse tipo nem sempre é possível devido à falta de atualização nos mapas, visto que um dos principais objetivos da classificação de dados de sensoriamento remoto é obter a atualização da cobertura do terreno (CENTENO, 2003).

No caso da avaliação por amostragem, devem ser seguidos os mesmos critérios utilizados para as amostras de treinamento, selecionando amostras sobre toda a imagem de maneira a garantir uma correta representatividade. Estas amostras são comparadas com uma verdadeira classificação conhecida por outras fontes (CENTENO, 2003). Em alguns casos as amostras selecionadas na imagem são verificadas “*in loco*”, tendo sua localização facilitada com o uso do equipamento GPS.

MOREIRA (2001) comenta que o tamanho das amostras, em geral, é estabelecido em função de critérios estatísticos e econômicos. Do ponto de vista estatístico, a amostra deve ser suficientemente grande para garantir uma confiabilidade nos resultados. Entretanto, o tamanho da amostra deve ser tal que não inviabilize a sua utilização.

O meio mais comum de expressar a acuracidade de uma classificação temática consiste na elaboração de uma matriz de erros ou também conhecida como matriz de confusão e, ainda, tabela de contingência. Esta matriz compara, classe a classe, o relacionamento entre os dados de referência conhecidos (“verdade de campo”) e os correspondentes resultados de uma classificação automática, expressando, desta forma, a maioria das características sobre a performance da classificação (LILLESAND e KIEFER, 1994). Segundo JENSEN (1996), é a maneira mais efetiva de expressar a acuracidade, mostrando para cada classe os erros de inclusão e omissão.

A matriz de erros é uma matriz quadrada, de dimensão $c \times c$, onde c é o número de classes. Nas colunas está representado o número de pontos, segundo a verdade de campo, amostrado para cada classe. Nas linhas está o número de pontos encontrado para cada classe segundo a classificação automática. Dessa forma, a diagonal principal da matriz conterá o número de *pixels* classificados corretamente para cada categoria (ROSOT, 2001).

Através da matriz de erros é possível também utilizar a técnica de análise multivariada para determinar a concordância do mapeamento com a verdade de campo. Neste sentido, o coeficiente *kappa* (k), deduzido por COHEN, em 1960, vem sendo o mais usado para determinar a acurácia da classificação. Tal coeficiente compara o relacionamento entre dados de referência (“verdades de campo”) e os dados alcançados pela classificação (OLIVEIRA, 1999). De acordo com MOREIRA (2001), este método apresenta vantagem por incluir todos os elementos da matriz de erros e não somente os da diagonal principal, como no caso da exatidão geral.

O coeficiente *kappa* apresenta uma estatística que atua como indicador da extensão com que os valores percentuais corretos de uma matriz de erros são devidas as concordâncias “reais” versus concordâncias “ao acaso” (LILLESAND e KIEFER, 1994).

O cálculo do coeficiente *kappa* apresentado por CAMPBELL (1996) utiliza a seguinte equação:

$$\hat{k} = \frac{\text{observado} - \text{esperado}}{1 - \text{esperado}}$$

O “observado” compreende o valor global para a percentagem correta dado pelo somatório dos elementos presentes na diagonal da matriz e dividido pelo total de elementos. O termo “esperado” são os valores calculados com o uso dos totais de cada linha e de cada coluna da matriz, designados pelo autor como marginais. Os produtos das linhas e colunas marginais estimam o número de elementos (*pixels*) assinalados para cada célula da matriz, dado que esses *pixels* sejam assinalados por chance a cada categoria.

JENSEN (1996); LILLESAND e KIEFER (1994); MATHER (1999), apresentam uma forma mais complexa da equação para o cálculo do coeficiente k , sendo:

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

em que:

r = número de linhas na matriz de erros;

x_{ii} = número de observações na linha i e coluna i (na diagonal principal);

x_{i+} = número total de observações na linha i ;

x_{+i} = número total de observações na coluna i ;

N = número total de observações incluídas na matriz.

De acordo com CAMPBELL (1996), quando o valor de k estiver próximo a 1, indica perfeita efetividade de classificação. Um exemplo citado por este mesmo autor apresenta $k= 0,83$, podendo-se concluir que a classificação apresenta uma acuracidade de 83% melhor do que o esperado de uma atribuição aleatória de *pixels* para a categoria.

2.7 DINÂMICA E SUCESSÃO FLORESTAL

A dinâmica da floresta se inicia com a formação de clareiras que provocam mudanças nas características edafoclimáticas e ocasionam o processo de sucessão florestal. A literatura apresenta vários conceitos de clareira. Entretanto, todos se referem a uma abertura no dossel da floresta, ocasionada pela queda de uma ou mais árvores, ou parte de suas copas, por consequência de morte natural, raios, ventos, vulcões, furacões, derrubadas, dentre outros fatores. Cada caso pode formar clareiras de tamanhos diferentes. Tem sido considerada, por alguns pesquisadores, a zona de influência da clareira como parte integrante desta, que se estende até onde se encontra regeneração natural de espécies pioneiras. A dinâmica da floresta, relacionada à sucessão, ocorre de forma diferente de acordo com o processo de formação de clareiras (CARVALHO, 1997).

2.7.1 Sucessão Natural

Sucessão ecológica é a idéia de que o ecossistema, ou a comunidade vegetal, passa por uma série de estágios de desenvolvimento ou *seres*, até atingir um estágio de equilíbrio (PIRES-O'BRIEN e O'BRIEN, 1995). Também chamada de desenvolvimento do ecossistema, a sucessão ecológica envolve mudanças na estrutura de espécies e processos da comunidade ao longo do tempo. Resulta da modificação do ambiente físico pela comunidade e de interações de competição e coexistência ao nível de população, sendo controlada pela comunidade, embora o ambiente físico determine o padrão e a velocidade da mudança, muitas vezes limitando a extensão do desenvolvimento. Se as mudanças sucessionais são determinadas, em grande parte, por interações internas, o processo é chamado de Sucessão Autogênica. Se forças externas no ambiente afetam ou controlam regularmente as mudanças, refere-se a uma Sucessão Alogênica. Quando não interrompida por forças externas, a sucessão ecológica é bastante direcional e, portanto previsível (ODUM, 1986).

Há dois tipos de sucessão ecológica: a primária, que ocorre numa região onde previamente não havia vegetação; e a secundária, que ocorre onde havia previamente uma vegetação natural (PIRES-O'BRIEN e O'BRIEN, 1995). Para CARVALHO (1997), a sucessão primária seria a instalação de seres vivos em um meio que nunca fora povoado, ou seja, uma colonização; e a secundária, o povoamento de uma área onde anteriormente já existia uma vegetação natural.

CARVALHO (1997) comenta, ainda, que a sucessão está relacionada ao tamanho da clareira, à entrada de luz até o chão, ao banco de sementes do solo e ao potencial vegetativo das espécies. O evento tem início com o aparecimento de espécies pioneiras (intolerantes à sombra) que crescem rápido logo após a formação de uma clareira e vão formar o dossel. Debaxo deste, se estabelecem as mudas de espécies tolerantes ao sombreamento, as quais são liberadas quando o dossel começa a se desfazer, motivado pela morte das espécies intolerantes, e crescem como um segundo ciclo.

PIZATTO (1999) ressalta que durante o curso da sucessão, indivíduos de várias espécies se estabelecem, crescem, reproduzem e morrem. Os indivíduos que morrem são substituídos pelo crescimento de indivíduos vizinhos ou estabelecimento de novos indivíduos da mesma ou de diferentes espécies, sendo interpretada cada mudança ao longo do tempo como uma transição de um estágio sucessional para outro.

Um caso muito comum observado em áreas antropizadas da região da Floresta Ombrófila Mista, são os agrupamentos densos e quase puros de *Mimosa scabrella* (bracatinga), denominados popularmente de "bracatingais".

2.7.1.1 Fases da sucessão natural

A vegetação secundária pode ser encontrada em qualquer estágio de desenvolvimento sucessional, conforme as condições ambientais e o tempo transcorrido depois da intervenção. A composição florística deste processo é condicionada tanto pelo estágio sucessional, como também pela região biogeográfica.

Segundo VELOSO et al. (1991), a sucessão natural compreende cinco fases:

- a) Fase primeira: sugere uma “regressão ecológica”, em face de ser colonizada por hemicriptófitos² pioneiros de famílias bastante primitivas (pteridófitas e gramíneas), que praticamente reiniciam o processo de formação do horizonte orgânico do solo. Não se conhece o tempo que leva tal colonização. É nesta fase que ocorre o aparecimento dos primeiros terófitos³ e caméfitos⁴;
- b) Fase segunda: denominada popularmente de “capoeirinha”, não precisa passar pela primeira fase, fato que depende do estado que foi abandonado o terreno. Nesta fase já apresenta hemicriptófitos graminóides, caméfitos rosulados e nanofanerófitos⁵ de baixo porte. Podem ser encontrados gêneros das famílias *Graminaceae*, *Solanaceae*, *Compositae* e *Melastomataceae*;
- c) Fase terceira: denominada “capoeira rala” apresenta vegetação mais desenvolvida, dominada por espécies do gênero *Baccharis*, ocorrendo também poucas plantas herbáceas (caméfitos) e muitas plantas lenhosas de porte baixo. Ocorre neste estágio um sombreamento do terreno por plantas de médio porte (nanofanerófitos) que excepcionalmente atingem alturas de até 3 m, mas bastante espaçadas entre si, onde algumas espécies do gênero *Vernonia* começam a substituir as do gênero *Baccharis*;
- d) Fase quarta da sucessão natural: denominada de “capoeira propriamente dita”, apresenta vegetação complexa, dominada por microfanerófitos⁶ com até 5 m;
- e) Fase quinta da sucessão natural: dominada por mesofanerófitos⁷ que ultrapassam 15 m de altura; é um estágio eminentemente lenhoso, sem plantas

² Hemicriptófitos – plantas herbáceas com gemas e brotos de crescimento protegidos ao nível do solo por céspedes que morrem na época desfavorável.

³ Terófitos – plantas anuais, cujo ciclo vital é completado por sementes que sobrevivem à estação desfavorável, ocorrendo preferencialmente nas áreas campestres.

⁴ Caméfitos – plantas sublenhosas ou herbáceas com gemas e brotos de crescimento situados acima do solo, atingindo até 1 m de altura, protegidos durante o período desfavorável, por catafilos ou por folhas verticiladas ao nível do solo.

⁵ Nanofanerófitos – (fanerófitos) plantas lenhosas com gemas e brotos protegidos por catafilos, acima de 0,25 m do solo. Plantas anãs raquíticas entre 0,25 a 5 m de altura.

⁶ Microfanerófitos – arboretas de 5 a 20 m de altura.

⁷ Mesofanerófitos – árvores de 20 a 30 m de altura.

emergentes, mas bastante uniforme quanto à altura de seus elementos dominantes.

2.7.2 Avaliação da Vegetação

A vegetação pode ser avaliada tanto pela sua fisionomia quanto pela estrutura que apresenta. A fisionomia refere-se à aparência da vegetação, considerando os aspectos altura, cor, exuberância, e ao tamanho e forma de suas folhas. A estrutura de uma comunidade requer o conhecimento de suas espécies, já que se baseia no grau de ocorrência mútua de uma espécie com outra, bem como no grau de relacionamento entre espécies (PIRES-O'BRIEN e O'BRIEN, 1995).

Conforme PIRES-O'BRIEN e O'BRIEN (1995), a avaliação de comunidades vegetacionais pode ser feita por meio de métodos chamados de Proximais, aplicados diretamente e exercendo contato com a área investigada, e métodos remotos, onde não se tem contado direto com a área investigada.

BRITZ et al. (1992) desenvolveram estudos no município de São Mateus do Sul, no Paraná, por meio de instalação de parcelas em uma área abandonada após uso intensivo na agricultura. Os resultados do estudo revelaram que a dinâmica do processo sucessional iniciou-se com o estabelecimento de espécies herbáceas e arbustivas; após dois a três anos, predominam indivíduos de porte arbustivo com altura média de 3 m, constituídos quase puramente por espécies do gênero *Baccharis*; aparecimento, ainda nesta fase, dos primeiros indivíduos de espécies arbóreas de pequeno e médio porte adaptadas a sobreviver sob intensa insolação e baixa fertilidade do solo. Após cinco anos, esta regeneração atinge dois a três metros, já se estabelecendo no processo o predomínio de espécies arbóreas que irão constituir, em mais alguns anos, a formação florestal característica chamada de “Capoeirão”.

LEITE (1994) comenta que as investigações da vegetação em caráter abrangente, sistemático, tanto fisionômico quanto florístico, ocorreram nas últimas décadas devido, principalmente, ao advento do sensoriamento remoto que permitiu

uma visualização integral, em escalas pequenas e médias, de todo o território nacional, inclusive da extensão da intervenção humana nos diversos ambientes.

Como o mapeamento da cobertura vegetal através de dados coletados por satélites é baseado em características do espectro de reflectância dos objetos e estas variam, principalmente no caso da vegetação, em função de diferentes fatores tais como fenologia, fertilidade dos solos, práticas de manejo, condições atmosféricas e situação de relevo, alguns cuidados como a simples observação destas variáveis devem ser tomados, antes da interpretação destes dados, para evitar confusões durante o processo de classificação (SZEKIELDA, 1988).

VELOSO et al. (1991) comenta que a terceira fase sucessional da vegetação só pode ser detectada em mapeamentos detalhados nas escalas maiores que 1:25.000 por meio de fotografias aéreas pancromáticas ou infravermelhas. A quarta fase de sucessão pode ser detectada por sensoriamento remoto na escala de 1:100.000 por variações de níveis de cinza. Ao se utilizar escalas regionais e exploratórias (1:1.000.000 até 1:100.000) torna-se difícil e, às vezes impossível diferenciar floresta secundária do tipo capoeirão de floresta primária que sofreu exploração de seus elementos mais nobres. Já na escala 1:50.000 é possível separar detalhes desse tipo de comunidade secundária da floresta primária.

2.8 FLORESTA OMBRÓFILA MISTA

2.8.1 Caracterização

Vegetação denominada por KLEIN (1960) de Formação de Araucária, diz respeito à floresta onde se encontra presente a espécie *Araucaria angustifolia* (Bert.) O. Ktze, descrita cientificamente no século XIX com a publicação do trabalho de Antonio Bertoloni, no ano 1820, dando originalmente à espécie o nome científico *Columbea angustifolia* (KOCH e CORRÊA, 2001).

A mais antiga denominação desta tipologia florestal é atribuída a Martius, no século XIX, onde a enquadra na sua Série Napaeae (do grego: napafai, ninfa dos bosques e dos prados) (LEITE, 1994). A terminologia Floresta Ombrófila Mista proposta pelo IBGE, descrita por VELOSO et al. (1991), define pelo termo Ombrófila, ser uma formação florestal situada numa região com alta pluviosidade, onde ocorrem chuvas bem distribuídas ao longo do ano; e pelo termo Mista por se referir ao encontro de duas floras distintas: a Temperada Austro-Brasileira e a Tropical Afro-Brasileira.

Esta floresta, também conhecida como “mata-de-araucária” ou “pinheiral”, é um tipo de vegetação do planalto meridional, onde ocorria com maior frequência, também apresentando disjunções florísticas em refúgios situados nas serras do Mar e Mantiqueira (VELOSO et al., 1991).

KLEIN (1960) comenta que a ocorrência dessa formação florestal se dá em agrupamentos densos, sobretudo nas partes leste e central do Planalto sul-brasileiro, também ocorrendo como ilhas esparsas ao sul do Estado de São Paulo, e ainda na Província de Misiones, na Argentina, entre as latitudes 25° 30' e 27° Sul. A Araucária tem seu ponto mais setentrional de ocorrência conhecida na serra do Caparaó, próximo à fronteira entre os Estados de Minas Gerais e Espírito Santo, local até onde alcançou provavelmente em períodos climáticos favoráveis do Quaternário. Demonstrem indícios que em períodos geológicos anteriores, a dispersão da Araucária fosse bem maior, atingindo até o nordeste brasileiro (VELOSO et al., 1991).

A Floresta Ombrófila Mista (FOM) cobria originalmente 177.600 km² (LEITE e KLEIN, 1990), concentrados nos Estados do Paraná (40% daquele total), Santa Catarina (32%), Rio Grande do Sul (25%) e 3% para o estado de São Paulo (THOMÉ, 1995). KOCH e CORRÊA (2002) relatam que a Floresta com Araucária cobria 40% do Estado do Paraná, 30% de Santa Catarina, 25% do Rio Grande do Sul, 3% do Estado de São Paulo, 1% do Rio de Janeiro e Minas Gerais.

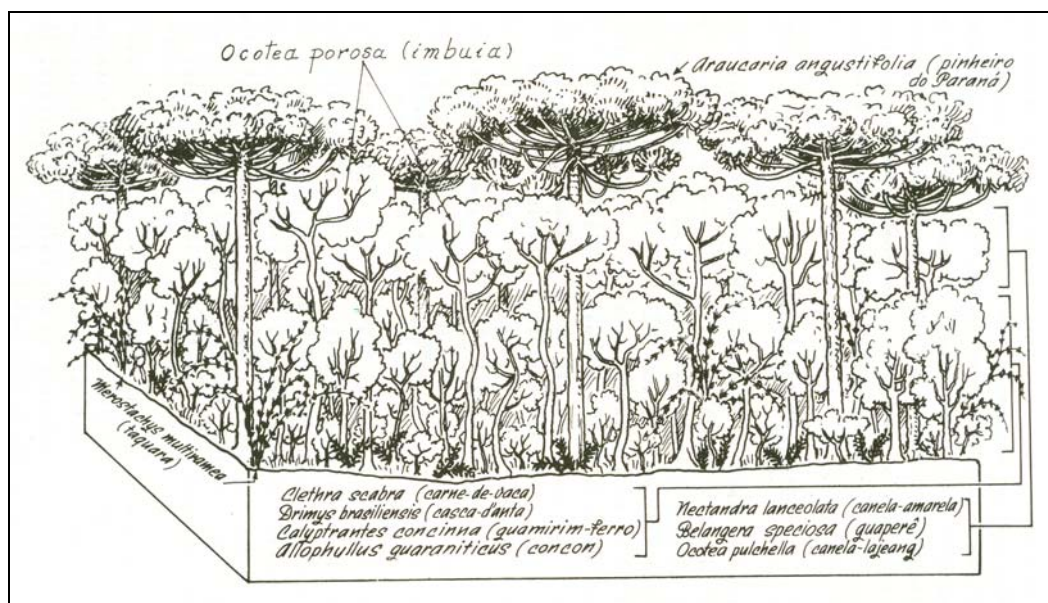
Segundo KLEIN (1960), a *Araucaria angustifolia* possui dominância fitofisionômica na maior parte de suas associações e abundância no planalto sul-brasileiro, sendo a espécie que se sobressai do restante das outras espécies componentes, formando uma cobertura arbórea própria e bastante contínua.

De acordo com GANTZEL (1979), extensos campos – em forma de faixas ou de ilhas – se interpõem às Florestas com Araucária, que por sua vez, encerram pequenos bosques e matas ciliares, isoladas e esparsas. Em algumas áreas a floresta e o campo se alternam em forma de mosaico.

A Araucária e outros elementos de origem temperada, face às suas características heliófilas, encontram-se, hoje, desfavorecidos no Planalto Meridional, não tanto pela destruidora intervenção do homem, mas pela própria incompatibilidade com o clima atual (KLEIN, 1960). A permanecer a tendência evolutiva quente/úmida do atual período interglacial, espécies como a Araucária serão eliminadas pela concorrência de grupos florísticos mais próprios de climas tropicais ombrotérmicos (LEITE, 1994).

KLEIN (1960) relata que a vegetação da região da Araucária não constitui, como pode parecer à primeira vista, uma formação homogênea e contínua, sendo então, formada por múltiplas associações e agrupamentos, que se encontram nos mais variados estágios de sucessão, tendo suas composições por espécies características e próprias de cada estágio. KLEIN (1984) ilustra em perfil (Figs. 6 e 7), duas condições de desenvolvimento (mais e menos desenvolvido) da Formação Araucária.

FIGURA 6 – ASSOCIAÇÕES MAIS DESENVOLVIDAS NA “FORMAÇÃO ARAUCÁRIA”



Fonte: KLEIN (1984)

FIGURA 7 – ASSOCIAÇÕES MENOS DESENVOLVIDAS NA “FORMAÇÃO ARAUCÁRIA”



Fonte: KLEIN (1984)

As florestas com pinheiros são formadas por diversos estratos (sinusias) de vegetação, que varia sensivelmente, de acordo com as diferentes condições edáficas e microclimáticas locais (REITZ e KLEIN, 1966).

Segundo VELOSO et al. (1991), a composição florística desta vegetação, dominada por gêneros primitivos como *Drymis*, *Araucaria* e *Podocarpus*, sugere, pela altitude e latitude do planalto meridional, uma ocupação recente a partir de refúgios alto-montanos. A Floresta Ombrófila Mista apresenta quatro formações distintas de acordo com critérios altitudinais e fisionômicos, sendo elas: Aluvial; Submontana; Montana; e Alto-Montana. Na formação Aluvial é que se presencia diferenciações estruturais e florísticas, sendo as demais diferenciadas conforme sua posição altitudinal.

A Floresta com Araucária é a formação mais importante do território catarinense, encontrando-se nas altitudes compreendidas desde os 500 até 1.500 metros. As matas pretas são por vezes interrompidas na sua continuidade, ora pelos campos, que formam como que ilhas no meio destas densas florestas, ora são invadidas pela mata branca, que vem subindo pelos vales dos rios mais importantes, infiltrando-se profundamente entre os pinhais (REITZ e KLEIN, 1966).

2.8.2 Estágios Sucessionais

De acordo com KLEIN (1960), a Floresta com Araucária não constitui uma formação homogênea e contínua, sendo, portanto, formada por diversas associações e agrupamentos de espécies, onde cada um é composto por espécies características e próprias do estágio em que se encontra. A vegetação arbórea é interrompida pelos campos naturais ou edáficos, que muito contribuem para a fisionomia característica do planalto sul-brasileiro. Conforme este mesmo autor, são cinco os estágios de sucessão da Floresta com Araucária, sendo eles:

- a) Araucária e campo – os campos possuem uma vegetação que reflete o clima mais seco que o atual, apresentando indivíduos pertencentes à família *Compositae*, *Leguminosae* e *Graminae*. A associação da Araucária e campo ocorre nos lugares de maior altitude do planalto, formando agrupamentos bastante fechados. O pinheiro começa a se instalar com exemplares isolados, que depois se adensam à proporção que os primeiros aumentam em porte e idade. Estas associações têm início em lugares mais favoráveis do campo, onde o solo é mais apropriado e a umidade é média, de onde começam a irradiar os exemplares jovens ficando os adultos e mais velhos no centro, formando os chamados “capões”;
- b) Araucária e associações pioneiras – precedendo o aparecimento do pinheiro, outras espécies preparam o solo para o seu estabelecimento. Estas espécies formam agrupamentos de composição muito variável de acordo com as diversas localidades e respectivas condições edáficas. Algumas espécies que podem ser encontradas nesse estágio são: *Lithraea brasiliensis* (pau-de-bugre), *Casearia decandra* (guaçatunga), *Capsicodendron dinisii* (pimenteira), *Myrceugenia euosma* (guamirim), *Gomidesia sellowiana* (guamirim), *Campomanesia xanthocarpa* (guabiroba), *Clethra scabra* (guaraperê), *Ocotea pulchella* (canela lajeana), *Siphoneugenia reitzii* (camboim), *Mimosa scabrella* (bracatinga), *Prunus sellowi* (pessegueiro-bravo), *Matayba elaeagnoides* (camboatá), *Luehea divaricata* (açoita-cavalo);

- c) Araucária e Canela Lageana – forma agrupamentos de aspecto bastante uniforme, cobertura quase contínua e muito característica. Das duas coberturas, a primeira menos densa e mais alta é formada pela copa das Araucárias, e a segunda, das canelas lajeanas, é mais densa e entre 5 a 10 m mais baixa que a primeira. Espécies componentes das associações pioneiras são encontradas nos bosques dessa sucessão, verificando-se também infiltrações de *Ocotea porosa* (imbuia) que dão indícios da formação do estágio seguinte. Com o passar do tempo, o aumento da densidade de *Ocotea pulchella* forma um micro-clima desfavorável que inibe o crescimento de planta jovens;
- d) Araucária e Imbuia – têm por característica a formação de agrupamentos com cobertura contínua e fechada, igualmente da canela lajeana. Apresenta um pequeno número de espécies componentes, destacando-se: *Cedrela fissilis* (cedro), *Ocotea puberula* (canela-sebo), *Ilex paraguariensis* (erva-mate), *Eugenia pungens* (guabiju), *Sloanea lasiocoma* (sapopema), além de algumas espécies da associação pioneira. A densidade de indivíduos de Araucária neste estágio é bem menor que nos demais;
- e) Araucária e Matas Mistas – são formações que apresentam agrupamentos com espécies típicas da mata pluvial subtropical nas quais aparecem esporadicamente manchas de pinheiros adultos, velhos e raquíticos. As espécies que se apresentam nesse estágio são: *Piptadenia rigida* (angico), *Euterpe edulis* (palmito) e algumas espécies das associações pioneiras.

O CONAMA, através da Resolução nº 4, de 4 de maio de 1994, definiu os estágios inicial, médio e avançado de regeneração da Floresta Atlântica com a finalidade de orientar os procedimentos de licenciamento das atividades florestais do estado de Santa Catarina, sendo suas principais características descritas a seguir:

- a) Estágio inicial de regeneração – apresenta fisionomia herbáceo/arbustiva, de porte baixo (altura média até 4 m), com distribuição diamétrica de pequena amplitude das espécies lenhosas (DAP médio igual a 8 cm) e cobertura vegetal variando de aberta a fechada;

- b) Estágio médio de regeneração – possui fisionomia arbórea e arbustiva predominando sobre a herbácea, podendo constituir estratos diferenciados apresentando altura média de até 12 m. A cobertura arbórea varia de aberta a fechada, com ocorrência de indivíduos emergentes. A distribuição diamétrica apresenta amplitude moderada, com predomínio de pequenos diâmetros (DAP médio de até 15 cm). Como espécies arbóreas indicadoras deste estágio para a Floresta Ombrófila Mista estão: *Cupanea vernalis* (camboatá-vermelho), *Schinus terebinthifolius* (aroeira-vermelha) e *Casearia silvestris* (cafezinho-do-mato);
- c) Estágio avançado de regeneração – apresenta a fisionomia arbórea dominando sobre as demais, formando um dossel fechado e relativamente uniforme no porte (altura média de até 20 m), copas superiores horizontalmente amplas, com a possibilidade de ocorrência de árvores emergentes. Distribuição diamétrica de grande amplitude (DAP médio de até 25 cm). As florestas nesse estágio podem apresentar fisionomia semelhante à vegetação primária, possuindo estratos herbáceo, arbustivo e notadamente arbóreo. Como espécies indicadoras deste estágio estão: *Ocotea puberula* (canela-guaicá), *Piptocarpa angustifolia* (vassourão-branco), *Vernonia discolor* (vassourão-preto), *Mimosa scabrella* (bracatinga).

Com os mesmos objetivos da resolução nº 4, a resolução do CONAMA nº 2, de 18 de março de 1994, definiu os estágios sucessionais de vegetação secundária para o Estado do Paraná. Nesse caso, a caracterização dos estágios leva em consideração parâmetros adicionais que se referem a indivíduos arbóreos, sendo suas principais características apresentadas na Tabela 2.

TABELA 2 – PRINCIPAIS PARÂMETROS PARA DEFINIÇÃO DE ESTÁGIOS SUCESSIONAIS DE VEGETAÇÃO SECUNDÁRIA, CONFORME RESOLUÇÃO 02/94 DO CONAMA

Parâmetros	Estágios		
	Inicial	Médio	Avançado
Nº de estratos	1	1 – 2	≥ 2
Nº de espécies lenhosas	1 – 10	5 - 30	≥ 30
Área Basal (m ² /ha)	8 – 20	15 - 35	≥ 30
Altura do dossel (m)	Até 10	8 - 17	> 30
Amplitude de altura	Pequena	Média	Grande
Média da amplitude Diamétrica	10	25	40
Amplitude diamétrica	Pequena	Média	Grande
Crescimento das árvores do dossel	Rápido	Moderado	Lento
Ciclo de vida médio	Curto	Médio	Longo
Epífitas	Raras	Poucas	Abundantes
Lianas herbáceas	Abundantes	Poucas	Raras
Lianas lenhosas	Ausente	Raras	Presentes
Gramíneas	Abundantes	Poucas	Raras
Regeneração das árvores do dossel	Ausente	Pouca	Intensa
Espécies indicadoras na Floresta Ombrófila Mista	<i>Mimosa scabrella</i> ; <i>Vernonia discolor</i> ; <i>Schinus terebinthifolius</i> ; <i>Tibouchina selowiana</i> ; <i>Merostachys</i> spp.	<i>Ilex theezans</i> ; <i>Piptocarpa angustifolia</i> ; <i>Ocotea puberula</i> ; <i>Cedrela fissilis</i>	<i>Araucaria angustifolia</i> ; <i>Ocotea porosa</i> ; <i>Tabebuia alba</i> ; <i>Parapiptadenia rigida</i>

Como vegetação secundária, a Floresta com Araucária apresenta área com cobertura densa ocupada por arbustos do gênero *Baccharis*, sendo conhecida como “vassourais”.

2.9 UTILIZAÇÃO DO SENSORIAMENTO REMOTO NO MAPEAMENTO DA FLORESTA OMBRÓFILA MISTA

Os mapeamentos da distribuição geográfica da cobertura vegetal, com base em suas características fisionômicas, ecológicas e florísticas ganharam impulso considerável com o advento do sensoriamento remoto, primeiramente com o uso das fotografias aéreas e, posteriormente, com a disponibilidade de imagens orbitais que ampliaram as possibilidades de análise, no domínio espectral das propriedades e condições ambientais da cobertura vegetal (PONZONI, 2001).

Vários trabalhos que envolvem técnicas de Sensoriamento Remoto em investigações na Floresta com Araucária podem ser citados, como o desenvolvimento de três inventários em níveis regionais (1966, 1974 e 1978), sendo usados informações de campo e fotografias aéreas (OLIVEIRA, 1999).

GANTZEL (1979) avaliou quantitativamente formações florestais de *Araucaria angustifolia* (Bert.) O. Ktze por meio de imagens orbitais monocromáticas do satélite Landsat II/MSS e diapositivos coloridos, interpretados visualmente. Sua área de estudo envolveu parte dos Estados do Paraná, Santa Catarina e Rio Grande do Sul (em torno de 160.000 km²), sendo estabelecidas cinco tipologias florestais: três delas definidas conforme a densidade de Araucária em floresta natural e as outras duas envolvendo plantios florestais com Araucária ou outras essências florestais, respectivamente. Este autor concluiu que foi possível identificar a Floresta com Araucária, mas, não, diferenciar plantações de *Araucaria angustifolia* e *Pinus* spp. As imagens do Landsat II constituem uma excelente fonte de informações complementares, mas são superadas pela interpretação de fotografias aéreas convencionais. O trabalho de campo foi essencial na verificação de aspectos da tipologia interpretada e eliminação de critérios subjetivos da interpretação.

DISPERATI (1981) analisou o uso de imagens Landsat II/MSS para o mapeamento de florestas nativas de *Araucaria angustifolia* em dois sítios, sendo um no município de Quedas do Iguaçu e o outro na Reserva Indígena de Mangueirinha, ambos no Estado do Paraná. Este autor concluiu que submetendo a imagem à

classificação, tanto a supervisionada quanto a não-supervisionada, duas diferentes densidades de Araucária podem ser mapeadas com acuracidade, mas os algoritmos demonstraram ser ineficientes para diferenciar florestas nativas com Araucária de áreas reflorestadas.

PÉLICO NETTO (1984) relata o uso de fotoíndices na escala de 1:100.000, imagens MSS do satélite Landsat III e fotografias aéreas em escala 1:25.000 no inventário de florestas nativas dos Estados do Paraná e Santa Catarina. O uso das imagens foi importante para demarcar as florestas remanescentes nativas e reflorestamentos e avaliar as diversas formações florestais por micro-regiões dos Estados.

LANGE JUNIOR e MAXIMINIANO (1994) usaram imagem do satélite Spot-2 com a finalidade de propor um monitoramento da Floresta com Araucária, também na Reserva de Mangueirinha. Foram usadas fotografias aéreas, em escala 1:25.000, para auxiliar na identificação das classes tipológicas, sendo estabelecidas sete, mas duas (Capoeira e Bracatinga) tiveram de ser agrupadas para a classificação da imagem de satélite devido às similaridades. As classes usadas foram: Floresta Pluvial, Floresta com Araucária, Floresta alterada, Capoeira/ Bracatinga, agricultura e áreas queimadas. A classificação apresentou confusão na diferenciação entre Floresta Pluvial e Floresta com Araucária. Estes autores sugerem o uso de interpretação visual de diapositivos para evitar erros de classificação, analisar outras hipóteses quanto a implicações de variação do ângulo solar na reflectância do dossel e fazer uso de imagens de alta resolução com levantamentos de campo.

DALLA CORTE e SANQUETA (1996) classificaram a vegetação em uma área no município de São João do Triunfo usando fotografias aéreas de pequeno formato (35 mm) em três classes: a) Área com predominância de *Araucaria angustifolia* no dossel; b) Área com predominância de espécies folhosas no dossel; c) área mista com *Araucaria angustifolia* e espécies folhosas no dossel.

OLIVEIRA (1999) avaliou na Floresta Nacional de Irati, município de Fernandes Pinheiro, no Paraná, diferentes metodologias em Sensoriamento Remoto

para classificação e estudo da resposta espectral de diferentes tipologias da Floresta com Araucária e de outras coníferas em plantios puros, com fins de monitoramento.

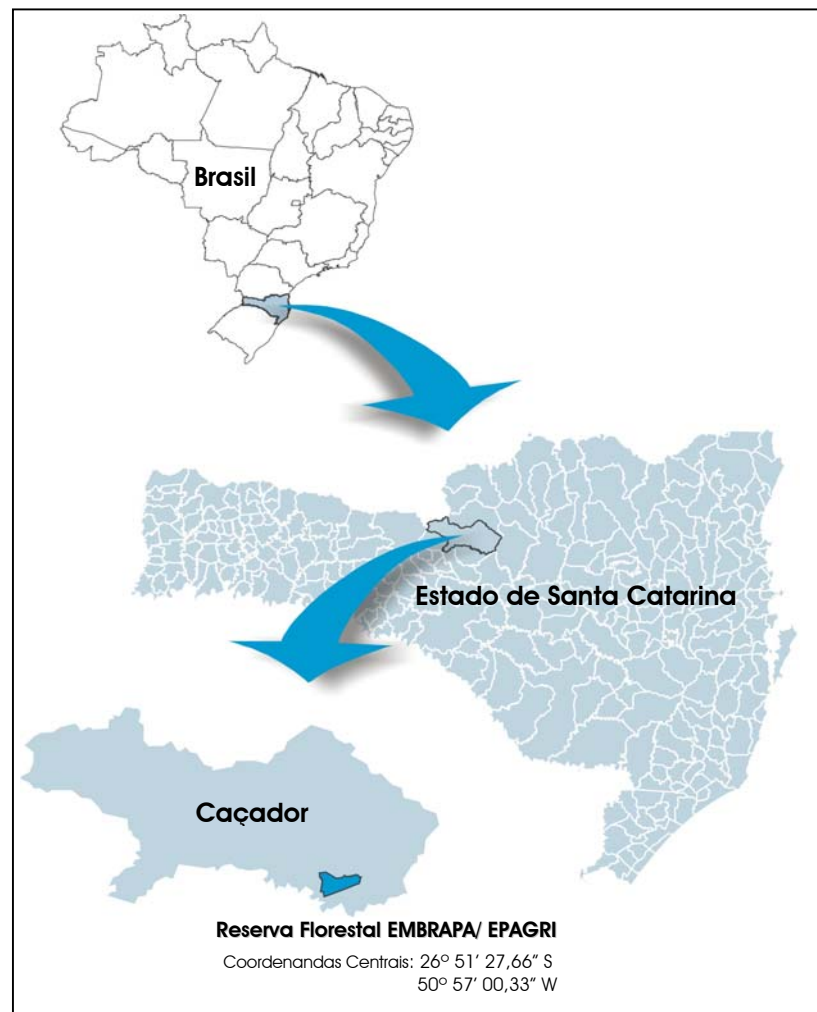
Os remanescentes florestais do ecossistema Floresta com Araucária, existentes no Estado do Paraná, foram mapeados e quantificados com base em cenas Landsat-5 TM imageadas em 1998, tendo-se confeccionado 53 cartas em escala 1:100.000 (FUPEF, 2001). Foram classificadas cinco tipologias florestais, denominadas como: Floresta em estágio inicial de sucessão; Floresta em estágio médio de sucessão; Floresta em estágio avançado de sucessão; Floresta com predomínio de Pinheiro; e reflorestamento.

3 MATERIAIS E MÉTODOS

3.1 ÁREA DE ESTUDO

A Reserva Florestal da Embrapa/Epagri localiza-se no município de Caçador, entre as coordenadas geográficas 26° 50' e 26° 55' de latitude sul e 50° 05' e 51° 00' de longitude oeste, região centro-oeste do Estado de Santa Catarina (Fig. 8). O imóvel fica distante 8 km a sudeste do centro da cidade de Caçador, e compreende uma área de 1.157,48 hectares, estando inserido dentro do imóvel maior denominado Estação Experimental de Caçador, que apresenta o total de 1.597,29 ha conforme documentação existente.

FIGURA 8 – LOCALIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO



3.1.1 Aspectos Históricos

O imóvel hoje denominado Reserva Florestal Embrapa/Epagri foi adquirido, em 1938, pelo Ministério da Agricultura no governo do Presidente Getúlio Vargas com o objetivo de criar a Estação Experimental do Trigo. Por ocasião da compra, o contrato mencionava a venda do terreno sem os pinheiros e imbuías nele existentes, devido à concessão recebida pela empresa Busato & Cia., em 1936, que lhe afirmava o direito de explorar em um período de 20 anos todas as árvores de pinheiro e imbuia existentes nesta gleba de terras. Para constituir uma reserva florestal, em 1948, o Presidente da República Eurico Gaspar Dutra baixou o decreto nº 25.407, declarando ser de utilidade pública para fins de desapropriação 10 mil pinheiros e 1.500 imbuías. A empresa detentora de direito de exploração entrou com uma ação judicial contra a união, vindo a receber em 1964, a adjudicação das imbuías, que teve uma grande parte sido retirada do interior da reserva. Em 1974, este imóvel, juntamente com as outras glebas que fazem parte da Estação Experimental de Caçador, passou a incorporar o patrimônio da Embrapa (Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária) (EMBRAPA, 1994). Em 1975 a área da Reserva Florestal e as outras glebas que fazem parte da Estação Experimental de Caçador foram cedidas à Empresa Catarinense de Pesquisa Agropecuária S.A. (EMPASC), hoje denominada Empresa de Pesquisa Agropecuária e Extensão Rural de Santa Catarina (EPAGRI), para a realização de pesquisas técnico-científicas. Desde 1996 o imóvel apresenta-se cedido sob regime de comodato à EPAGRI.

A área de estudo está inserida na região histórica do Contestado, onde, no período de 1912 a 1916, ocorreram conflitos entre caboclos e militares na conhecida Guerra do Contestado. THOMÉ (1995); KOCH e CORRÊA (2002) fizeram um relato histórico de acontecimentos que promoveram a destruição das florestas nativas. Segundo esses autores, foi nessa região que a devastação da Floresta com Araucária teve maior expressão. A Railway Company, pertencente ao empresário norte americano Percival Farquhar, assumiu o controle acionário da Companhia Estrada de Ferro São Paulo-Rio Grande, e esta empresa, no ano de 1903, recebeu em troca da

construção de trechos ferroviários, a autorização dada pelo governo brasileiro para explorar e colonizar as terras ao longo da estrada de ferro, numa extensão de até 15 km de cada lado. Para explorar toda a riqueza existente à esquerda e à direita da ferrovia, desde o vale do Ivaí até o Rio Uruguai, foi criada, no ano de 1907, a Southern Brazil Lumber & Colonization Company, que no período entre 1909 e 1913 adquiriu 3.248 km² de terras cobertas pela Floresta com Araucária.

Esta empresa tinha sua sede no município de Três Barras-SC. Em seus 40 anos de funcionamento estima-se que cortaram 15 milhões de pinheiros, além de imbuías, cedros, canelas e perobas. Outra estimativa feita no ano de 1936 indicou que a Lumber produzia mensalmente de 24 mil dúzias de tábuas de pinheiro (aproximadamente 9.600 m³ de madeira), enquanto que outras 44 serrarias da cidade de Caçador conseguiam produzir juntas 32 mil dúzias de tábuas (12.800 m³ de madeira serrada).

Além da agressão a natureza, os caboclos que extraíam erva-mate em terras devolutas – terras que eles consideravam livres – eram agredidos e expulsos dessas áreas por “jagunços” contratados pela Lumber. A empresa colonizadora se negava a vender lotes aos caboclos expulsos, mesmo estes estando dispostos a pagar. A expulsão, somada ao desgosto gerado pelo nítido abandono por parte dos governos de Santa Catarina e Paraná - pois ambos reivindicavam a posse legal do território e não prestavam nenhuma assistência a essas comunidades – fez com que um ambiente de insatisfação fosse gerado, resultando em confrontos entre civis e tropas militares.

Com o final da guerra e a derrota dos caboclos, a Lumber intensificou suas ações como colonizadora, vendendo lotes com pinhais já desbastados por ela própria, ou ainda, com árvores demarcadas para futuro corte.

Em muitas propriedades da região a empresa Lumber propôs a compra de pinheiros em pé e com pagamento à vista, fazendo com que muitos proprietários vendessem seus pinheirais inteiros a preços baixos. Em outros casos, os donos de pequenas propriedades – por não dispor de equipamentos e mão-de-obra para derrubar árvores e limpar o terreno – permitiam a retirada dos pinheiros de suas terras em troca de uma pequena parte em tábuas serradas, somente para transformar o local em área de plantio. Para muitos proprietários a perda dos pinheiros era um mal menor.

Algumas estimativas indicam que o Estado de Santa Catarina apresente atualmente apenas 410 km² (0,22% da área original) cobertos por Florestas com Araucária em diferentes estágios sucessionais. Segundo MEDEIROS et al. (2004), dos 40.807 km² de cobertura original no Estado, hoje os remanescentes florestais perfazem juntos apenas entre 1 e 2%, estando dispersos e isolados e com dimensões reduzidas.

3.1.2 Índícios de Ocupação por Povos Primitivos

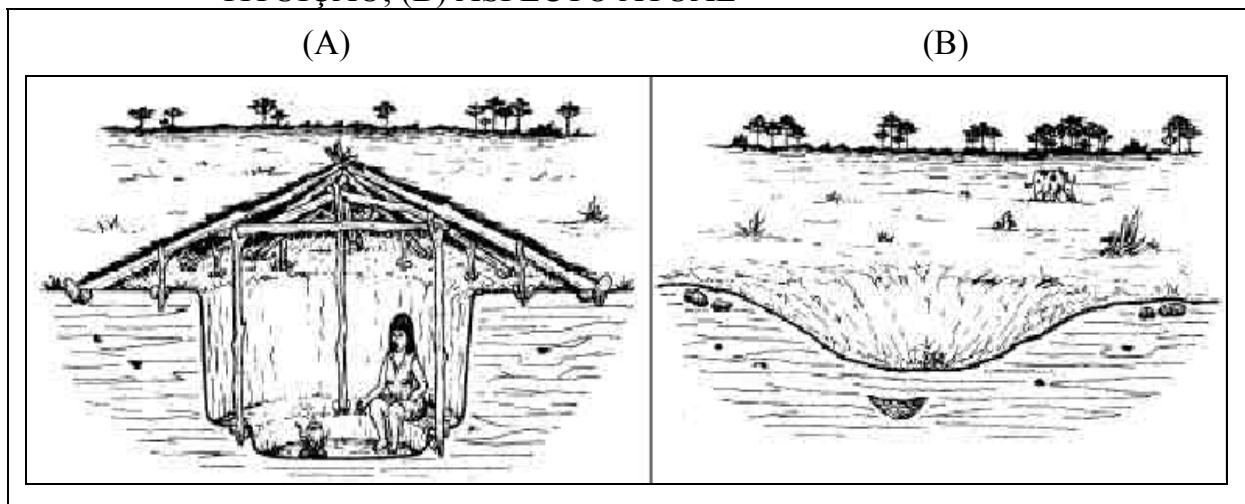
De acordo com THOMÉ (1995), estudos arqueológicos revelam que na região do Contestado, o território era habitado há cerca de 10 mil anos atrás por homens primitivos que pouco interferiram na natureza. Sítios arqueológicos indicam a ocupação por quatro antigas tradições, denominadas: Umbu, Humaitá, Taquara e Tupi-guarani. Dos povos indígenas que habitaram essa região, o povo Xokleng (também conhecido na região como Botocudo) refugiava-se na densa Floresta com Araucária para escapar dos Kaingang que preferiam viver em área de campo. Estes dois povos pertenciam ao grupo Macro-Gê.

Na parte centro-leste da Reserva Florestal Embrapa/Epagri foi encontrado um sítio-sepultamento, conhecido como “cemitério indígena”, apresentando característica que permitiu atribuir a área como local de sepultamento de primitivos da cultura Macro-Gê. Índícios da presença da tradição Taquara também foram localizados na área da reserva. No material coletado estão vestígios líticos de pedra polida e fragmentos de cerâmica. Estes materiais encontram-se atualmente expostos no Museu do Contestado na cidade de Caçador.

Ainda nesta mesma parte da reserva foram localizados sítios-habitações, que são escavações subterrâneas e que serviam de abrigo para indivíduos da tradição taquara. Estas são identificadas hoje como depressões circulares, em forma de calota invertida, em média com quatro metros de diâmetro e dois metros de profundidade. Apresenta-se na Figura 9 a reconstituição de uma casa subterrânea utilizada por primitivos da tradição Taquara e seu aspecto atual.

As investigações preliminares realizadas na área da reserva indicam que em seu interior poderão ser encontrados mais vestígios pré-históricos da mesma natureza, idênticos a outros observados na região e que supõe existirem há mais de 1.800 anos (EMBRAPA, 1994).

FIGURA 9 – CASA SUBTERRÂNEA DA TRADIÇÃO TAQUARA: (A) RECONSTITUIÇÃO; (B) ASPECTO ATUAL



FONTE: KERN (1991)

3.1.3 Fatores Biofísicos

A região na qual está inserida a Reserva Florestal Embrapa/Epagri pertence à bacia hidrográfica do Rio Uruguai, sub-bacia do Rio do Peixe, estando posicionada à esquerda de sua margem, entre os afluentes Rio Castelhanao (ao norte) e Rio do Veado (ao sul). Uma parte do limite nordeste da reserva se dá pelo Arroio Paçoca, afluente do Ribeirão do Índio e do Rio Castelhanao. Junto ao limite leste da reserva encontra-se a nascente do Ribeirão Cará, que percorre todo o interior da reserva, saindo a oeste e indo desaguar logo adiante diretamente no Rio do Peixe.

Institucionalizado junto à Epagri, o Centro Integrado de Meteorologia e Recursos Hídricos de Santa Catarina (Climerh), com uma estação meteorológica localizada na Estação Experimental de Caçador – posicionada a uma distância linear de 5,6 km do centro da reserva – registra diariamente, desde 1942, as informações

climáticas da região. O clima regional é o subtropical úmido mesotérmico, classificado segundo Köppen como *Cfb*, sendo caracterizado como temperado úmido, sem estação seca, com verões frescos e apresentando invernos rigorosos com geadas severas. Em média ocorrem 26 geadas por ano, sendo junho o mês com maior frequência (EMBRAPA, 1994; CALDATO et. al, 1999). A temperatura média anual é de 16,6 °C, sendo a máxima média de 22,5 °C com maiores registros em janeiro e fevereiro e a mínima média de 11 °C no mês de junho. A temperatura absoluta máxima de 38 °C foi registrada em 6 de janeiro de 1948 e a mínima, de -14 °C, ocorreu no dia 11 de junho de 1952. A precipitação média anual é de 1.613,1 mm registrando-se o maior índice pluviométrico no mês de fevereiro, com 174,8 mm. A insolação média anual é de 2.012,3 horas, apresentando nos meses de dezembro, janeiro e fevereiro o maior número de horas, com uma média 191,17 horas de sol/mês (EMBRAPA, 1994).

A área da Reserva Florestal é caracterizada por um relevo suave ondulado com altitude que varia de 920 a 1060 metros s.n.m. A região está assentada sobre a formação geológica do Grupo São Bento – seqüência rochosa que pode ser enquadrada entre o período jurássico e o cretáceo da Era Mesozóica – apresentando solos originários da decomposição das rochas basálticas, com a predominância de meláfios, que, quando preenchidos por calcita, apresenta solo rico e, quando por sílica, produz solo pobre em fertilidade (EMBRAPA, 1994).

Em setembro de 2003 foi realizado um levantamento pedológico semidetalhado, em escala 1:25.000, específico para a área da reserva, cujos resultados revelaram a presença de nove classes de solo, que seguiram nomenclaturas e simbologias conforme as atuais normas do Sistema Brasileiro de Classificação de Solos (EMBRAPA, 1999). A classe predominante foi a do tipo “Associação de Cambissolo Háptico Tb Distrófico léptico + Neossolo Litólico Distrófico típico, A moderado” em 466,85 ha, correspondendo a 39,08% da área de estudo. Em geral, as classes de solo mapeadas apresentam pH ácido e a saturação por bases na sua grande maioria é baixa (inferior a 50%), exceto para as classes Associação de Gleissolo Melânico Tb Eutrófico; Nitossolo Bruno Distrófico típico epi Eutrófico, A moderado;

e Nitossolo Bruno Distrófico típico, A proeminente; que apresentam elevados teores de alumínio trocável e matéria orgânica.

A cobertura vegetal existente na reserva é constituída pela Floresta Ombrófila Mista Montana, sendo considerada como um dos últimos remanescentes do ecossistema que ainda mostram características originais. Encontram-se presentes algumas das espécies constantes da lista oficial de espécies em extinção do IBAMA (Portaria nº 37-N, de 03.04.1992), objeto de proibição de corte pela Resolução CONAMA 278, de 24.05.2001.

A *Araucaria angustifolia* (pinheiro-do-paraná), a *Cedrela fissilis* (cedro) e a *Ocotea porosa* (imbuia), apresentam indivíduos centenários e majestosos, conforme ilustrado nas Figuras 10, 11 e 12, retratando uma pequena parte da exuberância apresentada pela Floresta com Araucária antes de sua devastação.

FIGURA 10 – ESPÉCIME DE *Araucaria angustifolia* COM 6,90M DE CAP



Fotos: EDELBERTO GEBAUER e NELSON C. ROSOT

FIGURA 11 – ESPÉCIME DE *Cedrela fissilis* COM 7,40 M DE CAP

Fotos: NELSON C. ROSOT

FIGURA 12 – ESPÉCIME DE *Ocotea porosa* COM 5,90M DE CAP

Fotos: EDELBERTO GEBAUER e NELSON C. ROSOT

Estas e muitas outras espécies florestais convivem com inúmeras espécies de menor porte e com rica fauna associada, algumas também sendo consideradas como vulneráveis ou ameaçadas de extinção devido à grande fragmentação que vêm

sofrendo as áreas deste ecossistema. Segundo PIRES-O'BRIEN e O'BRIEN (1995), uma determinada espécie vegetal é considerada ameaçada quando as populações desta espécie são reduzidas a números abaixo dos níveis críticos, fazendo com que se perca um número muito grande de genes necessários à sua adaptação e sobrevivência.

DA CROCE (1991) desenvolveu para a área da reserva um mapeamento e classificação da vegetação natural com o objetivo de determinar e analisar aspectos estruturais, relações fitossociológicas entre espécies e a relação entre parâmetros de frequência e volume com relevo. A vegetação foi associada a duas classes tipológicas: Florestal tipo I ocupando 18% da área e apresentando predominância de Araucária; Florestal tipo II representando 79% da área com predominância de outras espécies nativas. O inventário baseou-se na restituição aerofotogramétrica e medições em campo de 40 parcelas com 2.500 m².

Dos estágios de sucessão descritos por KLEIN (1960), dois são encontrados na área da Reserva Florestal: Araucária e associações pioneiras; Araucária e Imbuia. A área da reserva vem servindo como um refúgio natural da vida silvestre, principalmente para aves mamíferos, répteis e artrópodes.

Além da cobertura florestal, encontram-se dentro da reserva quatro áreas que são utilizadas pela Epagri para o desenvolvimento de pesquisas com espécies agrícolas e frutíferas.

3.2 MATERIAIS

3.2.1 Imagens e Material de Apoio

Para atender o objetivo da pesquisa foram usados dados coletados em campo com a técnica do *Global Positioning System* (GPS) e fotografias panorâmicas terrestres adquiridas no mês de janeiro de 2004. Para nortear os trabalhos iniciais de coleta de dados em campo foram utilizadas 9 fotografias aéreas, em escala 1:25.000,

que recobrem a área de interesse, provenientes de aerolevanteamento realizado em 1979.

Duas cartas planialtimétricas, nas escalas 1:100.000 (denominada Lebon Régis) e 1:50.000 (denominada Caçador), elaboradas pela Diretoria do Serviço Geográfico do Exército (DSG) no ano de 1980 e 2000, respectivamente, foram usadas para obtenção de informações cartográficas que serviram de apoio no reconhecimento da área de estudo e de seu entorno.

O imageamento da área de estudo pelo Satélite Ikonos II foi efetuado em 17 de fevereiro de 2004 às 13 horas e 43 minutos horário de Greenwich (10:43 horário local). Foram adquiridas, individualmente, as quatro bandas multiespectrais e a banda pancromática da sub-cena imageada, com resolução espacial de 4 m e 1 m, respectivamente, e resolução radiométrica de 8 *bits/pixel*.

3.2.2 Equipamentos e Programas Computacionais

Os equipamentos e *softwares* utilizados durante o desenvolvimento desta pesquisa foram:

- a) Micro Computador com processador Pentium IV, velocidade de processamento de 1,4 GHz, 512 MB de memória RAM e monitor de 17";
- b) *Scanner* de mesa formato A4;
- c) Impressora jato de tinta para impressão em formato A3 e A4;
- d) GPS Diferencial marca Trimble modelo GeoExplorer3 (1m precisão horizontal);
- e) Câmara Fotográfica Digital marca Sony com resolução de 5.1 Mega-*pixel*;
- f) *Software*: Pathfinder (Trimble Navigation Limited) versão 2.8, Adobe Photoshop (Adobe Systems Incorporated) versão 6.0, Envi (RSI) versão 3.6, ArcView (ESRI) versão 3.2, SPRING (INPE) versão 4.1, e planilha eletrônica Excel.

A princípio, optou-se por efetuar o processamento digital das imagens utilizando o *software* ENVI, que apresenta algoritmos de classificação em nível de *pixel*. Alguns testes iniciais mostraram deficiências na classificação da imagem Ikonos para este nível, sendo necessário, portanto, efetuar a classificação em nível de regiões. Por este fato, o *software* ENVI foi somente usado na fase de pré-processamento, desenvolvendo-se as fases seguintes com o *software* SPRING, que possui algoritmos segmentador e classificador em nível de regiões.

3.3 METODOLOGIA

3.3.1 Coleta de Dados em Campo

A coleta de dados em campo teve como objetivos principais a aquisição de pontos de controle para o georreferenciamento e informações digitais dos limites da área de estudo, assim como de material de apoio para a definição das classes de tipologias florestais mapeadas e sua interpretação na imagem Ikonos.

Em etapa prévia à coleta dos dados, foi construído um mosaico digital não-controlado das fotografias aéreas de 1979, em escala 1:25.000. Estas fotografias – mesmo estando desatualizadas – constituíam a única imagem existente no momento com maior nível de detalhamento para o primeiro reconhecimento da área de estudo e definição das ações iniciais de coleta de dados.

As fotografias foram submetidas ao processo de conversão de formato, passando de analógico para digital. O processo de conversão teve início com a escanização das fotografias aéreas (com *scanner* de mesa formato A4), a 300 dpi de resolução. Usando o *software* Adobe Photoshop foram recortadas dos arquivos digitais, as partes das imagens que recobriam a área de estudo, unindo-as na seqüência. O modo de controle usado na ligação das partes afins considerou apenas parâmetros visuais.

Com o objetivo de melhorar a precisão cartográfica da imagem Ikonos, foram coletadas em campo as coordenadas horizontais de pontos de controle dentro e fora da área de estudo com a utilização do equipamento GPS Diferencial.

Além de pontos de controle, foram coletadas com o mesmo equipamento, as coordenadas dos vértices da área de estudo e, ainda, outras feições pontuais, lineares e poligonais de áreas definidas como “alvo”, efetuando-se, simultaneamente, o registro fotográfico e anotações que descreveram as características visuais de cada local, principalmente com relação à predominância de espécies. Também a partir de pontos mais elevados ao redor da área de estudo foram adquiridas fotografias terrestres, procurando-se retratar, de forma mais ampla, as características das tipologias florestais presentes na reserva florestal, proporcionando, assim, um suporte na tomada de decisões sobre as classes de mapeamento.

3.3.2 Georreferenciamento

O georreferenciamento é uma operação de transformação geométrica que relacionam coordenadas de imagem (linha, coluna) com coordenadas de um sistema de referência, corrigindo distorções espaciais e inserindo precisão cartográfica no posicionamento dos objetos, superfícies ou fenômenos representados em imagens.

A coleta dos pontos de controle deu-se pelo método relativo e modo estático. Para maximizar a precisão dos dados, alguns critérios foram seguidos durante a coleta com o equipamento GPS Diferencial, tais como: tempo mínimo de 20 minutos de registro de sinais dos satélites em cada ponto; captação de sinais de quatro satélites ou mais; e PDOP \leq 6,0. Posteriormente à coleta, os dados brutos foram submetidos a uma correção diferencial usando os dados da base da Estação de Referência da Santiago & Cintra, localizada em Curitiba-PR, distante a aproximadamente 225 km em linha reta do centro da área de estudo. Ao todo foram adquiridos 25 pontos de controle em campo que apresentaram precisão horizontal média de 1,33 m.

A imagem Ikonos, conforme o nível de processamento solicitado, já apresentava correção geométrica, porém com baixa precisão (precisão de posicionamento máximo de 15 m). Para aumentar a precisão, esta imagem foi submetida a um novo processo de georreferenciamento.

De acordo com definição prévia, foram adotados para a pesquisa o sistema de projeção *Universal Transverse Mercator* (UTM) e o Datum horizontal *South American Datum of 1969* específico para o Brasil (SAD 69 Brazil). Conforme os padrões da empresa fornecedora, a imagem Ikonos é vendida para os países da América do Sul com projeção no Sistema UTM e Datum *World Geodetic System from 1984* (WGS 84). Tornou-se necessário, então, realizar a conversão de Datum em processo anterior ao georreferenciamento da imagem Ikonos, efetuado com o *software* ENVI. As bandas reprojatadas foram unidas em um arquivo único com a operação de “criação de *Metafile*”.

Como havia à disposição uma imagem Ikonos da fusão de bandas multiespectrais e pancromática – com resolução espacial de 1 m – aplicaram-se sobre esta imagem os pontos de controle para o georreferenciamento pelo método “imagem-mapa”. Depois de georreferenciada, a imagem fusionada serviu de base para a correção geométrica das bandas multiespectrais (arquivo *metafile*) e também para a banda pancromática individual, fazendo georreferenciamento pelo método “imagem-imagem”.

Para as imagens Ikonos foi usada na correção geométrica, a equação de transformação “polinômio de primeiro grau” e a reamostragem pelo interpolador “vizinho mais próximo”. Este interpolador mantém os valores originais dos níveis de cinza da imagem sem gerar valores intermediários, preservando as estatísticas da imagem.

3.3.3 Definição das Classes Temáticas de Mapeamento

A definição das classes de mapeamento da vegetação tomou por base somente a presença de espécies indicadoras de estágio sucessional com fisionomia arbustiva a arbórea que compõem o dossel da floresta, diferenciando-se da forma de classificação apresentada pelas resoluções N° 02/94 e N° 04/94 do CONAMA, que consideram também a fisionomia herbácea, além de levarem em conta outros parâmetros para a identificação dos estágios sucessionais. Portanto, nesta pesquisa a avaliação ocorreu somente pela observação das características registradas em imagens de satélite para o nível de extrato superior da floresta, não sendo empregadas outras formas de avaliação da vegetação.

No trabalho de diagnóstico dos remanescentes florestais, descrito por FUPEF (2001), a avaliação dos estágios sucessionais foi efetuada somente para formações com fisionomia arbórea. As florestas caracterizadas como pertencentes a classes de estágio médio de sucessão, segundo as definições da Resolução N° 02/94 do CONAMA, foram, neste caso, classificadas como florestas em estágio inicial.

O mapeamento foi estruturado em dois níveis hierárquicos, sendo o primeiro referente aos estágios sucessionais (inicial, médio e avançado) e, o segundo, às tipologias propriamente ditas, tais como: “vassourinha”, “vegetação de solos úmidos”, “taquara”, “bracatinga/canela-guaicá”, “vassourão”, “canelas”, “baixa densidade de araucária” e “predominância de araucária”.

As espécies consideradas como indicadoras do estágio inicial foram a taquara, a vassourinha, a bracatinga e a canela-guaicá, diferindo do disposto na Resolução N° 02/94, que considera a canela-guaicá como indicadora do estágio médio de sucessão. A inclusão desta espécie no estágio inicial foi estabelecida após se verificar, em campo, que seu aparecimento ocorria simultaneamente ao da bracatinga em pontos com recente antropização. Agrupam-se a este estágio as tipologias denominadas como “vassourinha”, “taquara” e “bracatinga/canela-guaicá”.

No estágio médio de sucessão foram avaliadas, principalmente, a presença das espécies vassourão-branco e imbuia, também diferindo da resolução N° 02/94 que considera a imbuia como pertencente ao estágio avançado de sucessão.

Os indivíduos da espécie imbuia não apresentam facilidade de identificação, por estarem agrupados a indivíduos de várias outras espécies com o mesmo nível de desenvolvimento. Para discriminar esta tipologia, foi criada a classe denominada “canelas”, tendo-se associado a esta, as regiões da imagem que apresentavam a mesma resposta espectral dos pontos de referência onde havia ocorrência de indivíduos de imbuia nas visitas em campo. Foram consideradas como classes componentes do estágio médio de sucessão, as tipologias “vassourão” e “canelas”.

Para a definição do estágio avançado de sucessão considerou-se a presença da espécie Araucária, associada a duas classes tipológicas, conforme a densidade de indivíduos: “predominância de araucária” e “baixa densidade de araucária”.

A classe “vegetação de solos úmidos” não foi associada a nenhum estágio sucessional, por não ser possível definir o nível de desenvolvimento dessa vegetação somente pela resposta espectral. Para uma correta definição de estágio de desenvolvimento desta tipologia é necessária a realização de outros tipos de levantamento em campo que forneçam maior detalhamento de características.

Para a discriminação total de uso e cobertura do solo na área da reserva foram estabelecidas outras cinco classes para os locais sem cobertura florestal, denominadas: “várzea”, “lago”, “solo exposto”, “estrada” e “agricultura/fruticultura”.

3.3.4 Interpretação Visual da Imagem Ikonos

Antecedendo a interpretação visual, alguns testes foram efetuados para definir a melhor composição colorida. Levando em consideração apenas aspectos visuais, foi escolhida a composição colorida *Near Infrared+Green+Blue* (NGB) devido à maior facilidade que esta composição proporcionava para o reconhecimento, a identificação

e a associação das respostas espectrais registradas pela imagem Ikonos às respectivas tipologias florestais presentes na área de estudo.

Sobre esta composição colorida, juntamente com o suporte proporcionado pela avaliação fitofisionômica advinda de campo, foi desenvolvida a interpretação visual e classificação das tipologias através de análise dos parâmetros: cor, tonalidade e textura. Esta etapa do trabalho, realizada no *software* ArcView, teve por objetivo gerar um mapa-referência ("verdade de campo"), necessário para as avaliações dos processos de segmentação e classificação automática. A digitalização das feições poligonais foi efetuada manualmente via tela do monitor.

3.3.5 Segmentação

Conforme recomendado em SPRING (1998), o processo de segmentação antecedeu a etapa de classificação automática de imagens, permitindo posteriormente fazer uso das regiões geradas pela segmentação como amostras de treinamento para a classificação.

Testes realizados antes do processamento definitivo da segmentação mostraram diferenças de resultado quando efetuada a segmentação: 1) em toda a imagem; 2) somente na imagem referente à área de estudo e; 3) em amostras recortadas sobre a área de estudo. Em função disso elaborou-se uma máscara de recorte, passando-se a trabalhar somente com a parte da imagem que recobre a área de estudo.

As quatro bandas multi-espectrais (RGBN) – georreferenciadas e em formato TIFF – da sub-cena Ikonos foram submetidas ao processo de segmentação, usando o algoritmo de crescimento de regiões disponível no *software* SPRING versão 4.1. Este algoritmo parte de um “*pixel*-semente” e, posteriormente, agrupa os *pixels* adjacentes que possuem características similares e que satisfazem o critério de similaridade (NASCIMENTO e ALMEIDA FILHO, 1996). A similaridade é o limiar referente à proximidade radiométrica entre *pixels*, correspondendo ao valor da distância euclidiana mínima entre as médias das regiões, abaixo da qual duas regiões são

consideradas similares e, então, agrupadas. O limiar de área é o número mínimo de *pixels* para que uma região seja individualizada, sendo, portanto, o tamanho mínimo que cada segmento deve possuir na operação de segmentação.

Até a versão 3.6 do *software* SPRING havia uma limitação para os valores de limiares de similaridade e área, sendo permitida uma variação de 1 a 50, em intervalos unitários. Nas versões seguintes a inexistência dessa limitação vem proporcionando uma grande amplitude de possíveis combinações de valores de limiares.

Para este trabalho os limiares de similaridade foram definidos sistematicamente, enquanto que, o limiar de área teve seus valores definidos a partir de um valor-teste que foi recebendo incrementos de modo não-sistemático, à medida que os resultados dos processos iam sendo obtidos. Ao todo foram testados 20 pares de limiares de similaridade e área.

3.3.5.1 Análise da segmentação

A avaliação do desempenho do algoritmo de segmentação por crescimento de regiões foi desenvolvida de forma qualitativa e quantitativa através de método empírico. A aplicação deste método é dependente da existência de uma imagem de referência que represente a identificação adequada dos alvos presentes na cena, levando-se em consideração os limites de resolução espacial e espectral.

3.3.5.1.1 Avaliação qualitativa

A avaliação do desempenho do algoritmo segmentador pelo método empírico de qualidade foi obtida por simples comparação visual da sobreposição dos polígonos das imagens de referência e da segmentação, com o uso do *software* SPRING.

3.3.5.1.2 Avaliação quantitativa

A avaliação quantitativa foi obtida a partir da aplicação do método empírico de discrepância, onde as diferenças apresentadas entre as segmentações e a imagem de referência foram comparadas numericamente pelas medidas de discrepância dos parâmetros analisados. Valores elevados de discrepância são devidos a grandes erros da segmentação, evidenciando um desempenho ineficiente do algoritmo segmentador.

Como o mapa-referência apresentava-se no formato vetorial, foi necessário converter os resultados do processo de segmentação – que são gerados em formato *raster* – também para o formato vetor, possibilitando, assim, calcular os valores dos parâmetros de análise. A conversão de formato, bem como, a geração dos valores necessários para o cálculo de cada parâmetro foi desenvolvida no *software* ArcView. Os cálculos subsequentes para a obtenção dos valores de análise de discrepância foram efetuados no *software* Excel, que permite importar em formato DBF, os arquivos das tabelas geradas pelo ArcView, extraíndo, de maneira direta, os valores para a realização dos cálculos.

Conforme OLIVEIRA (2002), através do Índice para a Avaliação de Segmentação (IAVAS) é possível comparar os valores dos parâmetros apresentados pelos resultados da segmentação com os valores de referência. Os parâmetros de discrepância empregados por este autor no índice IAVAS para a análise dos resultados das segmentações foram: a) número de polígonos; b) comprimento total de linhas; c) variância das áreas dos polígonos; d) centro de massa mais próximo; e e) faixa de coincidência.

Na presente pesquisa foi utilizado o mesmo índice descrito por OLIVEIRA (2002), porém com algumas alterações na forma de obtenção dos valores dos parâmetros, passando-se a denominá-lo IAVAS_{mod}.

A avaliação dos resultados da segmentação foi efetuada por amostragem sistemática, exceto para o parâmetro “número de polígonos”, que é obtido diretamente. A partir de um *grid* com intervalo entre pontos de 400 m, foram selecionados os polígonos do mapa-referência submetido à análise. O emprego do método de

amostragem proporcionou uma redução de tempo e custo e tornou mais dinâmico o processo de análise das segmentações.

Os parâmetros utilizados e a descrição dos passos para obtenção de seus valores para análise estão apresentados nos itens seguintes.

1) Número de polígonos

Este parâmetro mede a discrepância entre a imagem segmentada e a de referência em relação à quantidade de objetos extraídos pelo algoritmo segmentador, permitindo, assim, uma verificação da ocorrência de segmentação excessiva, ou insuficiente. Como metodologia propôs-se para esta pesquisa aceitar as segmentações que geraram até três vezes o número de polígonos existente no mapa-referência. Este valor de três vezes foi definido após considerar as diferenças existentes entre o processo automático e o visual, onde, por exemplo, áreas com sombra são agrupadas pelo intérprete às regiões adjacentes, enquanto que, no processo automático, estas são definidas como outra região.

Pela avaliação do número de polígonos foram selecionados os prováveis melhores pares de limiares, que se apresentavam adequados por não produzir fragmentação excessiva ou insuficiente na imagem. Os pares selecionados nesta etapa foram submetidos à análise dos demais parâmetros. Os valores resultantes da avaliação deste parâmetro de discrepância não foram incluídos na equação do $IAVAS_{mod}$.

2) Distância entre centróides

Este parâmetro calcula a distância euclidiana entre os centróides de cada polígono do mapa-referência com cada polígono da imagem segmentada. O centróide é uma entidade pontual que representa o centro de massa de determinado polígono, sendo obtido no *software* ArcView pela ferramenta *Convert Shapes to Centroids* do aplicativo XTools. O cálculo da distância euclidiana é dado pela seguinte fórmula:

$$d_{ij} = \sqrt{(x_i - x'_j)^2 + (y_i - y'_j)^2}$$

em que:

i = número do polígono analisado da imagem referência;

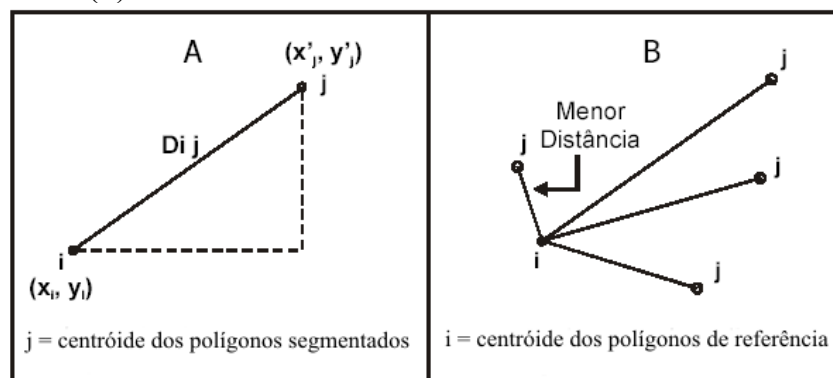
j = número do polígono analisado da segmentação;

x_i e y_i = coordenadas de x e y do ponto i ;

x'_j e y'_j = coordenadas de x e y do ponto j .

Como a identificação dos polígonos equivalentes entre as imagens avaliadas é uma tarefa que apresenta grande dificuldade, foi envolvido o cálculo da distância euclidiana entre os polígonos do mapa-referência – selecionados pela amostragem – com cada um dos polígonos gerados pelo par de limiares sob avaliação, conforme ilustrado na Figura 13.

FIGURA 13 – (a) DISTÂNCIA EUCLIDIANA ENTRE OS CENTRÓIDES;
(b) POLÍGONO COM MENOR DISTÂNCIA EUCLIDIANA



Fonte: Adaptado de OLIVEIRA (2002)

Depois de calculada a distância das “ n ” combinações, os polígonos da segmentação que apresentaram a menor distância para cada polígono i do mapa-referência foram aceitos como equivalentes e, posteriormente submetidos às análises dos demais parâmetros. O valor de discrepância para o parâmetro “Distância entre centróides” foi calculado após terem sido selecionados todos os menores valores das

distâncias apresentadas pelas “ n ” combinações. Em seguida calculou-se a diferença percentual entre os valores do conjunto selecionado:

$$V_i = \left(\frac{d_i - d_{min}}{(d_{max} - d_{min})} \right) \times 100$$

em que:

V_i = diferença percentual entre as menores distâncias selecionadas;

d_i = valor da distância euclidiana de cada combinação selecionada do conjunto;

d_{min} = menor valor de distância euclidiana do conjunto selecionado;

d_{max} = maior valor de distância euclidiana do conjunto selecionado.

Após a obtenção dos percentuais que uma dada distância entre centróides representa em relação à amplitude de distâncias observadas para todo o conjunto, foi calculada a média aritmética das menores diferenças percentuais selecionadas de cada par de limiares, passando este valor a representar o parâmetro a ser usado na comparação entre as segmentações. A média aritmética é dada por:

$$\bar{d}_e = \frac{\sum_{i=1}^n V_i}{n}$$

em que:

\bar{d}_e = média das menores distâncias euclidianas do conjunto analisado;

V_i = valores da diferença percentual de distâncias euclidianas de cada polígono analisado;

n = número de polígonos do mapa-referência selecionados pela amostragem.

Quanto menor o valor apresentado por \bar{d}_e mais coerentes estão os polígonos da segmentação em relação aos do mapa-referência.

3) Diferença em área

Para calcular este parâmetro foi necessário obter o valor de área de cada polígono-referência, assim como de cada polígono da segmentação selecionado no desenvolvimento do cálculo do parâmetro anteriormente descrito. Os valores de área foram obtidos facilmente com o uso da ferramenta *Calculate area* do aplicativo XTools do *software* ArcView. As diferenças percentuais de área tiveram seus valores calculados de forma modular, utilizando-se a equação:

$$DA_i = \left| \frac{AREF_i - ASEG_i}{AREF_i} \right| \times 100$$

em que:

DA_i = diferença percentual de área entre cada polígono selecionado da segmentação e do mapa-referência;

$AREF_i$ = área de cada polígono de referência analisado;

$ASEG_i$ = área de cada polígono da segmentação equivalente ao polígono de referência analisado.

Para o conhecimento do desempenho geral em cada segmentação foi calculada a média aritmética do conjunto analisado por meio da equação:

$$\overline{DA} = \frac{\sum_{i=1}^n DA_i}{n}$$

em que:

\overline{DA} = média da diferença percentual de área entre a segmentação e a referência;

DA_i = diferenças percentuais de área do conjunto analisado;

n = número de polígonos do mapa-referência selecionados pela amostragem.

Quanto menor o valor de \overline{DA} apresentado pela segmentação, mais similares foram as áreas dos polígonos da segmentação e do mapa-referência.

4) Diferença em perímetro

Os cálculos deste parâmetro foram efetuados de forma similar ao cálculo do parâmetro “Diferença em área”, somente substituindo-se a variável “área” pela variável “perímetro”, de acordo com as seguintes equações:

$$DP_i = \left| \frac{PREF_i - PSEG_i}{PREF_i} \right| \times 100$$

em que:

- DP_i = diferença percentual entre o perímetro de cada polígono selecionado da segmentação e do mapa-referência;
- $PREF_i$ = perímetro de cada polígono de referência analisado;
- $PSEG_i$ = perímetro de cada polígono da segmentação equivalente ao polígono de referência analisado.

$$\overline{DP} = \frac{\sum_{i=1}^n DP_i}{n}$$

em que:

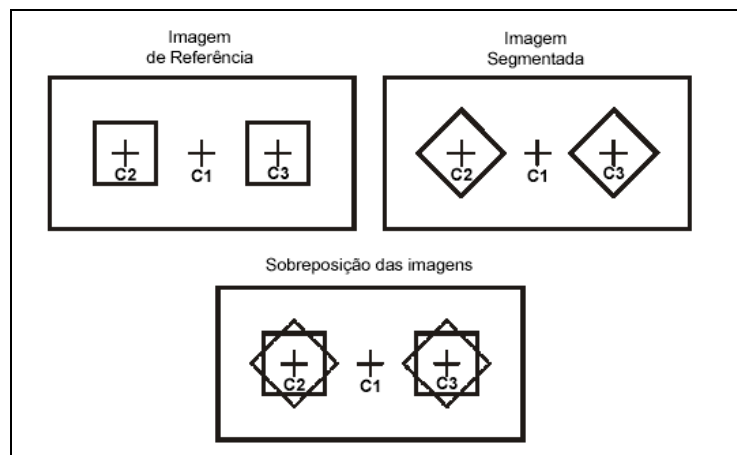
- \overline{DP} = média das diferenças percentuais de perímetro entre a segmentação e o mapa-referência;
- DP_i = diferenças percentuais de perímetro do conjunto analisado;
- n = número de polígonos do mapa-referência selecionados pela amostragem.

Da mesma forma, a segmentação que apresentou o menor valor de \overline{DP} , em princípio, foi a mais adequada.

5) Faixa de coincidência

Os parâmetros de discrepância que avaliam separadamente o tamanho e a posição dos polígonos não asseguram uma total coerência nos resultados, pois podem ocorrer situações em que os segmentos estão rotacionados em seu centro de massa. Nesse caso os valores calculados para tais parâmetros são considerados adequados, mas apresentam discrepâncias se avaliados quanto à forma de suas bordas, conforme ilustrado na Figura 14.

FIGURA 14 – FAIXA DE COINCIDÊNCIA ENTRE POLÍGONOS



Fonte: OLIVEIRA (2002)

O uso do parâmetro “Faixa de coincidência” permite avaliar espacialmente a relação entre os polígonos da segmentação e do mapa-referência, analisando de maneira indireta, também, os parâmetros referentes ao tamanho e à posição. Isto se torna possível com a quantificação dos *pixels* da imagem segmentada que coincidem com os *pixels* da imagem de referência.

Durante a aquisição dos dados de referência por interpretação visual o fator escala de trabalho pode ocasionar alguns erros, devido às limitações que o analista tem

em definir o exato limite dos polígonos, podendo, assim, estar incluindo ou excluindo alguns *pixels*.

Para que este fator não exerça influência na análise do resultado da segmentação, OLIVEIRA (2002) recomenda a criação de uma faixa de tolerância de espessura igual à resolução da imagem utilizada, para dentro e para fora dos polígonos da imagem de referência. Os passos para a criação da faixa de tolerância por meio do *software* ArcView foram os seguintes:

- a) Gerar *Buffer* nos polígonos do mapa-referência (“verdade de campo”) através da ferramenta *Create Buffers*, escolhendo a opção que cria tanto um anel interno quanto externo (anel duplo), para uma distância de 4 m (resolução da imagem Ikonos utilizada), salvando os resultados desta operação como um novo tema;
- b) Unir os polígonos internos e externos gerados pelo *buffer*, formando um polígono único (anel simples) através da ferramenta *Union Features*.

O cálculo do número de *pixels* das áreas de intersecção requer que os dados se encontrem em formato matricial (*raster*). Foi necessário, então, converter para este formato o polígono da faixa de tolerância do mapa-referência, assim como os polígonos da segmentação selecionados para as análises de discrepância. Como o polígono da faixa de tolerância apresentava-se em formato vazado (em forma de anel), a conversão foi realizada diretamente com a ferramenta *Convert to grid*, sendo observado que o tamanho da célula fosse de 4 m. No caso dos polígonos da segmentação (polígonos cheios), foi necessário convertê-los primeiramente para a feição “linha” com a ferramenta *Convert polygons to polylines* do aplicativo Xtools e, sobre o tema de linhas, prosseguiu-se a conversão para o formato matricial (*Convert to grid*).

Os valores comparativos do parâmetro “Faixa de coincidência” foram obtidos pelo cruzamento dos temas matriciais com a ferramenta *Summarize Zones* do aplicativo *Spatial Analyst* do *software* ArcView. Ao solicitar o cálculo estatístico da coluna “*Count*” – criada automaticamente durante a operação – obteve-se, dentre

outras informações, a somatória do número de *pixels* comuns entre cada segmentação e a referência. A partir desse valor da somatória e do número total de *pixels* apresentados pelos polígonos selecionados de cada segmentação, calculou-se o percentual de *pixels* espacialmente incorretos por meio da equação:

$$FC = 100 - \left(\frac{np_{coinc}}{np_{seg}} \times 100 \right)$$

em que:

FC = percentual de *pixels* espacialmente incorretos;

np_{coinc} = número de *pixels* coincidentes entre a segmentação e o mapa-referência;

np_{seg} = número total de *pixels* dos polígonos da segmentação avaliada.

A segmentação que apresentou o menor valor para FC indica que menos *pixels* foram incorretamente associados a uma região e, conseqüentemente, mais coerentes foram as regiões formadas em relação aos polígonos do mapa-referência.

O modo de cálculo utilizado por OLIVEIRA (2002) na obtenção dos valores dos parâmetros de discrepância, exigiu que seus resultados fossem submetidos a uma normalização para eliminar a influência causada pelas distintas escalas de cada parâmetro envolvido e, assim, aplicá-los no cálculo do índice IAVAS. Na presente pesquisa, os resultados obtidos pelos parâmetros de discrepância foram diretamente aplicados no IAVAS_{mod}, pelo fato de todos apresentarem valores relativos, ou seja, em percentagem.

O cálculo do IAVAS_{mod} é a somatória de valores dos parâmetros de discrepância obtidos para cada resultado do processo de segmentação, sendo dado pela equação:

$$IAVAS_{mod} = \bar{d}_e + \overline{DA} + \overline{DP} + FC$$

Considerou-se como o par de limiares que melhor segmentou a imagem Ikonos aquele que apresentou o menor valor no cálculo do índice $IAVAS_{mod}$.

3.3.6 Classificação Digital

O maior detalhamento proporcionado pela alta resolução da imagem Ikonos pode também trazer certas dificuldades no que se refere à classificação automática por algoritmos que consideraram somente a variação dos níveis de cinza da imagem. A ocorrência de *pixels* com valores de nível de cinza muito próximos ou iguais dificulta a classificação por métodos estatísticos que requerem determinados tipos de distribuição dos dados para diferenciar as classes ou tipos de cobertura do solo.

Partindo-se de regiões geradas pelo processo de segmentação, a classificação de imagens supera a limitação de uma análise pontual, por serem levados em consideração atributos espectrais e espaciais dos *pixels*. Com a definição do melhor par de limiares para a segmentação da imagem Ikonos, as regiões geradas por este processo foram submetidas ao processo de classificação, empregando-se os algoritmos “Isoseg” e *Bhattacharyya*, disponíveis no *software* SPRING.

O classificador “Isoseg” é um algoritmo não-supervisionado que define as classes sem nenhum conhecimento prévio da distribuição de densidade de probabilidade dos temas, agrupando as regiões a partir de uma medida de similaridade (distância de *Mahalanobis*), que utiliza os atributos estatísticos das regiões (matriz de covariância e o vetor de média) para estimar o valor central de cada classe.

O classificador *Bhattacharyya* é um algoritmo que permite a interação do analista, que seleciona alguns dos polígonos gerados pela segmentação, para definir as amostras de treinamento das classes a serem mapeadas.

Depois de se analisar as amostras de treinamento, foram determinadas quais regiões seriam realmente usadas para a classificação. O conjunto final das amostras de treinamento foi aceito quanto não se apresentava mais confusão entre temas e amostras. Vale salientar que a heterogeneidade individual que cada classe apresentava

foi respeitada, sendo adquiridas amostras representativas que contemplaram toda a variabilidade das assinaturas espectrais das classes.

Tanto para o classificador não-supervisionado quanto para o supervisionado foram testados os cinco valores de limiar de aceitação apresentados pelo *software*. De acordo com SPRING (1998), o limiar de aceitação indica a percentagem de *pixels* da distribuição de probabilidade de uma classe que será classificada como pertencente a esta classe. É esta percentagem que define o valor da distância empregada pelo algoritmo, de forma que todas regiões pertencentes a uma dada classe estejam distantes por um valor inferior à distância definida.

3.3.6.1 Acuracidade temática da classificação digital

Os resultados das classificações digitais que se apresentaram mais adequados aos objetivos da pesquisa foram submetidos à análise de acuracidade através dos indicadores matriz de erros e coeficiente *kappa*, que permitiram avaliar a acuracidade geral de mapeamento, assim como a específica para cada classe tipológica.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 GEORREFERENCIAMENTO

Pela transferência de coordenadas de vetor para imagem – através do método “imagem-mapa” – foram inseridas sobre a imagem da fusão de bandas (Pan + NGB) as coordenadas de 12 dos 25 pontos de controle (PC) coletados em campo, que apresentaram uma precisão média de posicionamento de 1,10m. Decidiu-se georreferenciar primeiramente a imagem fusionada devido às facilidades – proporcionadas pela resolução espacial de 1,0 m – para a identificação e alocação dos pontos de controle que garantiram uma melhor precisão. Na grande maioria, os pontos de controle se referiram a bifurcações e cruzamento de estradas.

Para as imagens das bandas multiespectrais e da banda pancromática, a transferência das coordenadas foi efetuada escolhendo-se pontos comuns e facilmente identificáveis tanto na imagem fusionada corrigida geometricamente como nas bandas individuais.

Encontram-se na Tabela 3 os valores do erro médio quadrático proporcionado pela equação de transformação Polinômio de Primeiro Grau, assim como o número de pontos de controle utilizado para cada caso de georreferenciamento das imagens. No Apêndice 1 é apresentada a distribuição dos pontos de controle para o georreferenciamento das bandas multiespectrais, adquiridos sobre imagem fusionada.

TABELA 3 – RESULTADOS DO GEORREFERENCIAMENTO DAS IMAGENS

Identificação	Método de aquisição de PC	Nº de Pontos de Controle Inseridos	Erro RMS (m)
Imagem Ikonos Fusionada (Pancromática + NGB)	Imagem - Mapa	12	3,53
Imagem Ikonos banda Pancromática	Imagem - Imagem	14	0,31
Imagem Ikonos bandas multiespectrais (NRGB)	Imagem - Imagem	10	1,17

PC = pontos de controle

O número de pontos de controle, no geral, foi superior ao número mínimo conforme a regra apresentada em SPRING (1998), que no caso de um polinômio de primeiro grau preconiza um mínimo de três pontos, embora, na prática, sejam usados, seis pontos de controle espalhados sobre a área de interesse. A quantidade de pontos de controle para a imagem Ikonos também atendeu a recomendação feita por MATHER (1999) que, para o caso de áreas pequenas de até 1024^2 *pixels*, sugere a tomada de 10 a 15 pontos de controle para o georreferenciamento.

Conforme ROSOT (2001), o RMS total descreve o erro de posicionamento característico de todos os pontos de controle em relação à equação, indicando a probabilidade com a qual uma posição mapeada poderá variar em relação a sua localização verdadeira.

Como o processo de georreferenciamento acumula erros, o erro total de posicionamento para a imagem fusionada foi de 4,63 m (erros do GPS + erros do georreferenciamento, ou seja, 1,10 m + 3,53 m). Para a imagem com as bandas multiespectrais o erro de georreferenciamento total foi de 5,80 m, valor este que estará influenciando a acuracidade das feições que foram mapeadas com o uso dessas bandas nos processos visual e automático. Uma opção para a redução do erro de georreferenciamento seria a melhoria da precisão dos pontos de controle, fazendo uso de equipamento GPS com precisão horizontal sub-métrica e, também, permanecendo em cada ponto um tempo superior ao mínimo exigido nas recomendações do equipamento.

A ortorreficação da imagem Ikonos se faz necessária devido à existência de distorção radial. Segundo ENVI (2004), essa distorção radial acontece pelo fato de o centro de perspectiva da imagem não se encontrar no infinito, sendo, portanto, adquirida em projeção cônica.

A não aplicação do processo de ortorretificação, no caso desta pesquisa, foi condicionada pela limitação apresentada na versão 3.6 do *software* ENVI. A partir da versão 4.0 tornou-se possível realizar o processo para imagem Ikonos, sendo requerido pelo *software*, para o processamento, um modelo RPC (*Rational Polynomial Coefficient*) que é fornecido pela empresa que comercializa a imagem. Com o modelo

RPC a ferramenta de ortorretificação dispensa o uso de pontos de controle e de modelo de elevação digital (DEM), embora, seja possível usá-lo a fim de obter melhor acurácia.

4.2 INTERPRETAÇÃO VISUAL DA IMAGEM IKONOS

MOREIRA (2001) comenta que durante o trabalho de análise visual pode-se cometer alguns erros devidos: à falha na identificação das classes temáticas; ao intérprete; à delimitação precisa dos diferentes alvos contidos na cena; à escala de trabalho e; à resolução do sensor. Para minimizar os erros da interpretação visual foi efetuado, em campo, o reconhecimento e a coleta de informações sobre as tipologias mapeadas em fase anterior à interpretação via tela do monitor.

Na imagem Ikonos, a discriminação das classes do segundo nível hierárquico – sendo o primeiro nível hierárquico referente aos estágios sucessionais e, o segundo, às tipologias propriamente ditas – foi efetuada pela comparação da variabilidade apresentada pelos elementos de interpretação, principalmente, cor, tonalidade e textura, que se encontravam na composição NGB, aplicada na ordem RGB. De acordo com SPURR (1960), a tonalidade é determinada pela reflectância da superfície foliar, tamanho das folhas e porção de sombra. A textura é um elemento influenciado pelo tamanho dos galhos e folhas e ângulo de incidência dos raios solares.

Para este trabalho os níveis de rugosidade para a textura em ordem decrescente, foram definidos como: granular, rugosa, grosseira, áspera, fina, lisa. A escala para interpretação da imagem foi de 1:2.500, que, segundo a SPACE IMAGING é a escala máxima de trabalho com a imagem Ikonos.

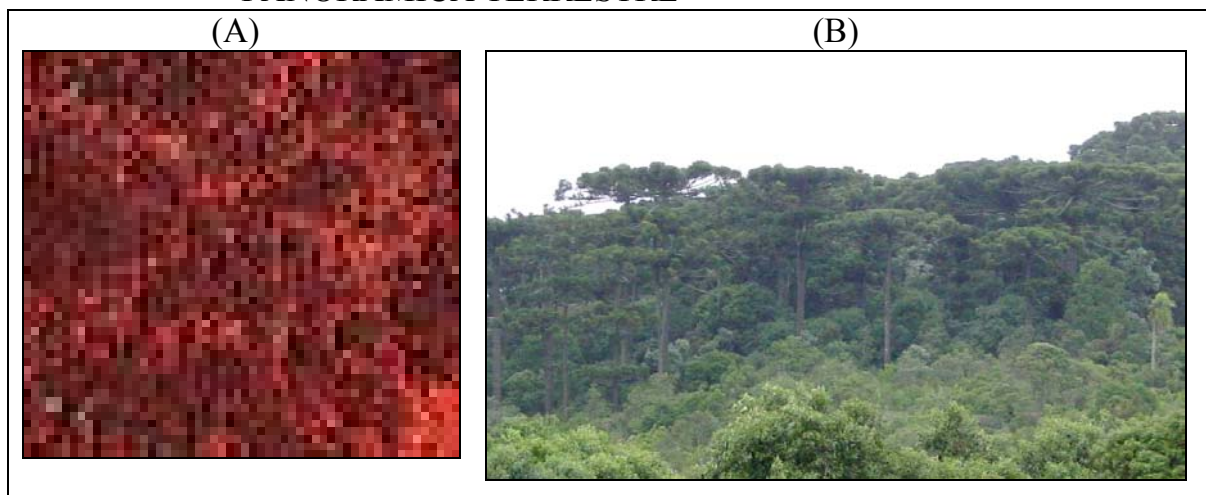
A imagem fusionada sofreu alterações nos valores digitais com o processo de fusão, apresentando menor qualidade para a identificação e discriminação das tipologias florestais quando comparada às bandas originais. Portanto, a imagem contendo a fusão das bandas pancromática e multiespectrais não foi utilizada nesta fase da pesquisa.

Conforme descrito anteriormente (v. item 3.3.3), as classes de mapeamento adotadas neste trabalho se estenderam a outros tipos de uso e cobertura do solo além das tipologias florestais, totalizando 13 classes mapeadas. Nas Figuras 15 a 26 são apresentadas as respostas espectrais e a fotografia panorâmica terrestre de cada tipologia mapeada. As características para sua definição foram descritas da seguinte forma:

a) Predominância de Araucária

Apresenta-se na composição NGB com a cor marrom-avermelhado escuro e textura rugosa. É a classe que representa agrupamentos densos de indivíduos de Araucária. Conforme relatam REITZ e KLEIN (1966), em virtude da sua cobertura densa e do verde-escuro das copas dos Pinheiros, os serranos denominaram a Floresta com Araucária de “matas pretas”, tonalidade esta evidenciada na imagem Ikonos.

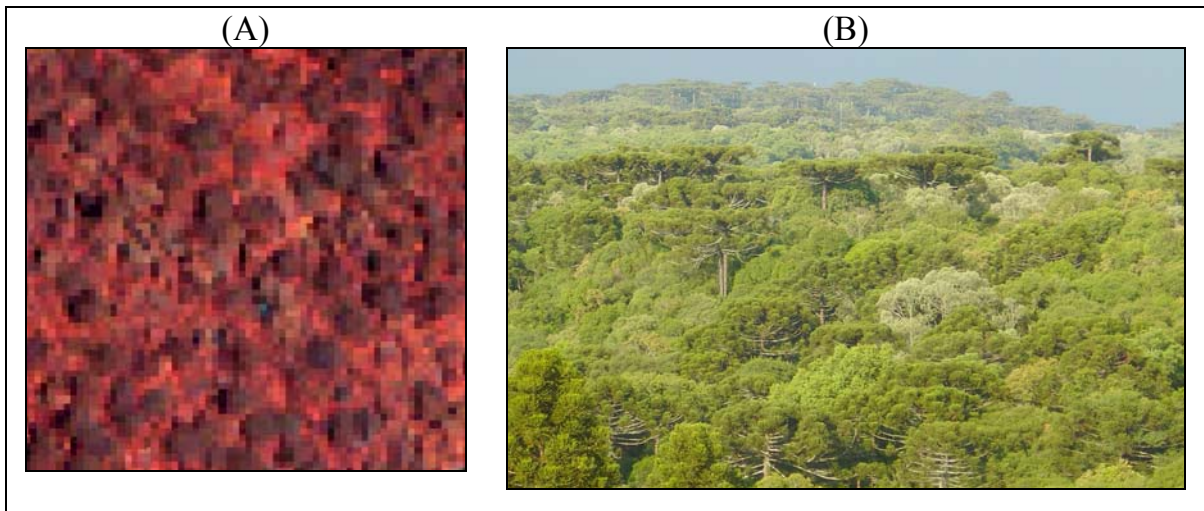
FIGURA 15 – ÁREAS COM PREDOMINÂNCIA DE ARAUCÁRIA: (A) RESPOSTA ESPECTRAL NA IMAGEM IKONOS; (B) FOTO PANORÂMICA TERRESTRE



b) Baixa densidade de Araucária

São as regiões com ocorrência esparsa de indivíduos de Araucária, identificados como círculos de cor marrom-avermelhado escuro, apresentando uma textura granular.

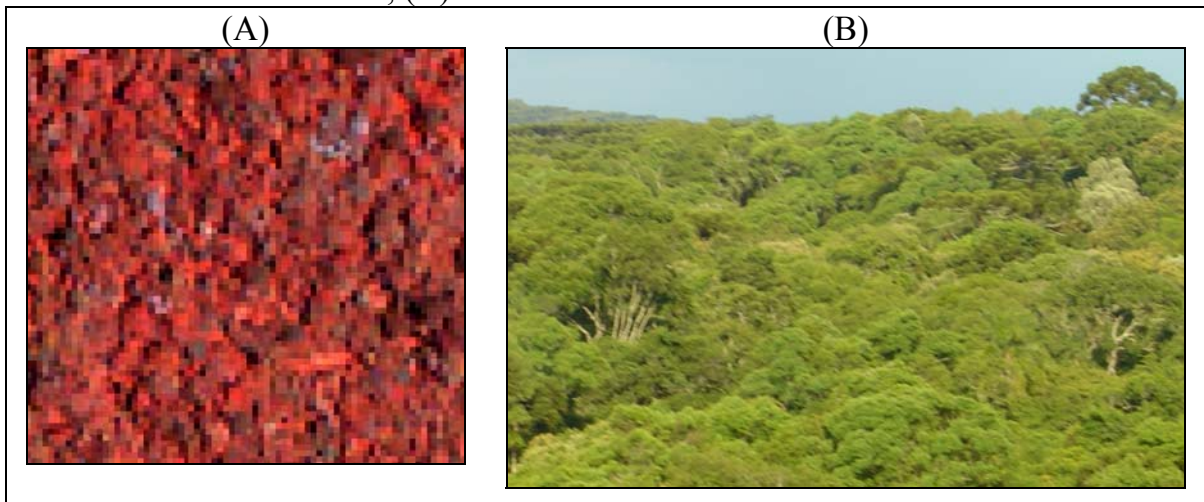
FIGURA 16 – ÁREAS COM BAIXA DENSIDADE DE ARAUCÁRIA: (A) RESPOSTA ESPECTRAL NA IMAGEM IKONOS; (B) FOTO PANORÂMICA TERRESTRE



c) Canelas

Apresenta-se em coloração mesclada que varia de vermelho médio a vermelho escuro e marrom claro e com textura grosseira.

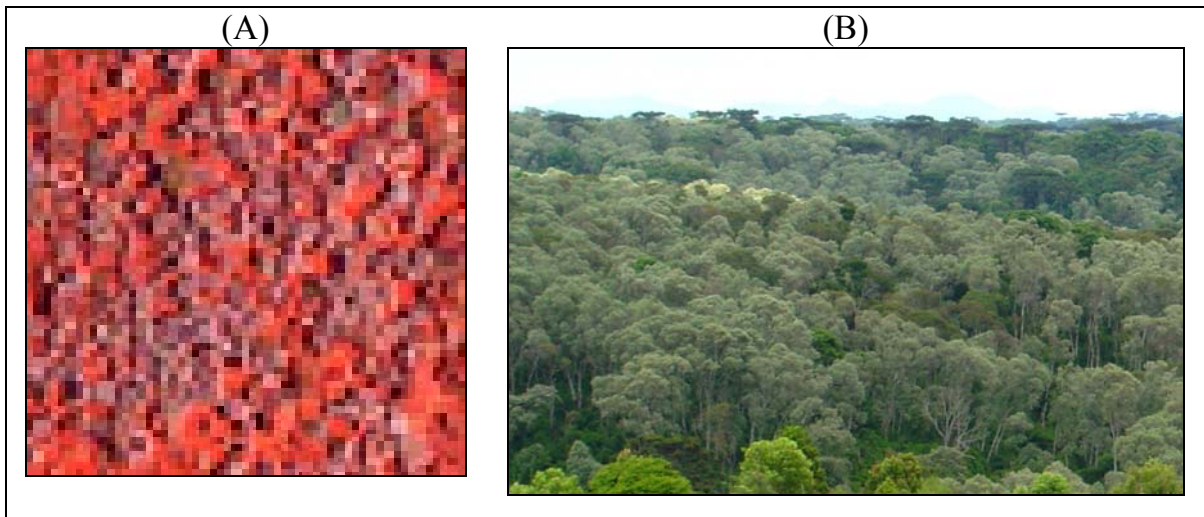
FIGURA 17 – ÁREAS COM IMBUÍIA E OUTRAS ESPÉCIES DE MESMO ESTÁGIO: (A) RESPOSTA ESPECTRAL NA IMAGEM IKONOS; (B) FOTO PANORÂMICA TERRESTRE



d) Vassourão

Apresenta-se na cor cinza, entre os tons claro e médio e textura grosseira.

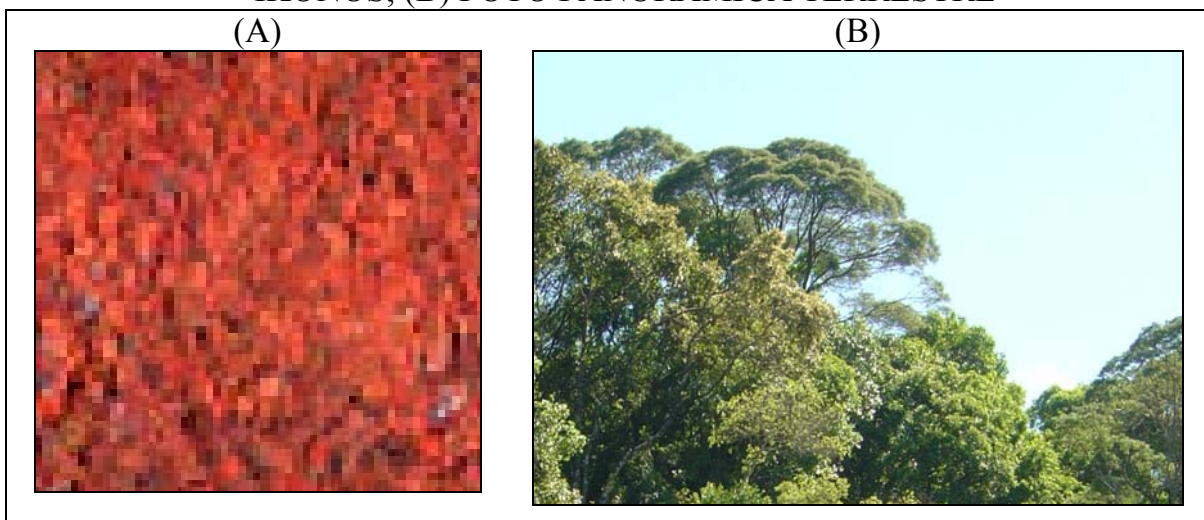
FIGURA 18 – PREDOMINÂNCIA DA ESPÉCIE VASSOURÃO-BRANCO: (A) RESPOSTA ESPECTRAL NA IMAGEM IKONOS; (B) FOTO PANORÂMICA TERRESTRE



e) Canela-guaicá/ Bracatinga

Possui coloração laranja-avermelhado que varia entre os tons claro e médio e apresenta textura áspera.

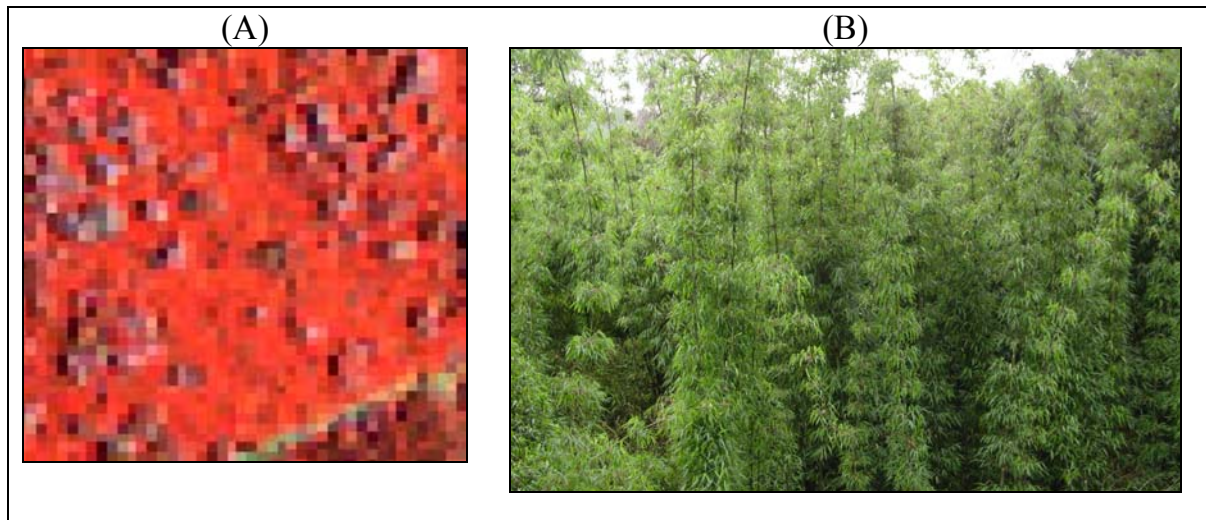
FIGURA 19 – ÁREA COM A PRESENÇA DE BRACATINGA E CANELA-GUAICÁ: (A) RESPOSTA ESPECTRAL NA IMAGEM IKONOS; (B) FOTO PANORÂMICA TERRESTRE



f) Taquara

Distinta por apresentar coloração vermelho-intensa e textura fina.

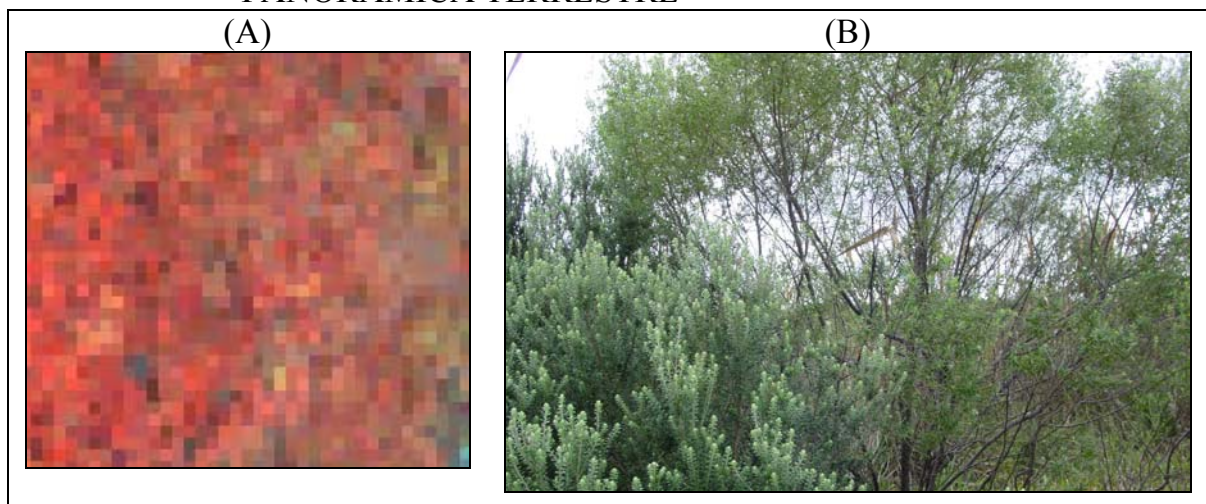
FIGURA 20 – PREDOMINÂNCIA DE TAQUARA: (A) RESPOSTA ESPECTRAL NA IMAGEM IKONOS; (B) FOTO PANORÂMICA TERRESTRE



g) Vassourinha

Apresenta-se como uma mescla de vermelho suave e marrom-amarelado com tons que variam de claro a médio e com textura áspera.

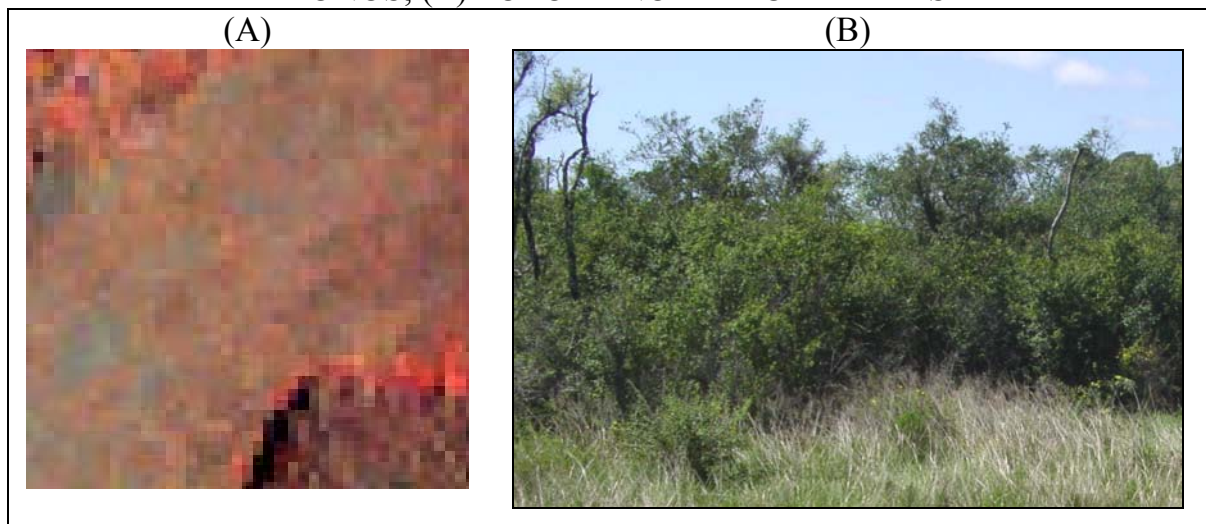
FIGURA 21 – PREDOMINÂNCIA DE ESPÉCIES DO GÊNERO *Baccharis*: (A) RESPOSTA ESPECTRAL NA IMAGEM IKONOS; (B) FOTO PANORÂMICA TERRESTRE



h) Vegetação de Solos Úmidos

Caracterizada pela coloração mesclada nas cores azul-acinzentado e marrom-amarelado e com textura fina. Esta tipologia possui, na maior parte das vezes, fisionomia arbustiva com características próprias de vegetação que se desenvolve sobre solos com umidade elevada. Neste caso o lençol freático não apresenta afloramento e o nível de hidromorfismo não é extremo. A resposta espectral da água não exerce grande influência nessas regiões.

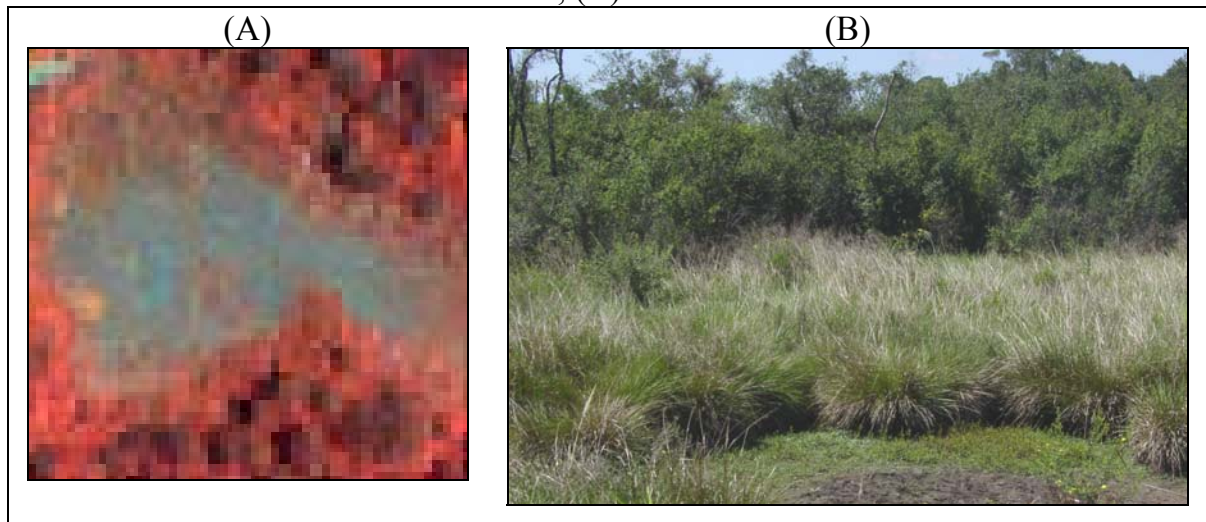
FIGURA 22 – ÁREAS COM PRESENÇA DE VEGETAÇÃO DE SOLOS ÚMIDOS: (A) RESPOSTA ESPECTRAL NA IMAGEM IKONOS; (B) FOTO PANORÂMICA TERRESTRE



i) Várzea

Apresenta-se com coloração azul-acinzentado claro e textura fina. A presença de vegetação com fisionomia herbácea e o nível de hidromorfismo extremo causado pelo afloramento do lençol freático proporciona influência na resposta espectral, permitindo facilmente diferenciá-la da classe vegetação de solos úmidos.

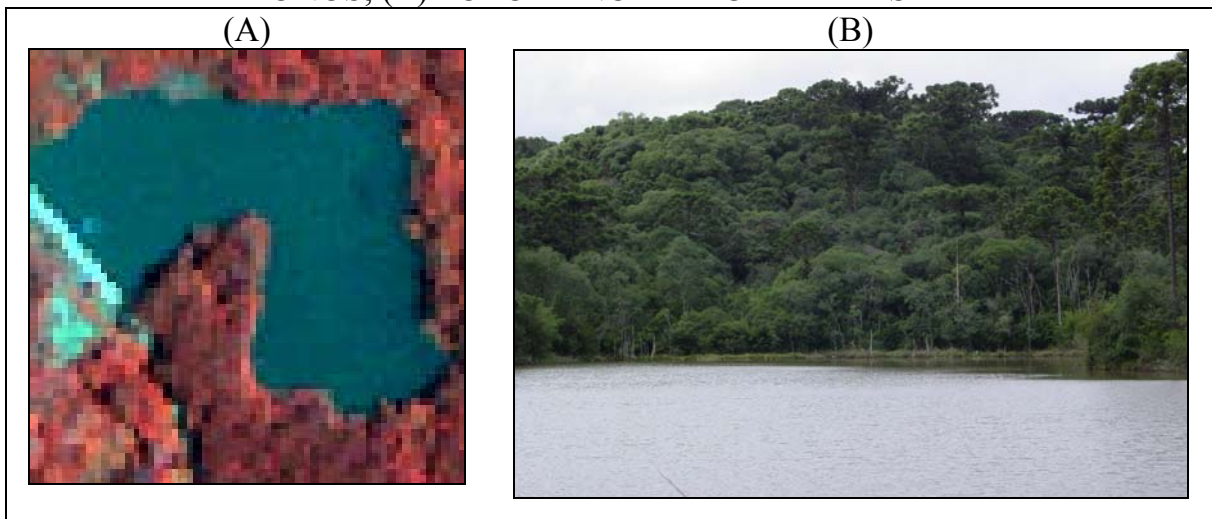
FIGURA 23 – ÁREAS DE VÁRZEA: (A) RESPOSTA ESPECTRAL NA IMAGEM IKONOS; (B) FOTO PANORÂMICA TERRESTRE



j) Lago

Identificado pela coloração azul-acinzentado escuro e textura lisa.

FIGURA 24 – ÁREAS COM LAGO: (A) RESPOSTA ESPECTRAL NA IMAGEM IKONOS; (B) FOTO PANORÂMICA TERRESTRE



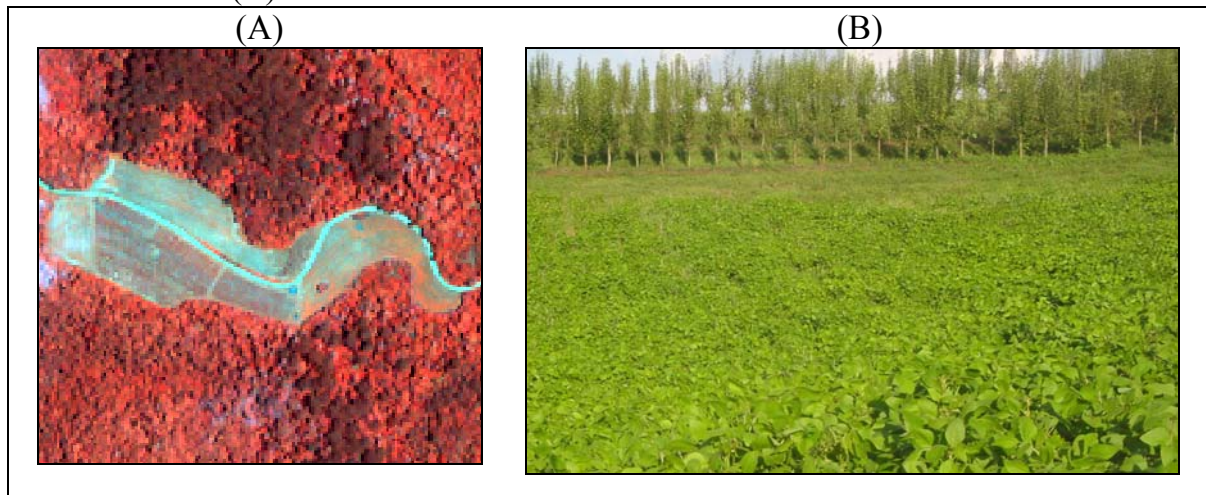
k) Agricultura/Fruticultura

Apresentou três comportamentos diferentes devido à espécie cultivada, sendo:

1) coloração laranja claro; 2) coloração mesclada de azul suave com azul acinzentado

claro e laranja claro; 3) coloração mesclada de azul acinzentado claro e laranja-avermelhado. Todos apresentaram textura fina.

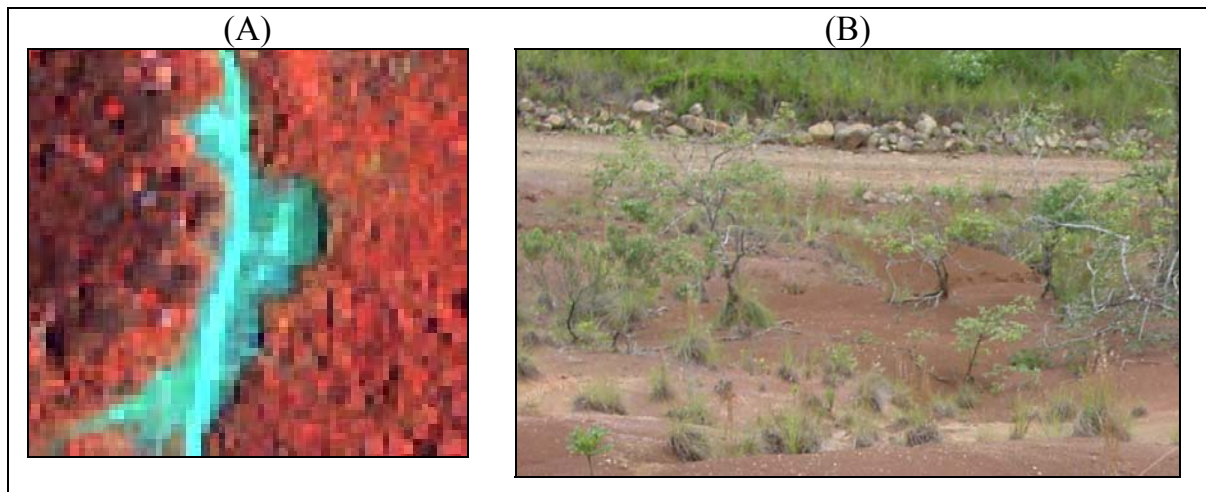
FIGURA 25 – ÁREAS COM PLANTIO DE ESPÉCIES FRUTÍFERAS E AGRÍCOLAS: (A) RESPOSTA ESPECTRAL NA IMAGEM IKONOS; (B) FOTO PANORÂMICA TERRESTRE



1) Estrada e solo exposto

Ambas as classes apresentam cor azul suave e textura fina. Foram diferenciadas na classificação a partir do reconhecimento do padrão linear proporcionado pela estrada e, também, pelas informações de campo.

FIGURA 26 – ÁREAS COM SOLO EXPOSTO OU ESTRADA: (A) RESPOSTA ESPECTRAL NA IMAGEM IKONOS; (B) FOTO PANORÂMICA TERRESTRE



Depois de terminada a classificação visual o mapa contendo as classes interpretadas foi submetido a um processo de reambulação para a eliminação de dúvidas e análise de possíveis erros de interpretação. Observou-se em campo que algumas das regiões correspondentes à vegetação de solos úmidos haviam sido classificadas como “vassourinha”. Tendo-se identificado os erros, o mapa foi revisado e ajustado de acordo com as feições encontradas na área de estudo. A quantificação das áreas para cada classe de mapeamento é apresentada na Tabela 4.

Na Figura 27 apresenta-se o mapa contendo as classes de mapeamento do segundo nível hierárquico, mapa este que serviu de referência para a análise de qualidade dos resultados do processamento digital. A Figura 28 mostra o mapa com o primeiro nível hierárquico, em que os estágios sucessionais foram identificados de acordo com a presença de espécies e/ou grupo de espécies indicadoras de sucessão.

TABELA 4 – QUANTIFICAÇÃO DAS CLASSES TIPOLOGICAS MAPEADAS

Classe	Nº de Polígonos Gerados	Área (ha)	Área (%)
Agricultura/ Fruticultura	5	26,76	2,24
Baixa Densidade de Araucária	66	193,16	16,17
Bracatinga/ Canela-guaicá	54	323,22	27,06
Canelas	64	344,48	28,84
Estrada	2	5,84	0,49
Lago	2	2,98	0,25
Predominância de Araucária	72	142,32	11,91
Solo Exposto	2	0,45	0,04
Taquara	71	44,03	3,69
Várzea	39	11,04	0,92
Vassourão	28	84,23	7,05
Vassourinha	1	0,87	0,07
Vegetação de Solos Úmidos	21	15,12	1,27

Ao todo foram gerados 427 polígonos, sendo 72 para a classe “Predominância de Araucária”. A classe com maior cobertura de área foi a denominada “Canelas”, ocupando 344,48 ha, correspondendo a 28,84% da área da Reserva. De acordo com a

descrição feita por DA CROCE (1991), a classe “Predominância de Araucária” apresentou cobertura em 200,44 ha, sendo superior em 29% ao mapeado por esta pesquisa, que quantificou 142,32 ha. A classe “vassourinha”, mesmo apresentando somente um polígono, foi mapeada e quantificada para atender o objetivo de descrição do estado atual da Reserva, demonstrando, assim, a realidade encontrada.

Com relação aos estágios sucessionais, o estágio médio foi o que apresentou maior cobertura, ocorrendo em 428,71 ha, que representam 35,89% da área. Somente 3,94% da área de estudo não apresentaram cobertura florestal. Os valores referentes aos estágios de sucessão identificados pelo mapeamento encontram-se na Tabela 5.

TABELA 5 – QUANTIFICAÇÃO DAS CLASSES DE ESTÁGIO DE SUCESSÃO MAPEADAS

Classe	Nº de Polígonos	Área (ha)	Área (%)
Estágio Inicial	127	368,14	30,82
Estágio Médio	92	428,71	35,89
Estágio Avançado	138	335,48	28,09
Não Definido	21	15,12	1,26
Sem cobertura Florestal	52	47,06	3,94

Pode se dizer que as áreas atribuídas à classe “estágio sucessional inicial” são aquelas que foram submetidas a um nível de antropização mais intenso ou sofreram intervenções mais recentes. Para a classe denominada “estágio sucessional médio”, pode-se dizer que o nível de antropização foi moderado ou que as ações ocorreram há mais tempo. No caso das áreas definidas como “estágio avançado” pode-se considerá-las como as menos antropizadas, sendo as que apresentam mais características da floresta primária.

É importante salientar que o cálculo total da área de estudo (1.194,48 ha) foi obtido a partir de dados digitais dos vértices limítrofes da área da Reserva, coletados em campo com GPS Diferencial. A diferença entre a área calculada por este trabalho e a área constante na escritura do terreno é de 3,09%. Todos os cálculos da presente pesquisa foram efetuados com base no valor levantado com GPS.

FIGURA 27 – MAPA DAS TIPOLOGIAS FLORESTAIS OBTIDAS POR INTERPRETAÇÃO VISUAL

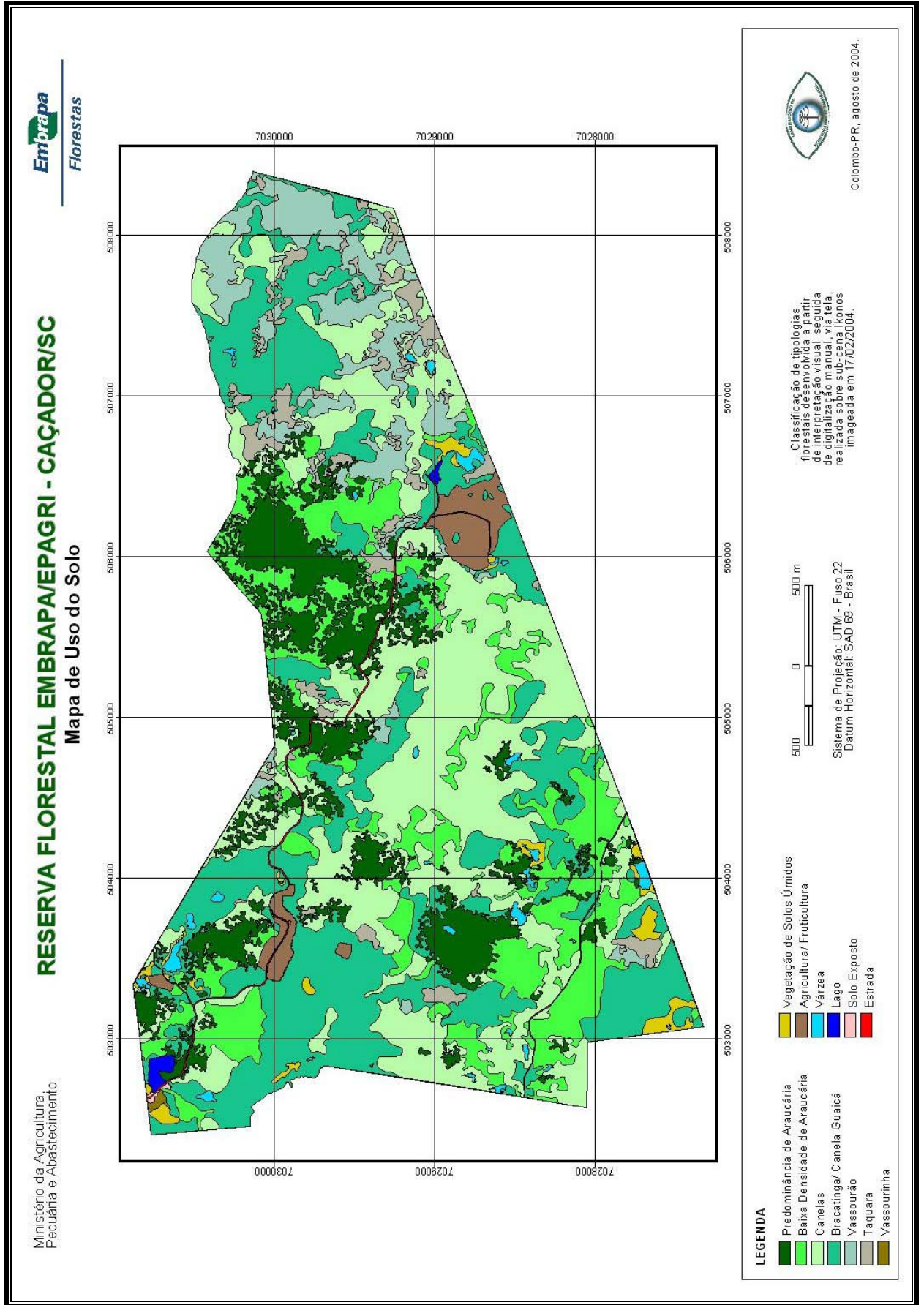
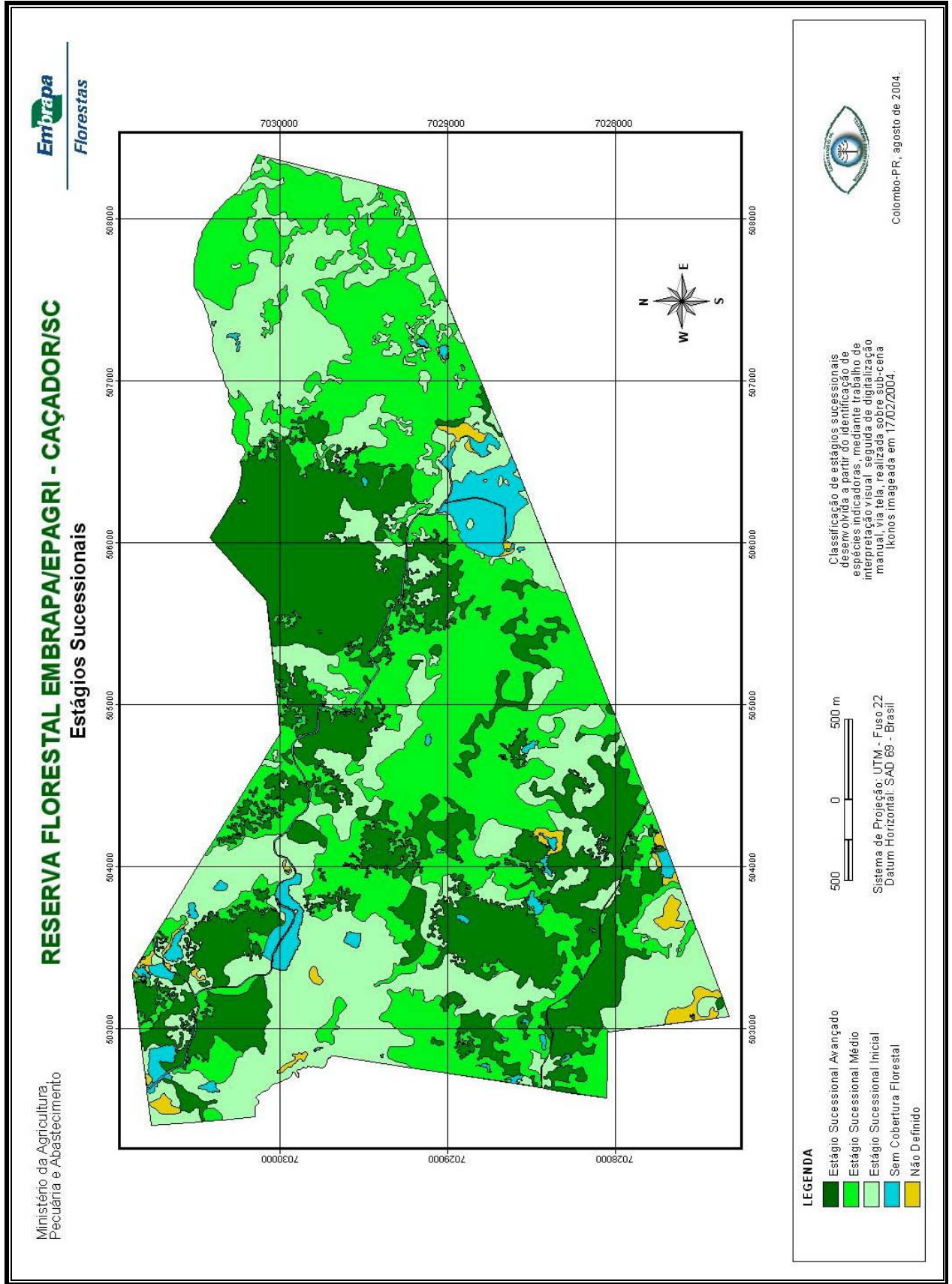


FIGURA 28 – MAPA DOS ESTÁGIOS SUCESSIONAIS COM BASE EM ESPÉCIES INDICADORAS



4.3 SEGMENTAÇÃO

A segmentação manual de uma imagem não é única, pois diferentes intérpretes ou até um mesmo intérprete podem gerar diferentes resultados em tempos diferentes. A segmentação automática, pelo contrário – por se basear em critérios de reconhecimentos de similaridade ou de diferenças mensuráveis entre regiões adjacentes – apresenta resultados sempre iguais quando se repete o processo várias vezes com os mesmos valores para os critérios.

Segmentações produzidas por algoritmos que empregam a técnica de crescimento de regiões baseiam-se na procura direta de regiões, em um procedimento que consiste em agrupar *pixels* ou sub-regiões em regiões maiores (LUCCA, 1998).

O algoritmo de segmentação por crescimento de regiões, disponível no SPRING, depende da definição dos valores de duas variáveis – grau de similaridade e tamanho mínimo – para o estabelecimento de uma região.

Inicialmente foi analisado o desempenho do algoritmo de segmentação variando-se os valores de similaridade e mantendo-se fixo um valor de 90 *pixels* para o limiar de área. O incremento adotado foi de 15 níveis digitais, mas a partir do valor de similaridade 45 verificou-se que *pixels* pertencentes a classes diferentes estavam sendo agrupados. Foi reduzido, então, este intervalo para cinco níveis, testando-se limiares intermediários entre os valores 30 e 45.

Conforme VENTURIERI e SANTOS (1998), o limiar de similaridade é fornecido como um valor de diferença entre níveis de cinza: para um limiar pequeno de nível de cinza, o grau de agregação em regiões é pequeno, ou seja, regiões que possuem pequena variância espectral apresentarão fragmentação excessiva, o que dificulta a interpretação e o delineamento de contornos na imagem; à medida que o limiar aumenta, ocorre mais agregação, e, como consequência, são formadas menos regiões.

Com o limiar de área 90 – valor inicial testado – verificou-se que o tamanho de grande parte dos polígonos gerados era bem inferior ao menor polígono delimitado pela interpretação visual. Dessa forma, determinou-se que os testes subseqüentes

deveriam incluir valores maiores que 90. Apresenta-se na Tabela 6 todos os pares de limiares testados na operação de segmentação por crescimento de regiões.

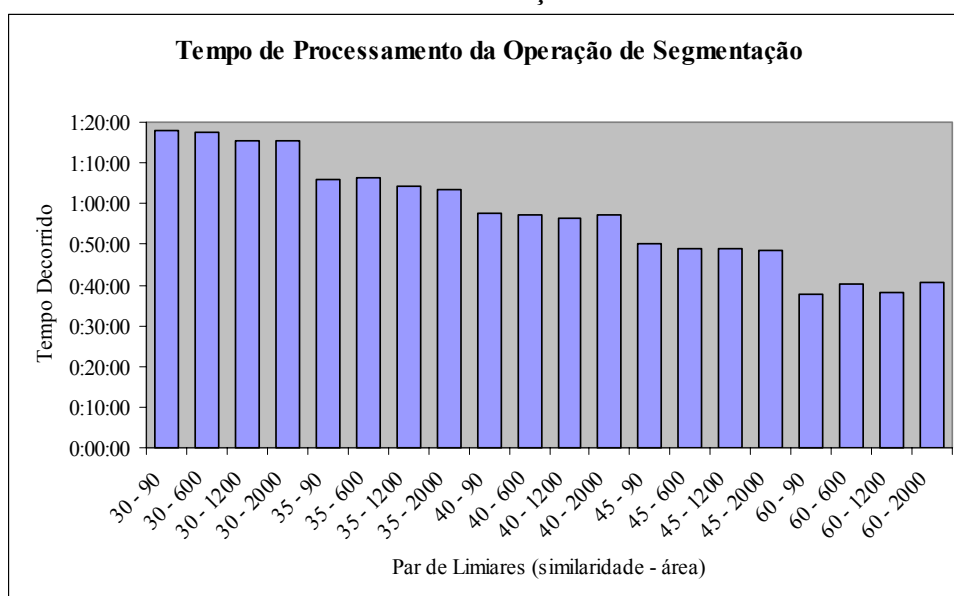
COUTINHO (1997) relata que se o limiar de área – que define os tamanhos mínimos de uma região – for muito alto, haverá um reagrupamento de fragmentos, formando polígonos muito heterogêneos. A alternativa oposta – graus de similaridade altos e área mínima muito pequena – também resultará na formação de fragmentos heterogêneos.

TABELA 6 – RESUMO DOS RESULTADOS DA OPERAÇÃO DE SEGMENTAÇÃO DE IMAGENS POR CRESCIMENTO DE REGIÕES

Limiares		Nº Polígonos Gerados	Tempo de Processamento (horas:minutos:segundos)
Similaridade (DNs)	Área (pixels)		
30	90	33451	1:17:55
30	600	4146	1:17:38
30	1200	1903	1:15:18
30	2000	1133	1:15:36
35	90	24703	1:05:56
35	600	2766	1:06:27
35	1200	1206	1:04:04
35	2000	689	1:03:25
40	90	18346	0:57:36
40	600	1873	0:57:24
40	1200	795	0:56:24
40	2000	431	0:57:20
45	90	14019	0:50:15
45	600	1304	0:49:02
45	1200	528	0:49:07
45	2000	296	0:48:40
60	90	7209	0:37:44
60	600	563	0:40:09
60	1200	248	0:38:19
60	2000	149	0:40:34

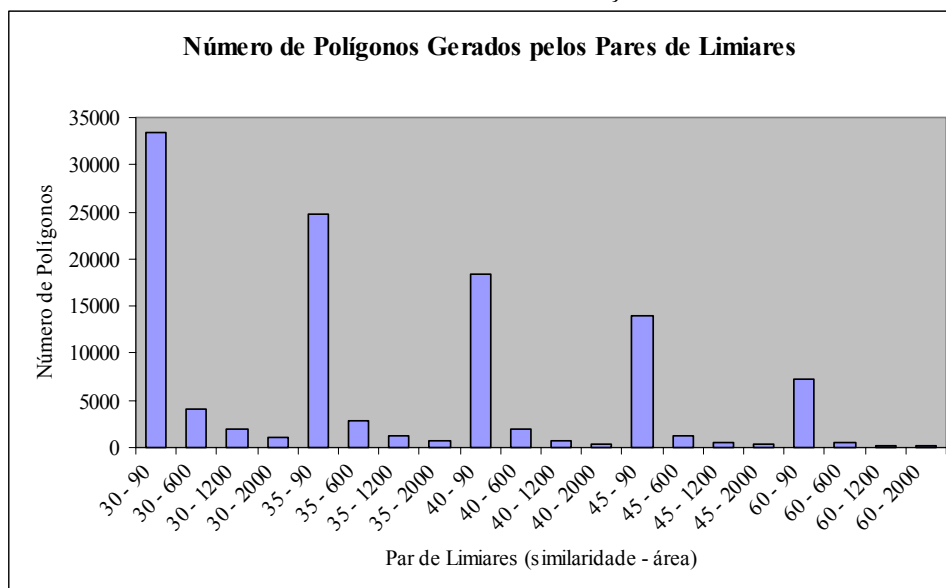
De acordo com os resultados obtidos, foi possível verificar que o parâmetro “similaridade” exerceu maior influência sobre o tempo de processamento em relação ao parâmetro “limiar de área”. Para cada incremento de cinco níveis digitais no valor da similaridade, a redução de tempo de processamento foi, em média, de 9 minutos e 21 segundos. Em cada incremento de 600 *pixels* no limiar de área, a redução no tempo de processamento foi de um minuto e quatro segundos, em média. Na Figura 29 é apresentado o gráfico da relação entre o tempo de processamento da operação de segmentação e os pares de limiares testados.

FIGURA 29 – RELAÇÃO ENTRE TEMPO DE PROCESSAMENTO E PARES DE LIMIARES DA SEGMENTAÇÃO



Com relação ao número de polígonos gerados, para cada incremento de cinco níveis digitais de similaridade, reduziu-se em média, 2.029 polígonos. Se avaliada a relação com o limiar de área, cada incremento de 600 *pixels* reduziu, em média, 5.070 polígonos. A Figura 30 demonstra o comportamento dos pares de limiares quanto ao número de polígonos gerados.

FIGURA 30 – NÚMERO DE POLÍGONOS GERADOS PELAS COMBINAÇÕES DOS LIMIARES DA SEGMENTAÇÃO

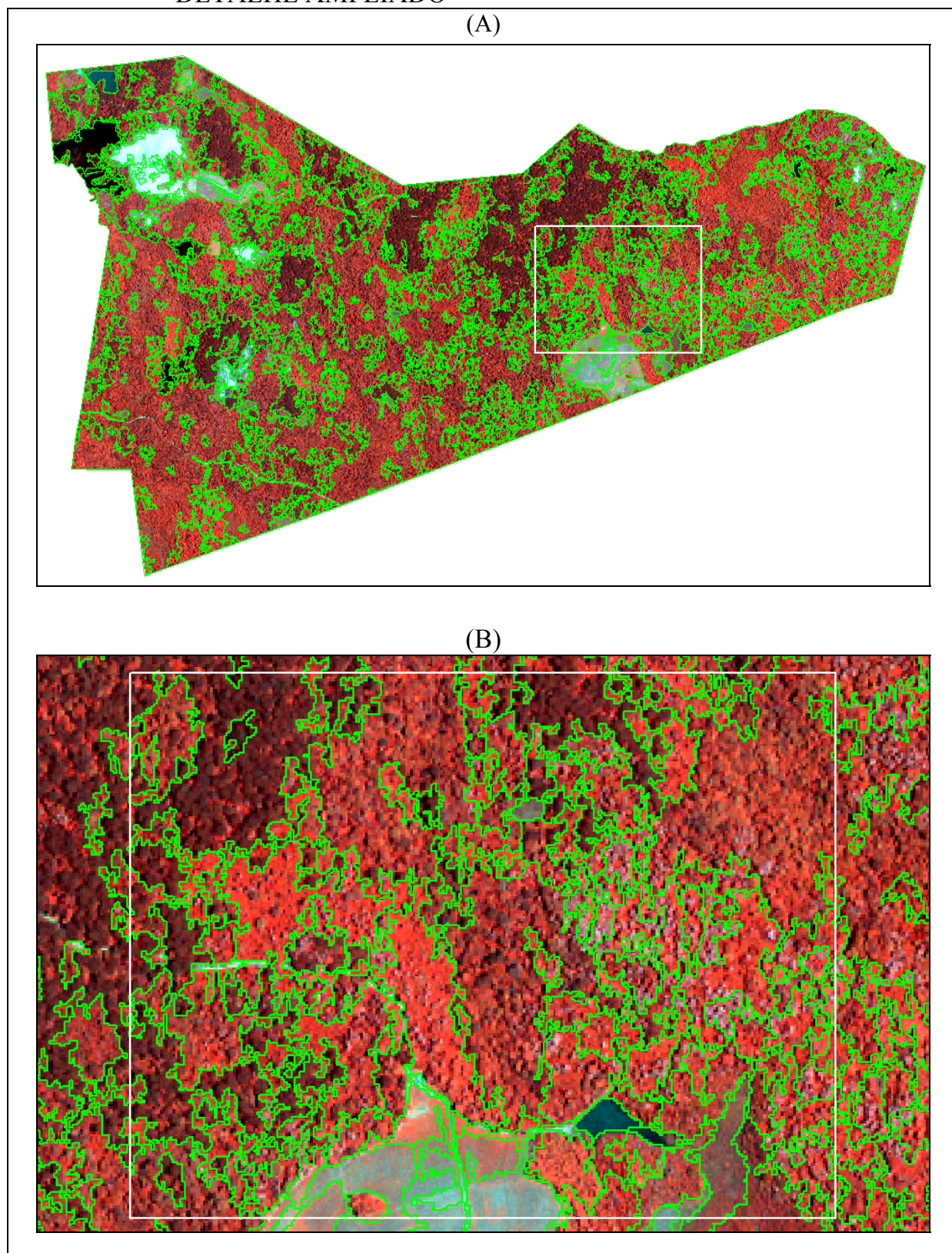


Conforme se pode observar, o limiar de área foi o parâmetro que exerceu maior influência no número de polígonos gerados.

4.3.1 Avaliação Qualitativa e Quantitativa da Segmentação

A avaliação qualitativa da segmentação foi desenvolvida através da análise visual, que possibilitou conhecer de forma rápida o comportamento do algoritmo segmentador conforme se incrementavam os valores dos limiares. Sobrepondo-se a imagem Ikonos a cada resultado proporcionado pelas combinações de pares de limiares, constatou-se que o limiar 35 para similaridade e o limiar 1.200 para área foram os que apresentaram melhor qualidade na segmentação da imagem (Fig. 31).

FIGURA 31 – RESULTADO DA SEGMENTAÇÃO COM OS LIMIARES 35 E 1.200 PARA SIMILARIDADE E ÁREA, RESPECTIVAMENTE, E COMPOSIÇÃO IKONOS NGB AO FUNDO: (A) ÁREA TOTAL; (B) DETALHE AMPLIADO



Comparando-se – também visualmente – esse resultado com os limites dos polígonos gerados pela interpretação visual, verificou-se que somente a classe denominada “baixa densidade de Araucárias” não foi discriminada pela segmentação, possivelmente por se tratar de uma classe intermediária entre as classes “predominância de Araucária” e “Canelas”. Da mesma forma, verificou-se que não houve a distinção na formação de segmentos para as classes “solo exposto” e “estrada”, devido ao fato de que ambas as feições apresentavam características espectrais similares.

Para eliminar a subjetividade causada pela influência do analista quando usado o método empírico de qualidade na aceitação ou rejeição de pares de limiares, os resultados das segmentações foram avaliados por meio do método empírico de discrepância.

Segundo NASCIMENTO (1997), uma avaliação objetiva e quantitativa torna-se necessária para o algoritmo crescimento de regiões, visto que não há um valor ideal dos limiares de similaridade e área e os mesmos variam de acordo com o material utilizado e o objetivo da segmentação.

De acordo com a metodologia utilizada no presente estudo, a primeira etapa da avaliação quantitativa consistiu em avaliar quais pares de limiares geraram segmentos em quantia até três vezes mais que número de polígonos da interpretação visual. O agrupamento de regiões adjacentes na imagem torna-se facilitado ao intérprete quando adquiriu em campo – na fase anterior a interpretação visual da imagem – informações sobre o comportamento das tipologias a serem mapeadas.

Dos pares de limiares testados, 15% apresentaram menos polígonos que o mapa-referência, 50% apresentaram número excessivo de segmentos e 35% atenderam o parâmetro de número de polígonos, sendo estes últimos submetidos à análise pelos outros parâmetros de discrepância. Os pares selecionados nesta fase foram: 30 e 2.000; 35 e 1.200; 35 e 2.000; 40 e 1.200; 40 e 2.000; 45 e 1.200; 60 e 600.

O uso da amostragem sistemática (*grid*) permitiu uma redução de tempo para a obtenção dos valores dos demais parâmetros de discrepância. As unidades amostrais foram selecionadas a partir do conhecimento dos polígonos da interpretação visual

(mapa-referência) que estavam sob o cruzamento das linhas do *grid*. Com o software ArcView – empregando-se a ferramenta *Select By Theme* – foram apontados os respectivos polígonos da amostragem, e em operação subsequente, convertidos em um novo tema através da ferramenta *Convert to Shapefile*.

O *grid* para seleção das amostras possuía 75 pontos de cruzamento, sendo ao todo selecionados 51 polígonos (Apêndice 2), correspondendo a uma amostragem de 11,9% dos polígonos do mapa-referência. As classes de mapeamento contempladas pela amostragem foram: predominância de Araucária (23,5% dos polígonos amostrados); baixa densidade de Araucária (13,7%); canelas (19,6%); vassourão (9,8%); bracatinga/canela-guaicá (21,6%); taquara (7,8%); e agricultura/fruticultura (3,9%). Os polígonos amostrados representam 733,55 ha, que equivalem a 61,4% da área de estudo.

Depois de selecionados os polígonos equivalentes entre as segmentações e o mapa-referência e também conhecida a média percentual das menores distâncias entre centróides, procedeu-se ao cálculo dos parâmetros, “diferença em área”, “diferença em perímetro” e “faixa de coincidência” para cada segmentação.

No parâmetro “faixa de coincidência”, em cada par de limiares foi obtido um valor único para todos os segmentos gerados, sendo, portanto, efetuada, de forma geral, a avaliação do desempenho na formação das regiões. O número total de *pixels*, assim como os números de *pixels* coincidentes em cada par de limiares testado estão presentes na Tabela 7.

De posse dos valores dos parâmetros, a etapa seguinte consistiu em calcular o índice de avaliação da segmentação para os sete pares de limiares selecionados na primeira etapa da avaliação quantitativa. A síntese dos resultados finais de parâmetros de discrepância e o valor resultante do cálculo do índice $IAVAS_{mod}$ para as combinações de limiares testadas são apresentados na Tabela 8.

TABELA 7 – NÚMEROS DE *PIXELS* UTILIZADOS NO CÁLCULO DO PARÂMETRO “FAIXA DE COINCIDÊNCIA”

Limiares	Nº Total de <i>Pixels</i>	Nº de <i>Pixels</i> Coincidentes
Mapa-referência	90109	-
30 – 2000	15992	4018
35 – 1200	13712	3713
35 – 2000	17200	3823
40 – 1200	16700	4279
40 – 2000	24515	7268
45 - 1200	13237	3060
60 - 600	1599	260

TABELA 8 – SÍNTESE DOS RESULTADOS DA ANÁLISE QUANTITATIVA DA SEGMENTAÇÃO

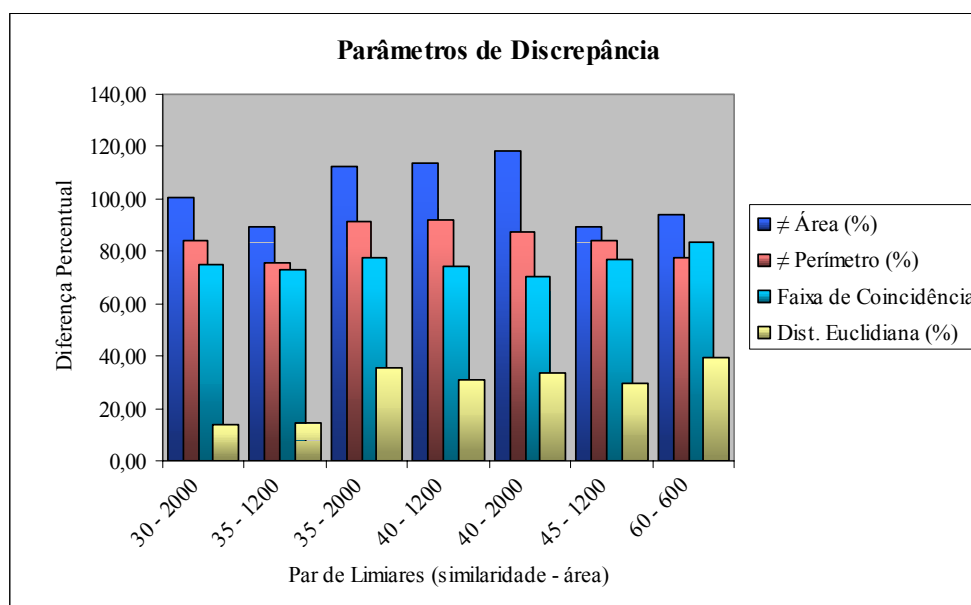
Par de Limiares	Difer. em Área (%)	Difer. em Perímetro (%)	Distância Euclidiana (%)	Faixa de Coincidência (%)	IAVAS _{mod}	Ranking
30 - 2000	100,32	83,99	13,67	74,87	272,85	2
35 - 1200	89,10	75,38	14,19	72,92	251,59	1
35 - 2000	112,22	91,16	35,25	77,77	316,40	7
40 - 1200	113,80	92,29	30,99	74,38	311,45	5
40 - 2000	118,34	87,53	33,58	70,35	309,80	6
45 - 1200	89,24	83,92	29,69	76,88	279,73	3
60 – 600	93,84	77,49	39,40	83,74	294,47	4

De acordo com os resultados obtidos com o método empírico de discrepância, a segmentação realizada com o par de limiares 35 para similaridade e 1.200 para área foi a que apresentou o menor valor no índice IAVAS_{mod}, sendo considerada quantitativamente a segmentação mais coerente para a discriminação de tipologias

florestais conforme o mapa-referência e vindo, também, a comprovar o resultado da análise qualitativa. Encontram-se no Apêndice 3 os valores individuais dos parâmetros de discrepância para cada um dos polígonos do par de limiares 35 e 1.200 que foram analisados.

A diferença entre o primeiro e o segundo lugar no ranking foi mais fortemente influenciada pelo parâmetro “diferença em área” dos polígonos. Para as demais situações este parâmetro de discrepância continuou sendo o que apresentou maior diferença percentual em relação ao mapa-referência. Na Figura 32 apresenta-se o comportamento dos parâmetros de discrepância de acordo com as combinações dos limiares submetidos à análise quantitativa.

FIGURA 32 – COMPORTAMENTO DOS PARÂMETROS DE DISCREPÂNCIA CONFORME AS COMBINAÇÕES DE LIMIARES DE SIMILARIDADE E ÁREA



Comparando-se os valores do índice $IAVAS_{mod}$ alcançados pelos pares de limiares, o par de limiares que obteve o primeiro lugar do ranking apresentou uma diferença de 8,45% em relação ao segundo lugar.

OLIVEIRA (2002) comenta que, em alguns casos, pequenas variações entre os limiares não alteram os valores dos parâmetros de discrepância, resultando em índices

iguais. Em outras situações, diferentes combinações entre limiares fornecem resultados distintos para cada parâmetro, porém a soma dos mesmos é idêntica.

Apesar de ser mais complexo em sua aplicação, o método empírico de discrepância é superior ao método empírico de qualidade para avaliar objetivamente os algoritmos de segmentação, por permitir resultados mais consistentes para a análise.

Melhores resultados poderiam ser alcançados com o uso de algoritmo segmentador que utiliza outras características além das tonais e texturais. Um exemplo seria o algoritmo FNEA (*Fractal Net Evolution Approach*), disponível no software eCognition, que permite realizar o processamento considerando características de contexto entre objetos representados na imagem. Os objetos oriundos do processo de segmentação multi-resolução permitem a criação de diferentes níveis de segmentos, o que pode sustentar uma hierarquia entre objetos e subobjetos.

Muito embora a segmentação permita representar objetos da imagem como entidade única, ela não é, a priori uma classificação e, sim, um reconhecimento da estrutura desta imagem. No entanto os dois processos são intimamente ligados, uma vez que os segmentos podem ser classificados a partir de características comuns de todos os *pixels* que os constituem (LUCCA, 1998).

4.4 CLASSIFICAÇÃO DIGITAL

A classificação digital foi aplicada somente com abordagem de algoritmos de classificação por regiões. Tanto para o algoritmo classificador supervisionado quando para o não-supervisionado foram realizados os processos de classificação com os limiares de aceitação 75%, 90%, 95%, 99% e 99,9%, disponíveis no *software* SPRING. É através desse limiar que o algoritmo classificador define se uma região será incorporada ou não a uma determinada classe.

No mapeamento por classificação digital foram reduzidas duas classes, devido à não distinção pela operação de segmentação das classes “solo exposto” e “estrada” e, da classe “baixa predominância de Araucária” (ver item 4.3.1), associando-se,

portanto, as regiões oriundas da segmentação a 11 classes de mapeamento. As regiões utilizadas foram as provenientes do melhor par de limiares (35 e 1.200) do processo de segmentação.

Para o algoritmo classificador “Isoseg” quanto menor foi o limiar de aceitação aplicado, maior foi o número de classes criadas, o que pode ser verificado na Tabela 9, juntamente com o tempo de processamento gasto em cada caso.

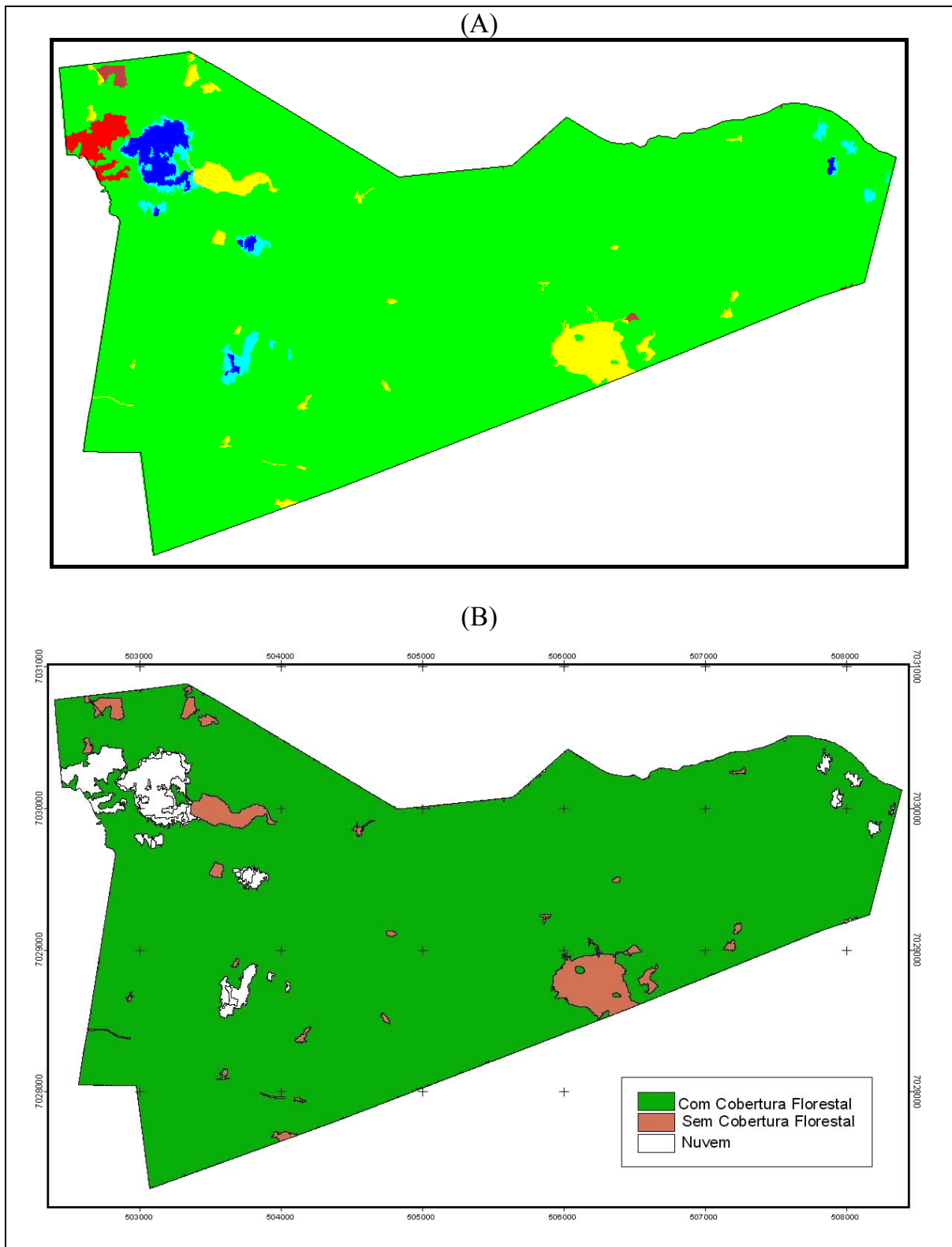
TABELA 9 – NÚMERO DE CLASSES CRIADAS E TEMPO DE PROCESSAMENTO NA OPERAÇÃO DE CLASSIFICAÇÃO COM O ALGORITMO “ISOSEG”

Limiar de Aceitação (%)	Nº de Classes Criadas	Tempo de Processamento (segundos)
75	16	8
90	9	5
95	8	8
99	6	8
99,9	6	8

O tempo de processamento foi, no geral, bastante pequeno, tornando insignificante a diferença de tempo gasto entre os limiares de aceitação. A diferença de 15% no valor entre o primeiro e o segundo limiar de aceitação apresentados na Tabela 9 representou uma redução de 43,75% na formação de classes. A redução do número de classes formadas entre os demais limiares de aceitação não foi proporcional ao aumento de seu valor.

Os limiares 99 e 99,9% classificaram de maneira razoável apenas duas tipologias, “áreas com cobertura florestal” e “sem cobertura florestal”. Das classes pré-definidas para a pesquisa, somente os polígonos referentes a “lago” poderiam ser associados corretamente ao resultado desta classificação. A Figura 33 mostra o resultado da classificação não supervisionada pelo algoritmo “Isoseg” com limiar 99% na forma original e após terem sido agrupados os polígonos de suas seis classes em três. Como na imagem existem nuvens, observou-se sua associação a uma das classes criadas.

FIGURA 33 – RESULTADO DO CLASSIFICADOR “ISOSEG” COM LIMIAR DE ACEITAÇÃO DE 99%: (A) FORMA ORIGINAL; (B) COM AGRUPAMENTO DE POLÍGONOS EM TRÊS CLASSES



Para o limiar de 75%, mesmo apresentando o maior número de classes dentre os casos testados, também somente a classe lago poderia ser associada corretamente. Com o resultado do limiar 90%, cinco classes poderiam ser associadas: predominância de Araucária; vegetação de solos úmidos, agricultura/fruticultura; solo exposto/estrada; e lago. Mesmo sendo este o limiar que permitiria um maior número de associações de classes, optou-se por não utilizá-lo em função da sua capacidade de discriminar apenas duas tipologias florestais (predominância de Araucária, vegetação de solos úmidos), mantendo as demais agrupadas.

O algoritmo *Bhattacharyya* – por se tratar de um algoritmo de classificação digital supervisionada – requer a aquisição de amostras de treinamento, que foram definidas a partir das regiões formadas pela segmentação com os limiares 35 para similaridade e 1.200 para área. O número de regiões selecionadas como amostras de treinamento para cada classe de mapeamento é apresentado na Tabela 10.

TABELA 10 – NÚMERO DE REGIÕES SELECIONADAS COMO AMOSTRAS DE TREINAMENTO POR CLASSE DE MAPEAMENTO

Classes	Nº Amostras	% do total de Regiões
Predominância de Araucária	7	0,58
Canelas	6	0,50
Vassourão	6	0,50
Bracatinga/ Canela-guaicá	11	0,91
Taquara	6	0,50
Vassourinha	1	0,08
Vegetação de Solos Úmidos	5	0,41
Agricultura/ Fruticultura	9	0,75
Solo exposto/ Estrada	5	0,41
Várzea	6	0,50
Lago	2	0,17
Total	64	5,31

Foram selecionadas 64 amostras de treinamento, que representam 5,31% do total de regiões da segmentação utilizada. A análise das amostras demonstrou 100% de

desempenho médio, não apresentando confusão entre as amostras adquiridas e as classes de mapeamento.

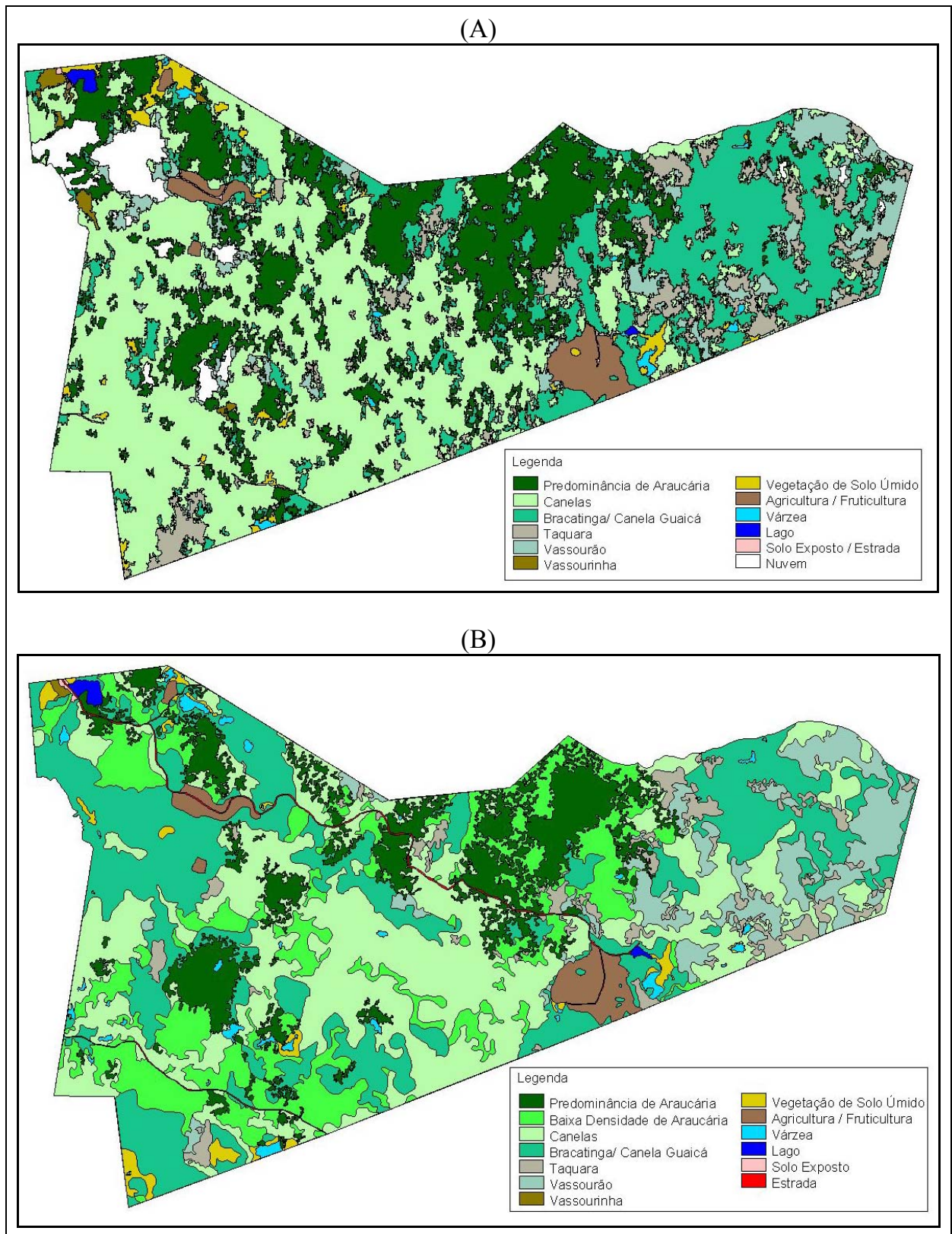
Segundo COUTINHO (1997), o algoritmo classificador *Bhattacharyya* não considera a estatística das amostras de uma determinada classe em conjunto. Ao invés disso, a classe é vista como um conjunto de distribuições, definidas individualmente pelas amostras fornecidas para a classe. Isso permite que uma classe tenha chance de ter mais de uma “nuvem” de pontos representando a distribuição de suas amostras, ao invés de possuir uma única nuvem com grande dispersão.

Com o algoritmo classificador *Bhattacharyya*, o tempo de processamento da classificação também foi relativamente pequeno para todos os limiares de aceitação, levando 9,5 segundos, em média. Das 1.206 regiões resultantes da operação de segmentação foram gerados pela classificação com os limiares 75%, 90% 95% e 99%, respectivamente, 661, 665, 670 e 669 polígonos. Esta redução é explicada pela heterogeneidade interna das unidades mapeadas, que provocam a separação de regiões pertencentes a uma mesma classe temática, sendo fundidas posteriormente durante o processo de classificação.

Na operação de mapeamento de classes para o resultado da classificação com limiar de aceitação 99,9%, ocorreram falhas no software que não permitiram a conclusão do processamento. Portanto, nenhuma análise sobre o desempenho deste limiar foi efetuada. No Apêndice 4 é apresentada uma síntese do número de polígonos, assim como os valores de área para cada classe identificada pela classificação digital supervisionada e pela interpretação visual.

Pode-se constatar que a diferença em número de polígonos gerados conforme os valores de limiares de aceitação foi influenciada, principalmente, pela presença de nuvens na imagem, o que fez com que o algoritmo definisse mais ou menos polígonos para representar os níveis de densidade das nuvens ou a influência de sua sombra. Como não havia sido criada uma classe para representá-las, os polígonos referentes às nuvens não receberam denominação durante a operação de mapeamento das classes temáticas. O melhor resultado da classificação pela distância *Bhattacharyya* foi com o limiar de aceitação de 75% (Fig. 34).

FIGURA 34 – (A) CLASSIFICAÇÃO SUPERVISIONADA POR *BHATTACHARYYA* COM LIMIAR DE ACEITAÇÃO DE 75%; (B) CLASSIFICAÇÃO VISUAL



Dos algoritmos de classificação por regiões que foram testados, sem dúvida o melhor foi o classificador *Bhattacharyya*, que permitiu associar as regiões a todas as classes de mapeamento. A participação do analista na escolha das amostras de treinamento – definidas sobre as regiões previamente criadas pela segmentação – é de fundamental importância para o êxito da classificação. O resultado que este classificador proporciona, mesmo sendo o melhor, exige, ainda, que sejam efetuadas edições para gerar o mapa de tipologias presentes na área de estudo.

4.4.1 Avaliação da Acuracidade Temática

A avaliação da acuracidade temática foi aplicada sobre o resultado original da classificação supervisionada por *Bhattacharyya* com o limiar de aceitação de 75%. Para a análise foram coletados, no mínimo, 10 pontos por classe, perfazendo um total de 375 pontos amostrados.

Os pontos de avaliação foram definidos pelos métodos sistemático e não-sistemático. Do total de pontos selecionados, 357 foram pelo modo sistemático, sendo utilizados como pontos de amostragem os centróides dos polígonos do mapa-referência. Dos 427 polígonos obtidos por interpretação visual, 69 estavam posicionados sobre as regiões da imagem que apresentavam nuvens ou se referiam a regiões classificadas como pertencente à classe “baixa densidade de Araucária” (classe não possível de discriminar automaticamente). Portanto, os centróides referentes a estes polígonos não foram usados como pontos de análise da acuracidade temática. A tipologia denominada “vassourinha” não foi submetida à análise de acuracidade por existir, somente, um polígono referente a esta classe na área de estudo.

Pelo método não-sistemático os pontos de amostragem foram selecionados de modo aleatório estratificado, sendo que os estratos representavam as classes de mapeamento. Este método foi utilizado para suprir a deficiência em número de pontos de avaliação para as classes “agricultura/ fruticultura”, “lago” e “solo exposto/ estrada”.

Durante a obtenção dos centróides um novo tema de entidades pontuais foi criado. A tabela referente a este novo tema traz a identificação da tipologia do mapa-referência (“verdade de campo”) que cada ponto (centróide) representa. Nesta tabela foi inserida mais uma coluna denominada “tipologias da classificação digital”, sendo preenchidos, nesta coluna, os campos referentes a cada ponto de amostragem com a respectiva informação da tipologia definida pela classificação digital.

Partindo de uma simples operação de consulta, foi realizada a contagem dos pontos para cada classe sob análise, observando-se os que foram corretamente classificados e os que receberam atribuição errônea, usando estes valores na construção da matriz de erros (Tab. 11). Com a matriz de erros foi possível avaliar a acuracidade do mapeamento, através do cálculo das acurácias geral, do produtor e do usuário (Tab. 12) e do coeficiente *kappa* (*k*). Além de fornecer valores para o cálculo dos parâmetros de exatidão, a matriz de erros permitiu, ainda, identificar erros específicos que afetaram cada classe mapeada.

TABELA 11 – MATRIZ DE ERROS DA CLASSIFICAÇÃO SUPERVISIONADA

Classes	PA	CA	VO	BCG	TQ	VSU	AF	VZ	ESE	LA	Total das Linhas
PA	55	14	3	2	2	1	0	1	0	0	78
CA	14	27	0	17	7	5	0	7	0	0	77
VO	1	5	12	2	5	1	0	1	0	0	27
BCG	1	11	6	21	23	2	0	5	0	0	69
TQ	0	4	6	5	33	0	0	0	0	0	48
VSU	1	2	0	4	1	10	0	12	2	1	33
AF	0	0	1	0	0	0	10	0	3	0	14
VZ	0	0	0	3	0	0	0	12	0	0	15
ESE	0	0	0	0	0	0	0	0	5	0	5
LA	0	0	0	0	0	0	0	0	0	9	9
Total das Colunas	72	63	28	54	71	19	10	38	10	10	375

*Codificação: PA – Predominância de Araucária; CA – Canelas; VO – Vassourão; BCG – Bracatinga/ Canela-guaicá; TQ – Taquara; VSU – Vegetação de Solo Úmido; AF – Agricultura Fruticultura; VZ – Várzea; ESE – Estrada/ Solo Exposto; LA – Lago.

A classificação digital apresentou 51,73% de acuracidade geral, sendo inferior ao valor de 85% indicado como satisfatório por ANDERSON et al. (1976)⁸ citado por CAMPBELL (1996), quando avaliados dados sobre uso do solo para o manejo de recursos. Com o resultado do coeficiente *kappa* (0,43) foi possível concluir que a classificação digital aceita como a mais coerente, gerou resultados 43% melhores do que aqueles que seriam obtidos com uma classificação aleatória, ou seja, uma hipótese de nulidade H_0 , de que $k = 0$ (JENSEN, 1996). Em ambas as análises de acurácia realizadas, os valores demonstraram a baixa eficácia do algoritmo classificador utilizado.

CAMPBELL (1996) comenta que uma classificação pode apresentar elevados valores de acuracidade quando a definição das classes ocorre de uma maneira mais generalizada, mas, à medida que aumenta o nível de detalhamento, a acuracidade de mapeamento pode ser reduzida, vindo a apresentar valores mais baixos nos coeficientes de avaliação de exatidão.

De acordo com ROSOT (2001), as acurácias do produtor e do usuário são as mais informativas por envolverem todos os valores relacionados na matriz de erros. LILLESSAND e KIEFER (1994) descrevem que a acuracidade do produtor é uma medida indicativa de quão bem os *pixels* pertencentes a uma categoria conhecida no terreno foram classificados (reflete erros de omissão), enquanto que a acuracidade do usuário indica a probabilidade de que um *pixel* classificado em uma dada categoria realmente represente aquela categoria no terreno (reflete erros de comissão).

⁸ ANDERSON, J.R.; HARDY, E.E.; ROACH, J.T.; WITMER, R.E. A land use and land cover classification for use with remote sensor data. **U.S. Geological Survey Professional Paper 964**. Washington, DC: U.S. Government Printing Office, 1976. 28 p.

TABELA 12 – ACURÁCIAS DO PRODUTOR E DO USUÁRIO POR CLASSE, E ERROS DE OMISSÃO E COMISSÃO

Classes	Acurácia do Produtor (%)	Erro de Omissão (%)	Acurácia do Usuário (%)	Erro de Comissão (%)
Predominância de Araucária	$55/72*100 = 76,39$	23,61	$55/78*100 = 70,51$	29,49
Canelas	$27/63*100 = 42,86$	57,14	$27/77*100 = 35,06$	64,94
Vassourão	$12/28*100 = 42,86$	57,14	$12/27*100 = 44,44$	55,56
Bracatinga/ Canela-guaicá	$21/54*100 = 38,89$	61,11	$21/69*100 = 30,43$	69,57
Taquara	$33/71*100 = 46,48$	53,52	$33/48*100 = 68,75$	31,25
Vegetação de solo Úmido	$10/19*100 = 52,63$	47,37	$10/33*100 = 30,30$	69,70
Agricultura/ Fruticultura	$10/10*100 = 100,00$	0,00	$10/14*100 = 71,43$	28,57
Várzea	$12/38*100 = 31,58$	68,42	$12/15*100 = 80,00$	20,00
Solo Exposto/ Estrada	$5/10*100 = 50,00$	50,00	$5/5*100 = 100,00$	0,00
Lago	$9/10*100 = 90,00$	10,00	$9/9*100 = 100,00$	0,00

Das classes de mapeamento referentes às tipologias florestais que foram submetidas à análise de acuracidade, a classe “Predominância de Araucária” foi a que apresentou maior acurácia do produtor (76,39%). Analisando-se a acurácia do usuário verifica-se que, 70,51% dos pontos que aparecem no mapa como “Predominância de Araucária” correspondem, realmente, a esta classe no terreno, sendo que 29,49% desses pontos correspondem a outras classes. Ao avaliar a acurácia do produtor sobre outro aspecto, dos 72 pontos que deveriam ser classificados como “Predominância de Araucária”, apenas 55 foram classificados como pertencentes a esta classe. Da mesma forma para a acurácia do usuário, dos 78 pontos classificados como pertencentes à classe “Predominância de Araucária”, apenas 55 realmente serão encontrados em campo, sendo os demais pertencentes a outras classes.

As demais tipologias florestais apresentaram valores abaixo de 50% para a acurácia do produtor, possivelmente por retratar as classes de vegetação mista que apresentam o agrupamento de mais de uma espécie florestal.

Para a classe “bracatinga/ canela-guaicá”, verificou-se o maior erro de omissão na classificação digital (61,11%), constatando-se a confusão existente na

atribuição das regiões principalmente em relação à classe “canelas”. Esta confusão pode estar relacionada à influência que diferentes densidades das espécies pertencentes à classe “canelas” têm sobre a resposta espectral da classe, fazendo com que esta se aproxime dos valores de níveis de cinza da classe “bracatinga/ canela-guaicá”. No processo visual foi possível discriminar estas classes por ter havido contextualização de outros elementos de fotointerpretação, além de cor e tonalidade.

Constatou-se, também, reciprocidade de confusão na identificação das classes “predominância de Araucária” e “canelas”, ou seja, dos 72 pontos correspondentes à “predominância de Araucária”, 14 foram atribuídos à classe “canelas”. Por outro lado, dos 78 pontos que aparecem como “predominância de Araucária” no mapa, 14 correspondem, na realidade, a “canelas”.

Dos 69 pontos classificados como pertencentes à classe “bracatinga/ canela-guaicá”, somente 21 pertenciam a esta classe no terreno, o que corresponde a um erro de comissão de 69,57%.

Outra abordagem no âmbito da acuracidade temática diz respeito ao número de pontos encontrados para uma determinada classe na classificação digital. Observou-se que a maioria das classes apresentou superestimativas em relação ao número de pontos, com exceção de “taquara” e “vassourão”, que foram subestimadas pelo classificador, ou seja, apresentavam erros de comissão inferiores aos erros de omissão.

É importante ressaltar que nenhuma operação de pós-classificação foi efetuada, visto ser um dos objetivos da presente pesquisa a avaliação do real desempenho de classificadores digitais em relação à classificação por interpretação visual. As operações de pós-classificação poderiam proporcionar melhorias à classificação digital e, conseqüentemente, na acuracidade temática do mapeamento, mas a subjetividade do analista poderia introduzir vieses nos resultados tornando-os inconsistentes para a análise de desempenho de algoritmos.

JENSEN (1996) relata a ressurgência da arte e ciência da fotointerpretação visual com o imageamento em alta resolução espacial proporcionado pelos sistemas sensores digitais. Os processos de análise de imagens – tanto analógico quanto digital – apresentam igualdade nos princípios gerais para a identificação do fenômeno em

estudo, porém, a obtenção destes princípios é resultante de caminhos significativamente diferentes em cada caso.

A maior resolução espacial em imagens digitais proporcionada pelos novos sensores disponíveis no mercado não representa, necessariamente, um aumento na eficácia dos classificadores digitais. Acredita-se que a incorporação de elementos clássicos de fotointerpretação – como textura, por exemplo – ou de novas abordagens analíticas – como o modelo linear de mistura – possa vir a melhorar o desempenho dos algoritmos classificadores, aumentando a acuracidade temática.

5 CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

A utilização de técnicas de sensoriamento remoto e de sistemas de informação geográfica têm se mostrado uma ferramenta eficiente para o monitoramento ambiental, principalmente em regiões que apresentam carência de informações e para as quais há a necessidade de se agilizar o processo de gerenciamento dos recursos naturais.

A análise dos resultados desta pesquisa permitiu concluir que:

- a) a discriminação de tipologias florestais por meio da avaliação da resposta espectral do dossel foi possível devido ao maior detalhamento no registro das variações dos elementos, principalmente, cor, tonalidade e textura, proporcionada pela alta resolução espacial da imagem Ikonos;
- b) foram definidas e mapeadas 13 classes temáticas por meio de interpretação visual, sendo oito destas referentes a tipologias florestais. Entretanto, com a classificação digital, esse número total foi reduzido para 11 classes devido a não discriminação de uma classe referente à tipologia florestal e o agrupamento de outras duas referentes ao uso do solo;
- c) conforme as condições observadas em campo e as características que a imagem utilizada apresentou, foi possível reconhecer e associar a presença de espécies ou agrupamentos de espécies indicadoras aos seus respectivos estágios de sucessão, avaliando-se, assim, a situação em que se encontra a cobertura florestal e os prováveis níveis de antropização aos quais a área de estudo foi submetida;
- d) o algoritmo de segmentação por crescimento de regiões mostrou-se potencialmente adequado ao processamento de imagens de alta resolução para a discriminação de tipologias florestais de um fragmento da Floresta Ombrófila Mista;
- e) por meio do processo de segmentação é possível obter-se, de maneira rápida, a discriminação e delimitação de fragmentos. Adicionalmente, os polígonos gerados pela segmentação podem ser usados como amostras de treinamento em

- futuras classificações digitais e, ainda, em classificações visuais por meio de simples atribuição de classes aos polígonos;
- f) o índice $I\text{AVAS}_{\text{mod}}$ para a avaliação da segmentação de imagens permitiu comparações quantitativas para diferentes limiares de similaridade e área, eliminando, com isto, a subjetividade de uma avaliação qualitativa na definição das melhores combinações de pares de limiares;
 - g) a classificação digital supervisionada utilizando algoritmo que atua ao nível de regiões apresentou-se eficiente para discriminar a tipologia “Predominância de Araucária”. Para as demais tipologias florestais definidas por interpretação visual, o classificador *Bhattacharyya* não demonstrou uma performance adequada;

De acordo com as avaliações realizadas, recomenda-se:

- a) testar intervalos menores para os parâmetros de similaridade e área a partir de combinações que já se apresentem satisfatórias;
- b) efetuar novos testes com a integração de elementos clássicos de fotointerpretação ou abordagens analíticas na classificação digital, pois o uso do processo automático se justifica em função da redução de tempo e custo de processamento;
- c) estabelecer classes com limites definidos, de forma a evitar a atribuição de características comuns também a outras classes, para aumentar a acuracidade temática do mapeamento;
- d) buscar informações locais – quando aplicada a metodologia em outra área – que permitam identificar os níveis de desenvolvimento da floresta, considerando que não há uma regra geral que sirva a todos os fragmentos florestais. Uma maior confiabilidade na definição de estágios sucessionais pode ser obtida se forem avaliados em campo outros parâmetros dendrométricos, além dos aspectos visuais.

6 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ANTUNES, A.F.B. **Fundamentos de sensoriamento remoto em ambiente de geoprocessamento**. Centro Integrado de Estudos em Geoprocessamento. Curitiba: UFPR, 2002. 52 p.

ANTUNES, A.F.B. **Classificação de ambiente ciliar baseada em orientação a objeto em imagens de alta resolução espacial**. Curitiba, 2003. 147 p. Tese (Doutorado em Ciências Geodésicas) – Universidade Federal do Paraná.

ALVES, D.S.; MOREIRA, J.C.; KALIL, E.M.; SOARES, J.V.; FERNANDES, O.; ALMEIDA, S.; ORTIZ, J.D.; AMARAL, S. **Mapeamento do uso da terra em Rondônia utilizando técnicas de segmentação e classificação de imagens TM**. 1996. Disponível em: <<http://iris.sid.inpe.br:1908/rep/sid.inpe.br/deise/1999/01.27.15.19>>. Acesso em: 25 nov. 2004.

BARBOSA, K.M. do N.; ACCO, M.; KIRCHNER, F.F. Classificação de imagens Ikonos e comparação por meio de segmentação e fotointerpretação da área amostral. SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 11, 2003, Belo Horizonte. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2003, p. 281-283.

BATISTA, G.T.; NASCIMENTO, P.S.R.; ALMEIDA FILHO, R. Efeito de pré-processamento (filtro mediana) no desempenho da segmentação e classificação de imagens Landsat-TM. In: Simpósio Latinoamericano de Percepción Remota, 8., Mérida, Venezuela, 1997. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 1997. Sessão Técnica e Metodológica.

BINS, L.S.; FONSECA, L.M.G.; ERTHAL, G.J.; II, F.M. **Satellite imagery segmentation: a region growing approach**. 1996. Disponível em: <<http://iris.sid.inpe.br:1908/rep/sid.inpe.br/deise/1999/02.05.09.30>>. Acesso em: 30 nov. 2004.

BRASIL. Resolução CONAMA n. 278, de 24 de maio de 2001. Determina ao Instituto Brasileiro do Meio Ambiente e dos Recursos Naturais Renováveis-IBAMA, a suspensão das autorizações concedidas, por ato próprio ou por delegação, aos demais órgãos do Sistema Nacional de Meio Ambiente-SISNAMA, para corte e exploração de espécies ameaçadas de extinção, e dá outras providências. Disponível em: <http://www.pontoterra.org.br/car_lei278.htm>. Acesso em: 30 jun. 2004.

BRASIL. Resolução CONAMA n.2, de 18 de março de 1994. Define as formações vegetais primárias, bem como os estágios sucessionais de vegetação secundária, com finalidade de orientar os procedimentos de licenciamento de exploração da vegetação nativa no Estado do Paraná. Disponível em: <<http://www.mma.gov.br/port/conama/res/res94/res0294.html>>. Acesso em: 30 jun. 2004.

BRASIL. Resolução CONAMA n.4, de 4 de maio de 1994. Define vegetação primária e secundária nos estágios inicial, médio e avançado de regeneração da Mata Atlântica em cumprimento ao disposto no artigo 6º do decreto 750, de 10 de fevereiro de 1993, na resolução do CONAMA n. 10, de 1 de outubro de 1993, e a fim de orientar os procedimentos de licenciamento das atividades florestais no Estado de Santa Catarina. Disponível em: <<http://www.mma.gov.br/port/conama/res/res94/res0494.html>>. Acesso em: 30 jun. 2004.

BRITEZ, R.M. de; SILVA, S.M.; REISSMAN, C.B.; SANTOS FILHO, A. Estudo da vegetação secundária como subsídio técnico para a recuperação de áreas degradadas. In: SIMPÓSIO NACIONAL RECUPERAÇÃO DE ÁREAS DEGRADADAS, 1992, Curitiba. **Anais...** Universidade Federal do Paraná, Curso de Engenharia Florestal, Departamento de Silvicultura e Manejo. Curitiba: FUPEF, 1992, p. 145-155.

CALDATO, S.L.; LONGHI, S.J.; FLOSS, P.A. Estrutura populacional de *Ocotea porosa* (Lauracea) em uma floresta ombrófila mista, em Caçador (SC). **Revista Ciência Florestal**. Universidade Federal de Santa Maria, v.9, n.1, 1999, p. 89-101.

CAMPBELL, J.B. **Introduction to Remote Sensing**. 2nd. Ed. New York: The Guilford Press, 1996. 622 p.

CAMPOS, M.A.A.; ROLIM, F.A.; LINGNAU, C. Segmentação multiresolução e lógica fuzzy na classificação automática de imagens Ikonos. In: GISBRASIL 2002, 8, Curitiba. **Anais...** Curitiba: Fatorgis, 2002. Seção Mostra do Talento Científico - Planejamento e Uso do Solo. 1 CD-ROM.

CARVALHO, J.O.P. Dinâmica de florestas naturais e sua implicação para o manejo florestal. In: CURSO DE MANEJO FLORESTAL SUSTENTÁVEL, 1997, Curitiba. Tópicos em Manejo Sustentável. Colombo: Embrapa- CNPF, 1997, p. 43-58.

CENTENO, J.A.S. **Sensoriamento remoto e processamento de imagens digitais**. Universidade Federal do Paraná – Departamento de Geomática. Curitiba: UFPR, 2003. 210 p.

COLWELL, J.E. Vegetation Canopy Reflectance. **Remote Sensing of Environment**. v.3, n.3, 1974, p.175-183.

COUTINHO, A.C. **Segmentação e classificação de imagens Landsat-TM para o mapeamento dos usos da terra na região de Campinas, SP**. São Paulo, 1997. 150 p. Dissertação (Mestrado em Ciências) Curso de Pós-Graduação em Ciências, Departamento de Ecologia Geral do Instituto de Biociências, Universidade de São Paulo.

CRÓSTA, A.P. **Processamento digital de imagens de sensoriamento remoto**. Campinas: IG, 1992. 170 p.

DA CROCE, D.M. **Caracterização espacial, estrutural e fitossociológica da Reserva Genética de Caçador-SC, através da análise de componentes principais e sistemas de informações geográficas.** Santa Maria, 1991. 122 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola) – Universidade Federal de Santa Maria.

DALLA CORTE, S.; SANQUETA, C.R. Diversidade de espécies arbóreas em uma Floresta Ombrófila Mista no Centro-Sul do Estado do Paraná. Universidade Federal do Paraná. **Relatório – CNPq.** Curitiba, 1996. 45 p.

DISPERATI, A.A. **The mapping of stands of Paraná pine (*Araucaria angustifolia* (Bert.) O. Ktze.) in the forest of south-west Paraná State (Brazil) using computer-aided analysis of Landsat MSS data.** 1981. D. Phil. Thesis. Geography Department, Bedford College, University of London.

DISPERATI, A.A.; DLUGOSZ, F.L.; BOBROWSKI, R.; SLOMA, D.C. Conversão de cartas analógicas para o formato digital através de escanização manual – estudo de caso: município de Irati – PR. In: SOUZA, O. A. et al. **Abra-se a novas idéias.** Irati: Unicentro, 2001, p. 9 – 21.

DISPERATI, A.A.; OLIVEIRA FILHO, P.C.; BOBROWSKI, R.; DLUGOSZ, F.L. Análise temporal da cobertura florestal do município de Irati-PR, utilizando imagens satelitárias Landsat. **Revista Ciências Exatas e Naturais**, v.5, n.1. Guarapuava: UNICENTRO, 2003, p.115-123.

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA – EMBRAPA. **Parque Florestal do Contestado: plano diretor.** Caçador: Embrapa, Caçador: EPAGRI, 1994. 86 p. Não publicado.

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA – EMBRAPA. **Sistema brasileiro de classificação de solos.** Centro Nacional de Pesquisas do Solo, Rio de Janeiro. Brasília: Embrapa Produção de Informações, 1999. 412 p.

ENVI. The environment for visualizing images. **Guia do ENVI em português ENVI versão 4.0.** 2004. Disponível em: <<http://www.sulsoft.com.br>>. Acesso em: 20 nov. 2004.

FUNDAÇÃO DE PESQUISAS FLORESTAIS DO PARANÁ – FUPEF. **Conservação do bioma Floresta com Araucária: relatório final.** Diagnóstico dos remanescentes florestais. Curitiba, 2001. Volume 1. 123 p.

GANTZEL, O.L. **Avaliação das florestas de *Araucaria angustifolia* (Bert.) O. Ktze do Sul do Brasil, através de imagens do satélite Landsat II.** Curitiba, 1979. 105 p. Dissertação (Mestrado em Ciências Florestais). Curso de Pós-Graduação em Engenharia Florestal, Setor de Ciências Agrárias, Universidade Federal do Paraná.

GAUSMAN, H.W. Leaf reflectance of near-infrared. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing.** v.51, n.11, 1985, p.1725-1734.

GONZALES, R.C; WINTZ, P. **Digital image processing**. Proding, Addison Wesley, 1987. 431p.

GONZALES, R.C; WOODS, R. **Processamento de imagens digitais**. São Paulo: Edgard Blücher, 2000. 508 p.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA - IBGE. **Introdução ao processamento digital de imagens**. Primeira Divisão de Geociências do Nordeste. Rio de Janeiro: IBGE, 2001. 92 p.

INSTITUTO BRASILEIRO DO MEIO AMBIENTE E RECURSOS NATURAIS RENOVÁVEIS – IBAMA. **Portaria nº 37-N, de 03.04.1992**. Disponível em: <<http://www2.ibama.gov.br/flora/extincao.htm>>. Acesso em: 11 nov. 2003.

JENSEN, J.R. **Introductory digital image processing**. 2. ed. Upper Saddle River: Prentice Hall, 1996. 318 p.

KERN, A.A.. **Arqueologia Pré-Histórica do Rio Grande do Sul**. PortoAlegre: Mercado Aberto, 1991. 356p.

KLEIN, R.M. O aspecto dinâmico do pinheiro-brasileiro. **Sellowia**, Itajaí: v.12, n.12, 1960, p. 17-48.

KLEIN, R.M. Aspectos dinâmicos da vegetação do sul do Brasil. **Sellowia**, Itajaí: v.36, n.36, 1984, p. 5-54.

KOCH, Z.; CORRÊA, M.C. Araucária: a floresta do Brasil Meridional. Curitiba: Olhar Brasileiro, 2002. 148 p.

LANGE JUNIOR, F.L.; MAXIMINIANO, G.A. Utilization of Spot image for the purposes of forest stratification in Manguerinha Indian Reserve, Paraná. In: Proceedings of ISPRS Symposium: Resource and Environmental Monitoring. Rio de Janeiro. **Anais...** Rio de Janeiro, September 26-30, 1994.

LEITE, P.F.; KLEIN, R.M. Vegetação. In: IBGE. **Geografia do Brasil: região sul**. Rio de Janeiro: v.5, n.2, 1990, p.113-150.

LEITE, P.F. **As diferentes unidades fitogeográficas da região sul do Brasil proposta de classificação**. Curitiba, 1994. 160 p. Dissertação (Mestrado em Ciências Florestais). Curso de Pós-Graduação em Engenharia Florestal, Setor de Ciências Agrárias, Universidade Federal do Paraná.

LILLESAND, T.M.; KIEFER, R.W. **Remote sensing and image interpretation**. 3. ed. Crawfordville: J. Wiley and Sons, 1994. 750 p.

LOCH, C.; KIRCHNER, F.F. Imagem de satélite na atualização cadastral. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 5, 1988, Natal. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 1988, v.1, p. 3-6.

LUCCA, E.V.D. **Avaliação e comparação de algoritmos de segmentação de imagens de radar de abertura sintética**. São José dos Campos. 1998. 207 p. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto). Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. Disponível em: <<http://iris.sid.inpe.br:1912/rep/sid.inpe.br/deise/2000/04.27.16.28>>. Acesso em: 30 nov. 2004.

MATHER, P.M. **Computer processing of remotely sensed images**. An introduction. 2. ed. Chichester: John Wiley & Sons, 1999.

MEDEIROS, J. de D.; GONÇALVES, M.A.; PROCHNOW, M.; SHÄFFER, W.B. **Florestas com Araucárias – um símbolo da Mata Atlântica a ser salvo da extinção**. Rio do Sul: APREMAVI, 2004.

MOREIRA, M.A. **Fundamentos do sensoriamento remoto e metodologias de aplicação**. São José dos Campos: INPE, 2001. 250 p.

MOTTER, I.; CLEMENTE, D.; SCHMIDLIN, D.; LANGE JR, F.; LOPES, N.C. de OLIVEIRA. Levantamento do uso e ocupação do solo e sua utilização no planejamento do município de Candói – Paraná. In: GISBRASIL 94, 1994, Curitiba. **Anais...** Curitiba: Sagres, 1994. Meio Ambiente e recursos naturais, p. 12-21.

NASCIMENTO, P.S.R. **Avaliação de técnicas de segmentação e classificação por regiões em imagens Landsat-TM visando o mapeamento de unidades de paisagem na Amazônia**. São José dos Campos, 1997. 120 p. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais.

NASCIMENTO, P.S.R.; ALMEIDA FILHO, R. Utilização da técnica de segmentação em imagens TM/Landsat visando otimizar a técnica de interpretação visual. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 8., 1996, Salvador. **Artigos**. São José dos Campos: INPE/SELPER, 1996. 1 CD-ROM.

NASCIMENTO, P.S.R.; BATISTA, G.T.; ALMEIDA FILHO, R. **Efeito de pré-processamento (ajuste) no desempenho da segmentação e classificação de imagens Landsat-TM**. 1998. Disponível em: <<http://iris.sid.inpe.br:1908/rep/sid.inpe.br/deise/1999/02.11.12.02>>. Acesso em: 30 nov. 2004.

NOVO, E.M.L. de M. **Sensoriamento remoto**. Princípios e aplicações. 2. ed. São Paulo: Edgard Blücher, 1992. 308 p.

ODUM, E.P. **Ecologia**. Tradução por Christopher J. Tribe. Rio de Janeiro: Guanabara, 1986. 434 p.

OLIVEIRA, J.C. **Índice para avaliação de segmentação (IAVAS): uma aplicação em agricultura**. São José dos Campos, 2002. 160 p. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. Disponível em: <<http://iris.sid.inpe.br:1912/rep/sid.inpe.br/marciana/2003/03.05.15.25>> Acesso em: 25 set. 2004.

OLIVEIRA, Y.M.M. de. **Investigation of remote sensing for assessing and monitoring the Araucaria forest region of Brazil**. Oxford, UK, 1999. 247 p. Tese (Doutorado em Ciências Florestais). University of Oxford.

PÉLLICO NETTO, S. **Inventário florestal nacional, florestas nativas: Paraná/Santa Catarina**. Brasília: Instituto Brasileiro do Desenvolvimento Florestal, 1984. 309 p.

PEREIRA, J.L.G.; BATISTA, G.T.; ROBERTS, D.A. **Classificação da cobertura da terra na região amazônica através de classificação de regiões em imagens de proporção de componentes**. 1998. Disponível em: <<http://iris.sid.inpe.br:1908/rep/sid.inpe.br/deise/1999/02.11.10.38>>. Acesso em: 30 nov. 2004.

PIRES-O'BRIEN, M.J; O'BRIEN, C.M. **Ecologia e modelamento de florestas tropicais**. Belém: FCAP. Serviço de Documentação e Informação, 1995. 400p.

PIZATTO, W. **Avaliação biométrica da estrutura e da dinâmica de uma floresta Ombrófila Mista em São João do Triunfo – PR: 1995 a 1998**. Curitiba, 1999. 172 p. Dissertação (Mestrado em Ciências Florestais). Curso de Pós-Graduação em Engenharia Florestal, Setor de Ciências Agrárias, Universidade Federal do Paraná.

PONZONI, F.J. Comportamento espectral da vegetação. In: MENESES, P.R. e MADEIRA NETTO, J. da S. **Sensoriamento remoto - reflectância dos alvos naturais**. Brasília: UNB. Planaltina: Embrapa Cerrados, 2001. Capítulo 5, p. 157-195.

REITZ, R.; KLEIN, R.M. Araucariáceas. **Flora Ilustrada Catarinense**, Itajaí, 1966. 62 p.

RICHARDS, J.A. **Remote sensing digital image analysis: an introduction**. Berlin: Springer-Verlag, 1986. 281p.

RODRÍGUEZ, A.C.M.; HERNANDEZ FILHO, P.; MOREIRA, M.A. Mapeamento multitemporal do uso e cobertura do solo do município de São Sebastião - SP, utilizando técnicas de segmentação e classificação de imagens TM - Landsat e HRV – Spot. In: GISBRASIL 2000, 2000, Salvador. **Anais...** Salvador: GIS Brasil, 2000. Seção Módulo Usuário - Planejamento e Uso do Solo. 1 CD-ROM.

ROLIM, F.A. **Classificação orientada a objeto em imagens de alta resolução para auxílio ao monitoramento ambiental em uma microbacia hidrográfica**. Curitiba, 2003. 107 p. Dissertação (Mestrado em Ciências Florestais). Curso de Pós-Graduação em Engenharia Florestal, Setor de Ciências Agrárias, Universidade Federal do Paraná.

ROSOT, N.C. **Integração de imagens de sensores de microondas e ópticos para fins de mapeamento e classificação de reflorestamento no sul do Brasil**. Florianópolis, 2001. 190 p. Tese (Doutorado em Engenharia de Produção). Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, Universidade Federal de Santa Catarina.

SANQUETA, C.R.; TETTO, A.F. **Pinheiro-do-Paraná: lendas e realidades**. Curitiba: FUPEF do Paraná, 2000. 112p.

SANTOS, J.R. dos. A tecnologia de sensoriamento remoto como suporte ao monitoramento ambiental: situação atual e perspectivas. In: SEMINÁRIO DE ATUALIZAÇÃO EM SENSORIAMENTO REMOTO E SISTEMAS DE INFORMAÇÕES GEOGRÁFICAS APLICADAS À ENGENHARIA FLORESTAL, 2., 1996, Curitiba. **Anais...** Curitiba: FUPEF, 1996, p. 7-14.

SILVA, E.L.S.; PONZONI, F.J. Comparação entre a reflectância hemisférica de folhas e a reflectância bidirecional de um dossel. **Revista Árvore**. v.19, n.4, 1995, p.466-478.

SPACE IMAGING. **Ikonos imagery products and product guide**. 2004. Disponível em: <http://www.spaceimaging.com/whitepapers_pdfs/IKONOS_Product_Guide.pdf>. Acessado em: 12 nov. 2004.

SZEKIELDA, K. **Satellite monitoring of the earth**. New York: John Wiley, 1988. 326 p.

SPRING – Sistema de processamento de informações georreferenciadas. **Processamento de imagens**. São José dos Campos: NETGIS, v.2, 1998.

SPURR, S.H. **Photo-interpretation**. The Ronald Press Company. New York, 1960. 472 p.

SOUSA, C.L. de. **Avaliação de imagens-índice e de imagens-proporção para detecção de alteração no volume de madeira em florestas implantadas**. São José dos Campos, 1997. 102 p. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto). Curso de Pós-Graduação do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais.

THOMÉ, N. **Ciclo da madeira: história da devastação da Floresta de Araucária e do desenvolvimento da indústria madeireira em Caçador e na região do Contestado no século XX**. Caçador: Universal, 1995. 206 p.

VELOSO, H.P.; RANGEL FILHO, A.L.R.; LIMA, J.C.A. **Classificação da vegetação brasileira adaptada a um sistema universal**. Rio de Janeiro: IBGE, 1991. 124p.

VENTURIERI, A.; SANTOS, J.R. dos. Técnicas de Classificação de Imagens para Análise de Cobertura Vegetal. In: ASSAD, E.D. e SANO, E.E. **Sistema de Informações Geográficas**. 2.ed., rev. e ampl.. Brasília: Embrapa-SPI/Embrapa-CPAC, 1998. Capítulo 18, p. 351-371.

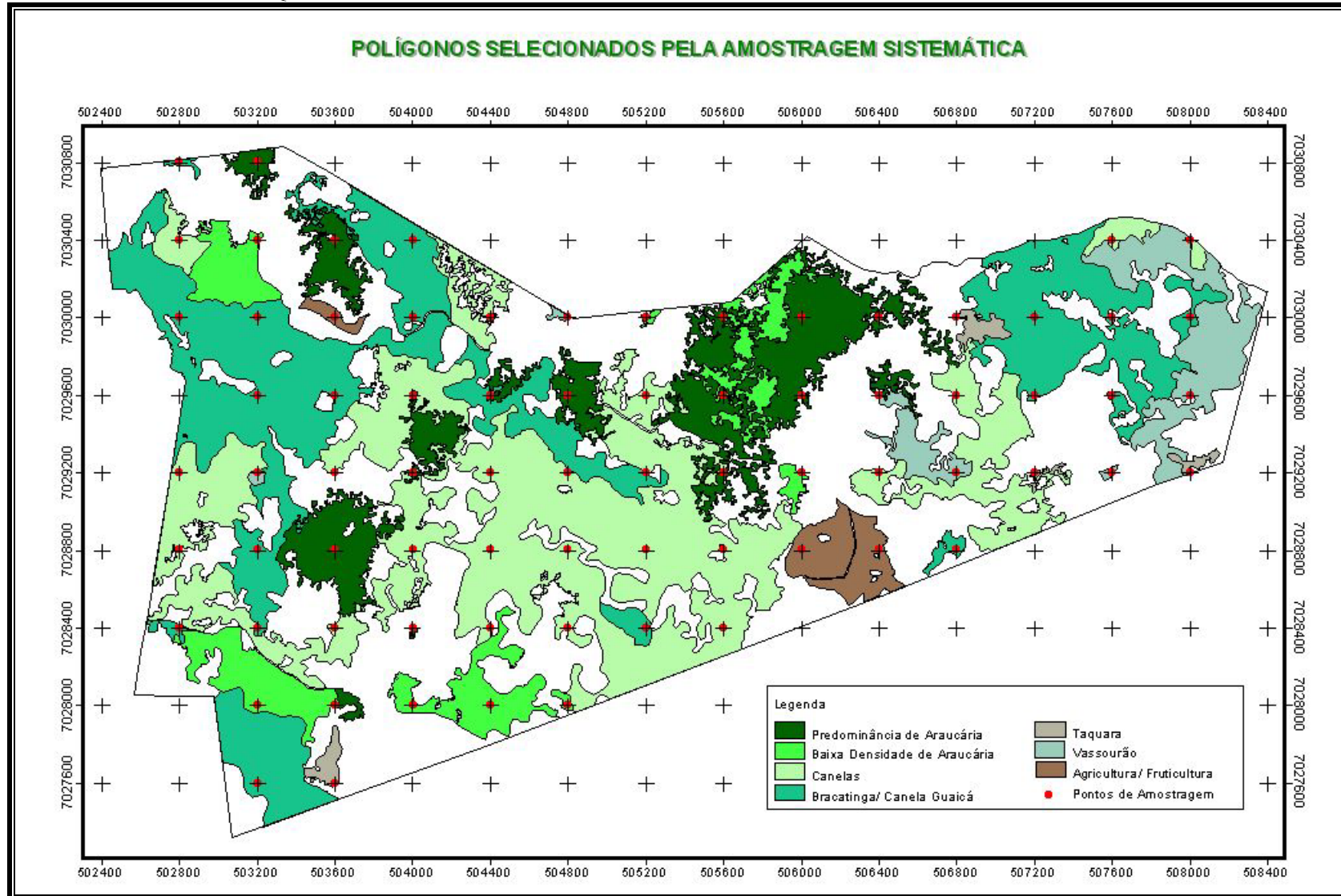
ZHANG, Y.J. A survey on evaluation methods for image segmentation. **Pattern Recognition**, v.29, n.8, 1996, p. 1335-1346.

APÊNDICES

APÊNDICE 1 – DISTRIBUIÇÃO DOS PONTOS DE CONTROLE PARA O GEORREFERENCIAMENTO DAS BANDAS MULTI-ESPECTRAIS



APÊNDICE 2 – POLÍGONOS DO MAPA-REFERÊNCIA SELECIONADOS PELA AMOSTRAGEM SISTEMÁTICA COM EQUIDISTÂNCIA DE 400 m



APÊNDICE 3 - RESULTADOS DOS PARÂMETROS DE DISCREPÂNCIA DO PAR DE LIMIARES 35 e 1.200

Mapa-referência						Segmentação 30 - 1200					Valores de Discrepância			
ID	Tipologia	Área (m²)	Perím. (m)	X (m)	Y (m)	ID	Área (m²)	Perím. (m)	X (m)	Y (m)	> De	# Área (%)	# Perím. (%)	De%
1	Taquara	6134,86	870,80	507201,93	7029173,02	727	5980,56	925,59	507198,10	7029169,11	5,47	2,52	6,29	0,00
2	Taquara	12317,00	820,33	508018,80	7029254,26	695	14031,13	1296,55	508014,65	7029241,61	13,31	13,92	58,05	0,84
3	Vassourão	4572,74	411,51	504753,21	7030027,73	303	20805,30	1442,26	504784,84	7029991,11	48,38	354,99	250,48	4,61
4	Bracat./ C. Guaicá	11624,95	699,71	507638,83	7029528,65	519	2940,89	511,83	507633,15	7029552,30	24,32	74,70	26,85	2,03
5	Taquara	27580,56	1036,95	503537,01	7027736,51	983	1824,00	408,00	503593,15	7028647,61	912,84	93,39	60,65	97,51
6	Vassourão	5212,04	278,09	503195,50	7029174,30	715	2648,00	564,00	503179,15	7029171,11	16,65	49,19	102,81	1,20
7	Pred. de Araucária	23752,52	2720,94	506476,60	7029632,47	547	30936,63	2769,14	506471,87	7029627,32	6,98	30,25	1,77	0,16
8	Pred. de Araucária	21568,55	2002,95	504512,78	7029677,32	493	31161,91	2842,82	504505,44	7029669,61	10,64	44,48	41,93	0,56
9	Pred. de Araucária	192856,73	6418,02	503625,47	7028790,34	921	2688,00	432,00	503659,15	7028785,61	34,01	98,61	93,27	3,07
10	Pred. de Araucária	1299,90	230,98	504004,16	7028376,60	978	1269,41	184,51	504076,47	7028652,36	285,09	2,35	20,12	30,05
11	Pred. de Araucária	65020,83	4248,10	504112,69	7029386,84	720	88681,68	4870,14	504097,72	7029359,41	31,25	36,39	14,64	2,77
12	Pred. de Araucária	33369,14	2214,10	503163,63	7030740,09	13	1744,00	368,00	503080,15	7030660,61	115,26	94,77	83,38	11,80
13	Pred. de Araucária	72096,79	3648,83	504871,28	7029592,62	536	2284,00	470,00	504849,15	7029550,11	47,92	96,83	87,12	4,56
14	B. D. de Araucária	149743,09	12506,80	505687,99	7029846,03	364	7660,12	969,29	505689,15	7029824,11	21,95	94,88	92,25	1,77
15	Canelas	10267,08	487,13	508031,91	7030330,26	71	2176,00	448,00	508020,15	7030324,61	13,05	78,81	8,03	0,81
16	Vassourão	3398,67	289,51	507580,13	7029200,52	743	8731,75	1210,15	507547,34	7029158,11	53,60	156,92	318,00	5,17
17	Taquara	29435,52	1303,23	506935,80	7029932,84	355	1712,00	432,00	506993,15	7029831,61	116,35	94,18	66,85	11,92
18	Pred. de Araucária	54377,07	5879,18	505636,81	7029137,20	764	9052,23	877,28	505668,15	7029126,32	33,18	83,35	85,08	2,98
19	Canelas	36850,04	1198,26	507647,48	7030414,90	43	3429,36	596,42	507616,88	7030473,38	66,00	90,69	50,23	6,51
20	B. D. de Araucária	19967,88	1047,04	505956,15	7029115,54	751	2186,15	445,07	505975,15	7029098,11	25,78	89,05	57,49	2,18
21	B. D. de Araucária	3709,65	478,55	505221,00	7029993,33	224	2874,86	444,58	505319,65	7030024,61	103,49	22,50	7,10	10,53
22	B. D. de Araucária	5737,94	371,56	504769,85	7028028,38	992	3463,41	551,58	504779,96	7028633,63	605,33	39,64	48,45	64,46
23	Bracat./ C. Guaicá	31006,67	820,13	505095,22	7028419,93	996	3868,37	649,72	505117,15	7028644,61	225,75	87,52	20,78	23,67
24	B. D. de Araucária	128071,60	2500,93	503080,19	7030277,61	74	1778,34	409,43	503026,15	7030314,61	65,50	98,61	83,63	6,45
25	Canelas	52780,03	1473,96	502740,70	7030429,81	55	1824,32	460,12	502674,96	7030400,61	71,93	96,54	68,78	7,14
26	Pred. de Araucária	313942,08	14974,91	506242,17	7029894,67	319	4675,75	474,00	506282,92	7029920,35	48,16	98,51	96,83	4,59
27	Bracat./ C. Guaicá	17367,95	879,70	506733,21	7028787,80	963	32191,89	2524,62	506735,65	7028842,61	54,87	85,35	186,99	5,31
28	Bracat./ C. Guaicá	10949,66	753,65	502734,20	7028379,60	969	1396,00	322,00	502925,15	7028671,11	348,49	87,25	57,27	36,86
29	Pred. de Araucária	13100,89	883,70	503671,30	7028003,52	993	2804,31	619,47	503695,28	7028648,11	645,04	78,59	29,90	68,73

Continua...

Continuação Apêndice 3 - RESULTADOS DOS PARÂMETROS DE DISCREPÂNCIA DO PAR DE LIMIARES 35 e 1.200

30	B. D. de Araucária	180137,41	3443,57	503190,88	7028096,23	967	1536,00	288,00	503188,15	7028679,61	583,39	99,15	91,64	62,11	
31	Canelas	212436,87	5758,18	503921,76	7029521,46	535	1632,00	312,00	503932,15	7029510,61	15,02	99,23	94,58	1,03	
32	Canelas	172893,09	6154,40	503661,69	7028411,91	993	2804,31	619,47	503695,28	7028648,11	238,58	98,38	89,93	25,05	
33	Canelas	63266,32	3480,63	505189,43	7029626,32	458	2013,50	295,20	505178,38	7029643,35	20,29	96,82	91,52	1,59	
34	Vassourão	87654,42	3608,65	506534,82	7029375,79	593	3164,00	486,00	506520,15	7029410,11	37,33	96,39	86,53	3,42	
35	Bracat./ C. Guaicá	221995,45	2463,84	503302,09	7027733,30	970	1264,00	304,00	503338,15	7028668,61	936,01	99,43	87,66	100,00	
36	Vassourão	349256,68	7938,60	508097,90	7029812,14	381	2243,18	581,74	508112,68	7029799,11	19,71	99,36	92,67	1,53	
37	Bracat./ C. Guaicá	34860,05	1421,87	508009,88	7030039,38	244	2295,26	457,04	507968,15	7030016,11	47,78	93,42	67,86	4,55	
38	Bracat./ C. Guaicá	525736,09	10693,87	507424,90	7029923,98	331	13757,27	1586,37	507454,66	7029954,61	42,71	97,38	85,17	4,00	
39	Canelas	206769,22	4654,45	502956,23	7029011,26	772	3056,00	336,00	502914,15	7029058,61	63,35	98,52	92,78	6,22	
40	Bracat./ C. Guaicá	6392,76	586,84	502886,50	7030767,46	14	20884,36	1046,61	502839,15	7030705,11	78,28	226,69	78,35	7,82	
41	Canelas	84117,19	6138,61	504290,52	7030140,33	150	1992,65	367,17	504294,15	7030168,35	28,25	97,63	94,02	2,45	
42	Agricul./Frutic.	20789,69	935,24	503594,99	7030010,99	279	5337,29	757,32	503596,87	7029980,40	30,65	74,33	19,02	2,71	
43	Pred. de Araucária	193168,33	12395,72	505549,02	7029659,14	451	2892,00	558,00	505567,15	7029680,11	27,73	98,50	95,50	2,39	
44	Pred. de Araucária	95950,79	6197,68	503563,74	7030298,42	206	138106,59	6877,90	503615,93	7030286,61	53,50	43,93	10,98	5,16	
45	Bracat./ C. Guaicá	214148,58	6144,96	503768,72	7030329,19	72	6185,84	1122,91	503764,28	7030349,30	20,60	97,11	81,73	1,63	
46	Bracat./ C. Guaicá	933287,04	14976,77	503319,39	7029509,90	553	3630,35	847,10	503367,15	7029499,92	48,79	99,61	94,34	4,66	
47	B. D. de Araucária	175108,78	4843,24	504307,85	7028165,53	1000	7582,03	1039,18	504306,91	7028663,11	497,59	95,67	78,54	52,89	
48	Agricul./Frutic.	181370,46	3687,56	506223,85	7028790,94	995	69122,80	4028,84	506191,64	7028777,38	34,95	61,89	9,25	3,17	
49	Bracat./ C. Guaicá	201575,23	6113,51	504733,96	7029472,39	538	2028,72	428,92	504692,65	7029525,61	67,37	98,99	92,98	6,65	
50	Canelas	1500316,12	30489,59	504898,43	7028758,76	919	2406,52	569,65	504912,15	7028779,34	24,73	99,84	98,13	2,07	
51	Canelas	316147,03	9869,30	506819,40	7029344,67	667	8748,00	1382,00	506859,15	7029324,11	44,75	97,23	86,00	4,22	
											Soma	7011,95	4544,30	3844,24	723,56
											Média	137,49	89,10	75,38	14,19

APÊNDICE 4 – SÍNTESE DOS RESULTADOS DA CLASSIFICAÇÃO DIGITAL SUPERVISIONADA

Classe	Limiares de Aceitação								Verdade de Campo	
	75%		90%		95%		99%			
	Nº Políg.	Área (ha)	Nº Políg.	Área (ha)	Nº Políg.	Área (ha)	Nº Políg.	Área (ha)	Nº Políg.	Área (ha)
Agricultura/ Fruticultura	8	27,61	10	28,35	13	40,30	13	42,68	5	26,74
B. D. Araucária	--	--	--	--	--	--	--	--	66	193,16
Bracatinga/ Canela-guaicá	164	231,60	164	231,60	164	231,60	164	231,60	54	323,22
Canelas	131	507,73	131	507,73	131	507,74	131	507,74	64	344,48
Lago	2	2,47	2	2,47	2	2,47	2	2,47	2	2,98
Nuvem	4	18,94	4	17,86	10	4,89	11	3,04	--	--
Predominância de Araucária	149	225,80	149	226,45	147	228,10	147	228,10	72	142,32
Solo Exposto/ Estrada	6	1,48	7	2,04	7	2,16	6	1,48	4	6,29
Taquara	79	69,36	79	69,36	79	69,36	79	69,36	71	44,03
Várzea	12	4,58	12	4,58	12	4,58	12	4,58	39	11,04
Vassourão	71	64,57	72	65,55	70	66,72	69	68,06	28	84,23
Vassourinha	7	5,70	7	5,70	7	5,70	7	5,70	1	0,87
Vegetação de Várzea	28	17,40	28	17,40	28	17,40	28	17,40	22	15,15
Total	661	1177,26	665	1179,10	670	1181,03	669	1182,23	428	1194,48