

ANA PAULA BAUNGARTEN KERSTING

**MAPEAMENTO DE OBSTÁCULOS SOB A FAIXA DE DOMÍNIO DE
LINHAS DE TRANSMISSÃO USANDO UMA ABORDAGEM ORIENTADA A
OBJETO, TECNOLOGIA LIDAR E CÂMARA DIGITAL DE PEQUENO
FORMATO**

**Dissertação apresentada ao Curso de Pós-
Graduação em Ciências Geodésicas da
Universidade Federal do Paraná, como
requisito parcial à obtenção do título de
Mestre em Ciências Geodésicas.**

**Orientador: Prof. Dr. Jorge Antonio Silva
Centeno**

CURITIBA

2006

Livros Grátis

<http://www.livrosgratis.com.br>

Milhares de livros grátis para download.

**“MAPEAMENTO DE OBSTÁCULOS SOB A FAIXA DE
DOMÍNIO DE LINHAS DE TRANSMISSÃO USANDO UMA
ABORDAGEM ORIENTADA A OBJETO, TECNOLOGIA LIDAR
E CÂMARA DIGITAL DE PEQUENO FORMATO”**

POR

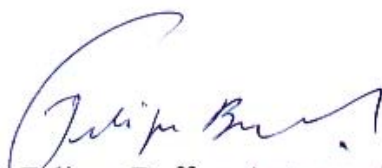
ANA PAULA BAUNGARTEN KERSTING

Dissertação nº 195 aprovada como requisito parcial do grau de Mestre no Curso de Pós-Graduação em Ciências Geodésicas da Universidade Federal do Paraná, pela Comissão formada pelos professores:

Curitiba, 26 de julho de 2006.



Prof. Dr. Jorge Antonio Silva Centeno (UFPR)
Orientador e Presidente



Prof. Dr. Alzir Felipe Buffara Antunes – Membro (UFPR)



Profª. Drª. Selma Regina Aranha Ribeiro – Membro (UNIOESTE)

*Dedico este trabalho
às pessoas mais importantes
da minha vida: meu marido **Juliano** e meus pais,
Ivone e Mário pelo amor, apoio e incentivo para prosseguir.*

AGRADECIMENTOS

Em primeiro lugar a **Deus** por ter me dado vida, e me proporcionado paz, saúde, e tranqüilidade para a realização deste trabalho sempre iluminando meu caminho.

Ao meu marido **Eng. Cartógrafo Juliano**, que sempre me estimulou a crescer científica e pessoalmente, me apoiando sempre com muita paciência e dedicação.

Aos meus pais, **Ivone e Mário**, e a toda a minha **família**, por terem propiciado a formação de uma base sólida sobre a qual edifiquei meus sonhos e concretizo meus ideais.

Ao meu orientador **Prof. Dr. Jorge Antonio Silva Centeno**, pela excelente orientação científica ao longo de todas as etapas do trabalho.

Ao **LACTEC – Instituto de Tecnologia para o Desenvolvimento** pelo fornecimento de todos os subsídios necessários ao estudo proposto como dados e equipamentos, bem como pela concessão do tempo necessário ao desenvolvimento desta pesquisa.

Aos **colegas e funcionários** do LACTEC que, de alguma forma ajudaram na consecução deste trabalho.

À **UFPR - Universidade Federal do Paraná** que colocou à disposição os laboratórios e as suas demais instalações para a realização da pesquisa.

Aos **funcionários e professores** do Curso de Pós-Graduação em Ciências Geodésicas pela atenção e delicadeza que sempre me dispensaram.

Ao padrinho e amigo **Msc. Mauricio Müller**, pelo apoio e incentivo em meu crescimento profissional.

E finalmente, a todas as pessoas que contribuíram direta ou indiretamente no desenvolvimento desta pesquisa.

Ana Paula Baungarten Kersting

SUMÁRIO

AGRADECIMENTOS	iv
SUMÁRIO	v
LISTA DE FIGURAS	ix
LISTA DE TABELAS	xiii
1 INTRODUÇÃO.....	16
1.1 CARACTERIZAÇÃO DO PROBLEMA E MOTIVAÇÃO	17
1.2 HIPÓTESES DO TRABALHO.....	18
1.3 OBJETIVOS	19
2 APLICAÇÕES DA TECNOLOGIA LIDAR EM LT'S	21
2.1 PLANEJAMENTO E PROJETO	21
2.1.1 Recapitação de Linhas.....	21
2.1.2 Projetos de Novas Linhas	23
2.2 MANUTENÇÃO	23
2.2.1 Monitoramento de Invasões.....	23
2.2.2 Limpeza da Faixa.....	24
3 REVISÃO DA LITERATURA.....	25
3.1 MAPEAMENTO DIGITAL A LASER (LIDAR)	25
3.2 CÂMARA DIGITAL DE PEQUENO FORMATO	33
3.2.1 Calibração de Câmaras	34
3.3 CLASSIFICAÇÃO DOS DADOS DO LIDAR	34
3.4 INTEGRAÇÃO DE DADOS ESPECTRAIS E ALTIMETRIA.....	36
3.5 SEGMENTAÇÃO	37
3.5.1 Limiarização (<i>Thresholding</i>)	38
3.5.2 Segmentação Baseada em Bordas	39
3.5.3 Segmentação Orientada a Regiões.....	39
3.5.4 Segmentação Multiresolução.....	40
3.5.4.1 Decisão heurística para a formação dos objetos	43
3.5.4.2 Critério de heterogeneidade	44
3.6 CLASSIFICAÇÃO	47
3.6.1 Análise Orientada a Objeto.....	48

3.6.2	Hierarquia de Classes.....	49
3.6.3	Lógica Fuzzy.....	51
3.6.3.1	Teoria dos Conjuntos Fuzzy	52
3.6.3.2	Funções de pertinência.....	53
3.6.3.3	Características dos conjuntos Fuzzy	55
3.6.3.4	Classificação fuzzy	56
3.6.4	Fractal Net Evolution Approach (FNEA).....	57
4	MATERIAIS E MÉTODOS	59
4.1	RECURSOS UTILIZADOS	59
4.2	ÁREAS DE ESTUDO	60
4.3	AQUISIÇÃO DOS DADOS.....	61
4.4	PROCESSAMENTO DOS DADOS BRUTOS	64
4.5	PRÉ-PROCESSAMENTO DOS DADOS PARA A CLASSIFICAÇÃO SUBSEQUENTE	66
4.5.1	Dados do LIDAR	66
4.5.1.1	Classificação dos pontos de terreno.....	67
4.5.1.2	Classificação dos pontos de cabos.....	68
4.5.1.3	Derivação das informações para a classificação.....	68
4.5.2	Câmara Digital de Pequeno Formato Kodak DCS 14n	74
4.5.2.1	Calibração da câmara.....	74
4.5.2.2	Ortorretificação das imagens	74
4.6	CLASSIFICAÇÃO	76
4.6.1	Segmentação Multiresolução.....	76
4.6.2	Descritores	77
4.6.2.1	Descritores baseados em valores espectrais e altimetria	78
4.6.2.2	Descritores de forma.....	79
4.6.2.2.1	<i>Descritores baseados nos objetos</i>	<i>79</i>
4.6.2.2.2	<i>Descritores baseados nos subobjetos.....</i>	<i>82</i>
4.6.2.3	Descritores baseados na textura.....	84
4.6.2.3.1	<i>Textura relacionada com a informação espectral ou altimetria</i>	<i>84</i>
4.6.2.3.2	<i>Textura relacionada com a forma dos subobjetos</i>	<i>84</i>
4.6.2.4	Descritores baseados em relacionamentos de vizinhança	85

4.6.3	Classificação Fuzzy	85
4.6.3.1	Funções de pertinência unidimensionais	86
4.6.3.2	Realização Fuzzy da abordagem do vizinho mais próximo	87
4.6.4	Classificação com Relacionamentos de Vizinhança (Contexto)	90
4.7	ANÁLISE DA ACURÁCIA DA CLASSIFICAÇÃO	91
5	DESENVOLVENDO METODOLOGIAS - EXPERIMENTOS	93
5.1	REGIÃO URBANA	93
5.1.1	Segmentação Multiresolução.....	94
5.1.2	Hierarquia de Classes.....	97
5.1.3	Classificador Fuzzy.....	105
5.2	REGIÃO RURAL.....	105
5.2.1	Área de Estudo Rural 1	107
5.2.1.1	Segmentação multiresolução	108
5.2.1.2	Hierarquia de classes	109
5.2.1.3	Classificação Fuzzy	111
5.2.2	Área de Estudo Rural 2.....	113
5.2.2.1	Segmentação Multiresolução.....	113
5.2.2.2	Hierarquia de classes e classificação	116
5.2.3	Área de Estudo Rural 3.....	123
5.2.3.1	Segmentação multiresolução	124
5.2.3.2	Hierarquia de classes e classificação	124
5.2.4	Área de Estudo Rural 4.....	129
5.2.4.1	Segmentação multiresolução	129
5.2.5	Área de Estudo Rural 5.....	132
5.2.6	Área de Estudo Rural 6.....	136
5.2.7	Área de Estudo Rural 7.....	138
6	RESULTADOS E AVALIAÇÃO DA ACURÁCIA	140
6.1	REGIÃO URBANA	140
6.1.1	Resultados Obtidos na Área Urbana 1.....	140
6.1.2	Aplicação da Metodologia em Área Similar	142
6.1.3	Análise dos Ganhos Obtidos a partir do Uso Integrado LIDAR e Ortofoto	144
6.2	REGIÃO RURAL.....	146

6.2.1	Área de Estudo Rural 1	146
6.2.2	Área de Estudo Rural 2.....	147
6.2.3	Área de Estudo Rural 3.....	147
6.2.4	Área de Estudo Rural 4.....	149
6.2.5	Área de Estudo Rural 5.....	150
6.2.6	Área de Estudo Rural 6.....	151
6.2.7	Área de Estudo Rural 7.....	152
7	CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES.....	154
8	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	157

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1 - ANÁLISE DOS DADOS	18
FIGURA 2 - METODOLOGIA PARA AUTOMAÇÃO DA ETAPA DE DISCRIMINAÇÃO DOS OBSTÁCULOS SOB A FAIXA DE DOMÍNIO DE LINHAS	20
FIGURA 3 - ESTUDO DE RECAPACITAÇÃO	22
FIGURA 4 - INVASÕES SOB A FAIXA DE DOMÍNIO DE UMA LINHA DE TRANSMISSÃO	24
FIGURA 5 - PRINCÍPIO DE OPERAÇÃO DE UM LIDAR BATIMÉTRICO	26
FIGURA 6 - COMPONENTES BÁSICOS DE UM SISTEMA LIDAR	28
FIGURA 7 - PADRÃO DE VARREDURA PRODUZIDO POR ESPELHOS OSCILANTES	30
FIGURA 8 - DIÂMETRO DO PULSO LASER AO INCIDIR NO TERRENO	31
FIGURA 9 - DIÂMETRO DO PULSO LASER NO CASO MAIS GERAL	31
FIGURA 10 - MÚLTIPLOS RETORNOS DO PULSO LASER	32
FIGURA 11 - IMAGEM GERADA A PARTIR DA INTENSIDADE DE RETORNO DO PULSO LASER	33
FIGURA 12 - FUSÃO DA IMAGEM DE INTENSIDADE COM A ALTIMETRIA DOS OBJETOS	33
FIGURA 13 - HISTOGRAMA PARTICIONADO POR UM ÚNICO LIMIAR	39
FIGURA 14 - REDE HIERÁRQUICA DE OBJETOS	42
FIGURA 15 - REDE HIERÁRQUICA DEFINIDA TOPOLOGICAMENTE	42
FIGURA 16 - (a) ABORDAGEM ORIENTADA A OBJETO (b) ABORDAGEM PIXEL A PIXEL	49
FIGURA 17 - DIAGRAMAS EXEMPLIFICANDO E REPRESENTANDO UMA HIERARQUIA DE CLASSES	50
FIGURA 18 - FUNÇÃO DE PERTINÊNCIA LINEAR	53
FIGURA 19 - CASOS PARTICULARES DE FUNÇÃO DE PERTINÊNCIA LINEAR	54
FIGURA 20 - FUNÇÃO DE PERTINÊNCIA SINUSOIDAL	54
FIGURA 21 - FUNÇÃO DE PERTINÊNCIA GAUSSIANA	54
FIGURA 22 - OPERADORES LÓGICOS $E(MIN)$ E $OU(MAX)$	57
FIGURA 23 - ÁREA DE ESTUDO URBANA	60
FIGURA 24 - ÁREAS DE ESTUDO RURAIS	61
FIGURA 25 - SENSOR LASER E CÂMERA DIGITAL INSTALADOS EM MESMA PLATAFORMA. VISTA SUPERIOR DOS SENSORES (ESQ.). PARTE INFERIOR DOS SENSORES (DIR.)	62
FIGURA 26 - CONFIGURAÇÃO DO VÔO	63
FIGURA 27 - DIAGRAMA DE BLOCOS REFERENTE AO PROCESSAMENTO DOS DADOS	65
FIGURA 28 - PRÉ-PROCESSAMENTO DOS DADOS	66
FIGURA 29 - PARÂMETROS DE ITERAÇÃO	67
FIGURA 30 - CLASSIFICAÇÃO DOS PONTOS DE CABO	68
FIGURA 31 - IMAGEM DE INTENSIDADE	70

FIGURA 32 - (a) INTENSIDADE (b) ÚLTIMO PULSO (c) PRIMEIRO PULSO (d) DIFERENÇA NORMALIZADA ENTRE O PRIMEIRO E O ÚLTIMO PULSO	71
FIGURA 33 - (a) ALTURA (b) ALTURA DERIVADA DO ÚLTIMO PULSO (c) GRADIENTE DA ALTURA.....	72
FIGURA 34 - DETERMINAÇÃO DA REDE DE DRENAGEM.....	73
FIGURA 35 - REDE DE DRENAGEM	73
FIGURA 36 - ORTOIMAGEM	75
FIGURA 37 - ORTOIMAGEM SOBREPOSTA AO MODELO DIGITAL DE ELEVAÇÃO	75
FIGURA 38 - (a) FATOR DE FORMA IGUAL A 0,1 (b) FATOR DE FORMA IGUAL A 0,4	77
FIGURA 39 - PARÂMETRO DE FORMA BASEADO NA GEOMETRIA.....	80
FIGURA 40 - DEFINIÇÃO DE ASSIMETRIA	82
FIGURA 41 - ESTRUTURA LINEAR SUBSEGMENTADA EM OBJETOS COMPACTOS	83
FIGURA 42 - DETERMINAÇÃO DO COMPRIMENTO DE OBJETOS LINEARES ATRAVÉS DA SUBSEGMENTAÇÃO EM OBJETOS COMPACTOS	83
FIGURA 43 - CLASSIFICAÇÃO FUZZY.....	85
FIGURA 44 - COMPORTAMENTO DOS ATRIBUTOS DESVIO PADRÃO DA DIFERENÇA DE PULSOS E BRILHO PARA AS CLASSES ÁRVORES E CONSTRUÇÕES	86
FIGURA 45 - PRINCÍPIO DA CLASSIFICAÇÃO DO VIZINHO MAIS PRÓXIMO.....	88
FIGURA 46 - FUNÇÃO DE PERTINÊNCIA MULTIDIMENSIONAL GERADA POR MEIO DO MÉTODO DO VIZINHO MAIS PRÓXIMO	89
FIGURA 47 - ÁREA DE ESTUDO URBANA	93
FIGURA 48 - (a) IMAGEM INTENSIDADE (b) SEGMENTOS EXTRAÍDOS (c) ALTURA DERIVADA DO PRIMEIRO E DO ÚLTIMO PULSO	95
FIGURA 49 - ALTURA DOS OBJETOS OBTIDA A PARTIR DA INFORMAÇÃO DO ÚLTIMO PULSO (ESQUERDA) E PARTIR DO PRIMEIRO PULSO (DIREITA).....	96
FIGURA 50 - DIÂMETRO DO FEIXE LASER	96
FIGURA 51 - RESULTADO DA SEGMENTAÇÃO DO NÍVEL 2	96
FIGURA 52 - HIERARQUIA DE CLASSES DO NÍVEL 2.....	98
FIGURA 53 - DESCRITORES DESVIO PADRÃO DA DIFERENÇA DE PULSOS (ESQ.) E BRILHO (DIR.)	99
FIGURA 54 - HIERARQUIA DE CLASSES DO NÍVEL 1	102
FIGURA 55 - RESULTADO PARCIAL DA CLASSIFICAÇÃO DO NÍVEL 1	103
FIGURA 56 - HIERARQUIA DE CLASSES DO NÍVEL 2 (FUSÃO).....	104
FIGURA 57 - FUSÃO DOS OBJETOS DO NÍVEL1 PARA A FORMAÇÃO DO NOVO NÍVEL2.....	104
FIGURA 58 - ÁREA DE ESTUDO RURAL 1	107
FIGURA 59 - RESULTADO DA SEGMENTAÇÃO MULTIRESOLUÇÃO DO NÍVEL 1 (ÁREA RURAL 1).....	108
FIGURA 60 - HIERARQUIA DE CLASSES DA ÁREA RURAL 1	110

FIGURA 61 - (a) BRILHO X DESVIO PADRÃO DIF. PULSOS (b) DESVIO PADRÃO DIF. PULSOS X RAZÃO DO VERDE (c) RAZÃO DO VERDE X BRILHO, PARA AMOSTRAS SELECIONADAS DA CLASSE VEGETAÇÃO (VERDE) E CONSTRUÇÕES (AZUL) OS OBJETOS CLASSIFICADOS SÃO MOSTRADOS EM MENOR TAMANHO.....	112
FIGURA 62 - ÁREA DE ESTUDO RURAL 2	113
FIGURA 63 - RESULTADO DA SEGMENTAÇÃO (a) NÍVEL 1 (b) NÍVEL 2	115
FIGURA 64 - (a) DESCRITOR ASSIMETRIA DOS OBJETOS DO NÍVEL 1 (b) TEXTURA DOS OBJETOS DO NÍVEL 2 EXPRESSA ATRAVÉS DA ASSIMETRIA MÉDIA DOS SUBOBJETOS ..	115
FIGURA 65 - HIERARQUIA DE CLASSES DO NÍVEL 2 (ÁREA RURAL 2).....	117
FIGURA 66 - HIERARQUIA DE CLASSES DO NÍVEL 1 (ÁREA RURAL 2).....	118
FIGURA 67 - CLASSIFICAÇÃO DA CULTURA CÍCLICA	119
FIGURA 68 - RESULTADO OBTIDO QUANDO DA INCLUSÃO DO DESCRITOR ÁREA ADICIONALMENTE À ASSIMETRIA	119
FIGURA 69 - (a) ESTUFAS AGRÍCOLAS MOSTRADAS NA IMAGEM RGB (b) IMAGEM DE DIFERENÇA MÉDIA DOS PULSOS (c) COMPORTAMENTO DO PRIMEIRO E DO ÚLTIMO PULSO NA ESTUFA (CORTE A-A')	121
FIGURA 70 - DETERMINAÇÃO DA ÁREA DE MATA CILIAR (PRESERVAÇÃO)	122
FIGURA 71 - NÍVEL DE OBJETOS GERADO A PARTIR DA AGREGAÇÃO DOS OBJETOS CLASSIFICADOS COMO CONSTRUÇÃO NO NÍVEL 1	122
FIGURA 72 - HIERARQUIA DE CLASSES PARA O NÍVEL 2 (NOVO) DE OBJETOS (AGREGAÇÃO NÍVEL 1)	123
FIGURA 73 - ÁREA DE ESTUDO RURAL 3	124
FIGURA 74 - HIERARQUIA DE CLASSES DO NÍVEL 2 (ÁREA RURAL 3).....	125
FIGURA 75 - ASSIMETRIA MÉDIA DOS SUBOBJETOS DO NÍVEL 2	126
FIGURA 76 - HIERARQUIA DE CLASSES DO NÍVEL1 (ÁREA RURAL 3).....	127
FIGURA 77 - HIERARQUIA DE CLASSES PARA O NÍVEL 2 (NOVO) DE OBJETOS (AGREGAÇÃO NÍVEL 1)	128
FIGURA 78 - ÁREA DE ESTUDO RURAL 4	129
FIGURA 79 - RESULTADO DA SEGMENTAÇÃO DO NÍVEL 1 (ÁREA RURAL 4)	130
FIGURA 80 - RESULTADO DA SEGMENTAÇÃO DO NÍVEL 2 (ÁREA RURAL 4)	130
FIGURA 81 - HIERARQUIA DE CLASSES DO NÍVEL 2 (ÁREA RURAL 4).....	131
FIGURA 82 - ÁREA DE ESTUDO RURAL 5	132
FIGURA 83 - HIERARQUIA DE CLASSES DO NÍVEL 2 (ÁREA RURAL 5).....	133
FIGURA 84 - HIERARQUIA DE CLASSES DO NÍVEL 1 (ÁREA RURAL 5).....	134
FIGURA 85 - HIERARQUIA DE CLASSES PARA O NÍVEL 2 (NOVO) DE OBJETOS (AGREGAÇÃO NÍVEL 1)	135
FIGURA 86 - ÁREA DE ESTUDO RURAL 6	136

FIGURA 87 - (a) ORTOFOTO MOSTRANDO REGIÃO DE MATA CULTIVADA. (b) RESULTADO DA SEGMENTAÇÃO DO NÍVEL 1 DE OBJETOS APRESENTADO ALTA ASSIMETRIA.....	137
FIGURA 88 - (a) RESULTADO DA SEGMENTAÇÃO DO NÍVEL 2 DE OBJETOS (b) ASSIMETRIA MÉDIA DOS SUBOBJETOS DO NÍVEL 2	137
FIGURA 89 - ÁREA DE ESTUDO RURAL 7	138
FIGURA 90 - RESULTADO DA SEGMENTAÇÃO DO NÍVEL 1 (ÁREA RURAL 7)	139
FIGURA 91 - RESULTADO DA CLASSIFICAÇÃO DO NÍVEL 2 (ÁREA URBANA 1).....	140
FIGURA 92 - RESULTADO DA CLASSIFICAÇÃO DO NÍVEL 2 (FUSÃO).....	141
FIGURA 93 - ÁREA DE ESTUDO URBANA 2	143
FIGURA 94 - RESULTADO DA CLASSIFICAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO URBANA 2.....	143
FIGURA 95 - RESULTADO DA CLASSIFICAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO URBANA 2 QUANDO DA UTILIZAÇÃO APENAS DOS DADOS DO LIDAR.....	145
FIGURA 96 - RESULTADO DA CLASSIFICAÇÃO DA ÁREA RURAL 1	146
FIGURA 97 - RESULTADO DA CLASSIFICAÇÃO DA ÁREA RURAL 2.....	147
FIGURA 98 - RESULTADO DA CLASSIFICAÇÃO DA ÁREA RURAL 3.....	148
FIGURA 99 - RESULTADO DA CLASSIFICAÇÃO DA ÁREA RURAL 4.....	150
FIGURA 100 - RESULTADO DA CLASSIFICAÇÃO DA ÁREA RURAL 5.....	150
FIGURA 101 - RESULTADO DA CLASSIFICAÇÃO DA ÁREA RURAL 6.....	152
FIGURA 102 - RESULTADO DA CLASSIFICAÇÃO DA ÁREA RURAL 7.....	153

LISTA DE TABELAS

TABELA 1 - OPERADORES LÓGICOS	57
TABELA 2 - ESPECIFICAÇÕES DO SISTEMA ALTM 2050	62
TABELA 3 - CARACTERÍSTICAS DA CÂMARA KODAK DCS 14N	63
TABELA 4 - PARÂMETROS DO VÔO.....	63
TABELA 5 - DESCRITORES BASEADOS NA INFORMAÇÃO DAS BANDAS	78
TABELA 6 - DESCRITORES BASEADOS EM RELACIONAMENTOS DE VIZINHANÇA (CONTEXTO).....	85
TABELA 7 - INFORMAÇÕES E PARÂMETROS EMPREGADOS NA SEGMENTAÇÃO	94
TABELA 8 - DESCRITORES EMPREGADOS PARA A DISCRIMINAÇÃO DOS OBJETOS AO NÍVEL DO TERRENO.....	100
TABELA 9 - LARGURA DA FAIXA DE MATA CILIAR	106
TABELA 10 - INFORMAÇÕES E PARÂMETROS EMPREGADOS NA SEGMENTAÇÃO ÁREA RURAL 1	108
TABELA 11 - INFORMAÇÕES E PARÂMETROS EMPREGADOS NA SEGMENTAÇÃO ÁREA RURAL 2	114
TABELA 12 - MATRIZ DE CONFUSÃO DA ÁREA DE ESTUDO URBANA	141
TABELA 13 - AVALIAÇÃO DA ACURÁCIA DA ÁREA DE ESTUDO URBANA	142
TABELA 14 - ESTABILIDADE DA CLASSIFICAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO URBANA.....	142
TABELA 15 - MATRIZ DE CONFUSÃO ÁREA URBANA 2	144
TABELA 16 - AVALIAÇÃO DA ACURÁCIA ÁREA URBANA 2.....	144
TABELA 17 - MATRIZ DE CONFUSÃO (UTILIZANDO SOMENTE DADOS DO LIDAR)	145
TABELA 18 - AVALIAÇÃO DA ACURÁCIA (UTILIZANDO SOMENTE DADOS DO LIDAR)	145
TABELA 19 - MATRIZ DE CONFUSÃO (LIDAR + ORTOFOTO)	145
TABELA 20 - AVALIAÇÃO DA ACURÁCIA (LIDAR + ORTOFOTO)	146
TABELA 21 - MATRIZ DE CONFUSÃO DA ÁREA RURAL 3.....	148
TABELA 22 - AVALIAÇÃO DA ACURÁCIA DA ÁREA RURAL 3	148
TABELA 23 - ANÁLISE DA ESTABILIDADE DA CLASSIFICAÇÃO DA ÁREA RURAL 4	149
TABELA 24 - MATRIZ DE CONFUSÃO DA ÁREA RURAL 4.....	149
TABELA 25 - AVALIAÇÃO DA ACURÁCIA DA ÁREA RURAL 4	149
TABELA 26 - MATRIZ DE CONFUSÃO DA ÁREA RURAL 5.....	150
TABELA 27 - AVALIAÇÃO DA ACURÁCIA DA ÁREA RURAL 5	150
TABELA 28 - MATRIZ DE CONFUSÃO DA ÁREA RURAL 6.....	151
TABELA 29 - AVALIAÇÃO DA ACURÁCIA DA ÁREA RURAL 6	151
TABELA 30 - ANÁLISE DA ESTABILIDADE DA CLASSIFICAÇÃO DA ÁREA RURAL 7	153

RESUMO

O aumento da disponibilidade de imagens de alta resolução espacial bem como a possibilidade de aquisição de informações precisas da altimetria dos objetos, como é o caso dos dados obtidos por meio da tecnologia LIDAR (*Light Detection And Ranging*), vem estendendo o uso dos dados obtidos através de técnicas de sensoriamento remoto a aplicações que exigem maior escala de trabalho, como é o caso de projetos de linhas de transmissão, que até pouco tempo eram realizados exclusivamente através do uso de dados topográficos obtidos mediante técnicas convencionais de campo. O resultado obtido do processamento dos dados do sistema LIDAR consta de um arquivo ASCII contendo as coordenadas tridimensionais e intensidade de retorno do primeiro e do último pulso. Procedimentos de pós-processamento são necessários para a discriminação das feições e derivação de informações adicionais. Para a discriminação dos obstáculos sob a faixa de domínio de linhas de transmissão informações derivadas do LIDAR como altimetria e intensidade do LASER bem como informação espectral proveniente de uma câmara digital de pequeno formato foram usadas. O uso integrado da informação espectral e dos dados do LIDAR além de promover maior acurácia na classificação permite a extensão do conjunto de obstáculos passíveis de discriminação. Por se tratar de imagens de alta resolução espacial a análise orientada a objeto torna-se mais adequada. Na classificação orientada a objeto a unidade básica de processamento são segmentos ou objetos que apresentam maior significado semântico e características do mundo real, possibilitando a derivação de uma grande quantidade de informações adicionais. Neste trabalho os objetos de análise foram gerados através da segmentação multiresolução, *FNEA (Fractal Net Evolution Approach)*, que permite segmentar uma imagem em diferentes níveis hierárquicos interrelacionados de objetos em diferentes escalas. A categorização dos objetos foi realizada por meio de classificador fuzzy a partir da definição das funções de pertinência baseadas nos descritores de forma, textura e relação entre os objetos. A formulação da base de conhecimento foi realizada em ambientes urbanos e rurais.

Palavras-Chave: LIDAR, Análise Orientada a Objeto, Lógica Fuzzy, Segmentação Multiresolução, Linhas de Transmissão.

ABSTRACT

The increasing availability of high-resolution multi-spectral imagery as well as high density and accurate Digital Surface Models (DSMs) and Digital Terrain Models (DTMs) as provided by LIDAR (*Light Detection And Ranging*) technology, has been extending the use of remote sensing data in applications that demand a higher work scale, as transmission line design that in a recent past has been done exclusive using traditional techniques. The result of the processed LIDAR data consists in three-dimensional information about cables, structures as well as all obstacles along the corridor in a form of a point cloud with X, Y, Z coordinates and intensity value. Post-processing procedures are needed in order to discriminate features and to derive additional information. In order to discriminate the obstacles along the line corridor information derived from LIDAR data as obstacles height and the intensity image as well as spectral information from a non-metric digital camera are used. The integrated use of spectral information and LIDAR data provides more accurate classification result as well as the discrimination of additional features. The classification method used is based on an object oriented analysis which is considered the most adequate procedure when working with high resolution imagery. In an object oriented analysis the basic processing units are image objects or segments, and not single pixels, with the classification acting on these segments. In this approach the aim is to extract meaningful objects with real world characteristics enabling the derivation of a multitude of additional information. In this work the objects are generated using multiresolution segmentation, FNEA (Fractal Net Evolution Approach), hierarchical network of image objects which represents image information in different spatial resolutions simultaneously. The classification method is based on fuzzy logic with the membership functions based on shape, texture, hierarchy and relation to neighbor objects. The knowledge base was formulated for rural and urban areas.

Keywords: LIDAR, Object Oriented Analysis, Fuzzy Logic, Multiresolution Segmentation, Transmission Lines.

1 INTRODUÇÃO

O sensoriamento remoto é uma técnica para a obtenção de forma rápida de informações a respeito da superfície da Terra e vem se desenvolvendo notoriamente ao longo dos últimos 30 anos. O surgimento de novos sistemas sensores aerotransportados que possibilitam a aquisição de dados topográficos densos e precisos, como é o caso da tecnologia LIDAR (*Light Detection And Ranging*), vem ampliando a aplicação dos dados de sensoriamento remoto para aplicações que exigem uma escala maior de trabalho, como por exemplo, a análise de ambientes urbanos e projetos de linhas de transmissão. A informação de altimetria dos objetos aliada à informação espectral proveniente de imagens de alta resolução espacial promove ganhos sinérgicos no que tange a detecção de diferentes feições que compõem ambientes urbanos e rurais, como por exemplo, edificações, tipos de vegetação, arruamentos, linhas de transmissão, dentre outros.

Ao longo de diversas décadas o levantamento planialtimétrico necessário à construção e/ou recapacitação¹ de linhas de transmissão tem sido feito por meio de medições de campo ao longo do traçado, onde é levantado em média um ponto a cada dez metros sobre o eixo e os perfis laterais. Esse processo tradicional, por envolver intenso trabalho de campo, além do inconveniente de requerer a presença física freqüente de topógrafos em propriedades de terceiros, acaba tornando-se demorado e dispendioso. O sistema de Mapeamento Digital a LASER, internacionalmente conhecido como LIDAR, constitui-se em uma alternativa ao levantamento de campo podendo ser empregada tanto em projetos de novas linhas, onde já foi determinado um corredor potencial como no caso de estudos em linhas existentes, como os de recapacitação e *upgrade*².

O produto de um levantamento LIDAR consta de uma densa nuvem de pontos com as coordenadas tridimensionais e a intensidade do primeiro e do último retorno para cada feixe emitido. Para a identificação dos obstáculos sob a faixa de passagem de linhas de transmissão, foco do presente trabalho, pretende-se empregar as informações provenientes do LIDAR (altimetria e intensidade) e informação espectral proveniente de uma câmara digital de pequeno formato.

¹ Aumento da capacidade de transmissão da linha.

² Aumento da capacidade de transmissão em função de uma nova tensão nominal.

Entretanto, a análise de imagens de alta resolução espacial requer tratamento adequado. A alta resolução espacial das imagens disponíveis promove uma maior variabilidade espectral nas feições de análise, diminuindo a precisão de classificações baseadas em métodos tradicionais de análise *pixel a pixel* como o método da Máxima Verossimilhança (HUIPING et al., 2003). Neste tipo de abordagem áreas assumidas como tematicamente homogêneas são analisadas independentemente não resultando numa classificação satisfatória (HOFFMANN et al., 2001). Este problema é contornado com a utilização da abordagem orientada a objeto, onde são utilizados como unidades básicas de processamento segmentos ou objetos. Nesta análise objetiva-se a extração de objetos com maior significado semântico que apresentem características do mundo real, sendo então a classificação realizada nesses objetos.

1.1 CARACTERIZAÇÃO DO PROBLEMA E MOTIVAÇÃO

As linhas aéreas de transmissão são a quase totalidade nos sistemas elétricos de transmissão, basicamente devido à maior relação custo/benefício em comparação a uma linha subterrânea de mesma capacidade.

Considerando que os empreendimentos de linha de transmissão são atualmente executados com prazos bastante reduzidos, técnicas que proporcionem maior rapidez na obtenção das informações necessárias são requeridas. Dentre os empreendimentos do Setor Elétrico, a construção de linhas de transmissão sempre se destacou com relevantes impactos ao meio ambiente. Nos últimos anos, tanto a aprovação dos empreendimentos nos órgãos públicos, como as eventuais interferências de ONGs e do próprio Ministério Público, tem provocado atrasos e elevado os custos, o que exigiu novas alternativas para a execução dos empreendimentos. A utilização de recursos tecnológicos para a redução dos impactos ambientais na fase construtiva, como na fase posterior de operação é a grande demanda da atualidade.

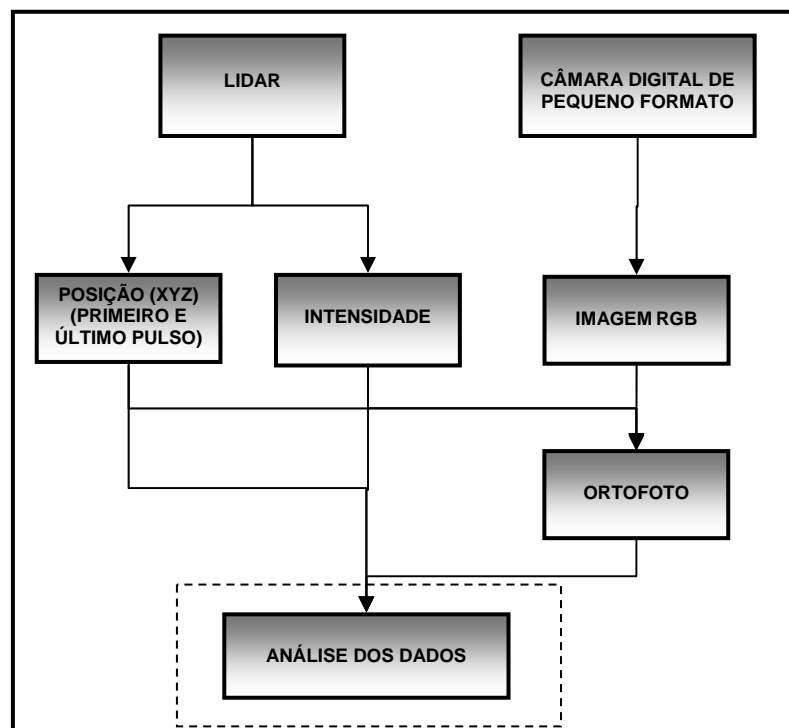
Para a realização de projetos de linhas de transmissão devem ser levantados todos os obstáculos que possam interferir com a linha como vias, outras linhas (distribuição e transmissão), edificações, rios, culturas, tipos de vegetação, dentre outros abrangendo toda a faixa de domínio.

A adoção da técnica de Mapeamento Digital a LASER em projetos de linhas é uma alternativa que vem de encontro às necessidades atuais. Esta técnica permite a

obtenção de forma rápida e precisa da posição das estruturas e dos cabos bem como a posição dos obstáculos sob a faixa de domínio com um mínimo de trabalho de campo, além de possibilitar a realização de estudos mais detalhados no que se refere a interferência com o meio ambiente.

Sendo o produto de um levantamento LIDAR uma nuvem de pontos abrangendo informações de terreno, cabos, estruturas e obstáculos sob a faixa de domínio, uma etapa de análise dos dados (Figura 1) é necessária visando à classificação dos pontos, segundo seu uso e cobertura do solo. Esta tarefa é executada fazendo a interpretação visual dos dados altimétricos e das fotografias, o que demanda a participação de um intérprete que efetue a análise conjunta dos dados, digitalizando, geralmente, na tela do computador. Esta etapa é muitas vezes onerosa em tempo e esforço humano, logo, métodos que a automatizem são hoje alvo de pesquisa.

FIGURA 1 – ANÁLISE DOS DADOS



1.2 HIPÓTESES DO TRABALHO

Partindo-se das premissas de que: (i) os empreendimentos de linha de transmissão são atualmente executados com prazos bastante reduzidos, (ii) técnicas que proporcionem maior rapidez na obtenção das informações necessárias são

requeridas, (iii) observa-se crescente uso em nível mundial da tecnologia LIDAR em substituição ao levantamento topográfico convencional na aquisição de dados topográficos para projetos de linhas, e (iv) a tecnologia LIDAR promove a aquisição de forma rápida de uma densa nuvem de pontos com coordenadas x, y, z, onde a superfície do terreno não é explicitamente descrita em termos de diferenciação dos pontos de acordo com a feição a que pertencem.

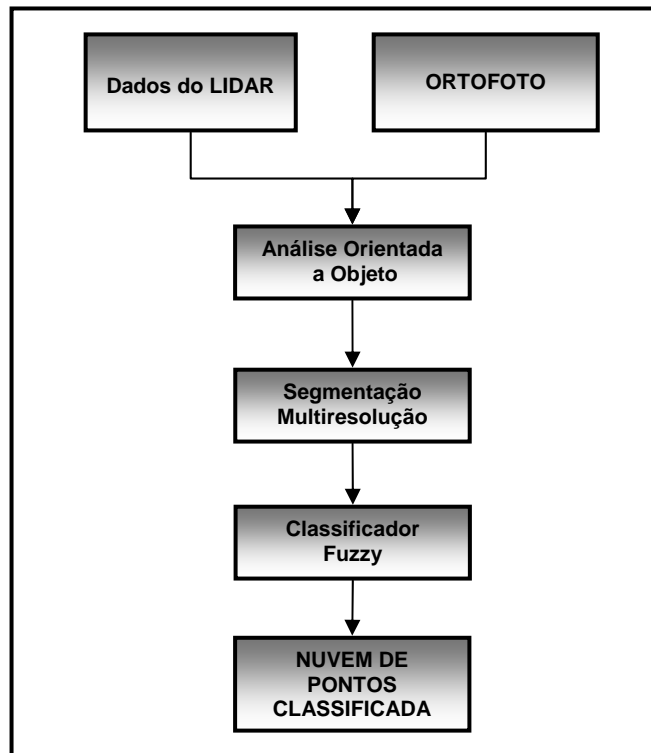
Logo, tem-se como corolário que procedimentos de pós-processamento dos dados provenientes da tecnologia LIDAR visando à automação do processo de discriminação dos obstáculos sob a faixa de domínio de linhas de transmissão se fazem necessários.

A hipótese deste trabalho é que o uso integrado das informações provenientes do LIDAR e de uma câmara digital de pequeno formato, dentro do contexto da análise orientada a objeto, viabiliza o processo de automatização da discriminação de obstáculos em corredores de linhas de transmissão.

1.3 OBJETIVOS

O presente trabalho objetiva a proposição de uma metodologia para automação da etapa de discriminação dos obstáculos sob a faixa de domínio de linhas calcada na análise orientada a objeto e no uso integrado dos dados provenientes da tecnologia LIDAR e de uma câmara digital de pequeno formato integrada ao sistema (Figura 2).

FIGURA 2 – METODOLOGIA PARA AUTOMAÇÃO DA ETAPA DE DISCRIMINAÇÃO DOS OBSTÁCULOS SOB A FAIXA DE DOMÍNIO DE LINHAS



Os objetivos específicos deste projeto podem ser sumarizados da seguinte forma:

- Promover maior automação do processo de identificação de obstáculos em corredores de linhas de transmissão;
- Avaliar a possibilidade de uso integrado de imagens provenientes de câmera fotográfica digital de pequeno formato aos dados do LIDAR no processo discriminatório;
- Avaliar o emprego da técnica de análise orientada a objeto e classificador Fuzzy;
- Avaliar o emprego da abordagem FNEA (*Fractal Net Evolution Approach*) e da segmentação multiresolução para a extração dos objetos da imagem em diferentes escalas.

2 APLICAÇÕES DA TECNOLOGIA LIDAR EM LT'S

As diversas áreas de uma empresa de transmissão de energia podem se beneficiar do uso dos dados advindos da tecnologia LIDAR: desde a área de planejamento, passando pelas áreas de projeto, construção até a área de manutenção. Na seqüência são mostradas algumas aplicações.

2.1 PLANEJAMENTO E PROJETO

2.1.1 Recapacitação de Linhas

No caso de linhas existentes, o conhecimento da situação real da linha, em toda a sua extensão, possibilita a utilização da mesma com total segurança e dentro das condições de norma até o limite de sua capacidade de carregamento - ampacidade³, tanto em condições normais como em sobrecarga (em emergências do sistema). As condições da linha, em termos de posição das estruturas, altura cabo-solo e cabo-obstáculo, são determinadas pelo projeto mecânico da linha e quando da execução da mesma. A distância mínima (altura de segurança) deve obedecer a norma de projeto para todos os tipos de obstáculos na temperatura de projeto da linha. Ao longo da vida útil da linha, porém, alterações podem ocorrer na mesma em relação ao projeto, e até mesmo no solo sob a linha, que levarão a violações das condições de projeto pondo em perigo a operação da linha. Estas alterações são muitas vezes devidas a utilizações inadequadas do solo na faixa de passagem.

A recapacitação de linhas de transmissão tem sido cada vez mais utilizada tendo em vista as dificuldades encontradas para a construção de novas linhas e o custo de novas instalações. Para a realização de estudos de recapacitação faz-se necessário a determinação das condições atuais da linha para determinação de sua ampacidade real. A maneira usualmente empregada para determinar as condições reais de uma linha aérea de transmissão é efetuar um levantamento de campo ao longo de toda a linha obtendo a posição dos cabos nos vãos e a situação de uso e cobertura solo ao longo da

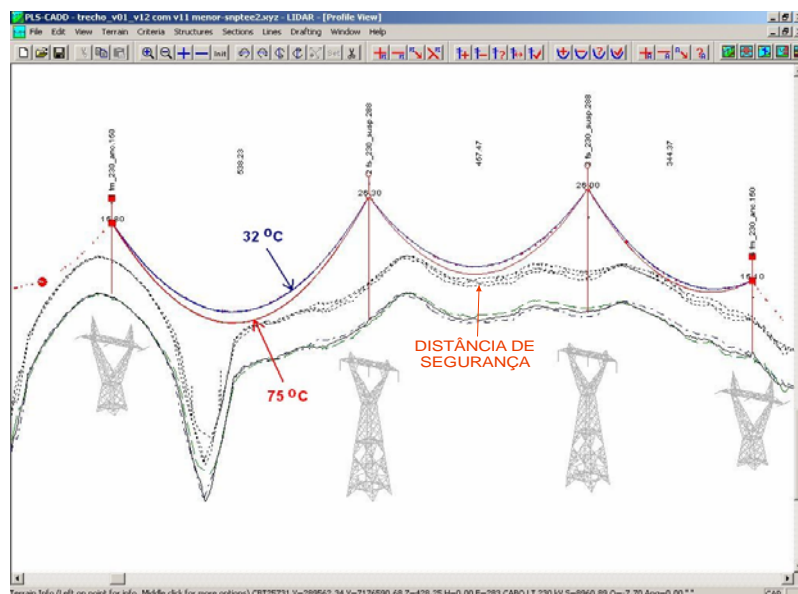
³ Máxima temperatura que os cabos fase podem atingir, respeitando a altura mínima cabo-solo ou cabo-obstáculo.

faixa de domínio e, ao mesmo tempo, a corrente e as condições ambientes locais de temperatura, insolação, velocidade e direção do vento.

O conhecimento exato da posição cabo-solo ou cabo-obstáculo obtido com as informações fornecidas pelo LIDAR, assim como sobre a situação de uso do solo, de informações das condições ambientes e da temperatura do cabo naquele momento, aliado a cálculos mecânicos efetuados por um programa computacional de linhas de transmissão que utilize diretamente os dados obtidos pelo LIDAR, permite determinar a máxima temperatura que os cabos poderão atingir, respeitando as alturas de segurança de norma, na operação da linha em condições normais ou de sobrecarga. Uma vez determinada a ampacidade da linha, a realização de estudos para a adequação da linha a novos valores de ampacidade (recapacitação) é viabilizada.

A Figura 3 ilustra o estudo realizado na linha Salto Osório – Cascavel de propriedade da Copel, onde através da obtenção da catenária e obstáculos através de levantamento LIDAR e do conhecimento da temperatura do cabo no momento do levantamento (neste caso 32 °C) foi possível a determinação da tração nos cabos permitindo a análise de uma recapacitação alterando-se a temperatura de operação de 55°C para 75°C (KERSTING et al., 2005).

FIGURA 3 – ESTUDO DE RECAPACITAÇÃO



FONTE: KERSTING et al, 2005.

2.1.2 Projetos de Novas Linhas

A definição das características e do custo de uma linha nova depende muito do traçado e do perfil do terreno por onde a mesma passará. As condições do terreno ao longo do traçado determinarão em grande parte o custo da linha.

Na fase dos estudos preliminares, onde já se dispõe de um corredor potencial definido através de dados disponíveis (mapas, fotografias aéreas, cartas do IBGE⁴, imagens de satélite), pode-se realizar o levantamento a LASER deste corredor definido. Através dos dados obtidos através do LIDAR é possível a realização de estudo detalhado de alternativas de traçados, onde não somente a alternativa de menor custo pode ser determinada como a que resultará em menor impacto ambiental.

2.2 MANUTENÇÃO

2.2.1 Monitoramento de Invasões

A largura da faixa de segurança (ou de servidão/domínio) é definida levando-se em conta o balanço dos cabos devido à ação do vento, efeitos elétricos, posicionamento das fundações de suportes e estais e da tensão da linha (NBR 5422). Tem a função de garantir a segurança de pessoas e instalações e possibilitar o livre acesso de equipamentos e equipes de trabalho para a manutenção das linhas ou serviços de reparo. A invasão de faixas de servidão é uma grande preocupação das concessionárias de energia elétrica. As faixas de segurança devem ser respeitadas principalmente por existir um campo eletromagnético de alta frequência, perigoso e extenso acarretando risco à vida e à saúde das pessoas que nessa região residem. Os invasores são, em sua grande maioria, famílias de baixa renda, sem opções de moradia que se instalam próximo às linhas mesmo em condições precárias de vida e segurança.

A obtenção da informação de uso do solo ao longo de toda a extensão da linha através da tecnologia LIDAR permite a detecção de forma rápida e precisa de todas as ocupações irregulares sob a faixa de domínio da linha (Figura 4). Através desses dados é possível localizar as invasões a serem removidas bem como realizar o estudo das áreas de risco caracterizadas pela proximidade às áreas invadidas, presença de infra-

⁴ Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística.

estrutura, fácil acesso, topografia e condições da área favorecendo a construção de moradias, de forma a viabilizar a elaboração de mapas de risco e a adoção de medidas preventivas.

FIGURA 4 – INVASÕES SOB A FAIXA DE DOMÍNIO DE UMA LINHA DE TRANSMISSÃO



FONTE: LACTEC, 2005.

2.2.2 Limpeza da Faixa

As distâncias de segurança, que são afastamentos mínimos recomendados do condutor e seus acessórios energizados do terreno ou dos obstáculos atravessados, são definidas de acordo com a NBR 5422. Com os dados obtidos da tecnologia LIDAR é possível à determinação de vãos críticos onde a vegetação necessita de podas de forma que a distância de segurança seja assegurada. Um planejamento eficiente de podas pode ser elaborado evitando desligamentos desnecessários.

3 REVISÃO DA LITERATURA

Neste capítulo serão abordados os conceitos e o estado da arte dos principais tópicos de relevância ao desenvolvimento desse trabalho.

3.1 MAPEAMENTO DIGITAL A LASER (LIDAR)

O Mapeamento Digital a LASER, ou LIDAR (*Light Detection And Ranging*), denominação pela qual esta tecnologia é internacionalmente conhecida, são apenas alguns dos termos utilizados para denotar este sistema de sensoriamento remoto ativo, baseado na tecnologia LASER para a aquisição de dados topográficos densos e precisos. Outros termos encontrados na literatura são “Varredura a LASER” (*LASER Scanning*), “Altimetria a LASER” (*LASER altimeter*). A grande parte dos termos inclui o acrônimo LASER (*Light Amplification by Stimulated Emission of Radiation*) que denota a fonte de energia empregada nas medições (PFEIFER, 2005). Este sistema utiliza a técnica de varredura com pulsos LASER para a medição das distâncias.

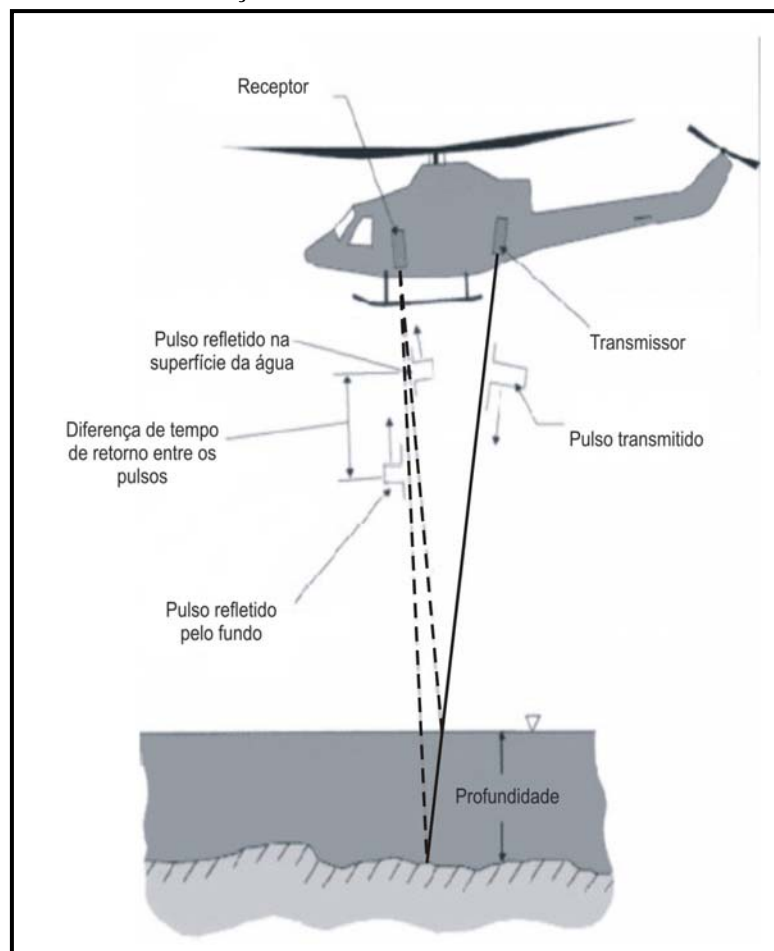
A utilização do LASER para medição de distâncias vem sendo empregada desde a década de 60. O uso desta tecnologia em equipamentos eletrônicos para determinação de distâncias é bastante familiar dos topógrafos como o uso de distanciômetros eletrônicos (1970), e o uso em estações totais (1980). Na década de 70, diversas agências incluindo a NASA (*National Aeronautics and Space Administration*), a NOAA (*National Oceanic and Atmospheric Administration*), a USGS e a DMA (*Defense Mapping Agency*) começaram a desenvolver tipos de sensores LIDAR para medição de propriedades oceanográficas e topográficas. Na década de 90, com o desenvolvimento de técnicas de GPS avançadas, sistemas de medição inercial (IMU) pequenos e relativamente de menor custo e computadores portáteis tornaram possível a comercialização da tecnologia, bem como a obtenção de maior precisão e consistência na aquisição de dados em plataformas aéreas (ACKERMANN, 1999).

Existem basicamente dois tipos de sistemas LIDAR: o sistema LIDAR topográfico e o LIDAR para batimetria (*Airborne LIDAR bathymetry - ALB*). O sistema LIDAR batimétrico aerotransportado desenvolveu-se em meados dos anos

sessenta. Atualmente existem alguns sistemas em operação, sendo que um dos mais avançados e confiáveis é o *Scanning Hydrographic Operational Airborne Lidar Survey*, conhecido como sistema SHOALS, que tem sido concebido como um dos sistemas LIDAR aquáticos mais versáteis em uso no mundo atualmente.

A principal diferença entre um sistema SHOALS e um sistema LIDAR topográfico convencional é que o sistema batimétrico usa dois feixes de LASER e o sistema terrestre um único feixe. O sistema SHOALS usa feixes na região do infravermelho (1064 nm) e na região do azul-verde (532 nm) (IRISH E LILLYCROP, 1999). O feixe de comprimento de onda na região do infravermelho é completamente refletido na superfície da água e detectado pelo sensor, e o feixe de comprimento de onda na região do azul-verde, que penetra na superfície da água e é refletido pelo fundo (Figura 5). A profundidade da água é calculada pela diferença de tempo entre os dois sinais.

FIGURA 5 - PRINCÍPIO DE OPERAÇÃO DE UM LIDAR BATIMÉTRICO



FONTE: Adaptado IRISH & LILLYCROP, 1999.

Em aplicações práticas desta tecnologia, a energia do LASER é perdida devido à refração, dispersão e absorção na superfície da água, no fundo e ao longo da profundidade da água. A combinação destes efeitos limita a intensidade de retorno do fundo limitando, portanto, a profundidade máxima detectável. A turbidez e limpidez da água e o tipo do fundo são os fatores que mais limitam a profundidade de detecção (IRISH & LILLYCROP, 1999). Geralmente, um LIDAR marinho pode mensurar o fundo até cerca de 50 metros, dependendo de quão turva ou límpida a água se encontre.

Os sistemas LIDAR topográficos, foco do presente trabalho, sendo denominados no decorrer do mesmo apenas por LIDAR, operam na região do infravermelho próximo emitindo pulsos de alta potência que podem ser realizados em curtos intervalos de tempo em espectro óptico estreito. Todos os sistemas LIDAR determinam de alguma maneira a distância entre o sensor e o ponto iluminado na superfície do terreno (WEHR & LOHR, 1999).

O desenvolvimento dos sistemas tem sido conduzido pela tecnologia. Os sistemas LIDAR se tornaram possível inicialmente através de LASERS pulsados (sistema-pulso) operando na região do infravermelho próximo, que permitiu claramente o registro do retorno dos sinais depois da reflexão e difusão no terreno. O tempo de viagem tem sido registrado a aproximadamente 10^{-10} s e convertido para distância. Sistemas de ondas contínuas também têm sido usados, os quais obtêm distâncias a partir de medidas de diferença de fase (ACKERMANN, 1999).

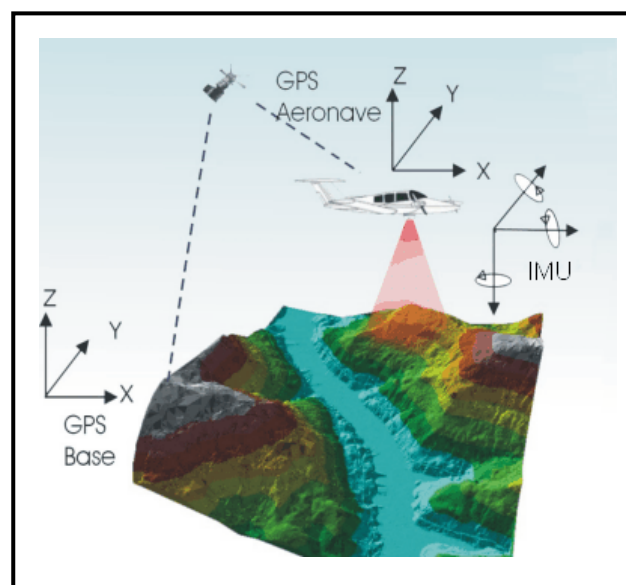
O sistema pode ser basicamente subdividido em duas unidades: uma unidade de medição LASER e uma unidade de posicionamento e orientação composta de um sistema de posicionamento global (DGPS) e uma unidade de medição inercial (IMU) (WEHR & LOHR) (Figura 6). A unidade de medição LASER compreende os mecanismos de geração, emissão e recepção do feixe. A distância entre o sensor e a superfície refletora d é determinada através da mensuração do tempo de viagem do pulso emitido. Um mecanismo de varredura deflete periodicamente o feixe a uma direção α variável. O sistema de posicionamento global provê informação de tempo e de posição do sensor (x_0, y_0, z_0) . Juntamente com o registro de cada pulso de LASER emitido é registrado o horário usando o relógio do receptor GPS para posterior correlação com a informação posicional. O tipo de receptor GPS empregado é de dupla

frequência (L1/L2) e possui geralmente uma taxa de medição posicional de 1 Hz (uma observação por segundo). Os receptores nas estações de apoio terrestre para posterior correção diferencial devem possuir as mesmas características. A unidade de medição inercial determina a orientação do sensor (ω, κ, ϕ) respectivamente em relação aos eixos X, Z, Y. A informação posicional proveniente do GPS e a orientação obtida do IMU são combinadas para calcular a trajetória do vôo utilizando-se do filtro de Kalman. O resultado consta de uma trajetória contínua em função do tempo $(x_0(t), y_0(t), z_0(t), \omega(t), \phi(t), \kappa(t))$. O cálculo da posição de um ponto $(x, y, z)^T$ a partir dos dados medidos pode ser efetuado através da equação (PFEIFER, 2005):

$$\begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_0 \\ y_0 \\ z_0 \end{pmatrix} + R_{\omega\phi\kappa} \left(\begin{pmatrix} \delta_x \\ \delta_y \\ \delta_z \end{pmatrix} + R_m R_\alpha \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ -d \end{pmatrix} \right) \quad (1)$$

onde $(x_0, y_0, z_0)^T$ é a posição do centro da fase da antena do GPS da aeronave em WGS84, $R_{\omega\phi\kappa}$ é a rotação do sensor dada pelo IMU, $(\delta_x, \delta_y, \delta_z)^T$ é a excentricidade entre o centro da fase da antena do GPS e o sensor LASER, R_m a rotação de montagem entre o IMU e o sensor LASER, R_α ângulo de varredura que descreve a deflexão do LASER e d a distância entre o sensor e o objeto refletor.

FIGURA 6 - COMPONENTES BÁSICOS DE UM SISTEMA LIDAR



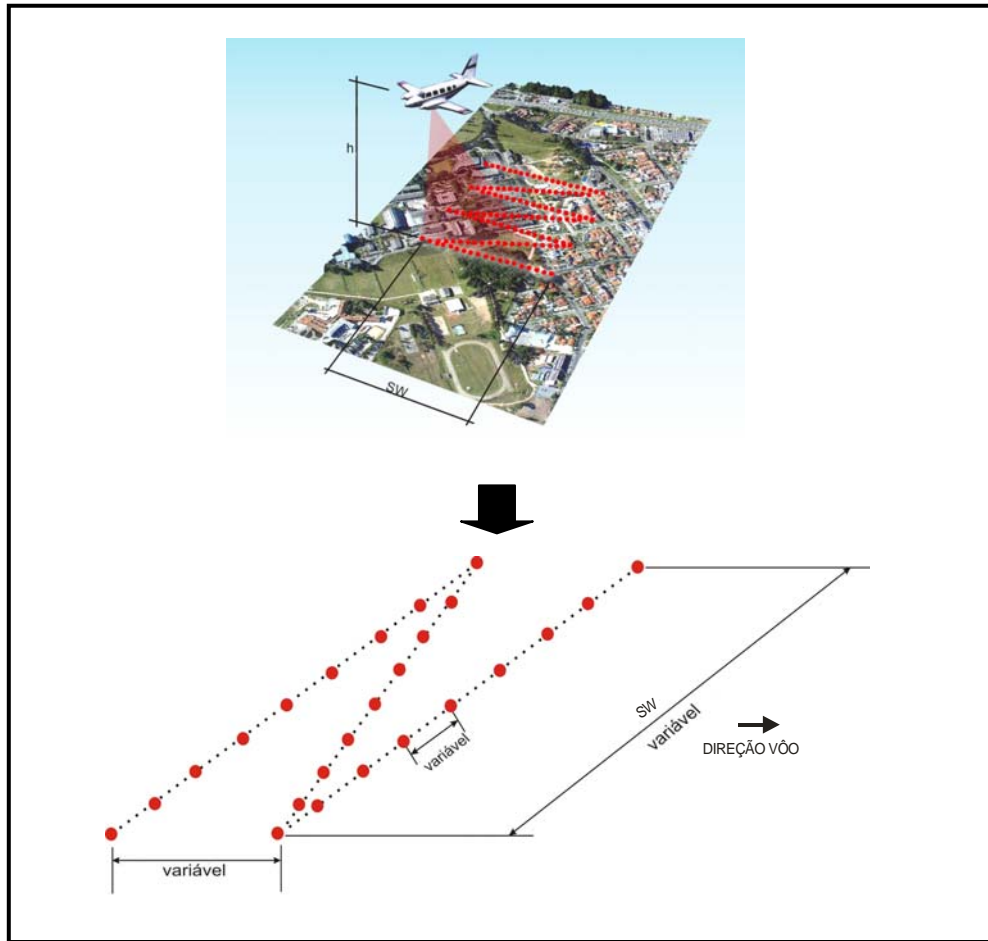
Em medições de distâncias realizadas com LASER, dois princípios podem ser aplicados: o princípio baseado em pulsos e sistemas baseados em ondas contínuas através da medição da diferença entre o sinal emitido e o refletido de um objeto na superfície da terra (WEHR & LOHR, 1999). O método da diferença de fase é aplicado com lasers que emitem continuamente luz. Este tipo é denominado de LASER de ondas contínuas. Na maior parte dos sistemas em uso, o princípio baseado em pulsos é empregado.

A alta taxa de medição proporcionada é de grande importância. A densidade de pontos no terreno depende do tipo do sistema bem como da velocidade, taxa de repetição dos pulsos, ângulo de abertura e altura de vôo. O padrão de amostragem no terreno é pré-determinado pela configuração do sistema. Entretanto não é rigidamente fixo, também depende da trajetória do vôo, e das estruturas no terreno.

Os sistemas LIDAR utilizam, assim como muitos imageadores multiespectrais por varredura como o LANDSAT MSS e o Thematic Mapper TM, conjuntos de varredura opto-mecânicos, com a diferença de serem sistemas ativos que utilizam o LASER como fonte de energia. Portanto, dois feixes ópticos devem ser considerados: o emitido pelo sensor e o refletido da superfície.

Existem diversos mecanismos de varredura empregados em equipamentos LASER, dentre eles polígonos de rotação, varredura Palmer e espelhos oscilantes (WEHR & LOHR, 1999). Esses diferentes mecanismos provêm diferentes padrões de varredura. Os espelhos oscilantes, que abrangem a grande maioria dos equipamentos existentes, produzem um padrão de linha em zig-zag (Figura 7). Neste tipo de mecanismo o espelho serve como defletor do feixe e sua direção muda de acordo com a taxa especificada pelo operador. Com este sistema obtêm-se linhas quase perpendiculares à direção de vôo. A largura das faixas produzidas varia em função da altitude de vôo e do ângulo de abertura da varredura sendo facilmente calculadas através da expressão (2).

FIGURA 7 - PADRÃO DE VARREDURA PRODUZIDO POR ESPELHOS OSCILANTES



$$SW = 2h \tan\left(\frac{\theta}{2}\right) \quad (2)$$

onde,

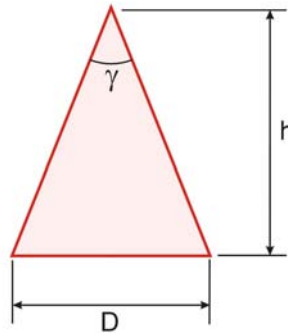
SW = Largura da Faixa

θ = Ângulo de Abertura

A divergência do pulso LASER é medida como um ângulo, que recebe a denominação de “*Instantaneous Field Of View – IFOV*”, pois descreve o campo de visão instantâneo atribuído a um pulso. Devido a divergência, a projeção do LASER na superfície do terreno não é pontual, cobrindo uma área elementar (*footprint*). Tipicamente a divergência varia entre 0.2 a 2 mrad. Se a aeronave encontra-se completamente nivelada e o pulso na direção vertical, o IFOV será um círculo e pode ser calculado pela equação (3) onde se considera desprezível o diâmetro inicial do pulso (BALTASAVIAS, 1999) conforme ilustra Figura 8. Para o caso mais geral

considerando terreno inclinado e pulso fora da direção vertical (Figura 9), o pulso iluminará o terreno com forma mais alongada, formando uma elipse, e seu diâmetro pode ser calculado conforme a equação (4) (BALTASAVIAS, 1999).

FIGURA 8 - DIÂMETRO DO PULSO LASER AO INCIDIR NO TERRENO

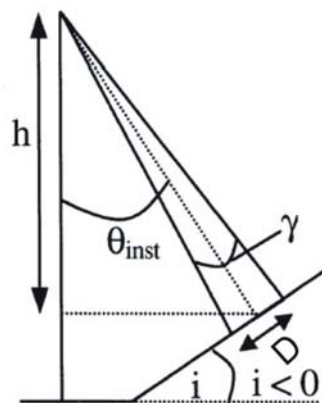


FONTE: Adaptado BALTASAVIAS, 1999.

$$D = 2h \tan\left(\frac{\gamma}{2}\right) \quad (3)$$

Onde γ é a divergência do feixe e h a altura de vôo.

FIGURA 9 - DIÂMETRO DO PULSO LASER NO CASO MAIS GERAL



FONTE: Adaptado BALTASAVIAS, 1999.

$$D = \frac{a * 2h \operatorname{sen}\left(\frac{\gamma}{2}\right)}{\cos\left(\theta_{inst} - \frac{\gamma}{2}\right)} \quad (4)$$

onde,

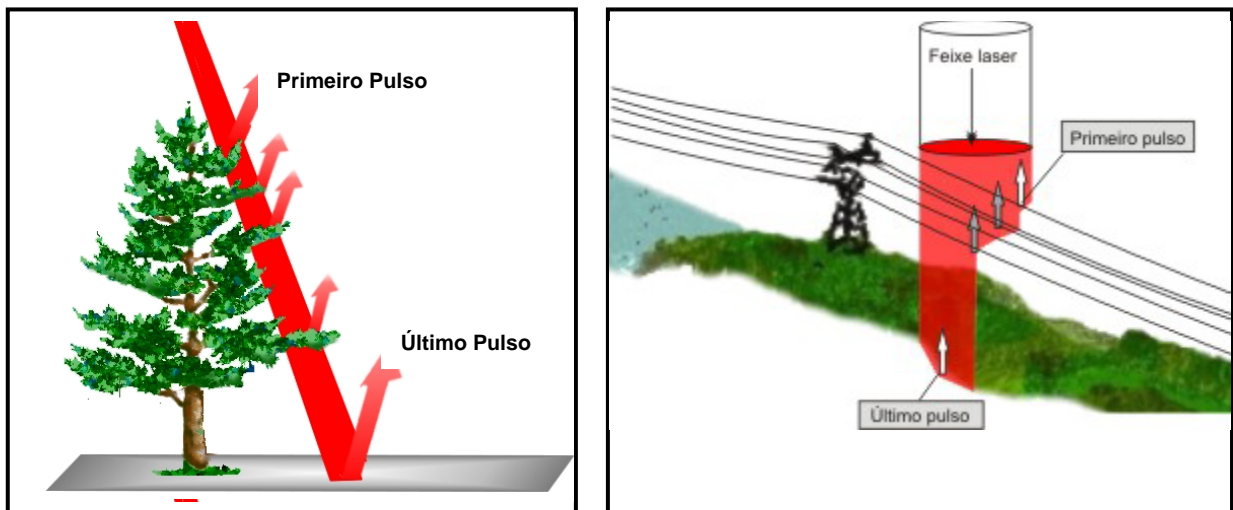
$$a = \left[\cos e + \sin e \tan \left(e + \frac{\gamma}{2} \right) \right]$$

$$e = \theta_{inst} + i$$

i = ângulo de inclinação do terreno

Pelo fato de o feixe LASER não incidir na superfície do terreno de forma pontual, é possível que o feixe encontre em seu percurso mais de um objeto gerando múltiplos retornos para um mesmo pulso emitido (Figura 10). Alguns sistemas têm a capacidade de registrar o primeiro e o último retorno para cada feixe emitido.

FIGURA 10 - MÚLTIPLOS RETORNOS DO PULSO LASER

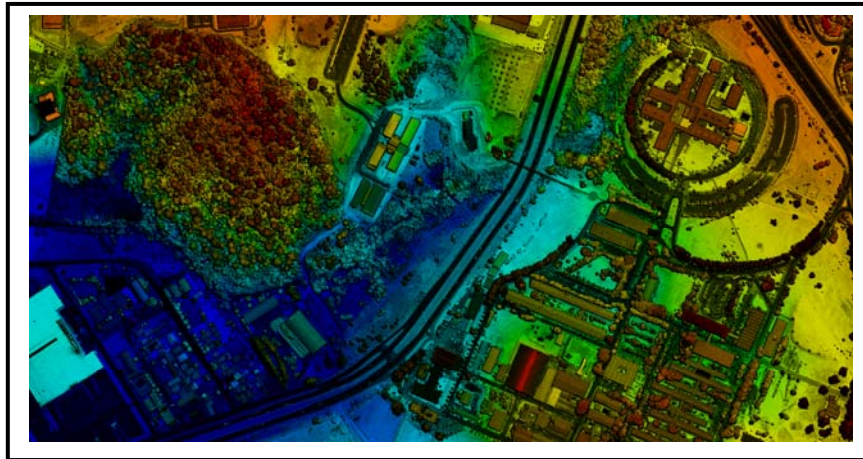


Além da informação posicional alguns sistemas são capazes de registrar a intensidade de retorno do feixe, ou seja, a informação da reflectância dos objetos mapeados na região do infravermelho próximo do espectro eletromagnético (1064nm). A intensidade é definida como a razão entre a energia refletida e a emitida (SONG et al, 2002) constituindo informação adicional no processo de identificação dos objetos (Figura 11). A fusão da informação de altimetria com a informação de intensidade facilita a identificação de objetos na imagem (Figura 12).

FIGURA 11 – IMAGEM GERADA A PARTIR DA INTENSIDADE DE RETORNO DO PULSO LASER



FIGURA 12 - FUSÃO DA IMAGEM DE INTENSIDADE COM A ALTIMETRIA DOS OBJETOS



3.2 CÂMARA DIGITAL DE PEQUENO FORMATO

Nos dias atuais, a demanda pelo desenvolvimento de procedimentos fotogramétricos para obtenção de informações da superfície terrestre que apresentem facilidade, dependência operacional menos qualificada e de baixo custo encontra-se cada vez maior (DELARA et al., 2004).

Câmaras digitais de pequeno formato, disponíveis para consumidores comuns, tem se tornado instrumentos populares, com resolução espacial similar a câmeras analógicas. O aumento da disponibilidade deste tipo de câmara com resolução espacial cada vez maior a baixo custo, tem despertado interesse deste tipo de sensor em levantamentos fotogramétricos (MILLS et al., 1996).

Uma das desvantagens associadas ao uso deste tipo de câmara, como a necessidade de uma quantidade maior de quadros para cobrir uma mesma área, vem sendo superada com o aumento da resolução espacial. Uma segunda desvantagem associada às distorções geométricas significativas quando comparadas a câmeras fotogramétricas convencionais deve ser compensada com calibração adequada. Por se tratar de câmara fotográfica não elaborada para tomadas de imagens para fins de mapeamento fotogramétrico, a reconstrução da geometria projetiva só é possível através de procedimentos fotogramétricos matemáticos como a calibração para a determinação da distância focal, das distorções radiais, e da posição do ponto principal.

Estudos voltados à verificação da estabilidade dos parâmetros determinados no processo de calibração têm demonstrado resultados satisfatórios (MITISHITA & BARBOSA, 2003).

3.2.1 Calibração de Câmaras

A imagem gerada por uma câmara fotogramétrica ou digital apresenta distorções resultantes de desvios da perfeita projeção central, e são causados por erros sistemáticos e aleatórios. A calibração de câmaras parte de um equacionamento teórico que tem por objetivo modelar os erros sistemáticos apresentados pela geometria projetiva da câmara. Desta forma podem-se utilizar os métodos de ajustamento por mínimos quadrados, largamente empregados em fotogrametria, uma vez que os erros sistemáticos encontram-se corrigidos (modelados) e o ajustamento trabalha apenas com erros aleatórios. A modelagem introduz diversos parâmetros tais que permitam a reconstrução da geometria projetiva no instante da foto, e sua determinação se dá através de um processo de calibração (MITISHITA & OLIVAS, 2001).

3.3 CLASSIFICAÇÃO DOS DADOS DO LIDAR

Embora a tecnologia LIDAR seja uma ferramenta proeminente para a coleta de dados da superfície da terra, os dados obtidos formam uma nuvem de pontos com

coordenadas x , y , z , onde superfície não é explicitamente descrita em termos de diferenciação dos pontos de acordo com a feição a que pertencem (AKEL et al, 2003).

Estudos relacionados à classificação dos dados do LIDAR encontrados na literatura podem ser de forma geral subdivididos em duas categorias: (1) classificação dos pontos pertencentes ao terreno (2) classificação dos objetos/feições sob a superfície do terreno como árvores, edificações, arruamentos, dentre outros.

Pesquisas envolvendo a classificação de pontos de terreno têm sido motivadas com o objetivo de geração de Modelos Digitais de Terreno (MDTs). KRAUS & PFEIFER (1998) empregam um esquema de predição linear iterativa para remoção de pontos de vegetação em regiões de cobertura florestal. VOSSelman et al (2000) utilizam técnicas baseadas em gradiente para separar pontos de edificações de pontos de terreno. ZHANG et al (2003) utilizam a técnica iterativa empregando filtros morfológicos de diferentes tamanhos para estimativa de limiares adequados de elevação aplicados em uma região local, separando pontos de terreno dos demais pontos. MASAHARU & OHTSUBO (2002) extraem o MDT de terrenos complexos por meio da divisão da área em pequenos blocos e selecionando o ponto mais baixo para a construção de uma aproximação inicial do MDT. BRIESE et al (2002) apresentam métodos robustos para determinação automática do MDT a partir da nuvem de pontos. Estes métodos operam nos pontos originais e permitem a eliminação de pontos que não pertencem ao terreno modelando a superfície em um único processo. BROVELLI et al. (2002) apresentam um método automático para determinação do MDT através do cálculo das diferenças entre modelos digitais de elevação observados e interpolados e pela detecção de bordas usando gradientes para eliminação de pontos não pertencentes ao terreno.

A classificação dos dados do LIDAR em feições tem sido tópico de diversos autores. AXELSSON (1999) apresenta algoritmos de filtragem e classificação dos dados do LIDAR em terreno, edificações e linhas de transmissão elétrica empregando além das coordenadas (X , Y , Z) de múltiplos retornos, a informação da intensidade de retorno do feixe. Os algoritmos de classificação baseiam-se no critério MDL (*Minimum Description Length*). MAAS (1999) realiza a classificação de uso do solo empregando textura da informação da altura para segmentação dos dados do LASER. SONG et al. (2002) analisam a separabilidade de classes como árvores, gramados,

asfalto, e telhados baseando-se na intensidade de retorno do feixe de LASER. A intensidade foi interpolada empregando-se diferentes técnicas – IDW (*Inverse Distance Weighting*) e *Kriging*. Foi observada a influência da técnica de interpolação na separabilidade das classes. AREFI et al. (2003) enfatizam a importância do primeiro e do último pulso na discriminação entre edificações e árvores. Procedimentos para a detecção de edificações e árvores são investigados separadamente. A detecção de edificações é realizada com o auxílio da imagem do último pulso e imagens derivadas. Para a detecção de árvores, a informação do primeiro pulso bem como a diferença entre os pulsos é empregada. CLODE et al. (2004) realiza a extração de arruamentos através de técnica de classificação hierárquica empregando a informação de intensidade e do último pulso.

3.4 INTEGRAÇÃO DE DADOS ESPECTRAIS E ALTIMETRIA

Segundo SCHIEWE (2003) o surgimento de sistemas multisensores, particularmente os sistemas que combinam dados de altimetria provenientes do LIDAR e imagens multiespectrais, tem promovido uma extensão do conjunto de feições possíveis de serem discriminadas.

A possibilidade de aquisição simultânea de imagens multiespectrais torna os sistemas multisensores de alto potencial, pois por um lado permite a obtenção de dados de elevação mais precisos e confiáveis comparados com soluções baseadas em estereoscopia e por outro lado superam a desvantagem da informação monocromática proveniente do sensor LASER.

De acordo com SCHIEWE (2003) a vantagem de sistemas multisensores em obter os dados simultaneamente está na possibilidade de extrair um conjunto extenso de feições apresentando excelente coincidência espacial e temporal permitindo, desta forma, melhora significativa na acurácia da classificação.

A tendência em combinar dados de múltiplos sensores para a reconstrução de objetos topográficos foi impulsionada com o surgimento de novos sensores como o LIDAR, SAR e sensores multiespectrais de alta resolução espacial. A integração dos dados do sistema LIDAR com imagens multiespectrais de alta resolução espacial para análise de ambientes urbanos tem sido tópico de pesquisa de diversos autores.

HAALA & BRENNER (1999) demonstram benefícios significativos na classificação de ambientes urbanos quando da combinação da informação da altimetria proveniente do LIDAR com imagem multiespectral. ZENG et al. (2002) discute o emprego dos dados do LIDAR e imagem IKONOS para classificação de uso do solo de ambiente urbano. Para tanto, utilizam classificação com abordagem hierárquica. A informação de altimetria é empregada para a separação dos objetos ao nível do terreno dos acima do terreno. São utilizadas as quatro bandas da imagem Ikonos. O índice de vegetação normalizado é derivado para a discriminação da vegetação de outras coberturas. O método empregado é o da máxima verossimilhança. TEO et al. (2004) realizam a detecção de edificações empregando os dados do LIDAR e imagem de satélite multiespectral de alta resolução espacial QuickBird e classificação orientada a objeto. HU et al. (2004) fazem uso de imagens de alta resolução em conjunto com dados da tecnologia LIDAR para extração de malha viária. WALTER (2005) realiza detecção de alterações em ambientes urbanos através do uso integrado de imagens multiespectrais e dados do LIDAR empregando análise orientada a objeto.

É consenso entre vários autores pesquisados que a extração de informação em imagens de alta resolução requer análises que vão além do nível de *pixel*. De acordo com ANTUNES (2003) a classificação baseada ao nível de *pixel*, seja por regra fuzzy, ou por métodos paramétricos não permite fazer amplo uso das potencialidades espectral e espacial.

3.5 SEGMENTAÇÃO

Segundo PRATT (1991) o procedimento de segmentação de imagens envolve a divisão ou separação da mesma em regiões com atributos similares. O nível até o qual essa subdivisão deve se realizada, assim como a técnica utilizada, depende do problema que está sendo resolvido.

Segundo BAATZ E SCHÄPE (2000) a segmentação é um dos passos mais importantes da análise automática de imagens porque é nesta etapa que os objetos de interesse são extraídos da imagem para processamento subsequente.

De acordo com GONZALES & WOODS (2000) algoritmos de segmentação para imagens são geralmente baseados em uma das seguintes propriedades básicas de

valores digitais: descontinuidade e similaridade. Na descontinuidade a abordagem é particionar a imagem baseada em mudanças bruscas nos valores digitais. As principais áreas de interesse são a detecção de pontos isolados, detecção de linhas e bordas na imagem. Na similaridade as principais abordagens baseiam-se em limiarização e crescimento de regiões. A segmentação é considerada global quando não é levada em consideração a informação de *pixels* vizinhos no particionamento da imagem como é o caso da limiarização global. No caso de análises baseada em similaridade ou descontinuidade onde são analisados *pixels* vizinhos a segmentação é considerada local.

3.5.1 Limiarização (*Thresholding*)

A limiarização é o método mais simples de segmentação, utilizado muitas vezes como passo inicial. Na limiarização é analisada a similaridade dos níveis de cinza da imagem extraindo os objetos de interesse através da seleção de um limiar T que separa os agrupamentos de níveis de cinza (GONZALEZ & WOODS, 2000).

Dada uma imagem em tons de cinza, a limiarização tem como saída uma imagem binária $g(x, y)$ definida como:

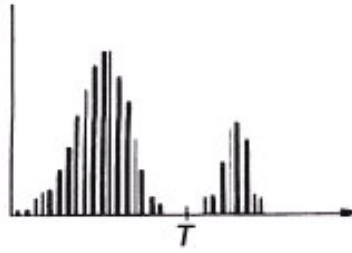
$$g(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{se } f(x, y) \geq T \\ 0 & \text{se } f(x, y) < T \end{cases} \quad (5)$$

Onde $f(x, y)$ corresponde ao nível, de cinza do ponto, os *pixels* poderão ser rotulados de 1 ou 0 e T um valor de tom de cinza predefinido denominado limiar.

A mais simples de todas as técnicas de limiarização é a do particionamento do histograma da imagem por um limiar único T (Limiarização Global), como ilustrado na Figura 13. A segmentação é então efetuada, varrendo-se a imagem, *pixel* por *pixel*, e rotulando-se cada *pixel* como sendo do objeto ou do fundo, dependendo se o nível de cinza daquele *pixel* for maior ou menor que T . O sucesso desse método depende inteiramente de quão bem o histograma pode ser particionado (GONZALEZ & WOODS, 2000). Além disso, o uso desta técnica encontra dificuldades em imagens

multiespectrais, onde a adoção de um limiar, mesmo para cada banda, pode não ser apropriada em função da dispersão dos dados.

FIGURA 13 - HISTOGRAMA PARTICIONADO POR UM ÚNICO LIMIAR



FONTE: GONZALES & WOODS, 2000.

3.5.2 Segmentação Baseada em Bordas

Na detecção de bordas são analisadas as discontinuidades nos valores digitais. Uma borda é o limite entre duas regiões com propriedades relativamente distintas de valores digitais. As bordas na imagem caracterizam os contornos dos objetos e são bastante úteis para segmentação e identificação de objetos na cena. Pontos de borda podem ser entendidos como as posições dos *pixels* com variações abruptas de níveis de cinza. Os pontos de borda caracterizam as transições entre objetos diferentes (GONZALEZ & WOODS).

Existem várias técnicas de segmentação baseadas em bordas. As mais simples são aquelas em que as bordas são detectadas pelos operadores de gradiente (*Sobel*, *Roberts*, *Laplaciano*) seguidos de uma limiarização.

3.5.3 Segmentação Orientada a Regiões

O objetivo deste método é particionar a imagem em regiões uniformes analisando a variação dos valores digitais do *pixel* e de seus vizinhos. O método pode ser resumido da seguinte forma:

Seja R a completa região da imagem. Pode-se imaginar a segmentação como o processo de particionar R em n regiões R_1, R_2, \dots, R_n , tal que (GONZALEZ & WOODS, 2000),

$$(a) \bigcup_{i=1}^n R_i = R,$$

- (b) R_i é uma região conexa, (a) $i = 1, 2, \dots, n$,
- (c) $R_i \cap R_j = \emptyset$ para todo i e j , $i \neq j$,
- (d) $P(R_i) = \text{VERDADEIRO}$ para $i = 1, 2, \dots, n$, e
- (e) $P(R_i \cap R_j) = \text{FALSO}$ para $i \neq j$,

em que $P(R_i)$ é um predicado lógico sobre os pontos do conjunto R_i e \emptyset é o conjunto vazio.

A condição (a) indica que a segmentação deve ser completa, ou seja, cada *pixel* deve pertencer a uma região. A segunda condição requer que os *pixels* em uma região sejam conexos. A condição (c) indica que as regiões devem ser disjuntas. A condição (d) trata das propriedades que devem ser satisfeitas pelos *pixels* em uma região segmentada, por exemplo, $P(R_i) = \text{VERDADEIRO}$ se todos os *pixels* em R_i possuírem a mesma intensidade. Finalmente, a condição (e) indica que as regiões R_i e R_j são diferentes no sentido do predicado P .

O crescimento de regiões é um procedimento que agrupa *pixels* ou sub-regiões em regiões maiores. A mais simples dessas abordagens é a agregação de *pixels*, que começa com um conjunto de pontos "semente" e, a partir deles, cresce as regiões anexando a cada ponto semente aqueles *pixels* que possuam propriedades similares (como valor digital, textura ou cor).

Segundo BAATZ & SHÄPE (2000) algoritmos de crescimento de regiões dependem basicamente de um dado conjunto de pontos semente, frequentemente carecendo de uma falta de controle no critério de parada para o crescimento da região.

3.5.4 Segmentação Multiresolução

Segundo BLASCHKE & HAY (2001) para explorar de forma completa a informação de imagens de alta resolução espacial, metodologias que vão além de análises estatísticas tradicionais e classificação de *pixels* individuais são requeridas.

Em particular, BLASCHKE & STROBL (2001) salientam que classificações baseadas em abordagens *pixel a pixel* não fazem uso explicitamente das características espaciais inerentes dentro da imagem. Por exemplo, em imagens de alta resolução

espacial é extremamente provável que *pixels* vizinhos pertençam à mesma classe do *pixel* em análise.

A abordagem orientada a objeto permite que estas dificuldades sejam superadas através da segmentação da imagem em objetos de maior significado semântico que apresentem características dos objetos reais. Tais objetos podem ser gerados em diferentes escalas onde o critério de agrupamento dos *pixels* pode se basear tanto em critérios de heterogeneidade espectral quanto em critérios de forma dos objetos.

A segmentação multiresolução apresentada por BAATZ e SCHÄPE (1999) resulta em segmentos ou objetos, que baseados em parâmetros espectrais e de forma, podem ainda ser reagrupados em objetos maiores denominados superobjetos ou regiões. Estas regiões possuem relações com os segmentos que as constituem em um nível hierárquico mais baixo. Esta rede hierárquica de níveis de objetos construída representa a informação da imagem em diferentes resoluções espaciais simultaneamente (Figura 14). Os objetos compõem uma rede, de forma que cada objeto “conhece” seu contexto (vizinhança), seus superobjetos e seus subobjetos (BENZ et al, 2004). Assim, é possível definir relações entre os objetos, e utilizar este tipo de informação de contexto local.

Começando no nível dos *pixels* os níveis são consecutivamente numerados. Esta rede hierárquica é definida topologicamente, ou seja, a borda de um superobjeto é consistente com a borda de seus subobjetos (Figura 15). A área representada por um objeto específico é definida pelo somatório da área de seus subobjetos.

FIGURA 14 - REDE HIERÁRQUICA DE OBJETOS

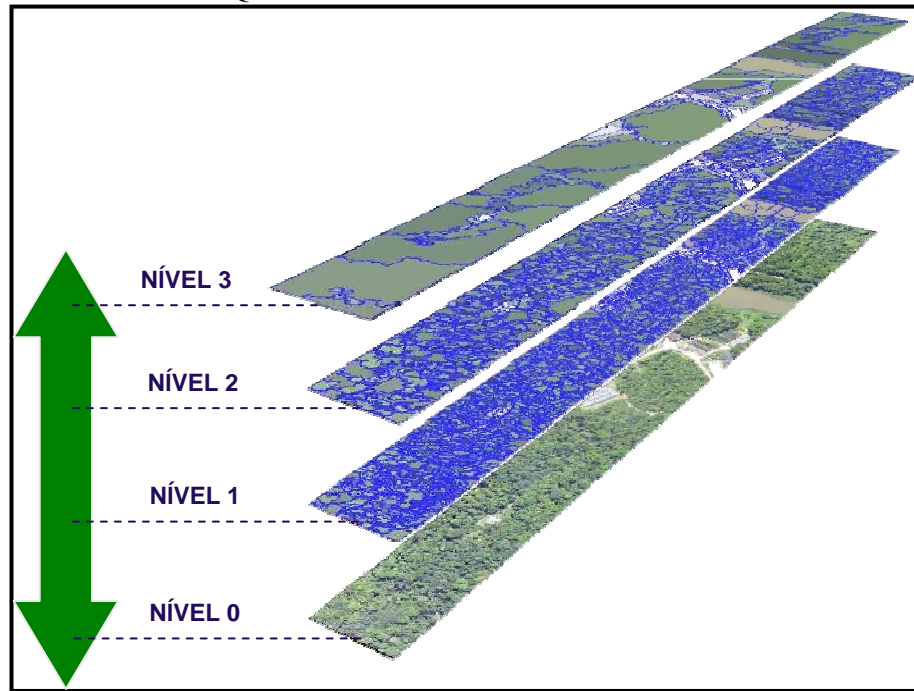
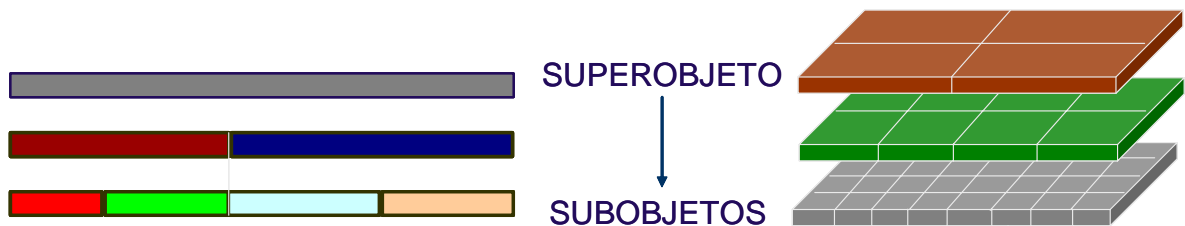


FIGURA 15 - REDE HIERÁRQUICA DEFINIDA TOPOLOGICAMENTE



As possibilidades de técnicas inovativas proporcionadas pela rede hierárquica de níveis de objetos podem ser sumarizadas da seguinte forma (BENZ et al, 2004):

- Feições de diferentes escalas podem ser representadas simultaneamente e assim classificadas umas em relação às outras;
- Diferentes níveis hierárquicos podem ser segmentados baseados em diferentes dados, um nível superior, por exemplo, pode ser construído baseado em determinadas informações temáticas, enquanto um nível inferior é segmentado usando dados de sensoriamento remoto. Na classificação do nível superior, cada objeto pode ser analisado baseando-se na composição de seus subobjetos classificados. Por meio desta técnica diferentes tipos de dados podem ser analisados uns em relação aos outros.
- A forma dos segmentos pode ser corrigida baseando-se no reagrupamento dos subobjetos.

- Uma técnica poderosa é a análise dos objetos baseando-se nos subobjetos. Para esta tarefa têm-se as seguintes possibilidades:
 - I. Análise de textura e análise linear baseando-se nos subobjetos;
 - II. Características relacionadas a uma determinada classe: relacionamentos para classificar subobjetos, como p.ex. área relativa a outros objetos atribuídos a determinada classe.

O procedimento para segmentação multiresolução (BAATZ & SCHÄPE, 2000) pode ser descrito como uma técnica de crescimento de regiões. Inicia-se com cada *pixel* formando um objeto da imagem ou região. Em cada passo um par de objetos é agrupado formando um objeto maior. A decisão de fusão é baseada em critério local de homogeneidade que descreve a similaridade de objetos adjacentes. O critério de homogeneidade não é somente a atribuição da fusão como sendo adequada ou não. Um custo de fusão é atribuído a cada possível fusão. Esses custos representam o grau de adequação. Para um possível agrupamento o grau de adequação é avaliado e a fusão é realizada, caso seja menor que um dado grau de adequação de referência. O procedimento é encerrado quando não existem mais fusões possíveis. Um grau de adequação de referência pequeno permite menos fusões do que um maior. Portanto o tamanho dos objetos resultantes crescerá com o valor do grau de adequação de referência. Devido a esta propriedade, um parâmetro de escala é definido para expressar o grau de adequação de referência. Uma fusão com um melhor grau de adequação (menor valor) que o parâmetro de escala satisfaz o critério de homogeneidade. Os dois principais componentes da segmentação multiresolução são:

- Decisões heurísticas para determinar os objetos da imagem que serão fundidos em cada etapa;
- Definição de homogeneidade dos objetos para calcular o grau de adequação para um par de objetos.

3.5.4.1 Decisão heurística para a formação dos objetos

Dada uma definição para homogeneidade de um objeto (consequentemente heterogeneidade) um método para encontrar os objetos para uma fusão é requerido. O agrupamento de objetos segue uma decisão heurística (BAATZ & SHÄPE, 2000). Começando-se com um objeto arbitrário **A**, encontra-se seu objeto vizinho **B** com o

qual o critério de homogeneidade é melhor satisfeito. Para B encontra-se seu objeto vizinho C com o qual B satisfaz melhor o critério de homogeneidade. Deve-se confirmar se o critério de homogeneidade é melhor satisfeito mutuamente ($C=A$). Se não, repete-se o mesmo procedimento tomando B para A e C para B . Esta heurística permite encontrar o melhor ajuste de pares de objetos em uma vizinhança local de A seguindo o gradiente de homogeneidade.

Cada decisão heurística necessita um dado objeto A como ponto inicial para a busca do par de fusão. Para obter segmentos adjacentes de tamanho similar e assim de qualidade comparável, o procedimento simula o crescimento uniforme e simultâneo dos segmentos de uma cena em cada etapa e também para o resultado final. Assim, o procedimento começa em qualquer ponto na imagem com um objeto de um *pixel*. Uma seqüência de tratamento baseada em contador binário garante uma distribuição espacial regular dos objetos.

3.5.4.2 Critério de heterogeneidade

Para a descrição de heterogeneidade espectral o somatório dos desvios padrão dos valores espectrais em cada banda σ_c das imagens empregadas ponderados com o peso atribuído para cada banda w_c são empregados:

$$h_{espectral} = \sum_c w_c \cdot \sigma_c \quad (6)$$

Em muitos casos a minimização exclusiva da heterogeneidade espectral conduz a segmentos ramificados ou a objetos com bordas com formato irregular. Por esta razão é útil combinar o critério para heterogeneidade espectral com um critério para heterogeneidade espacial, para reduzir o desvio de uma forma suavizada ou compacta. A heterogeneidade espacial é descrita pela razão do perímetro do objeto l pela raiz quadrada do número de *pixels* que o formam n que considera a heterogeneidade como um desvio de uma forma compacta (BAATZ & SHÄPE, 1999).

$$h_{forma} = \frac{l}{\sqrt{n}} \quad (7)$$

Uma possibilidade adicional de descrever heterogeneidade de forma é a razão do perímetro l pelo perímetro b dado pelo menor retângulo envolvente de um segmento paralelo ao *raster*:

$$h_{forma} = \frac{l}{b} \quad (8)$$

A aplicação desta definição de heterogeneidade otimiza a suavidade da forma dos objetos resultantes. Os três critérios de heterogeneidade podem ser aplicados de forma combinada.

O parâmetro de escala (grau de adequação de referência) é uma medida da máxima variação em heterogeneidade que pode ocorrer quando do agrupamento de dois objetos. Quando um possível agrupamento de um par de objetos é examinado, um valor de fusão entre estes dois objetos é calculado e comparado com a raiz quadrada do parâmetro de escala. O critério de heterogeneidade compõe-se de duas partes: um critério espectral e um critério para forma. O critério espectral é a variação em heterogeneidade que ocorre quando do agrupamento de dois objetos, descrito pela variação do desvio padrão dos valores espectrais considerando seus pesos. O critério de forma é um valor que descreve a melhora da forma em relação aos dois diferentes modelos descrevendo formas ideais.

O valor de fusão total f é computado baseando-se na heterogeneidade espectral $h_{espectral}$ e na heterogeneidade de forma h_{forma} como segue:

$$f = w \cdot h_{espectral} + (1 - w) \cdot h_{forma} \quad (9)$$

onde w é o peso definido para cor, com $0 \leq w \leq 1$.

Os desvios-padrão são ponderados pelo tamanho dos objetos:

$$h_{espectral} = \sum_c w_c (n_{Agrup} \cdot \sigma_c^{Agrup} - (n_{Obj1} \cdot \sigma_c^{Obj1} + n_{Obj2} \cdot \sigma_c^{Obj2})) \quad (10)$$

onde,

w_c - peso atribuído a cada banda;

n_{Agrup} - tamanho do objeto agrupado;

n_{Obj1} e n_{Obj2} - tamanho dos objetos em análise;

σ^{Agrup} - desvio padrão do objeto agrupado;

σ^{Obj1} e σ^{Obj2} - desvio padrão dos objetos em análise;

O critério de forma h_{forma} conforme já mencionado consiste de dois subcritérios para suavidade h_{suavid} e compacidade h_{compac} . O cálculo desse critério é determinado pela expressão:

$$h_{forma} = w_{compac} \cdot h_{compac} + (1 - w_{compac})h_{suavid} \quad (11)$$

onde,

w_{compac} - peso atribuído para compacidade.

A variação na heterogeneidade de forma causada pelo agrupamento de dois objetos é avaliada pelo cálculo da diferença entre a situação antes e depois do agrupamento. Isto resulta nos seguintes métodos de cálculo para suavidade e compacidade:

$$h_{suavid} = n_{agrup} \cdot \frac{l_{agrup}}{b_{agrup}} - (n_{obj1} \cdot \frac{l_{obj1}}{b_{obj1}} + n_{obj2} \cdot \frac{l_{obj2}}{b_{obj2}}) \quad (12)$$

$$h_{compac} = n_{agrup} \cdot \frac{l_{agrup}}{\sqrt{n_{agrup}}} - (n_{obj1} \cdot \frac{l_{obj1}}{\sqrt{n_{obj1}}} + n_{obj2} \cdot \frac{l_{obj2}}{\sqrt{n_{obj2}}}) \quad (13)$$

com n sendo o tamanho do objeto, l o perímetro do objeto e b o perímetro do retângulo envolvente do objeto.

Durante todo o procedimento de segmentação, a imagem toda é segmentada e objetos são gerados baseados em diversos critérios ajustáveis de homogeneidade e heterogeneidade em cor e forma. Ajustando o parâmetro de escala indiretamente

influencia o tamanho médio dos objetos: um valor maior conduz a objetos maiores e vice-versa. Durante o processo de segmentação todos os objetos são interligados automaticamente.

3.6 CLASSIFICAÇÃO

Classificação é um processo de extração de informações em imagens para reconhecer padrões e objetos homogêneos. Consta do processo de atribuição de objetos à determinada classe nas quais as características ou propriedades dos objetos correspondam à descrição da classe em questão. O resultado final de um processo de classificação é uma imagem digital que constitui um mapa de *pixels* classificados (SCHOWENGERDT, 1983).

Os algoritmos de classificação podem ser agrupados em dois tipos, paramétricos ou não paramétricos. Algoritmos paramétricos assumem uma distribuição estatística particular para a classe, geralmente a distribuição normal, sendo estimados então os parâmetros da distribuição, como o vetor da média e a matriz de covariância para utilização no algoritmo de classificação. Nos algoritmos não paramétricos, por outro lado, não são feitas suposições acerca da distribuição estatística da classe. Técnicas não paramétricas são muitas vezes denominadas de robustas por se aplicarem bem para uma larga variedade de distribuições de classes, se as assinaturas das classes forem razoavelmente distintas (SCHOWENGERDT, 1983).

O primeiro passo de qualquer procedimento de classificação é o treinamento dos programas computacionais para reconhecimento da assinatura das classes de interesse. Este aspecto é crítico para o sucesso de todo o processo e geralmente ocupa a maior parte do tempo do analista (SCHOWENGERDT, 1983). Existem basicamente duas formas de obtenção da assinatura das classes. No treinamento supervisionado o analista utiliza-se de conhecimento prévio derivado de levantamentos de campo, fotointerpretação, e demais fontes. As assinaturas das feições dos *pixels* identificados pelo analista são então calculadas e usadas para reconhecimento dos *pixels* com assinatura similar na imagem. Nos treinamentos não supervisionados, o analista não participa da seleção das classes, pois esta tarefa é deixada ao computador. Os algoritmos utilizados analisam o conjunto de dados disponíveis e nele identificam as classes mais frequentes. Cabe então ao usuário apenas determinar o número de classes

que ele deseja obter. Os algoritmos mais conhecidos baseiam-se no princípio do agrupamento estatístico (CENTENO, 2001).

3.6.1 Análise Orientada a Objeto

Os dados novos de sensoriamento remoto com altíssima resolução conformam problemas devido ao volume de dados a serem trabalhados bem como ao seu nível de detalhe. Se por um lado o problema de *pixels* mistos desses dados é pequeno, por outro, aumentou fortemente a variabilidade e o ruído dentro de classes quase homogêneas (SCHIEWE et al., 2001).

Segundo NEUBERT & MEINEL (2001) o desenvolvimento de métodos de interpretação inovadores, necessários para trabalhar com esses dados, ainda não está em sintonia com esta tendência. Não obstante, as novas concepções de classificação de dados estão em vias de substituir a interpretação de imagens baseada em *pixels*, que ainda predomina.

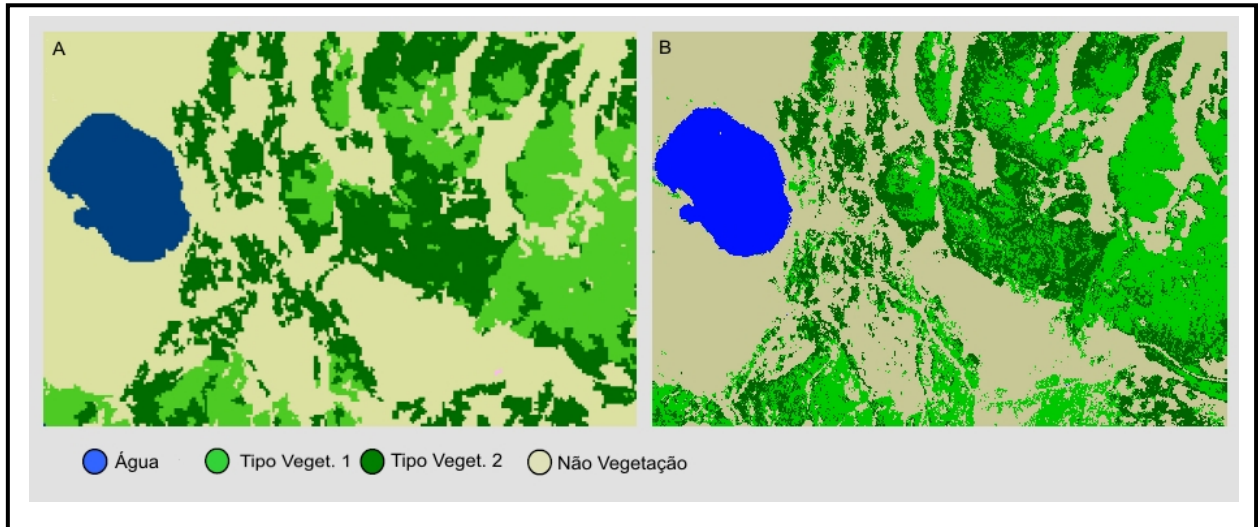
De acordo com PILZ & STROBL (2002) nos métodos baseados em *pixels* individuais parte-se de uma análise estatística dentro de um espaço de atributos no qual não se considera a posição espacial dos *pixels*. Assim sendo, nos diferentes procedimentos para classificação, ocorre uma alocação do respectivo *pixel* a uma determinada classe, predominantemente com base no valor do *pixel*.

Segundo PILZ & STROBL (2002) na interpretação visual é considerada uma resolução dos dados de imagem em amostras espaciais, onde o conhecimento especializado do assunto temático por parte da pessoa que está interpretando tem um papel essencial. Pontos da imagem que se encontram em vizinhança espacial possuem uma probabilidade muito maior de pertencerem a mesma classe. Esta condição é pouco considerada nos procedimentos usuais de classificação orientados a *pixels*.

Especialmente nos dados de sensoriamento remoto de alta resolução e que contêm muita textura, os *pixels* individuais apresentam unidades que são pouco informativas. Por meio da formação de segmentos, há uma nítida melhoria da relação sinal/ruído. A utilização de procedimentos tradicionais baseados em *pixel* na análise de tais imagens faz com que áreas assumidas como tematicamente homogêneas sejam analisadas independentemente não resultando numa classificação satisfatória (NEUBERT, 2001). A Figura 16 mostra um exemplo de comparação entre a

abordagem *pixel a pixel* e a orientada a objeto, onde a variabilidade dentro de uma classe homogênea promovida pela alta resolução espacial é superada pela formação de segmentos homogêneos.

FIGURA 16 – (a) ABORDAGEM ORIENTADA A OBJETO (b) ABORDAGEM PIXEL A PIXEL



FONTE: Adaptado WILLHAUCK, 2000.

Segundo KOK et al. (2002) ao se utilizar métodos orientados a objetos na análise das imagens de dados de sensoriamento remoto, dispõe-se de uma grande quantidade de propriedades para a descrição das respectivas classes. Ao lado da opção de utilizar a informação espectral, estão incluídas também em contraponto aos procedimentos clássicos baseados em pixel, propriedades de forma e textura bem como relações de vizinhança (contexto) na interpretação. Estas se encontram vinculadas às relações topológicas entre os objetos (MOLENAAR, 1998).

3.6.2 Hierarquia de Classes

Diferentes classes possuem estruturas de atributos diferentes, entretanto não se pode dizer que todos os atributos são diferentes. Quando duas ou mais classes possuem atributos em comum, então uma superclasse pode ser definida com uma lista contendo esses atributos comuns (MOLENAAR, 1998).

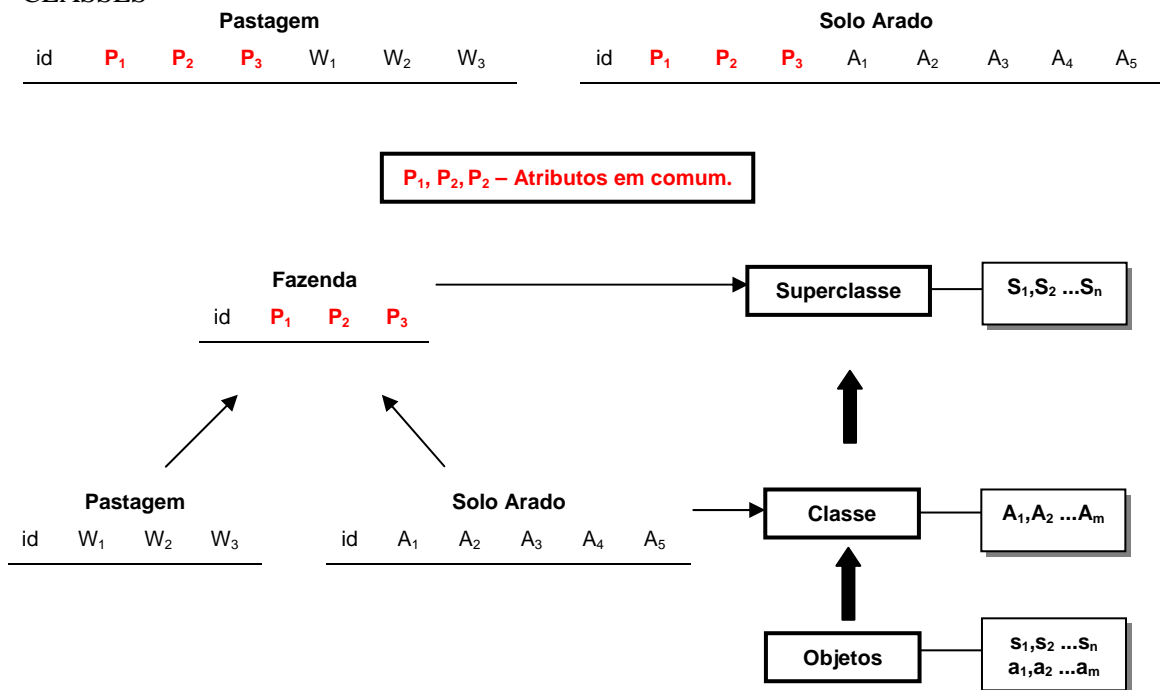
As classes originais estão subordinadas a superclasse, como por exemplo, classe “fazenda” é uma superclasse contendo subclasses como “pastagem” e “solo arado”. Um objeto que é subordinado a uma dessas classes é também subordinado a

classe fazenda. Uma maneira mais formal de expressar é: supondo C_s a superclasse de C_k , então o fato de O_i ser um membro da classe C_k implica que O_i é um membro da classe C_s .

$$O_i \in C_k \text{ e } C_k \in C_s, \text{ então } O_i \in C_s \quad (14)$$

Se a classe C_s é considerada como um subconjunto do universo U , então C_k é um subconjunto de U . Uma superclasse como C_s conterà em geral mais de uma subclasse, estas possuirão suas próprias estruturas de atributos e serão diferentes para diferentes classes. O exemplo da Figura 17 mostra que uma superclasse pode ser introduzida para carregar os atributos comuns das suas subclasses. Isto significa que um objeto não apenas herda a estrutura de atributos de sua própria classe como também de sua superclasse (MOLENAAR, 1998).

FIGURA 17 - DIAGRAMAS EXEMPLIFICANDO E REPRESENTANDO UMA HIERARQUIA DE CLASSES



FONTE: Adaptado MOLENAAR, 1998.

Se objetos das classes e superclasses são definidos de forma que as linhas de herança de todos os objetos de um universo U_M formem uma árvore, então os objetos obterão suas estruturas de atributos somente através de uma única linha de herança, ou seja, eles possuíram uma única descrição temática. As classes e as superclasses

formam uma hierarquia, neste caso, onde a relação entre as classes em um dado nível e as classes em um nível superior é n:1 (muitos para um). Portanto uma superclasse pode ter muitos níveis inferiores, mas uma classe em um nível superior pode pertencer a somente uma superclasse no nível diretamente acima.

Segundo (SCHOWENGERDT, 1983) classificadores baseados em árvores de decisão progridem através de uma série de estágios, ou níveis, em cada nível determinadas classes são separadas da forma mais simples possível. Esta é uma abordagem muito flexível que permite que diferentes atributos e regras de classificação sejam empregados para a separação de diferentes classes. Classificadores baseados em árvores de decisão ou hierarquia são particularmente úteis para dados multitemporais e provenientes de múltiplas fontes devido a sua flexibilidade.

3.6.3 Lógica Fuzzy

A palavra Fuzzy, de origem inglesa, pode ser traduzida como incerto, impreciso, subjetivo, nebuloso etc. Porém, nenhuma dessas traduções é tão fiel ao sentido amplo dado pela palavra Fuzzy em inglês. Além disso, observa-se que todos os países têm usado a palavra Fuzzy, sem traduzir este termo para sua língua pátria, com exceção da França, que a traduziu por *nebule*. Essas têm sido as justificativas para não traduzir esta palavra para o português.

A teoria de conjuntos Fuzzy foi introduzida, em 1965, pelo matemático de origem iraniana Lotfi Asker Zadeh, professor da Universidade de Berkley Estados Unidos (ZADEH, 1965), com a principal intenção de dar um tratamento matemático a certos termos lingüísticos subjetivos, como “aproximadamente”, “em torno de” dentre outros. Este seria um primeiro passo no sentido de se programar e armazenar conceitos vagos em computadores, tornando possível a produção de cálculos com informações imprecisas, a exemplo do que faz o ser humano.

A força da Lógica Fuzzy deriva da sua habilidade em inferir conclusões e gerar respostas baseadas em informações vagas, ambíguas e qualitativamente incompletas e imprecisas. Neste aspecto, os sistemas de base Fuzzy têm habilidade de raciocinar de forma semelhante à dos humanos. Seu comportamento é representado de maneira muito simples e natural, levando à construção de sistemas compreensíveis e de fácil manutenção.

A Lógica Fuzzy é baseada na teoria dos Conjuntos Fuzzy. Esta é uma generalização da teoria dos Conjuntos Tradicionais (booleana) para resolver os paradoxos gerados a partir da classificação “verdadeiro ou falso” da Lógica Clássica (ZADEH, 1965). Tradicionalmente, uma proposição lógica tem dois extremos: ou “completamente verdadeiro” ou “completamente falso”. Entretanto, na Lógica Fuzzy, uma premissa varia em grau de verdade de 0 a 1, o que leva a ser parcialmente verdadeira ou parcialmente falsa.

Vários tipos de incertezas influenciam a extração de informações de dados provenientes do sensoriamento remoto (BENZ et al., 2004). Primeiramente existem diversos fatores que influenciam o processo de aquisição dos dados, o processamento dos dados bem como a geração das imagens, e que diferem de uma cena para outra, mesmo quando os dados provêm de um mesmo sensor. A cobertura do solo apresenta-se de maneira diferente dependendo da estação do ano, hora do dia e condições de iluminação. Mesmos objetos aparecem bastante diferentes dependendo do sensor e da resolução. Não existe um limite exato entre as características de interesse. Informações importantes de contexto são expressas em termos de vagas regras lingüísticas.

Segundo ANTUNES (2003), a melhora na resolução espacial de uma imagem demanda uma análise que considere o conhecimento do intérprete humano de forma a refletir melhor a subjetividade na informação. Desta forma, a lógica Fuzzy parece ser mais adequada quando se pretende representar o conhecimento no processo de classificação digital.

3.6.3.1 Teoria dos Conjuntos Fuzzy

Seja U um conjunto (clássico). Um subconjunto Fuzzy F de U é caracterizado por uma função $\mu: U \rightarrow [0,1]$, chamada função de pertinência do conjunto Fuzzy F .

O valor $\mu(x) \in [0,1]$ indica o grau com que o elemento x de U está no conjunto Fuzzy F , com $\mu(x) = 0$ e $\mu(x) = 1$ indicando, respectivamente, a não pertinência e a pertinência completa de x ao conjunto Fuzzy F . Do ponto de vista formal, a definição de um subconjunto Fuzzy foi obtida simplesmente ampliando-se o contradomínio da função característica, que é o conjunto $\{0,1\}$, para o intervalo $[0,1]$. Neste sentido, podemos dizer que um conjunto clássico é um caso particular de

conjunto Fuzzy. Por exemplo, o conjunto P , dos números pares, tem função característica $C_p(n) = 1$ se n é par e $C_p(n) = 0$ se n é ímpar. Portanto o conjunto dos pares é um particular conjunto Fuzzy já que $C_p(n) \in [0,1]$. Neste caso foi possível descrever todos os elementos de P a partir da função característica porque todo número natural ou é par ou é ímpar. O mesmo não pode ser dito para outros conjuntos com fronteiras imprecisas.

Uma função de pertinência atribui para cada elemento do universo um grau de pertinência para um conjunto Fuzzy. Este grau de pertinência deve estar entre zero (não pertinência) e um (pertinência completa). Todos os outros valores entre zero e um indicam com que grau um elemento pertence a um conjunto Fuzzy.

3.6.3.2 Funções de pertinência

A seleção de uma função de pertinência para um conjunto Fuzzy é uma das tarefas mais importantes na lógica Fuzzy. É de responsabilidade do usuário selecionar a função que é a melhor representação para o conceito Fuzzy a ser modelado.

Os tipos de funções de pertinência mais conhecidos são a linear, sinusoidal e a gaussiana (KAINZ, 2005). A Figura 18 ilustra uma função de pertinência linear. Escolhendo-se valores para a , b , c e d , podem-se criar funções de forma trapezoidal, triangular em forma de S e em forma de L (Figura 19).

Se uma transição mais suave for mais apropriada, deve-se escolher a função de pertinência sinusoidal (Figura 20). Assim como no caso de funções lineares, podem-se criar funções em forma de S, em forma de L e em forma de sino através da seleção apropriada dos quatro parâmetros.

FIGURA 18 - FUNÇÃO DE PERTINÊNCIA LINEAR

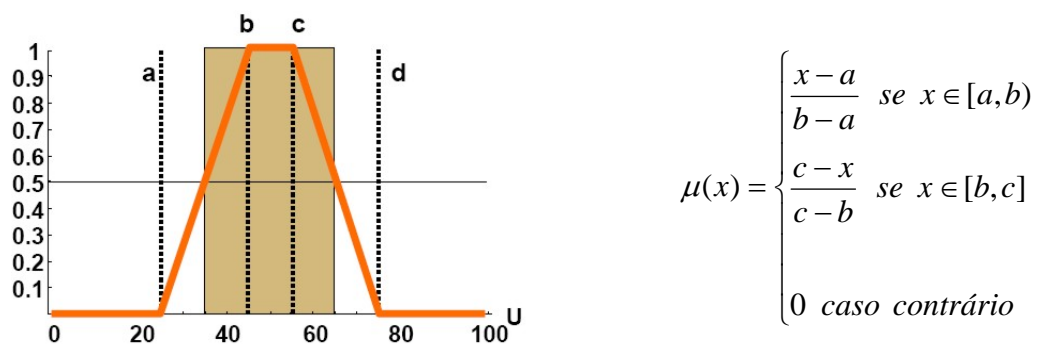
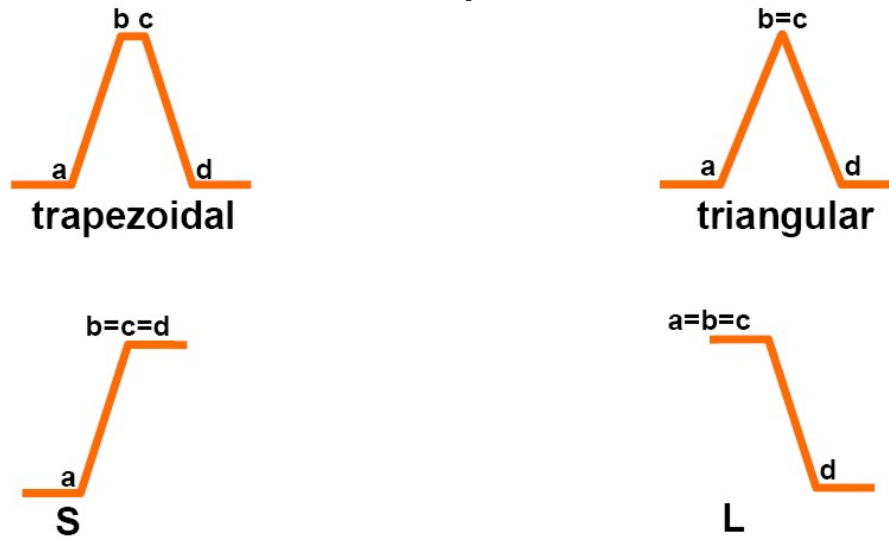
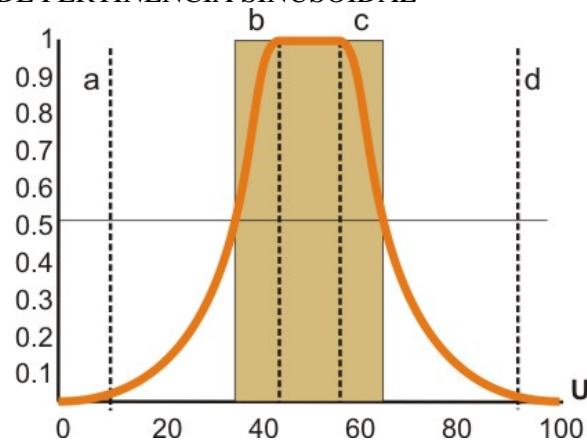


FIGURA 19 - CASOS PARTICULARES DE FUNÇÃO DE PERTINÊNCIA LINEAR



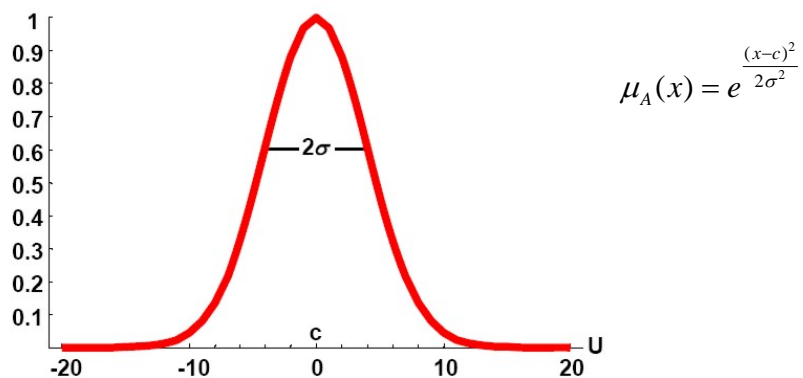
FONTE: KAINZ, 2005.

FIGURA 20 - FUNÇÃO DE PERTINÊNCIA SINUSOIDAL



FONTE: KAINZ, 2005.

FIGURA 21 - FUNÇÃO DE PERTINÊNCIA GAUSSIANA



FONTE: KAINZ, 2005.

Um caso especial de funções de pertinência em forma de sino é a função gaussiana derivada da função densidade de probabilidade da distribuição normal com dois parâmetros c (média) e σ (desvio padrão) (Figura 21). Embora esta função seja derivada de uma teoria de probabilidade, esta é usada aqui como uma função de pertinência para um conjunto Fuzzy.

3.6.3.3 Características dos conjuntos Fuzzy

Conforme definido anteriormente, a teoria dos Conjuntos Fuzzy é uma extensão da teoria dos Conjuntos Tradicionais (Booleano). Assim, as principais operações e relações entre Conjuntos Fuzzy são definidas como extensão das operações e relações tradicionais.

Além das operações e das relações os Conjuntos Fuzzy possuem algumas características especiais. Entre tais características encontram-se: Corte α , Suporte, Altura e Normalização.

O Corte α (${}^\alpha A$) de um Conjunto Fuzzy A corresponde ao Conjunto Tradicional que contém todos os elementos do conjunto universo U com grau de pertinência em A maior ou igual a α , enquanto que o Corte α forte (${}^{\alpha+} A$) contém todos os elementos em um conjunto universo U com grau maior que α , onde $\alpha \in [0,1]$.

$${}^\alpha A = \{x \in U \mid A(x) \geq \alpha\} \quad (16)$$

$${}^{\alpha+} A = \{x \in U \mid A(x) > \alpha\} \quad (17)$$

O Suporte de um Conjunto Fuzzy A , em um conjunto universo U , é o Conjunto Tradicional que contém todos os elementos de U que possuem grau de pertinência diferente de zero em A .

$$S(A) = \{x \in U \mid A(x) > 0\} \quad (18)$$

A Altura (h) de um Conjunto Fuzzy A corresponde ao seu maior grau de pertinência, entre todos os elementos do conjunto. Um Conjunto Fuzzy A é chamado de Normal quando a sua Altura é igual a 1, ou seja, pelo menos um grau de pertinência, dos elementos do conjunto, possui valor máximo, enquanto que os conjuntos que não possuem Altura igual a um são chamados de subnormal. Portanto:

A é dito normal se $h(A) = 1$

A é dito subnormal se $h(A) < 1$

Caso um Conjunto Fuzzy possua apenas um elemento com grau de pertinência igual a um, este elemento é denominado protótipo do conjunto. Um Conjunto Fuzzy não normalizado pode ser normalizado por meio da divisão dos graus de pertinência de cada elemento, pelo maior grau de pertinência encontrado no conjunto.

3.6.3.4 Classificação fuzzy

A idéia básica do emprego da lógica Fuzzy na classificação de imagens é a substituição de modelos booleanos, onde determinada feição pertence ou não pertence a uma determinada classe, por um modelo mais flexível em que se atribui um grau de pertinência em um intervalo contínuo entre $[0,1]$ a cada objeto. O maior grau de pertinência determinará a classificação final de um objeto. A classificação Fuzzy possui algumas vantagens que devem ser destacadas:

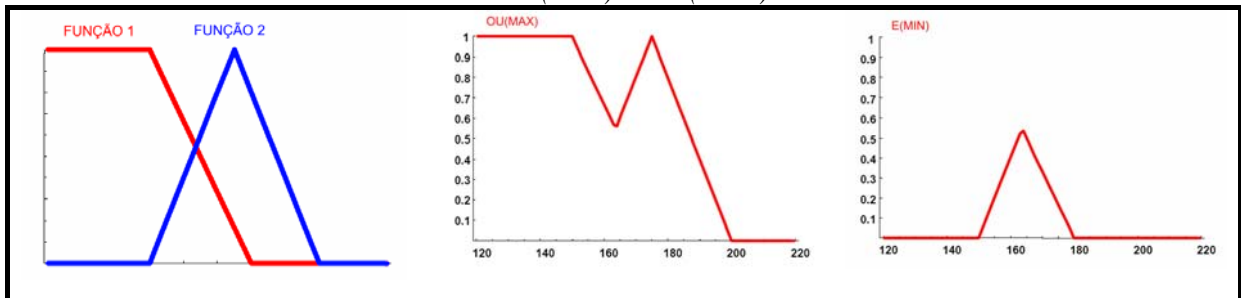
- Realiza a tradução os valores dos descritores em valores Fuzzy, padronizando desta forma os valores o que permite a combinação de diferentes atributos, até mesmo em casos de escalas e grandezas bem diferentes;
- Proporciona uma descrição transparente e adaptável da classe, especialmente quando comparado com redes neurais,
- Permite a formulação de descritores complexos por meio de operadores lógicos e descrições de classes hierárquicas.

A descrição de uma classe consiste de um conjunto de expressões Fuzzy. Quando a descrição da classe for composta de mais de uma expressão Fuzzy, estas são combinadas através de operadores lógicos. Os operadores lógicos mais comuns são mostrados na Tabela 1. A Figura 22 ilustra os operadores $e(min)$ e $ou(max)$ para a combinação de duas funções de pertinência.

TABELA 1 - OPERADORES LÓGICOS

OPERADOR	DESCRIÇÃO
e (min)	Retorna o menor valor das expressões fuzzy.
e (*)	Retorna a multiplicação dos valores das expressões fuzzy.
ou (max)	Retorna o valor máximo das expressões fuzzy.
média (aritm.)	Retorna a média aritmética dos valores das expressões fuzzy.
média (geom.)	Retorna a média geométrica dos valores das expressões fuzzy.

FONTE: Adaptado DEFINIENS IMAGING, 2003.

FIGURA 22 - OPERADORES LÓGICOS $E(MIN)$ E $OU(MAX)$ 

3.6.4 Fractal Net Evolution Approach (FNEA)

De acordo com BLASCHE & HAY (2001) a abordagem *FNEA* incorpora uma estrutura orientada a objeto com técnicas de segmentação de imagens. Em particular, utiliza-se da teoria dos conjuntos fuzzy para extrair os objetos de interesse, na escala de interesse, através da segmentação de imagens simultaneamente em escalas grandes e pequenas, construindo então a semântica da imagem entre níveis e seus elementos. O principal desafio e flexibilidade dessa abordagem multiescala ou multiresolução está na definição das regras de agregação para as entidades de nível mais baixo, que resulta em classificações melhores, e uma nova estrutura para integrar regras semânticas no processamento da imagem. Ao contrário de classificadores de redes neurais, uma rede semântica baseada na teoria dos conjuntos *fuzzy* não é uma caixa preta, ao invés disso permite transparência em todas as etapas da classificação.

Em uma cena de sensoriamento remoto, a informação da imagem pode ser considerada como de natureza fractal. Estruturas em diferentes escalas aparecem em uma imagem simultaneamente. Entretanto para extrair regiões da imagem com significado o usuário tem que levar em consideração a escala do problema a ser resolvido e o tipo da imagem (BLASCHE & HAY, 2001).

4 MATERIAIS E MÉTODOS

Neste capítulo são apresentados os recursos utilizados para o desenvolvimento desta pesquisa bem como a metodologia formulada para a discriminação de obstáculos sob a faixa de domínio de linhas de transmissão. A metodologia foi calcada na segmentação multiresolução, a qual foi empregada para a formação dos objetos que constituem a base para a formação do conhecimento para subsequente classificação por meio da lógica fuzzy.

4.1 RECURSOS UTILIZADOS

Para o desenvolvimento deste projeto de pesquisa foram utilizados os seguintes recursos cedidos pelo LACTEC – Instituto de Tecnologia para o Desenvolvimento:

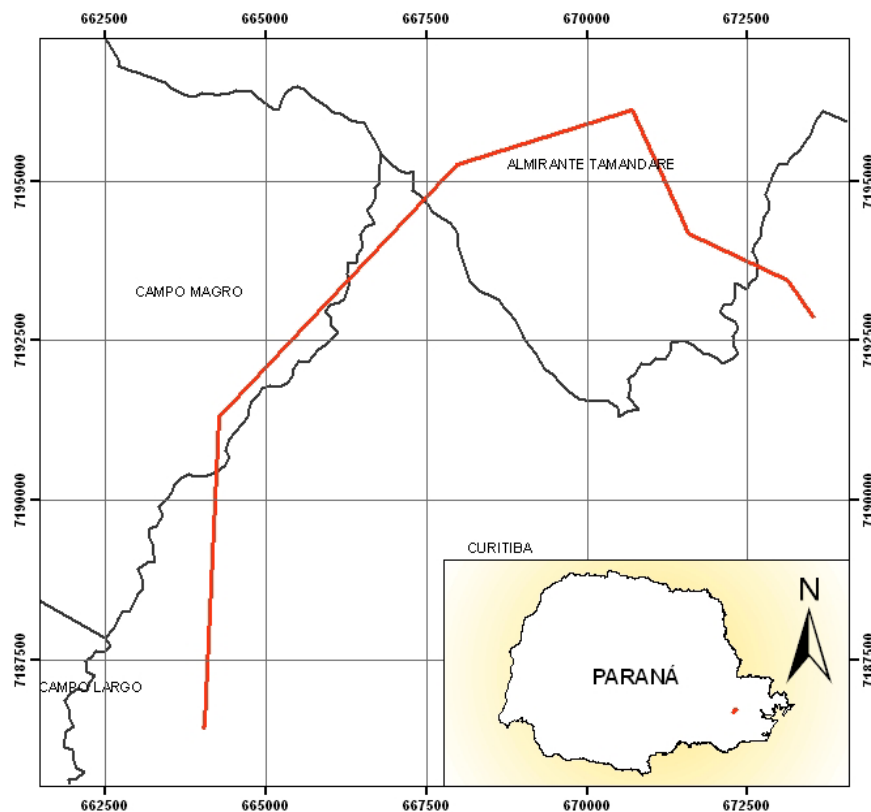
- a. Dados brutos provenientes de levantamento realizado empregando sistema LIDAR modelo ALTM 2050 do fabricante Optech Inc.;
- b. Imagens tomadas por meio de uma câmara digital de pequeno formato marca Kodak modelo DCS 14n;
- c. *Software PosPac Applanix* versão 4.2 para o processamento da trajetória do vôo;
- d. *Software Realm Survey Suite* versão 3.5 para o processamento dos dados brutos;
- e. *Software Acalib Pro* versão 1.0.2.2.b para a calibração do sistema;
- f. *Software TerraScan* versão 2.024 (TERRASOLID, Inc.), desenvolvido sobre a plataforma *Microstation* (Bentley), utilizado para a classificação da nuvem de pontos;
- g. *Software Erdas Imagine* versão 8.7 para a ortorretificação das imagens provenientes da câmara digital de pequeno formato;
- h. *Software Ecognition* versão 4.0 para a segmentação multiresolução (método FNEA) e classificação por meio da lógica fuzzy;

4.2 ÁREAS DE ESTUDO

Para a realização deste trabalho foram utilizados dados de linhas de transmissão que atravessam regiões urbanas e rurais possibilitando o estudo da aplicabilidade da metodologia em diferentes ambientes.

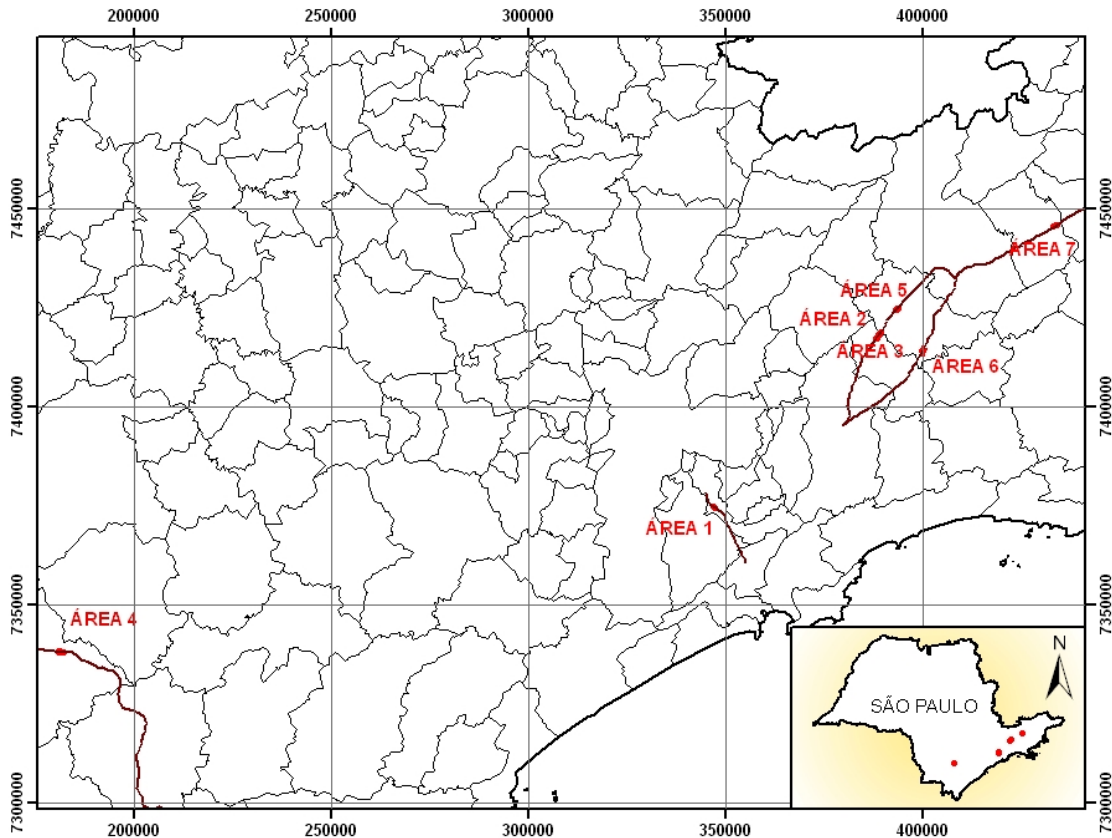
Para o estudo de áreas urbanas foram utilizados dados da linha Campo Comprido - Pilarzinho, de 230 quilovolts (kV), de propriedade da Copel. Em operação desde março de 2002, a linha tem 17,7 quilômetros de extensão e percorre a área urbana de Curitiba, cortando também região metropolitana (Campo Magro e Almirante Tamandaré) (Figura 23).

FIGURA 23 - ÁREA DE ESTUDO URBANA



Para o estudo de ambientes rurais, foram utilizados dados de linhas localizadas no Estado de São Paulo. Os trechos de linhas utilizados são mostrados na Figura 24.

FIGURA 24 - ÁREAS DE ESTUDO RURAIS



4.3 AQUISIÇÃO DOS DADOS

O levantamento dos dados realizado pelo LACTEC foi feito com equipamento LASER modelo ALTM 2050 do fabricante canadense Optech juntamente com câmera digital de pequeno formato marca Kodak modelo DCS 14n. Nas Tabelas 2 e 3 são mostradas as especificações do sistema LASER e da câmera digital de pequeno formato. A câmera foi instalada na mesma plataforma do sensor LASER conforme mostra a Figura 25.

FIGURA 25 - SENSOR LASER E CÂMERA DIGITAL INSTALADOS EM MESMA PLATAFORMA. VISTA SUPERIOR DOS SENSORES (ESQ.). PARTE INFERIOR DOS SENSORES (DIR.)

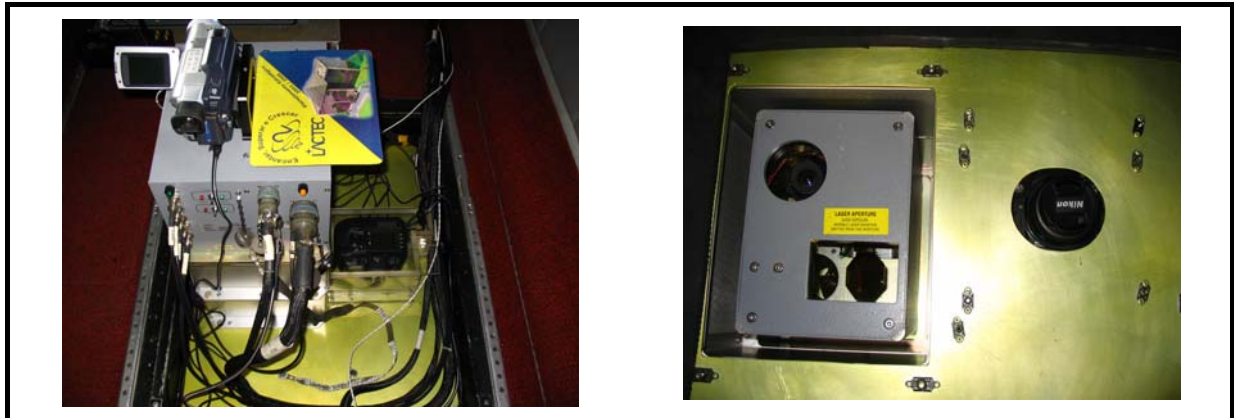


TABELA 2 - ESPECIFICAÇÕES DO SISTEMA ALTM 2050

Nominal	
Altura Operacional	200 - 2000 m nominal
Precisão Altimétrica	<15cm a 1200m ; 1 σ <25cm a 2000m ; 1 σ
Ângulo de Abertura	Variável de 0 to $\pm 20^\circ$
Largura da Faixa	Variável de 0 to 0.72 x altura do vôo
Resolução Angular	0.01°
Frequência de Varredura	Variável; (baseado no ângulo de abertura)
Precisão Planimétrica	1/2000 x altura, 1 σ
Receptores GPS	Internal Novatel Millenium DL
Taxa de Repetição do Pulso Laser	50 kHz
Divergência do Feixe	Variável, 0.2 mrad; ou 0.8 mrad (1/e), nominal
Intensidade	Registro da intensidade de retorno do pulso laser.
Medidores duplos do intervalo do tempo	Registro simultâneo do primeiro e do último retorno para cada pulso laser emitido
Classificação do Laser	Class IV (FDA CFR 21)

TABELA 3 - CARACTERÍSTICAS DA CÂMARA KODAK DCS 14N

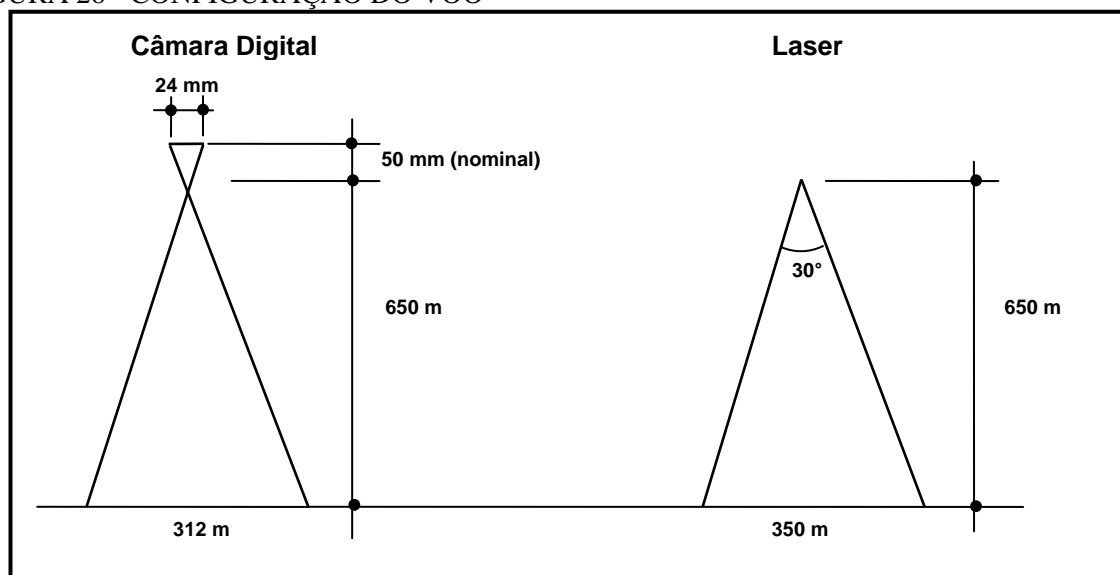
TIPO DO SENSOR	CMOS
RESOLUÇÃO	13,89 <i>Mpixel</i>
RESOLUÇÃO EFETIVA	13,7 <i>Mpixel</i>
RESOLUÇÃO MÁXIMA EM PIXELS	4500 x 3000 <i>pixels</i>
TAMANHO DO SENSOR	36 x 24 mm

O planejamento de um voo visando aquisição de dados de linhas de transmissão deve ser elaborado de forma a garantir precisão e resolução espacial adequada. Os parâmetros definidos para o levantamento são a altitude de voo, velocidade da aeronave, ângulo de abertura, frequência de varredura e frequência do LASER. Nos levantamentos realizados cujos dados foram utilizados neste trabalho, os parâmetros foram definidos de modo a conferir uma resolução espacial de 0,5 pontos por metro. Os parâmetros de voo encontram-se na Tabela 4. Para a aquisição das imagens foi utilizada lente de 50 mm (nominal). A configuração do levantamento é ilustrada na Figura 26.

TABELA 4 - PARÂMETROS DO VÔO

Data do Levantamento	Altura (m)	Velocidade (km/h)	Ângulo de Abertura (°)	Largura da Faixa (m)	Freq. do Laser (kHz)	Freq. de Varredura (kHz)	Resolução (pontos/m)
15/08/06	650	213	15	350	50	41	0,5

FIGURA 26 - CONFIGURAÇÃO DO VÔO

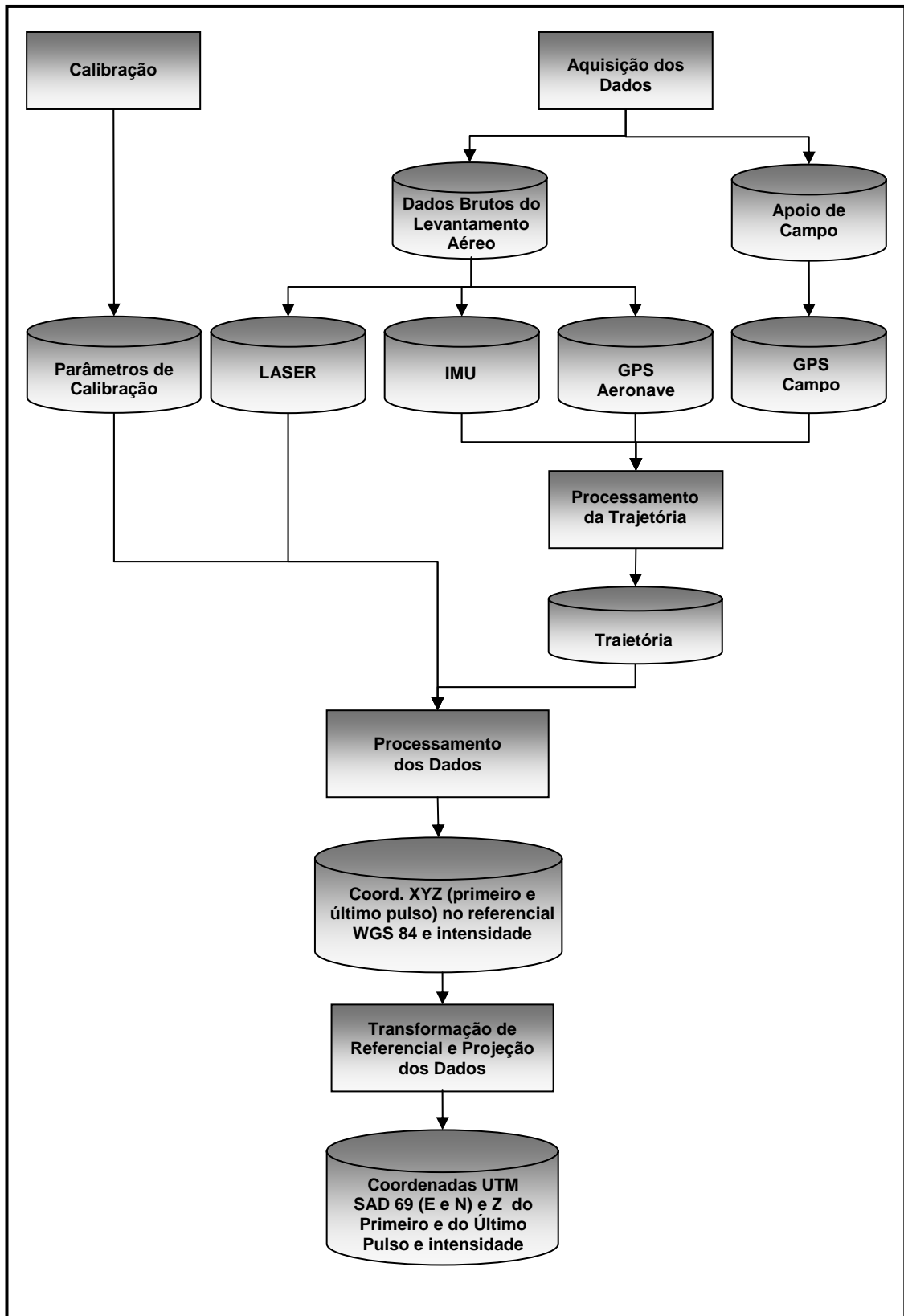


4.4 PROCESSAMENTO DOS DADOS BRUTOS

Realizada a coleta dos dados, o primeiro passo é a importação dos dados do GPS da base e da aeronave em *softwares* de pós-processamento de GPS para realização da solução diferencial para determinação precisa da trajetória da aeronave. Os dados de orientação provenientes do IMU são incluídos na trajetória de forma a gerar solução completa de posicionamento e orientação do sensor utilizando o filtro de Kalman. Para o processamento da trajetória foi utilizado o *software Applanix PosPac*.. Empregando-se algoritmos geodésicos disponíveis nos *softwares* do fabricante do equipamento, neste caso utilizou-se *software Realm Survey Suite*, as coordenadas de cada ponto mapeado são calculadas mesclando-se os dados do LASER (ângulo e distância) aos dados da trajetória (posicionamento e orientação), bem como dados de calibração do sistema (OPTECH, 2002). A calibração de um sistema de varredura a LASER consta de testes aerotransportados realizados sobre áreas com pontos de controle previamente levantados através de técnicas convencionais com o objetivo de determinar parâmetros para correção de erros sistemáticos e verificar se o equipamento está operando corretamente e fornecendo dados com a precisão apresentada nas especificações técnicas do fabricante. Esta deve ser realizada sempre que o equipamento é instalado na aeronave.

Por meio do processamento obtêm-se as coordenadas cartesianas X, Y, Z no referencial WGS 84 (World Geodetic System of 1984) e altitudes geométricas. Os dados são então transformados para o sistema de referência planimétrico SAD 69 (South America Datum of 1969) e altimétrico em Imbituba – SC bem como projetados para o Sistema UTM – Universal Transversa de Mercator. A Figura 27 ilustra de forma esquemática as etapas necessárias para a obtenção das coordenadas tridimensionais dos pontos mapeados.

FIGURA 27 – DIAGRAMA DE BLOCOS REFERENTE AO PROCESSAMENTO DOS DADOS

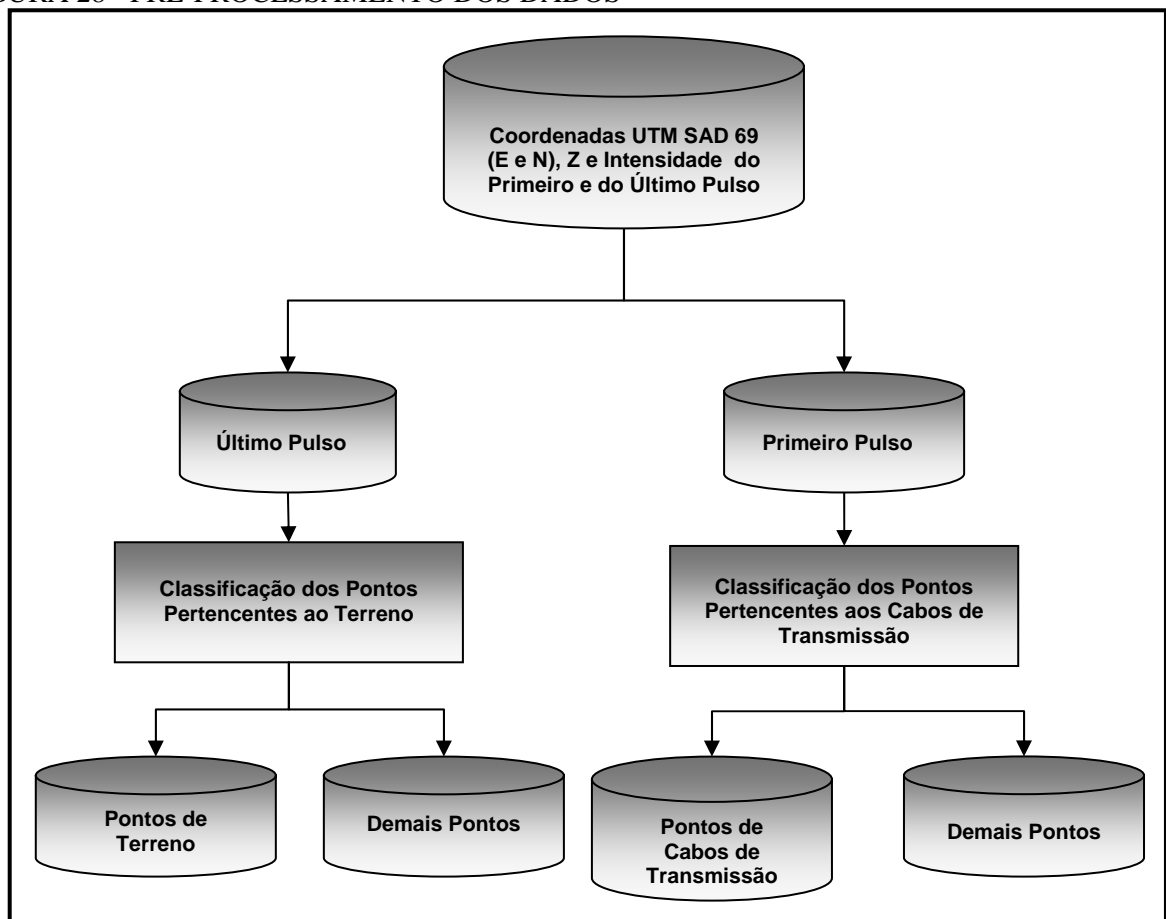


4.5 PRÉ-PROCESSAMENTO DOS DADOS PARA A CLASSIFICAÇÃO SUBSEQUENTE

4.5.1 Dados do LIDAR

O resultado obtido do processamento dos dados do sistema LIDAR consta de um arquivo ASCII contendo as coordenadas tridimensionais e intensidade de retorno do primeiro e do último pulso. Previamente à classificação foi realizada a discriminação dos pontos de terreno e de cabos (da linha em estudo), procedendo-se com a derivação dos descritores a serem utilizados para a classificação das demais feições. O fluxograma da Figura 28 ilustra as operações realizadas para a derivação das informações a serem empregadas no processo de classificação.

FIGURA 28 - PRÉ-PROCESSAMENTO DOS DADOS

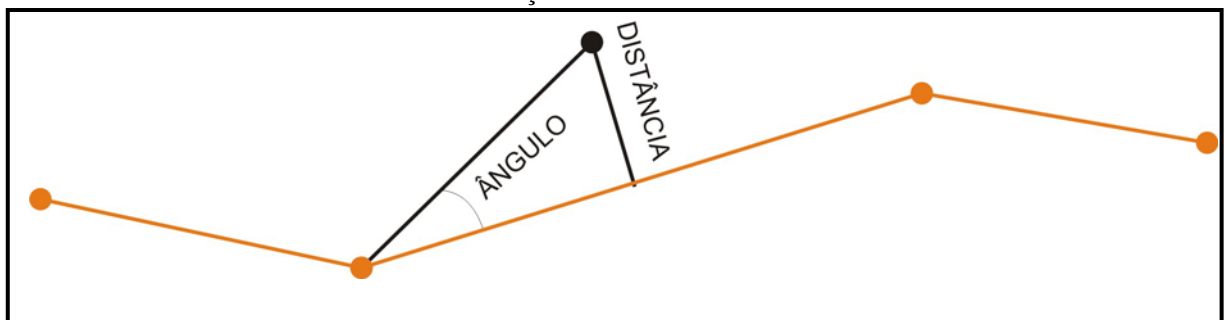


4.5.1.1 Classificação dos pontos de terreno

A classificação dos pontos do terreno, a partir dos dados do último pulso, foi realizada por meio de uma rotina de filtragem disponível no *software TerraScan* (TERRASOLID) que se baseia em densificação progressiva. A rotina consiste na construção de um modelo de triangulação da superfície sendo inicializada através da definição de uma janela de classificação de dimensão tal que garanta que pelo menos um ponto dentro desse entorno tenha atingido o terreno. Em regiões urbanas, por exemplo, toma-se o tamanho da maior edificação.

O modelo inicial é construído a partir da seleção dos pontos mais baixos. A maior parte dos triângulos neste modelo inicial está abaixo do terreno com apenas os vértices tocando na superfície do terreno. A partir de então a rotina começa a moldar o modelo adicionando novos pontos LASER através de parâmetros de iteração definidos pelo usuário. Esses parâmetros de iteração determinam o quão perto um ponto deve estar do plano do triângulo para que possa ser aceito pelo modelo. O ângulo de iteração é o máximo ângulo formado entre plano do triângulo e a reta que une o ponto a ser adicionado ao vértice mais próximo do triângulo. A distância de iteração é um parâmetro que assegura que grandes saltos não ocorrerão quando grandes triângulos são formados (TERRASOLID, 2002). Tais parâmetros (Figura 29) devem ser escolhidos cuidadosamente de acordo com o tipo do terreno, ou seja, terrenos planos devem ter estes parâmetros diminuídos, enquanto que terrenos íngremes devem ter estes parâmetros aumentados. Uma inspeção visual dos pontos classificados deve ser realizada de forma a garantir que pontos de vegetação não estejam sendo incluídos no modelo. A Figura 31 mostra os pontos classificados como terreno em laranja.

FIGURA 29 – PARÂMETROS DE ITERAÇÃO

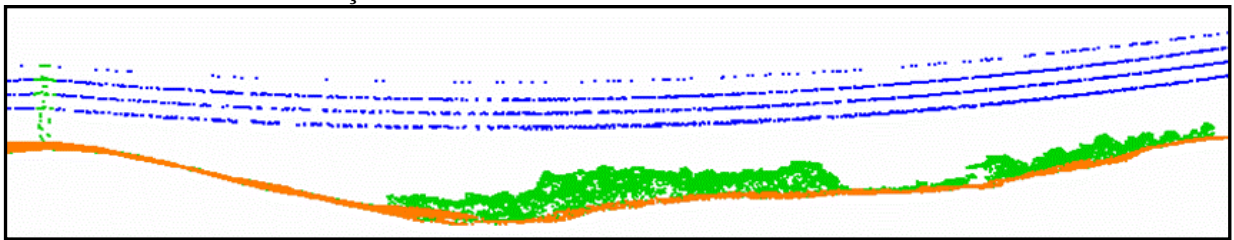


FONTE: TERRASOLID, 2002.

4.5.1.2 Classificação dos pontos de cabos

Para separação dos pontos altos pertencentes aos cabos da linha de transmissão em estudo foi empregado algoritmo disponível no *software TerraScan* que classifica os pontos que satisfazem a função matemática de uma catenária bem como ajusta uma curva nos pontos para posterior vetorização das linhas de transmissão. A Figura 30 ilustra os pontos classificados como cabos em azul.

FIGURA 30 - CLASSIFICAÇÃO DOS PONTOS DE CABO



4.5.1.3 Derivação das informações para a classificação

Para análise dos dados os pontos foram interpolados e convertidos em grade regular. Para tanto foi empregada a triangulação “Delaunay” (*TIN – Triangular Irregular Network*) e posterior rasterização. A grande densidade de pontos proveniente do levantamento minimizou regiões de oclusão nas bordas das edificações, de forma que a triangulação Delaunay demonstrou resultados satisfatórios. Os modelos foram reamostrados para um tamanho de célula de 12 cm para compatibilização com a resolução espacial atingida pela imagem espectral. As informações derivadas da tecnologia LASER empregadas no processo de classificação foram as seguintes:

- *Intensidade* - Imagem gerada a partir do valor da intensidade de retorno de cada feixe emitido registrado pelo sistema. A Figura 31 mostra a imagem de intensidade gerada a partir de todos os pontos provenientes do levantamento (primeiro e o último) excluindo somente os pontos do último pulso em que é coincidente com o primeiro. A imagem utilizada no processo de classificação foi gerada excluindo-se desta imagem os pontos classificados previamente como pontos de cabos da linha de transmissão em estudo (Figura 32a).
- *Modelo Digital de Elevação* – Modelo gerado a partir dos dados do primeiro e do último pulso excluindo os pontos do último pulso onde é coincidente com o

primeiro e os pontos classificados como cabos da linha de transmissão em estudo.

- *Modelo Digital de Terreno* – Modelo gerado a partir dos pontos classificados previamente como terreno.
- *Diferença normalizada entre o primeiro e o último pulso* – Se o feixe de LASER é refletido por uma superfície plana, como do telhado de uma casa, o primeiro e o último pulso serão provenientes de um mesmo objeto e, portanto serão iguais. No entanto em regiões de cobertura florestal, p.ex., parte do feixe será refletido da copa de uma árvore, resultando no primeiro pulso registrado pelo sensor. O restante irá penetrar e, portanto, ser refletida de um objeto mais abaixo ou até mesmo do solo. As imagens do último e do primeiro pulso são mostradas respectivamente nas Figuras 32b e 32c. A diferença entre o primeiro e o último pulso permite diferenciar edificações de árvores conforme se pode notar na Figura 32d. Mesma situação ocorre no caso dos cabos de linhas de energia: o primeiro pulso será proveniente do cabo e o último do terreno ou de um obstáculo sobre o terreno.
- *Altura* – A altura dos objetos foi obtida a partir da subtração dos Modelos Digitais de Elevação e de Terreno (Figura 33a).
- *Altura Derivada do Último Pulso* – Esta altura foi obtida a partir da subtração dos modelos digitais gerados a partir dos pontos do último pulso e dos pontos de terreno (Figura 33b).
- *Gradiente da Altura* – Telhados de casas aparecerão nestas imagens como regiões homogêneas, auxiliando no processo de classificação (Figura 33c).
- *Rede de Drenagem* – A rede de drenagem foi gerada automaticamente a partir do modelo digital de terreno utilizando-se da metodologia proposta por JENSEN & DOMINGUE (1988). A partir do MDT são geradas informações intermediárias como direção do fluxo e fluxo acumulado que servem como diretrizes para a definição da drenagem. Previamente a geração da direção do fluxo o MDT deve ser tratado de forma a eliminar regiões de inconsistências (depressões e planos) onde a direção do fluxo fica indeterminada. A direção do fluxo em cada célula é definida através do método D-8, onde é analisada a maior declividade entre a célula em análise e suas oito células vizinhas (Figura

34). A partir da direção do fluxo é possível definir, para qualquer célula, qual é o fluxo acumulado. O fluxo acumulado (Figura 34) representa a quantidade de células que drenam até aquele ponto e com base nele é possível definir um limiar a partir do qual se considera a existência da rede de drenagem, definindo dessa maneira o percurso dos principais rios (Figura 35) (JENSEN & DOMINGUE, 1988). Esta informação foi utilizada para auxiliar na classificação de mata ciliar mediante a geração de um “buffer” com a largura de faixa de mata a ser preservada.

FIGURA 31 – IMAGEM DE INTENSIDADE

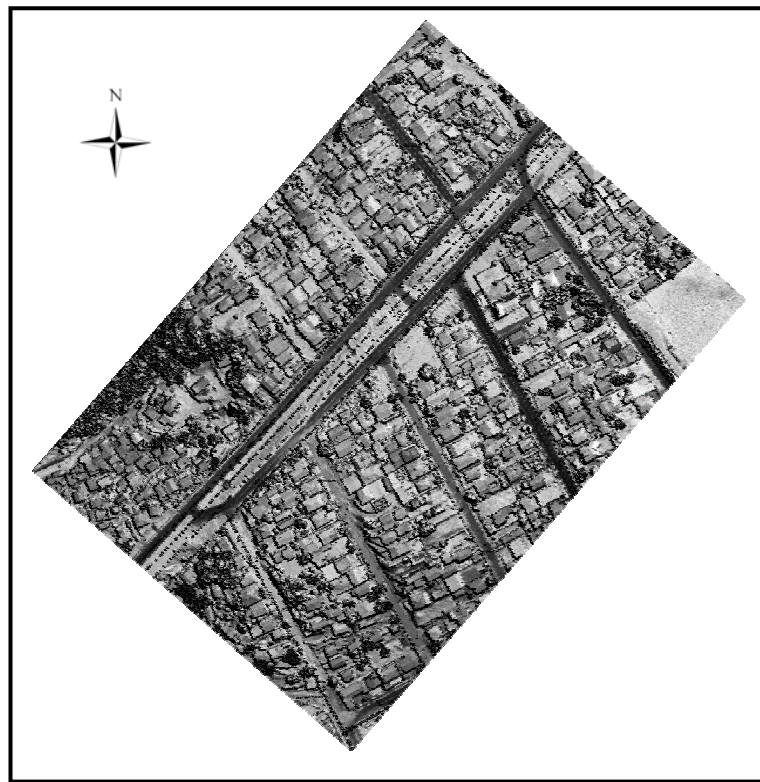


FIGURA 32 – (a) INTENSIDADE (b) ÚLTIMO PULSO (c) PRIMEIRO PULSO (d) DIFERENÇA NORMALIZADA ENTRE O PRIMEIRO E O ÚLTIMO PULSO

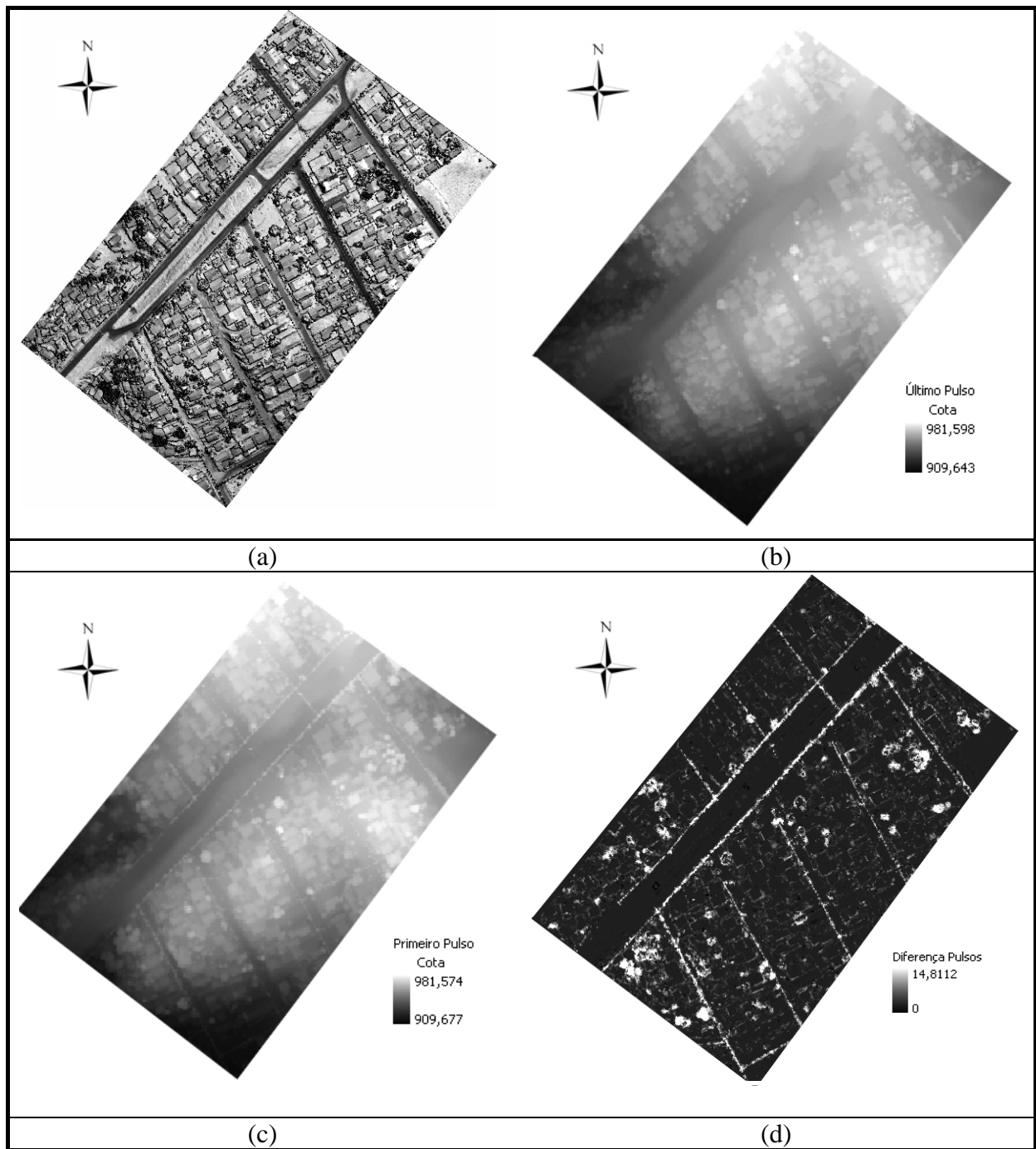


FIGURA 33 – (a) ALTURA (b) ALTURA DERIVADA DO ÚLTIMO PULSO (c) GRADIENTE DA ALTURA

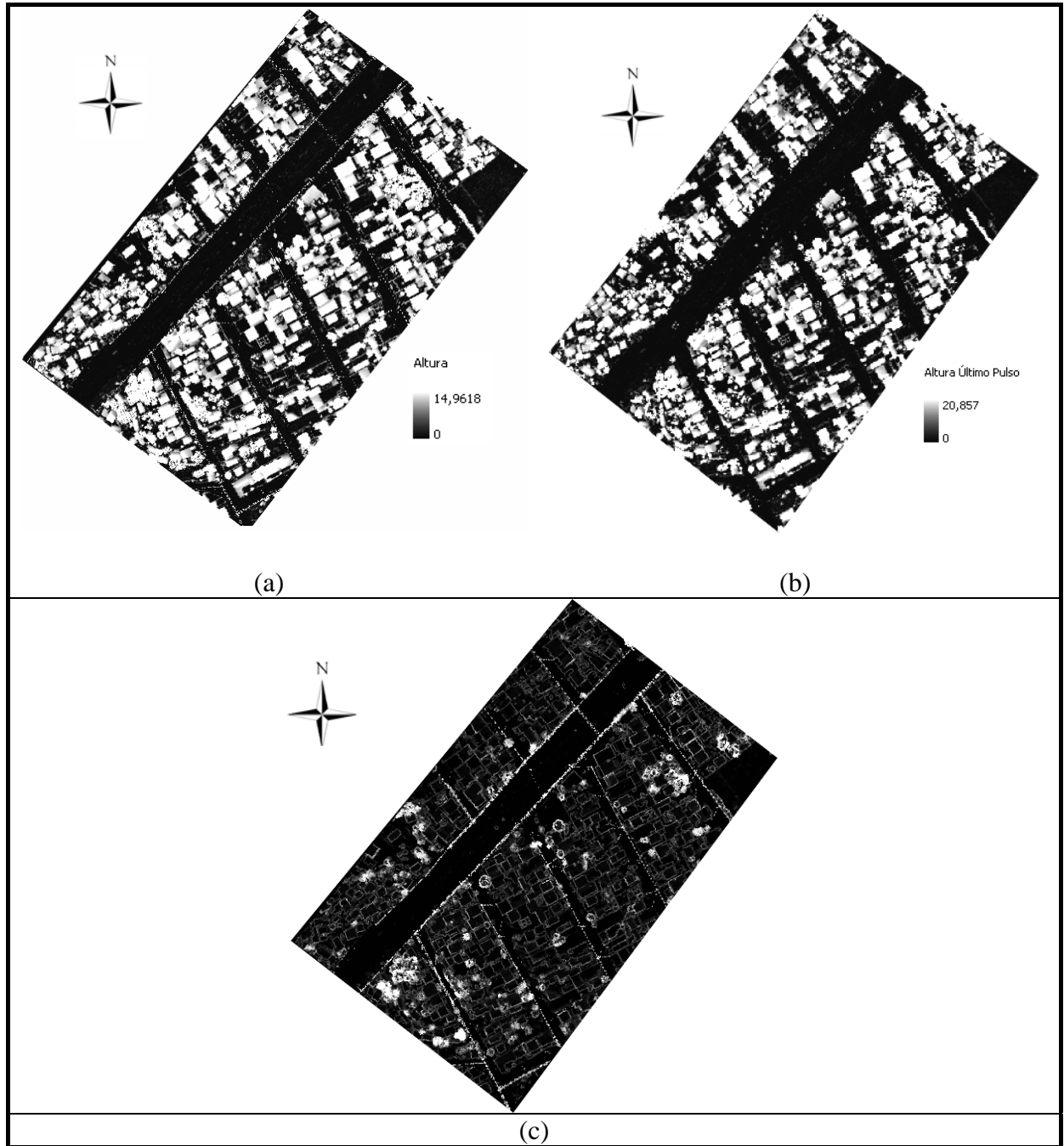
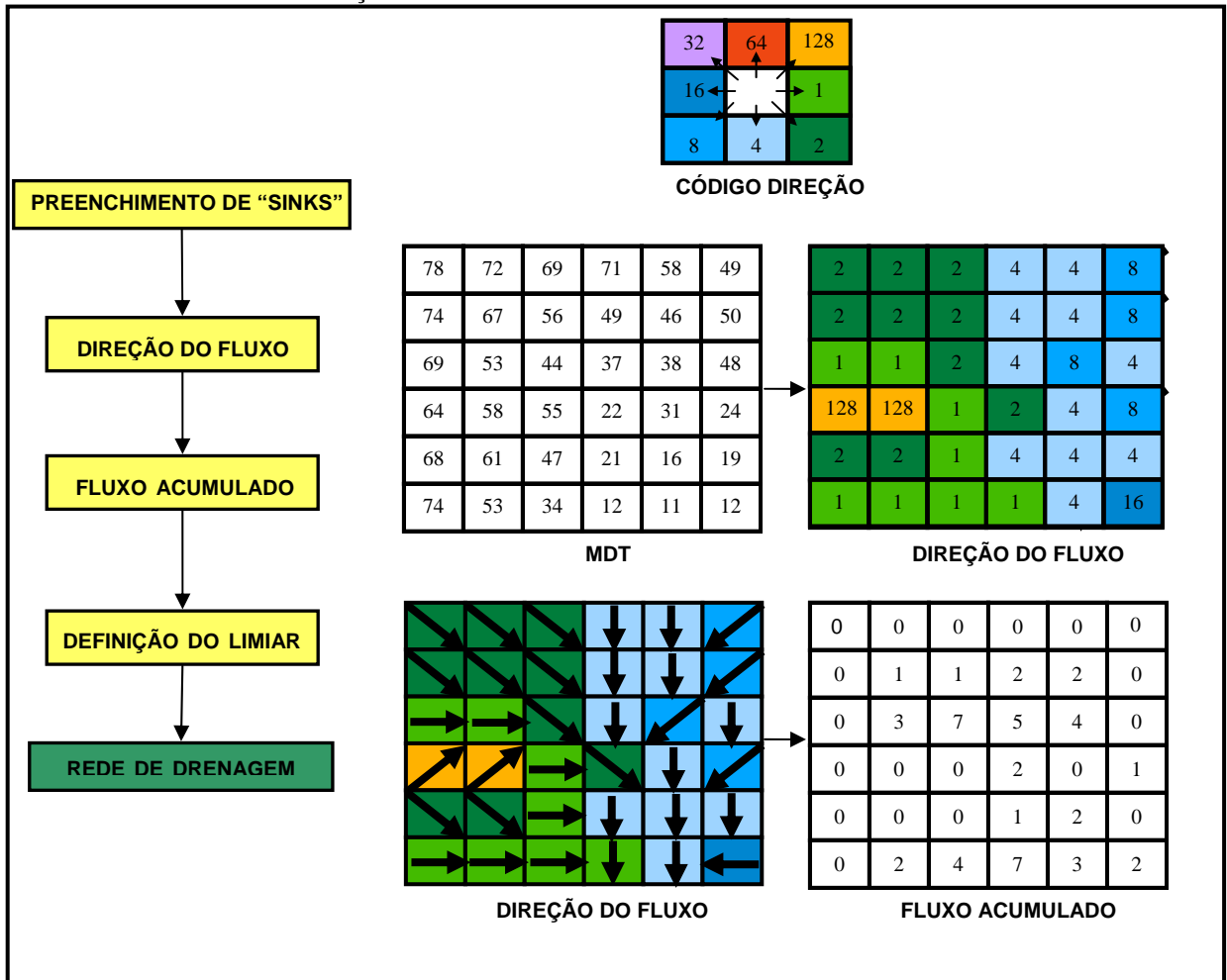
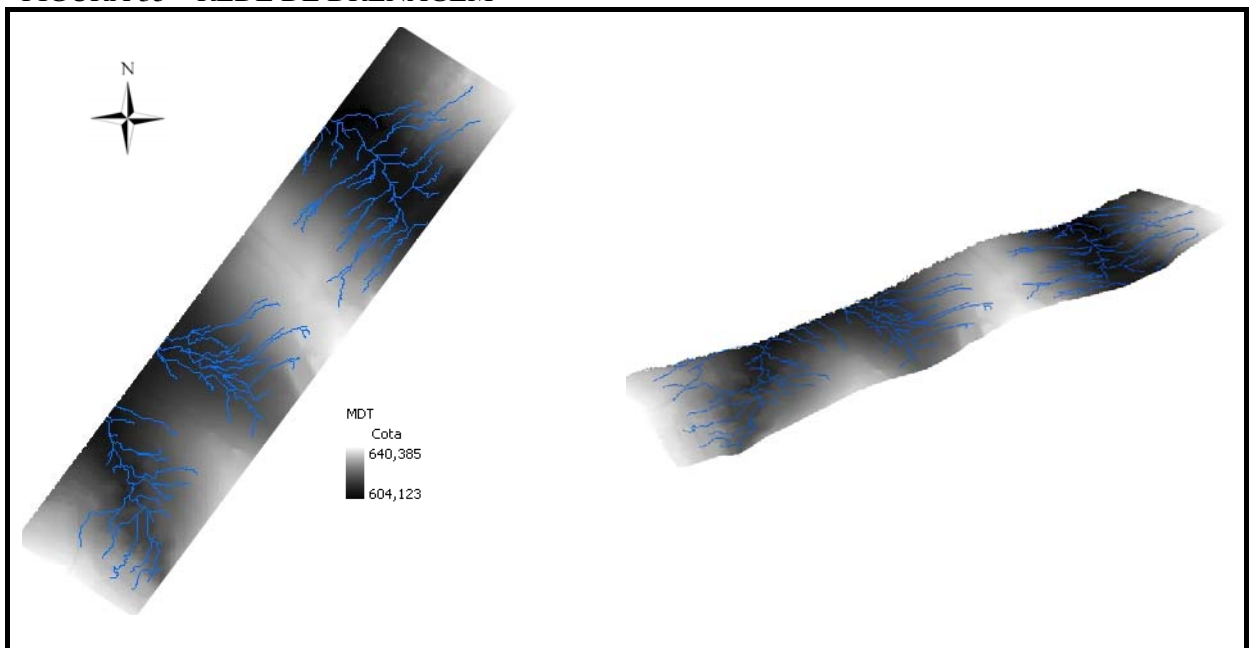


FIGURA 34 – DETERMINAÇÃO DA REDE DE DRENAGEM



FONTE: Adaptado KOPP & DJOKIC, 2005.

FIGURA 35 – REDE DE DRENAGEM



4.5.2 Câmara Digital de Pequeno Formato Kodak DCS 14n

4.5.2.1 Calibração da câmara

A calibração da câmera foi realizada através do método de “Câmaras Convergentes”, também chamado de SELF-CALIBRATION ou autocalibração, mais detalhes em ANDRADE (1998), MITISHITA et al. (2001). Utilizou-se o campo de prova existente na parede externa do bloco VI do Centro Politécnico da Universidade Federal do Paraná (UFPR) Curitiba-PR, o qual é composto por sessenta alvos pré-sinalizados com distribuição espacial não regular. A metodologia empregada encontra-se descrita no Anexo 1.

4.5.2.2 Ortorretificação das imagens

Para a eliminação das distorções relativas à rotação da câmara, distorções relativa ao relevo e transformação da fotografia de projeção central em projeção ortogonal prossegue-se com a ortorretificação das imagens. Para a geração das ortoimagens a seguinte seqüência de operações foi realizada:

1. Orientação interior a partir dos parâmetros de calibração;
2. Aerotriangulação para determinação precisa dos parâmetros de orientação exterior absoluta da imagem no espaço, através da determinação das coordenadas tridimensionais da estação de exposição no espaço objeto (X_0 , Y_0 , Z_0) e a atitude desta estação representada pelos ângulos de Euler (κ , ϕ , ω), (ANDRADE, 1998). O modelo matemático utilizado foi o *bundle adjustment*. Os pontos de controle foram extraídos da imagem de intensidade do LASER.

3. Com a utilização dos parâmetros dos itens 1 e 2, e o modelo digital de elevação (MDE) (considerando feições acima do nível do terreno), obtido do levantamento a LASER foi realizada a ortorretificação das imagens. O *software* utilizado para a ortorretificação foi o Erdas Imagine versão 8.7. O ajuste resultou em um *rms* inferior ao tamanho de um pixel, obtendo-se, desta forma, uma acurácia compatível ao objetivo do trabalho. Um trecho da ortoimagem é ilustrado na Figura 36. A sobreposição da ortoimagem sobre o Modelo Digital de Elevação é mostrada na Figura 37.

FIGURA 36 - ORTOIMAGEM

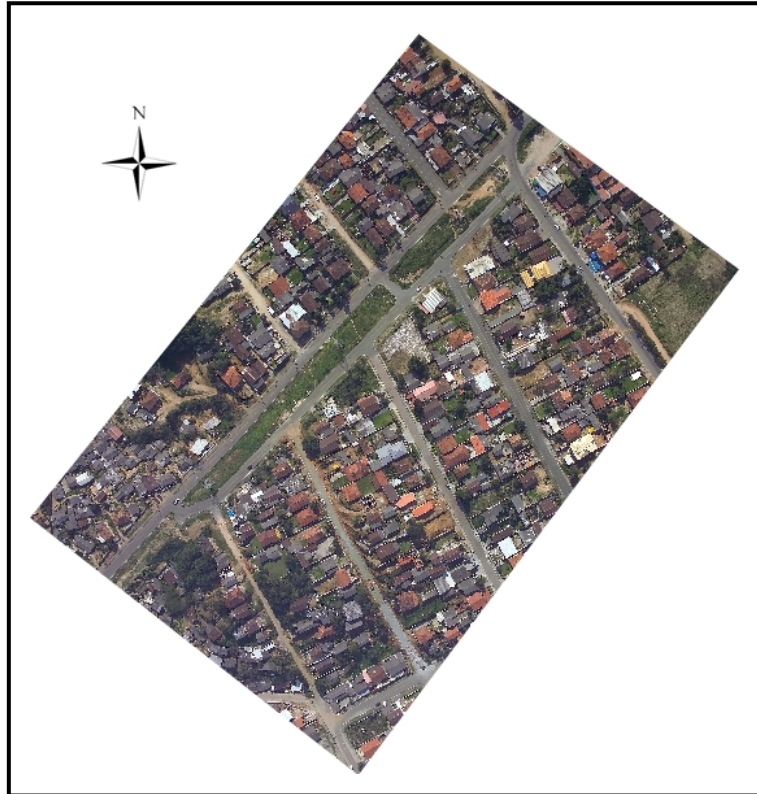


FIGURA 37 - ORTOIMAGEM SOBREPOSTA AO MODELO DIGITAL DE ELEVACÃO



4.6 CLASSIFICAÇÃO

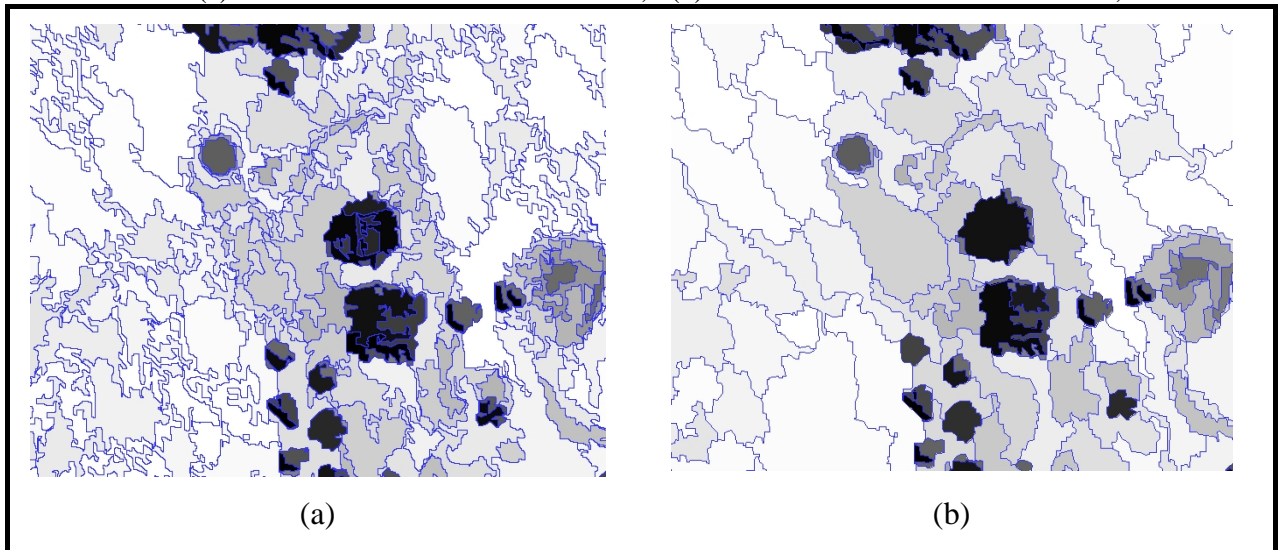
4.6.1 Segmentação Multiresolução

A primeira de etapa de uma classificação orientada a objeto consta da extração de objetos por meio de técnicas de segmentação. O resultado de um processo de segmentação leva a objetos primitivos como uma primeira aproximação a objetos da imagem do mundo real. A representação semântica das feições presentes na imagem em segmentos é mais bem caracterizada em diferentes escalas. A informação da imagem é dependente da escala. Nem sempre é possível extrair objetos com somente uma segmentação que ajuste todas as classes de um esquema de classificação. A classificação de edificações e árvores em uma mesma escala de áreas agrícolas é um exemplo. A escala de formação de objetos que permitam a derivação de atributos adequados para regiões de cultura p.ex torna-se grosseira para edificações uma vez que os objetos formados ultrapassam os limites dos objetos reais, sendo necessário, portanto trabalhar-se simultaneamente em escalas finas e grosseiras. Em procedimentos subseqüentes de refinamento, ambas as escalas de objetos podem ser projetadas em um único nível de objetos.

A segmentação multiresolução disponível no *software Ecognition*, descrita com detalhes no item 3.5.4 baseia-se em um critério geral de homogeneidade (BAATZ & SHÄPE, 1999). O critério para a formação dos segmentos é condicionado a um parâmetro de escala fornecido pelo usuário que exprime a medida da máxima variação em heterogeneidade que pode haver quando do agrupamento de dois objetos. A heterogeneidade pode ser definida em termos de uniformidade espectral ou pela forma dos objetos (compacidade e suavidade). O balanceamento entre estes dois critérios dependerá da natureza da informação a ser extraída. O critério espectral deve ser usado o máximo possível mantendo o critério de forma tão alto quanto necessário de forma a produzir objetos com bordas melhor suavizadas e compactas. A razão para esta regra é que um alto grau de critério de forma trabalha a custo da homogeneidade espectral. Entretanto, a informação espectral é, no final, a principal informação contida na imagem. Fazer muito uso do critério de forma pode, portanto, reduzir a qualidade dos resultados da segmentação. As Figuras 38a e 38b ilustram os resultados de segmentação utilizando como fator de forma de 0,1 e 0,4 respectivamente. Nota-se que

com o aumento do fator de forma objetos com formas mais compactas e bordas mais suaves são geradas.

FIGURA 38 – (a) FATOR DE FORMA IGUAL A 0,1 (b) FATOR DE FORMA IGUAL A 0,4



A escolha dos parâmetros de escala foi executada experimentalmente, i.e., baseada em uma série de tentativas. Em uma situação ideal as bordas dos segmentos deveriam coincidir com as bordas dos objetos de interesse, porém verificaram-se objetos sempre menores que os objetos reais. Observa-se que com o aumento parâmetro de escala (aumento do grau de heterogeneidade admissível) são adicionadas regiões fora do objeto real que se deseja classificar. Portanto buscou-se empregar o maior parâmetro de escala possível sem que houvesse perda da definição dos objetos a serem classificados.

Foram testados parâmetros de escala para áreas urbanas e para áreas rurais. Os valores encontrados são mostrados no capítulo 5.

4.6.2 Descritores

As descrições das classes para o desenvolvimento deste trabalho foram baseadas em atributos gerados a partir dos valores espectrais e da altimetria, parâmetros de forma, textura, hierarquia de níveis e relacionamentos de vizinhança. Os descritores utilizados são descritos na seqüência.

4.6.2.1 Descritores baseados em valores espectrais e altimetria

Os atributos baseados nos valores espectrais e altimetria empregados neste trabalho foram obtidos das expressões que se encontram definidas na Tabela 5 (BAATZ et al., 2001).

TABELA 5 - DESCRITORES BASEADOS NA INFORMAÇÃO DAS BANDAS

DESCRITOR	EXPRESSÃO	DEFINIÇÃO
Média	$\bar{C}_L = \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n C_{Li}$	Média dos valores dos <i>pixels</i> que formam o segmento em determinada banda "L". Sendo: \bar{C}_L - valor médio calculado de determinado segmento; n - número de <i>pixels</i> que formam o segmento; C_{Li} - valor do <i>pixel</i> "i" em determinada banda "L".
Desvio Padrão	$\sigma_L = \sqrt{\frac{1}{n-1} \cdot \sum_{i=1}^n (C_{Li} - \bar{C}_L)^2}$	Desvio padrão dos valores dos <i>pixels</i> que formam o segmento em determinada banda "L". Sendo: σ_L - desvio padrão dos <i>pixels</i> de determinado segmento; n - número de <i>pixels</i> que formam o segmento; C_{Li} - valor do <i>pixel</i> "i" em determinada banda "L". \bar{C}_L - valor médio calculado de determinado segmento;
Brilho	$b = \frac{1}{n_L} \cdot \sum_{i=1}^{n_L} \bar{C}_i$	Soma do valor médio dos <i>pixels</i> de determinado segmento das bandas que provêm informação espectral. Sendo: b - valor médio de todas as bandas; n_L - número de bandas que provêm informação espectral; \bar{C}_i - valor médio dos <i>pixels</i> de determinado segmento da banda "i".
Razão	$r_L = \frac{\bar{C}_L}{\sum_{i=1}^{n_L} \bar{C}_i}$	A razão de uma banda "L" é o valor médio desta banda dividido pela soma dos valores médios de todas as bandas que provêm informação espectral. r_L - razão de uma determinada banda "L"; \bar{C}_L - valor médio dos <i>pixels</i> de determinado segmento da banda "L"; \bar{C}_i - valor médio da banda espectral "i".

FONTE: Adaptado BAATZ et al., 2001.

4.6.2.2 Descritores de forma

Parâmetros de forma são derivados a partir dos objetos formados no processo de segmentação. Para a derivação de parâmetros de forma adequados é imprescindível a geração de objetos em escalas adequadas que permita a extração de características que discriminem de forma eficiente os objetos pertencentes à determinada classe. O parâmetro de forma pode ser extraído do objeto em si ou de seus subobjetos.

Os parâmetros de forma que foram utilizados no trabalho são descritos na seqüência.

4.6.2.2.1 Descritores baseados nos objetos

Área

Em dados não georreferenciados a área de um único *pixel* é 1. Conseqüentemente, a área de um objeto é igual ao número de *pixels* que o forma. Se a imagem for georreferenciada, a área do objeto é igual à área real abrangida por um *pixel* vezes o número de *pixels* que compõem o objeto em questão.

Comprimento/Largura

Existem duas formas de calcular a razão entre o comprimento e a largura de um objeto (BAATZ & SCHÄPE, 2001; BAATZ et al., 2001):

1. A razão comprimento/largura é idêntica à razão dos autovalores da matriz de covariância com o maior autovalor sendo o numerador da fração.

$$\gamma = \frac{C}{L} = \frac{\text{autovalor1}}{\text{autovalor2}} \text{ com } \text{autovalor1} > \text{autovalor2} \quad (19)$$

onde,

C – comprimento

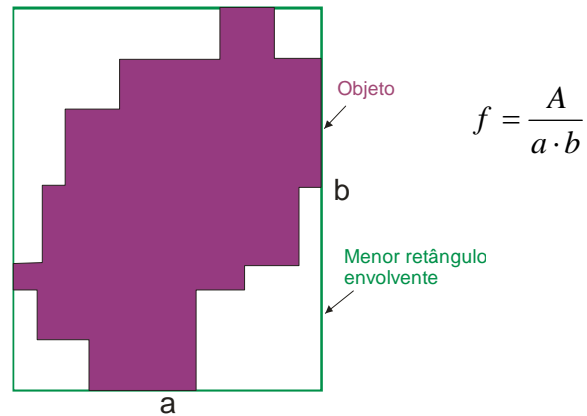
L – Largura

2. A razão comprimento/largura pode ser também aproximada pelo maior retângulo envolvente ao objeto (Figura 39):

$$\gamma = \frac{C}{L} = \frac{a^2 + ((1-f) \cdot b)^2}{A} \quad (20)$$

onde f é o grau de preenchimento dado pela razão área do objeto A e a área da do retângulo envolvente (a.b) (Figura 39).

FIGURA 39 – PARÂMETRO DE FORMA BASEADO NA GEOMETRIA



Comprimento

O comprimento de um objeto pode ser definido como (BAATZ & SCHÄPE, 2001; BAATZ et al., 2001):

$$l = \sqrt{A \cdot \gamma} \quad (21)$$

onde,

A - área do objeto

γ - definido em (19) ou (20)

Outra maneira de derivar o comprimento de forma mais eficiente para objetos curvos é através da utilização de subobjetos conforme metodologia descrita na seqüência.

Largura

A largura de um objeto pode ser definida por:

$$w = \sqrt{\frac{A}{\gamma}} \quad (22)$$

onde,

A - área do objeto

γ - definido em (19) ou (20)

Densidade

A densidade pode ser expressa pela área coberta por um objeto dividido por seu raio e podendo ser implementada da seguinte forma (BAATZ & SCHÄPE, 2001; BAATZ et al., 2001):

$$d = \frac{\sqrt{n}}{1 + \sqrt{\text{Var}(X) + \text{Var}(Y)}} \quad (23)$$

onde,

n - número de *pixels* que formam o objeto

raio expresso através da estatística de distribuição espacial dos *pixels* que compõem um objeto utilizando a matriz variância-covariância.

Assimetria

Quanto mais comprido um objeto mais assimétrico ele se torna. Uma elipse pode ser ajustada a um objeto e expressa através da razão dos comprimentos do menor e do maior eixo desta elipse (Figura 40).

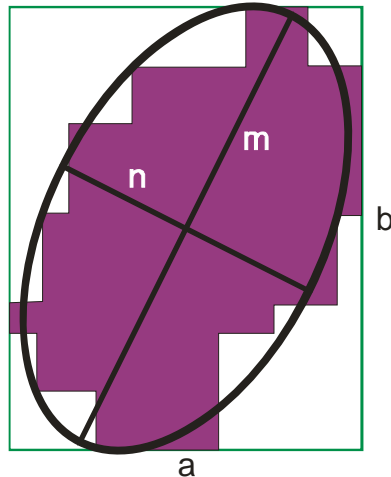
$$k = 1 - \frac{n}{m} \quad (24)$$

onde,

n - menor eixo da elipse aproximada ao objeto

m - maior eixo da elipse aproximada ao objeto

FIGURA 40 – DEFINIÇÃO DE ASSIMETRIA



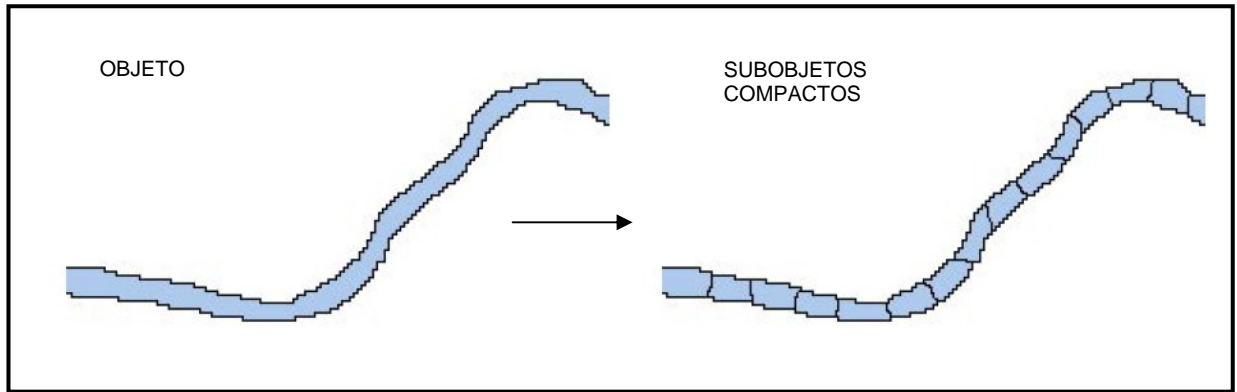
FONTE: Adaptado BAATZ et al., 2001

4.6.2.2.2 Descritores baseados nos subobjetos

Além do modo de segmentação normal baseando-se em parâmetros espectrais e de forma, um modo especial para a extração de subobjetos utilizando a segmentação multiresolução para o propósito de análise de objetos lineares pode ser realizada. Esta técnica de segmentação opera com uso exclusivo do critério para maximização da compacidade. O parâmetro de escala, neste caso variando entre 0,5 a 1, determina o comprimento máximo relativo da borda dos subobjetos aos vizinhos que não são subobjetos do mesmo objeto superior.

O resultado são subobjetos compactos que garantem um comprimento mínimo e máximo de borda com o ambiente externo (Figura 41). Operando de ponto central a ponto central desses subobjetos significa que é possível analisar facilmente o comprimento de uma linha curva, sua espessura média, curvatura, etc. Esta técnica é superior à aproximação baseada no menor retângulo envolvente quando se que extrair atributos de objetos compridos e curvos (ruas, rios...). Alguns dos parâmetros derivados a partir destes objetos compactos são descritos na seqüência.

FIGURA 41 – ESTRUTURA LINEAR SUBSEGMENTADA EM OBJETOS COMPACTOS



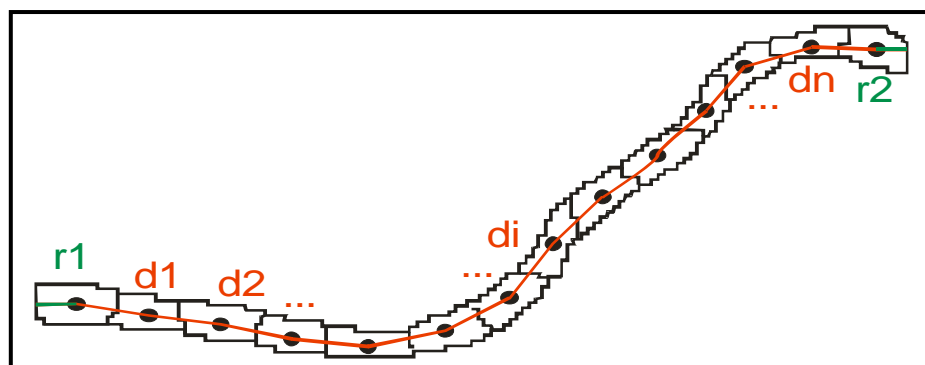
FONTE: DEFINIENS IMAGING, 2003.

Comprimento

O centro do objeto em análise é conhecido. Entre todos os subobjetos, os dois objetos mais afastados do centro são detectados. De um ponto extremo do objeto ao outro, as distâncias entre os centros dos subobjetos adjacentes são unidos como mostra a Figura 42. O raio dos objetos das extremidades também é considerado para completar a aproximação.

$$C_{so} = r_1 + r_2 + \sum_{i=1}^n d_i \quad \gamma_{so} = \frac{C_{so}}{L_{so}} = \frac{C^2_{so}}{A} \quad (25)$$

FIGURA 42 – DETERMINAÇÃO DO COMPRIMENTO DE OBJETOS LINEARES ATRAVÉS DA SUBSEGMENTAÇÃO EM OBJETOS COMPACTOS



FONTE: DEFINIENS IMAGING, 2003.

4.6.2.3 Descritores baseados na textura

Em uma análise orientada a objeto, todos os atributos que se referem à textura são baseados na análise de subobjetos. Isto significa que deve existir um nível de subobjetos de forma a ser possível a utilização deste atributo. O nível dos subobjetos a ser utilizado pode ser definido pela distância do nível. Os atributos de textura podem ser divididos em dois grupos: textura relacionada à informação espectral dos subobjetos e textura relacionada à forma dos subobjetos.

4.6.2.3.1 *Textura relacionada com a informação espectral ou altimetria*

- *Desvio padrão dos valores médios (informação espectral, altimetria...) dos subobjetos*

A primeira vista este atributo pode parecer muito similar a um simples desvio padrão de valores de *pixels* (valores dos *layers*), entretanto pode ser mais eficiente (para uma segmentação razoável) uma vez que o desvio padrão é calculado sobre áreas homogêneas e significativas. Quanto menor o tamanho dos subobjetos, mais o atributo se aproxima do desvio padrão calculado a partir de *pixels* isolados.

4.6.2.3.2 *Textura relacionada com a forma dos subobjetos*

- *Média das áreas dos subobjetos*
- *Desvio padrão das áreas dos subobjetos*
- *Valor médio das densidades dos subobjetos*
- *Desvio padrão das densidades dos subobjetos*
- *Assimetria média dos subobjetos*
- *Desvio padrão das assimetrias dos subobjetos*

4.6.2.4 Descritores baseados em relacionamentos de vizinhança

Os descritores baseados em relacionamentos de vizinhança empregados neste trabalho estão definidos na Tabela 6.

TABELA 6 - DESCRITORES BASEADOS EM RELACIONAMENTOS DE VIZINHANÇA (CONTEXTO)

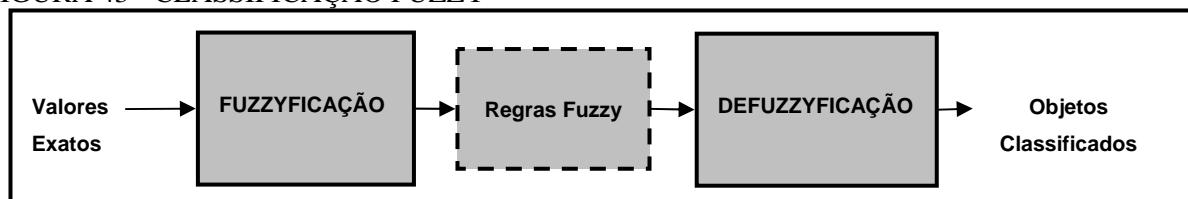
DESCRITOR	TIPO DE RELACIONAMENTO	DEFINIÇÃO
Área Relativa	Relacionamento com objetos vizinhos.	Consta da área abrangida por objetos da imagem atribuídos a determinada classe dentro de um certo perímetro (em pixels), em torno do objeto em análise, dividida pela área total dos objetos dentro deste perímetro.
Existência de	Relacionamento com superobjetos ou subobjetos.	Verifica se o superobjeto ou subobjeto está atribuído a uma determinada classe.

FONTE: Adaptado BAATZ et al., 2001.

4.6.3 Classificação Fuzzy

As classes são descritas através de funções de pertinência, que determinam um grau de pertinência entre 0 e 1 para cada objeto. O processo de atribuição de um grau de pertinência a uma classe para determinado objeto é denominado “fuzzyficação”. As regras Fuzzy são formadas a partir de uma ou da combinação de várias funções de pertinência. Um objeto é categorizado a determinada classe se apresentar maior grau de pertinência para esta classe, processo denominado de “defuzzyficação”. Um esquema ilustrando o uso da lógica Fuzzy no processo classificatório é ilustrado na Figura 43.

FIGURA 43 - CLASSIFICAÇÃO FUZZY

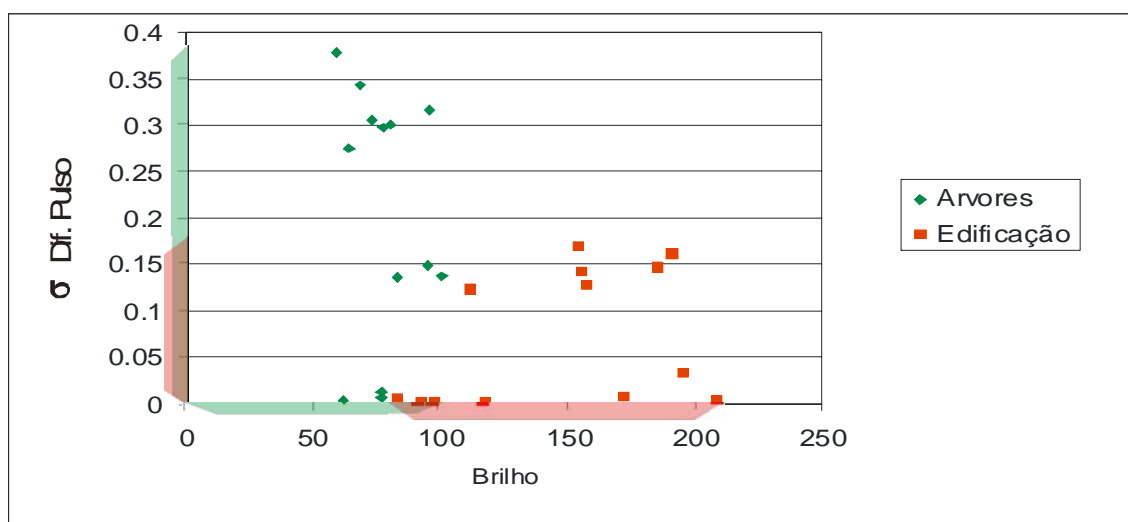


A classificação Fuzzy é uma técnica que basicamente traduz valores de atributos de escalas arbitrárias em valores Fuzzy entre zero e um, indicando o grau de pertinência a uma classe específica. Através da tradução dos atributos em valores Fuzzy estes são normalizados o que permite a combinação de uma gama enorme de

diferentes atributos de dimensões e escalas completamente diferentes. A elaboração de descritores transparentes e adaptáveis, especialmente quando comparado com redes neurais torna-se possível.

Uma regra fuzzy pode consistir de uma única condição ou de uma combinação de várias condições que devem ser satisfeitas para um objeto ser atribuído a uma determinada classe. As condições podem ser definidas através de uma ou várias funções de pertinência unidimensionais combinadas através de operadores lógicos, ou através de função multidimensional obtida através p.ex. da realização Fuzzy da abordagem do vizinho mais próximo. Através da combinação de funções de pertinência unidimensionais pode-se cobrir um espaço de atributos multidimensional. Entretanto, a forma da função de pertinência multidimensional é restrita. Esta restrição pode levar a uma descrição de classe insuficiente e tornar a classificação impossível. A Figura 44 ilustra o comportamento dos atributos brilho e desvio padrão da diferença de pulsos a partir de amostras selecionadas das classes árvores e construções, obtido de uma área de estudo rural, onde se pôde observar elevada sobreposição no caso da utilização da combinação de funções unidimensionais.

FIGURA 44 – COMPORTAMENTO DOS ATRIBUTOS DESVIO PADRÃO DA DIFERENÇA DE PULSOS E BRILHO PARA AS CLASSES ÁRVORES E CONSTRUÇÕES



4.6.3.1 Funções de pertinência unidimensionais

A forma mais simples de descrição de uma classe é através de uma única regra Fuzzy baseando-se em um único atributo. Por exemplo, a classe solo exposto definida

através de uma alta razão da banda do vermelho. Primeiramente uma função de pertinência para o atributo “alta razão da banda do vermelho (ARBV)” deve ser definida. Deve-se então formular a regra Fuzzy representando o conhecimento acerca da relação entre a razão da banda do vermelho e a atribuição da classe:

Se razão da banda do vermelho (*objeto*) \in ARBV, então classificação (*objeto*) = solo exposto.

Entretanto as regras necessárias para descrever uma classe de uso do solo são mais complexas do que acima descrito. As classes geralmente consistem de combinações de condições conectadas através de operadores lógicos como “e”, “ou” e “não” conforme já descrito no item 3.6.3.4. A classe estrada de terra poderia, por exemplo, ser descrita como todos os objetos de solo exposto que possuem alta razão comprimento/largura. O conjunto Fuzzy “alta razão comprimento/largura” AC/L é definido por uma função de pertinência para o atributo “razão comprimento/largura”, podendo ser expresso da seguinte forma:

Se (razão da banda do vermelho (*objeto*) \in ARBV) E (razão comprimento/largura (*objeto*) \in AC/L), então classificação (*objeto*) = estrada de terra.

4.6.3.2 Realização Fuzzy da abordagem do vizinho mais próximo

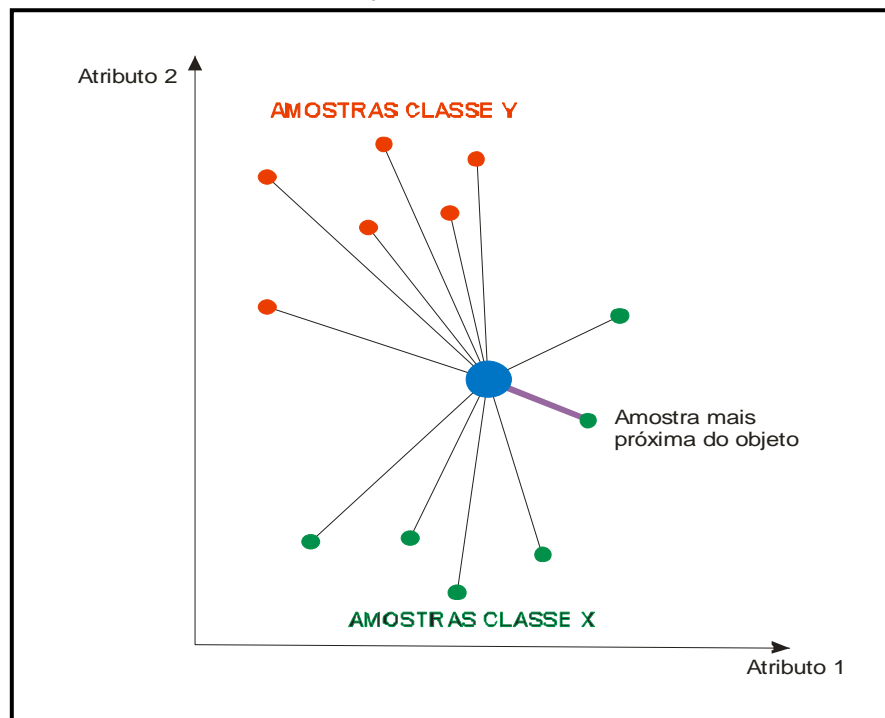
A utilização da combinação de funções de pertinência unidimensionais em um espaço de atributos de grande dimensão pode tornar a descrição da classe insuficiente e por conseqüência a classificação impossível. Neste caso torna-se mais adequada a utilização da abordagem do vizinho mais próximo. Esta abordagem permite a geração automática de funções de pertinência multidimensionais. Em comparação com treinamentos baseados em *pixels*, a abordagem orientada a objeto do vizinho mais próximo requer quantidade menor de amostras, uma vez que um objeto amostral já abrange várias amostras de *pixels* típicos da classe e suas variações.

O método do vizinho mais próximo atribui a um objeto não classificado a classificação do objeto mais próximo de um conjunto de objetos já previamente classificados (COVER et al., 1967).

Os objetos da imagem são classificados baseados em um determinado espaço de atributos e em amostras selecionadas para a classe em questão. O algoritmo procura

pela amostra de objeto mais próxima no espaço de atributos para cada objeto da imagem. Se por exemplo a amostra mais próxima de um objeto pertencer a uma determinada Classe X, o objeto será atribuído a Classe X (Figura 45).

FIGURA 45 – PRINCÍPIO DA CLASSIFICAÇÃO DO VIZINHO MAIS PRÓXIMO



FONTE: Adaptado DEFINIENS IMAGING, 2003.

Entretanto, em uma classificação Fuzzy, todas as atribuições a classes são determinadas pela atribuição de valores entre 0 e 1. Quanto mais próximo estiver um objeto da imagem de uma amostra de uma classe para um determinado espaço amostral maior o grau de pertinência do objeto para esta classe. A distância pode ser definida da seguinte forma (DEFINIENS IMAGING, 2003):

$$d = \sqrt{\sum_f \left(\frac{v_f^{(a)} - v_f^{(o)}}{\sigma_f} \right)^2} \quad (26)$$

onde,

d - Distância entre a amostra a e o objeto da imagem o

$v_f^{(a)}$ - Valor do atributo f da amostra a

$v_f^{(o)}$ - Valor do atributo f do objeto o

σ_f - Desvio padrão dos valores do atributo f da amostra a

A distância no espaço de atributos entre a amostra e o objeto da imagem a ser classificado é normalizado pelo desvio padrão de todos os valores de atributos. Portanto, atributos de variadas escalas podem ser combinados no espaço de atributos para a classificação. Devido à normalização, um valor de distância de $d=1$ significa que a distância é igual ao desvio padrão de todos os atributos que definem o espaço de atributos.

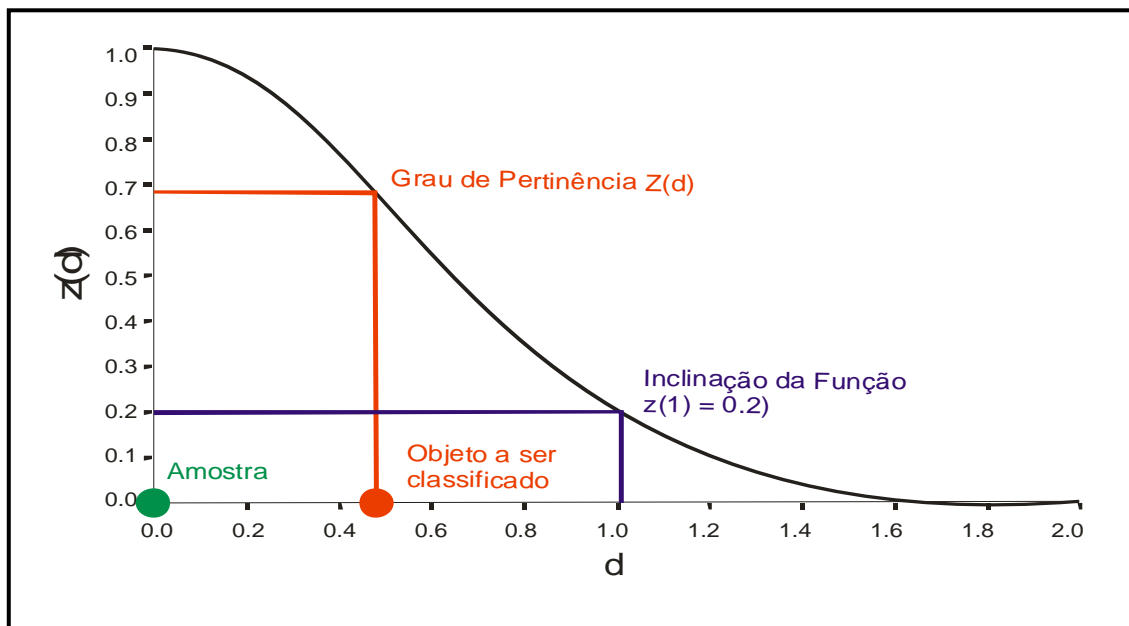
Baseado na distância d uma função de pertinência multidimensional exponencial $z(d)$ (Figura 46) pode ser definida por:

$$z(d) = e^{-kd^2} \quad (27)$$

O parâmetro k determina o decrescimento de $z(d)$. Este parâmetro pode ser definido através da variável inclinação da função:

$$k = \ln\left(\frac{1}{\text{inclinação da função}}\right) \quad (28)$$

FIGURA 46 – FUNÇÃO DE PERTINÊNCIA MULTIDIMENSIONAL GERADA POR MEIO DO MÉTODO DO VIZINHO MAIS PRÓXIMO



FONTE: Adaptado DEFINIENS IMAGING, 2003.

A inclinação da função é igual a $z(d)$ para $d = 1$. Portanto, a função de inclinação é o grau de pertinência de um objeto a uma classe, se a amostra mais próxima dessa classe possuir uma distância ao objeto que se iguala ao desvio padrão dos valores dos atributos da amostra mais próxima. Quanto menor o parâmetro de inclinação da função mais restritiva a função de pertinência. Os objetos devem ser próximos às amostras no espaço de atributos para serem classificados. Se o grau de pertinência for menor que o valor mínimo definido, o objeto não é classificado.

4.6.4 Classificação com Relacionamentos de Vizinhança (Contexto)

Em estruturas hierárquicas, como a usada na abordagem FNEA, as classes definidas para uma determinada hierarquia (ou nível de segmentação) são associadas aos objetos definidos neste nível da imagem. A classificação pode ocorrer em vários níveis hierárquicos, formando uma hierarquia de classes. Depois do processo de classificação, cada objeto é atribuído (ou não) a uma determinada classe e, portanto conectado com a hierarquia de classes. Com a atribuição de uma classe a um objeto, as relações com as outras classes formuladas na descrição são transferidas ao objeto. O resultado da classificação é uma rede de objetos classificados com atributos concretos, relações entre cada um deles e às classes na hierarquia de classes.

Para classificação sem consideração da informação de contexto esse processo é determinístico e relativamente simples. Cada classe possível é aplicada a cada objeto e o grau de pertinência do objeto à classe específica é computado a partir da descrição da classe. A classe com o maior grau de pertinência será atribuída como a classificação atual do objeto, desde que o grau de pertinência seja superior a um valor mínimo predefinido.

O uso de contexto é mais complexo. Quando um objeto muda sua classificação devido à classificação de objetos interligados, o problema que surge é que o objeto em si pode ser uma feição de contexto para a avaliação de outros objetos. Portanto, classificação deve ser um processo iterativo em ciclos nos quais cada objeto é classificado levando em consideração as mudanças na classificação dos objetos conectados. O número de ciclos deve ser especificado para este propósito.

Com a classificação de contexto uma nova complexidade surge: a instabilidade devido a possibilidade de dependências circulares entre as diferentes classes. A classificação torna-se um problema de otimização em que a convergência para uma melhor classificação global deve ser garantida. Este problema de classificação instável pode ser basicamente evitado através da descrição de classes com sensibilidade. Dependências mútuas ou circulares entre as classes devem ser evitadas sempre que possível. A classe A não deve ser descrita por meio de uma classe de feição relacionada que se refere à classe B se a classe B depende da classe A devido a sua descrição de classe. Se isto puder ser assegurado a classificação pode necessitar de mais de um ciclo de classificação, entretanto não será um problema de otimização.

4.7 ANÁLISE DA ACURÁCIA DA CLASSIFICAÇÃO

A avaliação da qualidade do resultado de uma classificação é de extrema importância em sensoriamento remoto, uma vez que proporciona evidências de quão bem o classificador usado é capaz de extrair os objetos de interesse da imagem. Além da avaliação da qualidade da classificação faz-se necessário também a obtenção de informação acerca de sua estabilidade. Para tanto, além dos métodos clássicos para avaliação da acurácia, métodos especiais baseados em conceitos Fuzzy também devem ser usados.

A matriz de confusão ou de erros, na qual a maior parte dos métodos para a avaliação de acurácia é baseada, contém toda informação acerca da relação entre a classificação e a classificação de referência. Números característicos bastante úteis que simplificam a avaliação da classificação podem ser extraídos (CONGALTON, 1991). Valores derivados da matriz de confusão permitem expressar de forma clara a acurácia da classificação sob o ponto de vista do produtor e do usuário. Um exemplo é o coeficiente kappa proposto por COHEN (1960) *apud* CENTENO (2001) que reflete a acurácia da classificação.

Quando da utilização de métodos de classificação Fuzzy, os objetos podem pertencer a diversas classes com diferentes graus de pertinência, como é o caso quando existem sobreposições nas descrições das classes. Portanto, para avaliar a confiabilidade ou estabilidade das classes é necessário investigar os diferentes graus de pertinência dos objetos classificados. Objetos cujos valores dos atributos encontram-se

dentro de áreas de sobreposição são considerados objetos ambíguos, uma vez que satisfazem o critério de mais de uma classe. Embora os conceitos Fuzzy possibilitem a descrição dessas ambigüidades, o principal objetivo da classificação deve ser a definição de classes menos ambíguas possíveis. A obtenção de objetos ambíguos não significa que os objetos tenham sido classificados erroneamente, mas que não existe nenhuma classe para a qual esses objetos pertencem explicitamente. Para quantificar a qualidade de uma classe no que diz respeito às estatísticas dos graus de pertinência de seus objetos, pode-se dizer que quanto mais objetos com grau de pertinência igual a 1 para apenas essa classe, melhor é a classe. Além disso, as estatísticas e alguns parâmetros como mínimo, máximo, desvio-padrão e média dos diversos graus de pertinência podem inferir mais evidência. Um alto grau de pertinência de um objeto para determinada classe à qual o objeto foi atribuído não significa necessariamente uma classificação estável. Este mesmo objeto pode apresentar alto grau de pertinência a outra classe. Portanto a análise da diferença entre os maiores graus de pertinência deve ser realizada, sendo que quanto maior for esta diferença mais estável será a classificação.

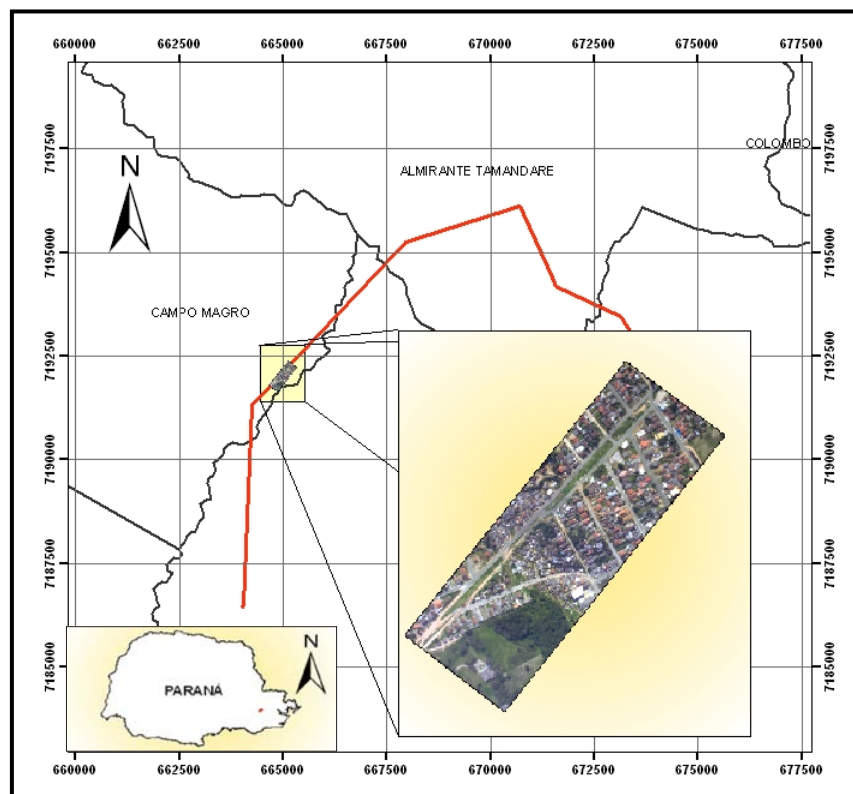
5 DESENVOLVENDO METODOLOGIAS - EXPERIMENTOS

A proposição de uma metodologia para a classificação do uso do solo de corredores de linhas de transmissão consta de um problema complexo haja vista que uma linha de transmissão percorre grandes extensões onde uma grande diversidade de alvos pode ocorrer. Estes alvos podem aparecer de maneira diferente dependendo das condições do voo, condições de iluminação, estação do ano, dentre outros fatores. Neste estudo foram utilizados trechos de linhas que atravessam tanto regiões urbanas como rurais de forma a possibilitar o estudo em diferentes ambientes. Formulou-se uma base de conhecimento para áreas urbanas e outra para áreas rurais. A metodologia desenvolvida e os testes realizados nos diferentes ambientes são descritos na seqüência.

5.1 REGIÃO URBANA

Para a formulação da base de conhecimento em ambiente urbano utilizou-se dados da linha Campo Comprido - Pilarzinho, de 230 quilovolts (kV), de propriedade da Copel, em um trecho onde a linha cruza o município de Campo Magro (Figura 47).

FIGURA 47 – ÁREA DE ESTUDO URBANA



5.1.1 Segmentação Multiresolução

A primeira área teste, que abrange uma região urbana, foi segmentada em dois níveis de objetos. O primeiro nível de objetos gerados, de maior resolução, foi empregado para a classificação das linhas de distribuição da imagem. Outro nível de menor resolução foi gerado para a formação dos objetos que serviram de base para a formação do conhecimento para a classificação dos demais objetos. A Tabela 7 mostra os parâmetros empregados na segmentação.

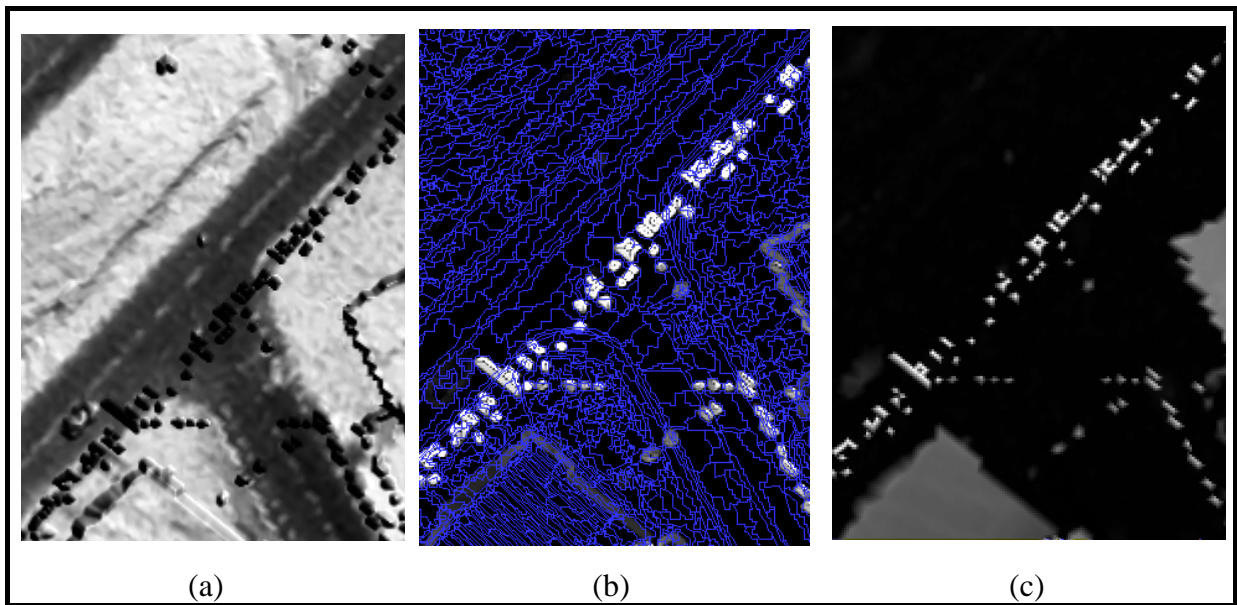
TABELA 7 - INFORMAÇÕES E PARÂMETROS EMPREGADOS NA SEGMENTAÇÃO

Nível	Fator Escala	Bandas	Peso	Fator Forma	Fator Espectral
1	15	Intensidade	1	0.3	0.7
		Bandas Espectrais	1		
2	50	Bandas Espectrais	1	0.3	0.7
		Altura	0.8		

Para a definição dos parâmetros de escala foram realizados diversos experimentos. Buscou-se determinar o maior parâmetro de escala possível sem que houvesse perda da definição dos objetos a serem classificados.

Na segmentação visando à classificação das linhas de distribuição, realizada considerando uma escala maior (alta resolução), empregou-se a imagem de intensidade e as bandas espectrais. Apesar de as linhas de distribuição não apresentarem contraste nas bandas espectrais estas foram empregadas de forma a contribuir na formação de objetos com bordas que não prejudicassem a posterior segmentação dos superobjetos onde a classificação das demais feições seria realizada. O resultado da segmentação sobreposto à imagem da altura (derivada do primeiro e do último pulso) pode ser visualizado na Figura 48.

FIGURA 48 - (a) IMAGEM INTENSIDADE (b) SEGMENTOS EXTRAÍDOS (c) ALTURA DERIVADA DO PRIMEIRO E DO ÚLTIMO PULSO



Para a formação do segundo nível (de menor resolução) foi empregada a informação espectral proveniente da imagem da câmara digital e a imagem de altura dos objetos derivada do último pulso (obtida a partir da subtração da informação do último pulso e do modelo de terreno gerado a partir dos pontos classificados como terreno), uma vez que os dados do último pulso não contêm pontos provenientes das linhas de distribuição. A Figura 49 ilustra as imagens de altura obtidas a partir do último pulso e a obtida quando se considera também a informação do primeiro pulso. Nota-se que na quase totalidade das árvores houveram retornos do último pulso da copa das árvores, alguns coincidentes com o primeiro pulso outros de galhos ou folhas inferiores. Desta forma no domínio dos segmentos gerados nas regiões de árvores grande parte dos objetos possuiu altura na imagem do último pulso. Isto acontece devido à configuração do vôo e da divergência do feixe empregada. O vôo realizado a 650 metros com uma divergência do feixe de 0.2 mrad resultou em um diâmetro pequeno de 13 cm no solo conforme ilustra a Figura 50. Peso maior na segmentação foi dado à informação espectral uma vez que uma gama maior de feições pode ser discriminada. O resultado da segmentação é mostrado na Figura 51.

FIGURA 49 - ALTURA DOS OBJETOS OBTIDA A PARTIR DA INFORMAÇÃO DO ÚLTIMO PULSO (ESQUERDA) E PARTIR DO PRIMEIRO PULSO (DIREITA)

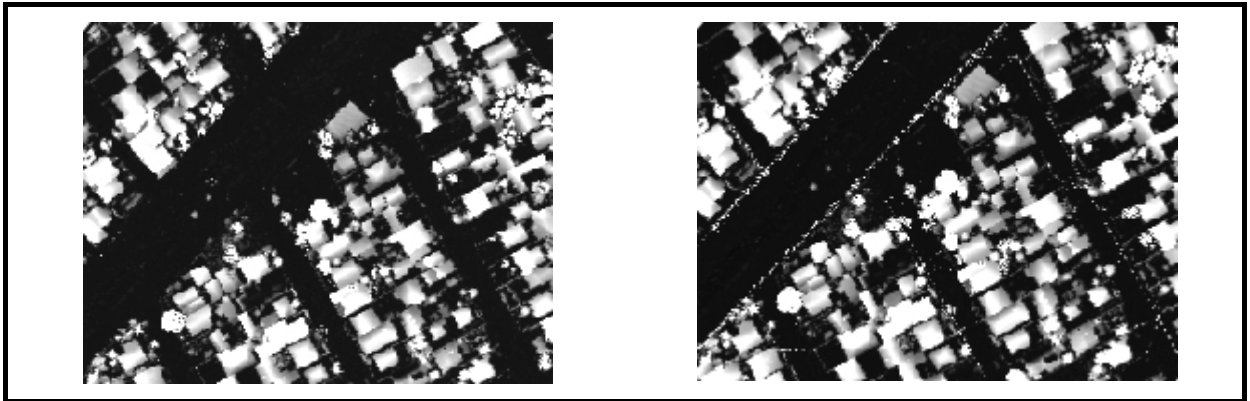


FIGURA 50 - DIÂMETRO DO FEIXE LASER

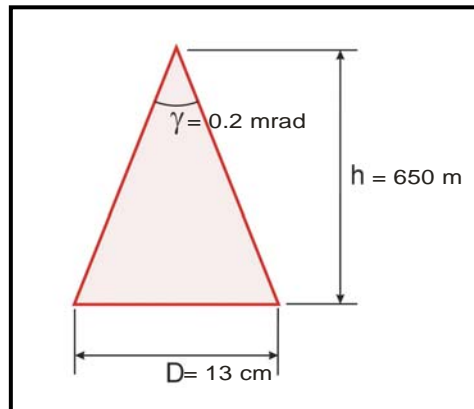
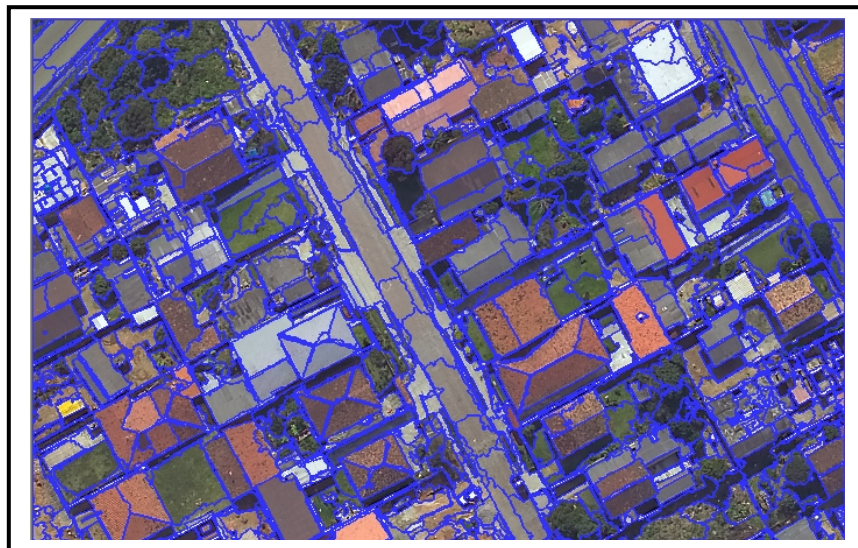


FIGURA 51 - RESULTADO DA SEGMENTAÇÃO DO NÍVEL 2



Os objetos gerados na imagem segmentada encontram-se interrelacionados, de modo que cada objeto da imagem possui uma vizinhança, tornando possível a definição de dependências entre os objetos. A estrutura hierárquica é dotada de

relações topológicas definidas, isto é, o limite de um superobjeto é coincidente com os limites dos objetos secundários. Cada nível é construído baseado em seus objetos secundários diretos, isto é, os objetos secundários são fundidos em objetos maiores da imagem em um nível subsequente, sendo que a fusão é limitada pelos limites do superobjeto.

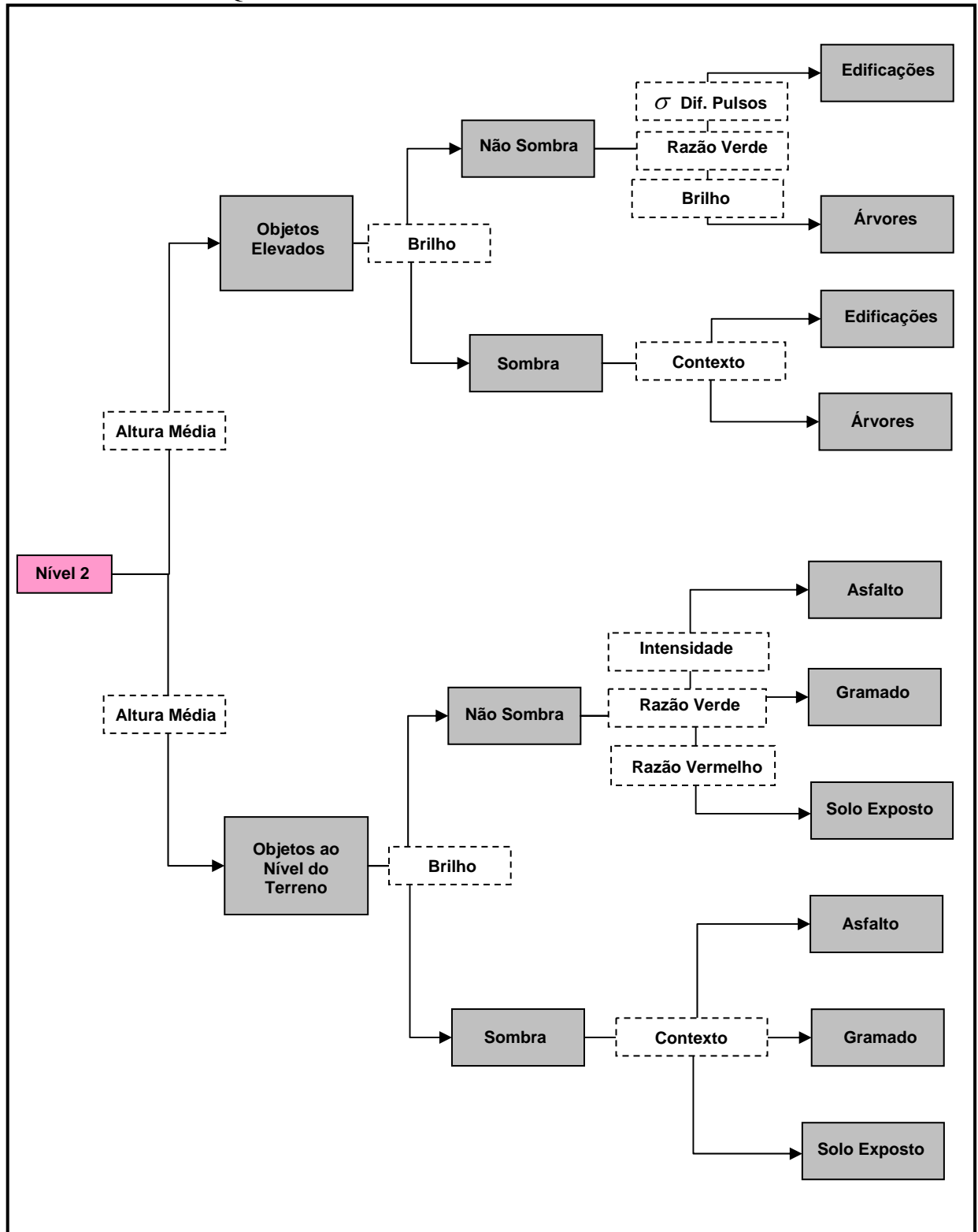
5.1.2 Hierarquia de Classes

Uma vez gerados os objetos, foram definidas as classes a serem discriminadas em cada nível de objetos. As classes foram arranjadas em uma estrutura hierárquica. Para o segundo nível (de menor resolução) de objetos, gerado objetivando-se discriminação da maior parte das feições, foi realizada primeiramente a distinção entre os objetos que se encontram ao nível do terreno e os objetos com elevação acima do terreno como edificações e árvores. Para tanto foi definida a função de pertinência Fuzzy considerando os dados de altura média dos objetos, onde se utilizou a altura média dos objetos derivada do último pulso. Desta maneira as linhas de distribuição não são incluídas uma vez que não apresentam altura na informação do último pulso, sendo necessário, portanto, na fase subsequente apenas a discriminação entre árvores e edificações.

A Figura 52 ilustra a hierarquia de classes definida bem como os descritores empregados para separar as diferentes classes no nível de segmentação de menor resolução aqui referido como nível 2. Os descritores empregados foram baseados nas informações das bandas e em relacionamentos de vizinhança (contexto). Tais descritores encontram-se definidos no item 4.6.2.

Com o intuito de diminuir o grau de complexidade da classificação, procurou-se adotar o menor número possível de descritores, uma vez que a escolha dos operadores mais adequados bem como determinação dos limites dos conjuntos Fuzzy nem sempre é uma tarefa fácil. A seleção dos descritores foi realizada a partir da seleção de diversas amostras para as diferentes classes e da análise da eficiência de separabilidade entre as classes de interesse proporcionada por cada um dos descritores.

FIGURA 52 - HIERARQUIA DE CLASSES DO NÍVEL 2



Os objetos em regiões de sombra foram discriminados através do atributo brilho. As classes árvores e edificações apresentaram boa separabilidade através dos atributos desvio padrão da diferença dos pulsos e brilho como se pode verificar na Figura 53. A diferença de pulsos permite a diferenciação de tais classes uma vez que, em superfícies planas, como o telhado de uma casa, o primeiro e o último pulso são provenientes de um mesmo objeto e, portanto coincidem. Já em relação aos pulsos provenientes da copa das árvores o primeiro é proveniente da copa e o último do solo ou galhos inferiores da árvore. Poderão coincidir algumas vezes, entretanto no domínio da copa da árvore e conseqüentemente dos objetos formados no processo de segmentação haverá diferença entre o primeiro e o último pulso. O atributo razão da banda do verde também foi utilizado por propiciar melhor separabilidade entre as classes.

Os objetos elevados (árvores e edificações) localizados em região de sombra foram discriminados através da informação de contexto. Para tanto foi utilizado descritor baseado na diferença de área relativa com árvores e edificações.

Para a classificação dos objetos ao nível do terreno como gramado, asfalto e solo exposto foram empregados respectivamente os descritores razão do verde, intensidade média e razão do vermelho. A Tabela 8 ilustra os descritores empregados.

FIGURA 53 - DESCRITORES DESVIO PADRÃO DA DIFERENÇA DE PULSOS (ESQ.) E BRILHO (DIR.)

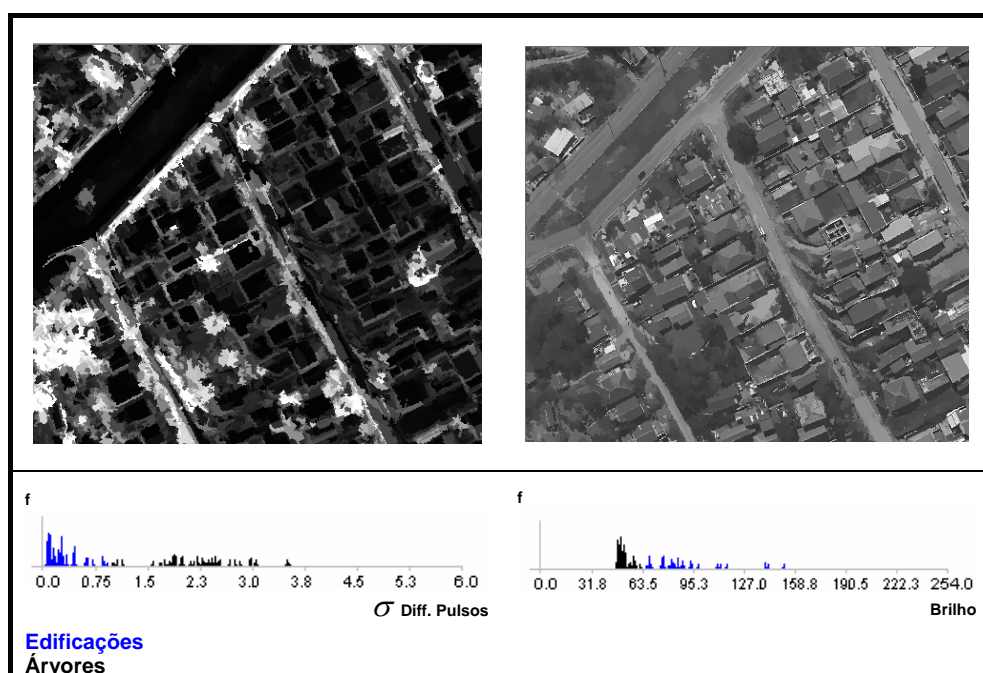






TABELA 8 - DESCRITORES EMPREGADOS PARA A DISCRIMINAÇÃO DOS OBJETOS AO NÍVEL DO TERRENO

Imagem RGB	DESCRITOR	
		Razão do Verde
		Intensidade Média
		Razão do Vermelho

Uma hierarquia de classes foi construída para o nível 1 bem como descritores selecionados objetivando a classificação das linhas de distribuição (Figura 54). Primeiramente foram separados os objetos elevados a partir da informação de altura, neste caso a partir da subtração do modelo digital de elevação e o de terreno. O modelo digital de elevação foi gerado a partir das informações do primeiro e do último pulso, ou seja, contém pontos provenientes das linhas de distribuição. Os objetos elevados como árvores e edificações classificados no nível 2 serviram de informação para a classificação do nível 1 a partir de relação com superobjetos onde houve a existência de árvores e edificações. Conforme se pode notar no resultado parcial da

classificação (Figura 55), o restante dos objetos altos contempla não somente linhas de distribuição como regiões de árvores. Isto ocorreu, conforme é ilustrado na Figura 55, em árvores desfolhadas ou em tipos de árvores com bastante espaço entre os galhos, onde todos os retornos do último pulso no domínio do segmento foram provenientes do solo de forma que tal segmento não participou da classificação do nível 2 de árvores e edificações. Procedeu-se com a fusão dos objetos classificados como árvores com os demais objetos restantes que incluem árvores inteiras ou parte delas e as linhas de distribuição. Os objetos das demais classes também foram fundidos (edificações e objetos ao nível do terreno). A hierarquia de classes construída para este novo nível 2 de superobjetos (o nível 2 anterior é eliminado) é mostrada na Figura 56. Os objetos foram classificados como árvores, se dentro do domínio do superobjeto existisse subobjeto classificado como árvore. Desta forma as árvores que não haviam sido inteiramente classificadas ou árvores pertencentes a um grupo puderam ser corretamente classificadas conforme ilustra a Figura 57. No domínio dos superobjetos formados dentro do qual nenhum subobjeto foi classificado como árvore foi utilizado o descritor de forma exposto através do atributo área para diferenciar as árvores das linhas de distribuição.

FIGURA 54 - HIERARQUIA DE CLASSES DO NÍVEL 1

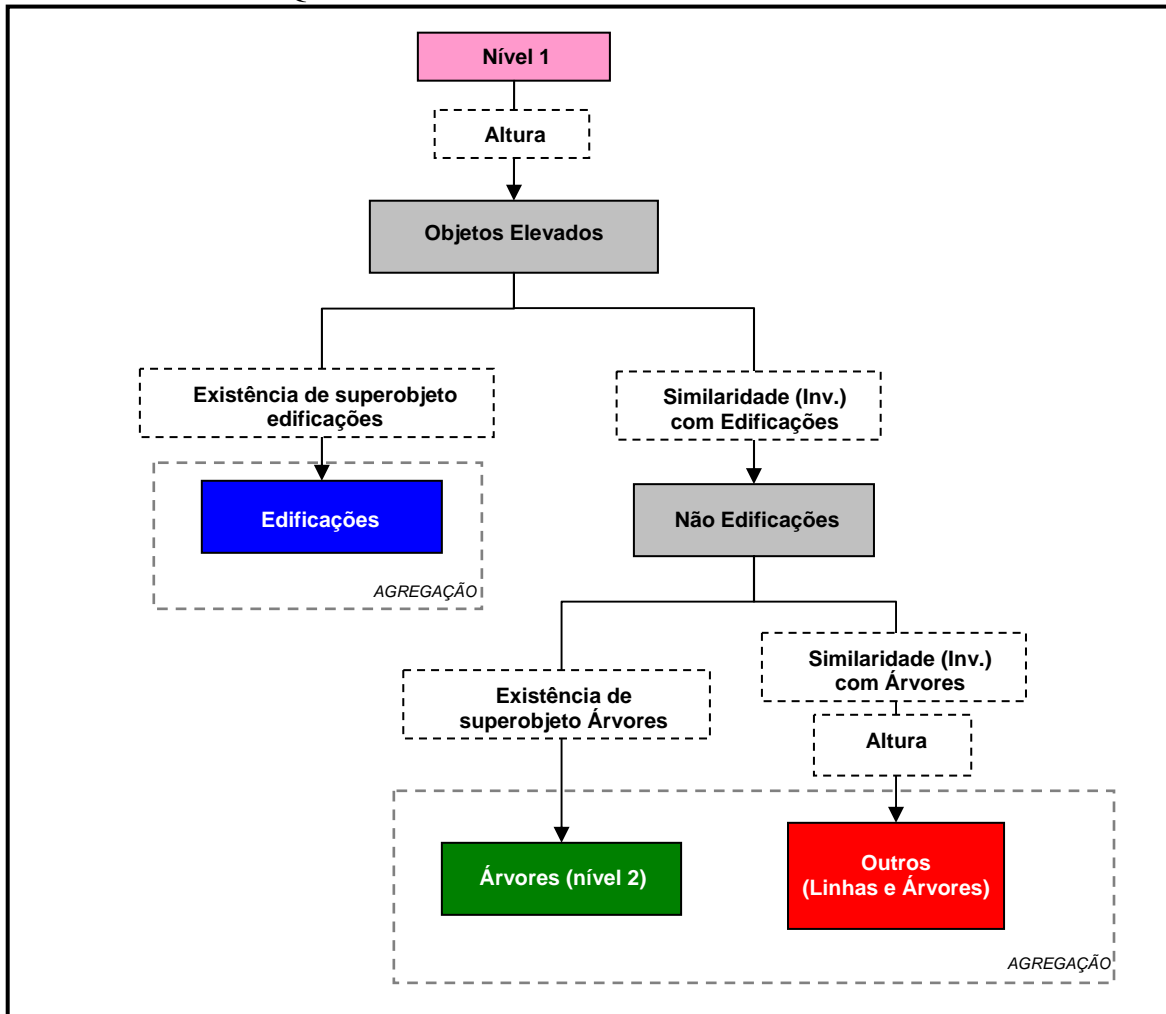


FIGURA 55 - RESULTADO PARCIAL DA CLASSIFICAÇÃO DO NÍVEL 1

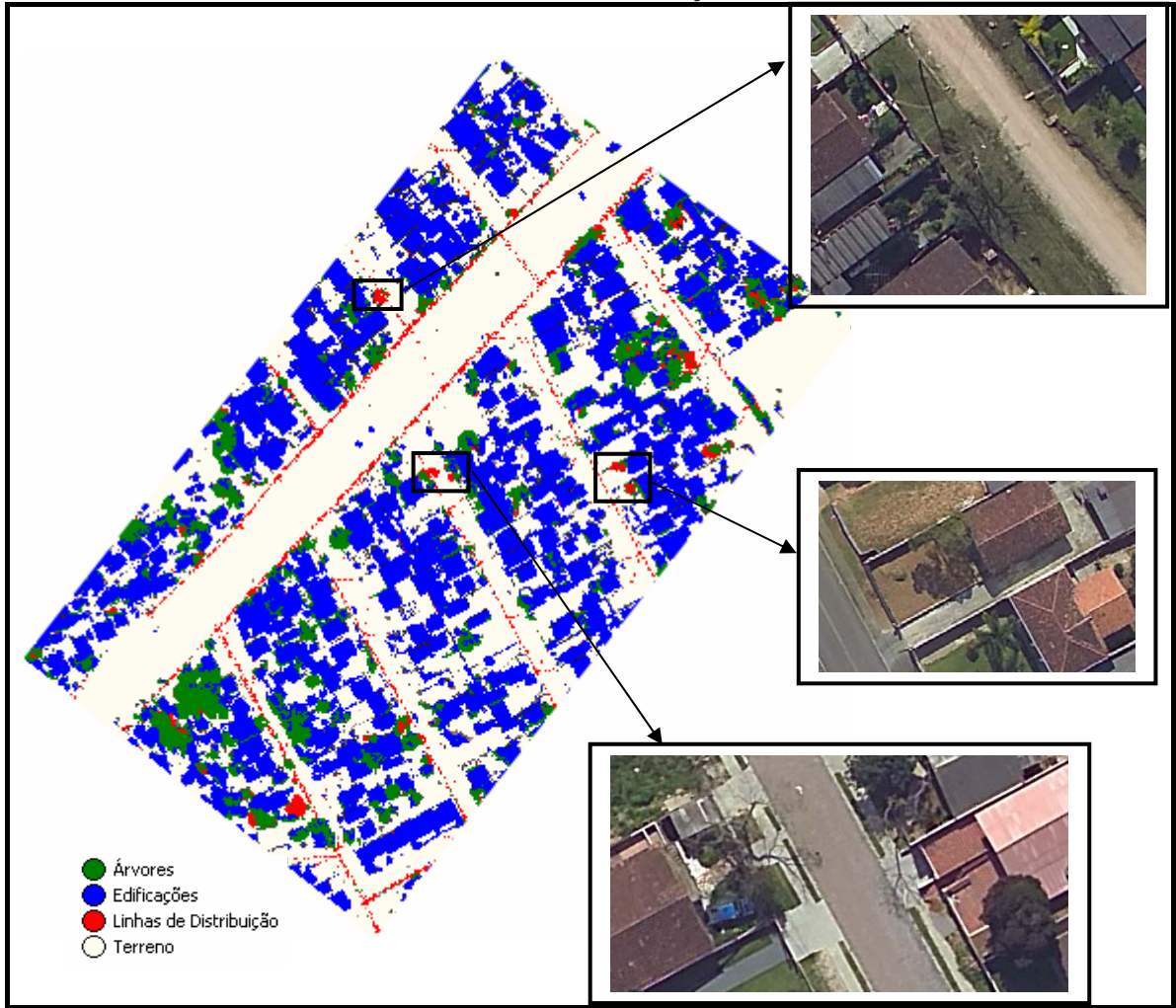


FIGURA 56 - HIERARQUIA DE CLASSES DO NÍVEL 2 (FUSÃO)

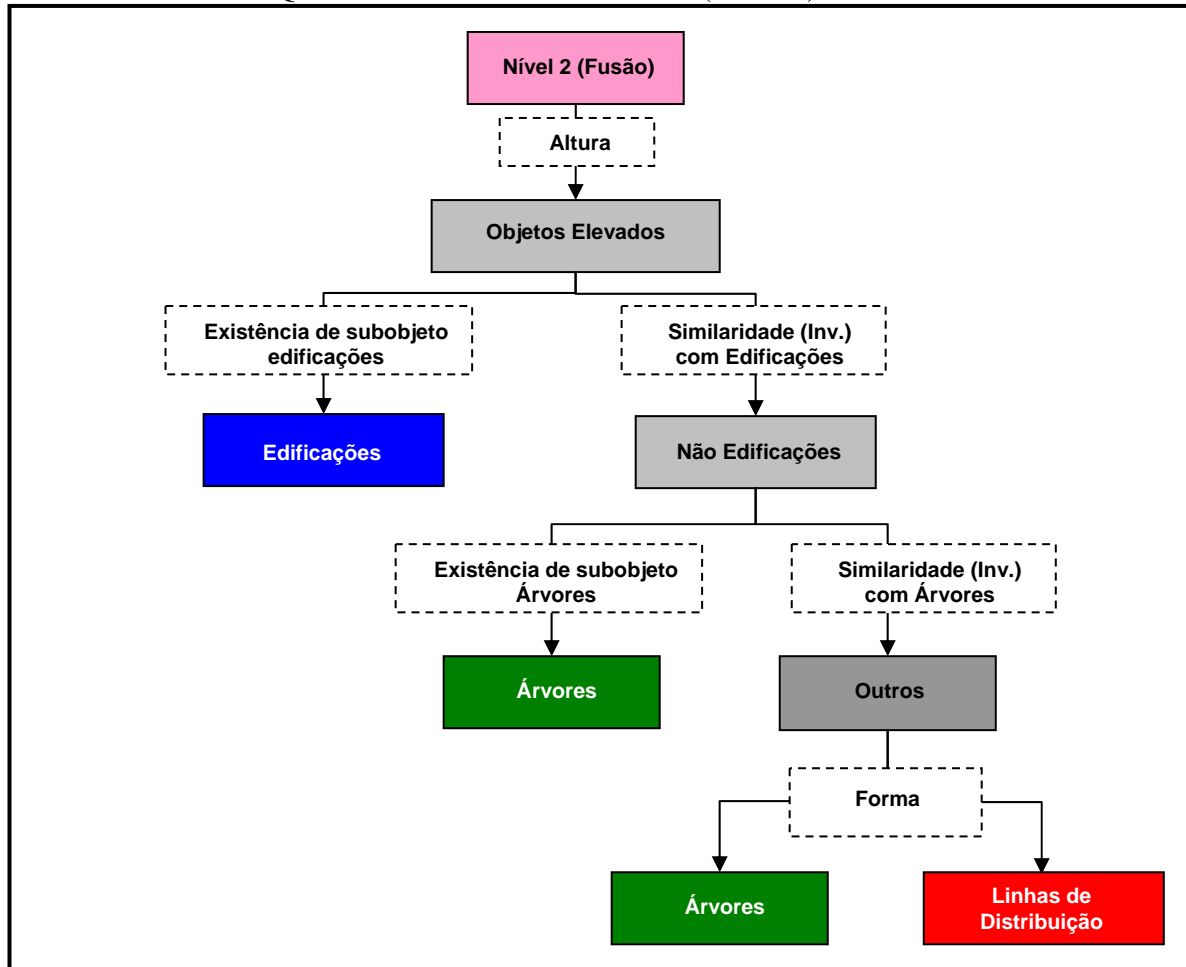
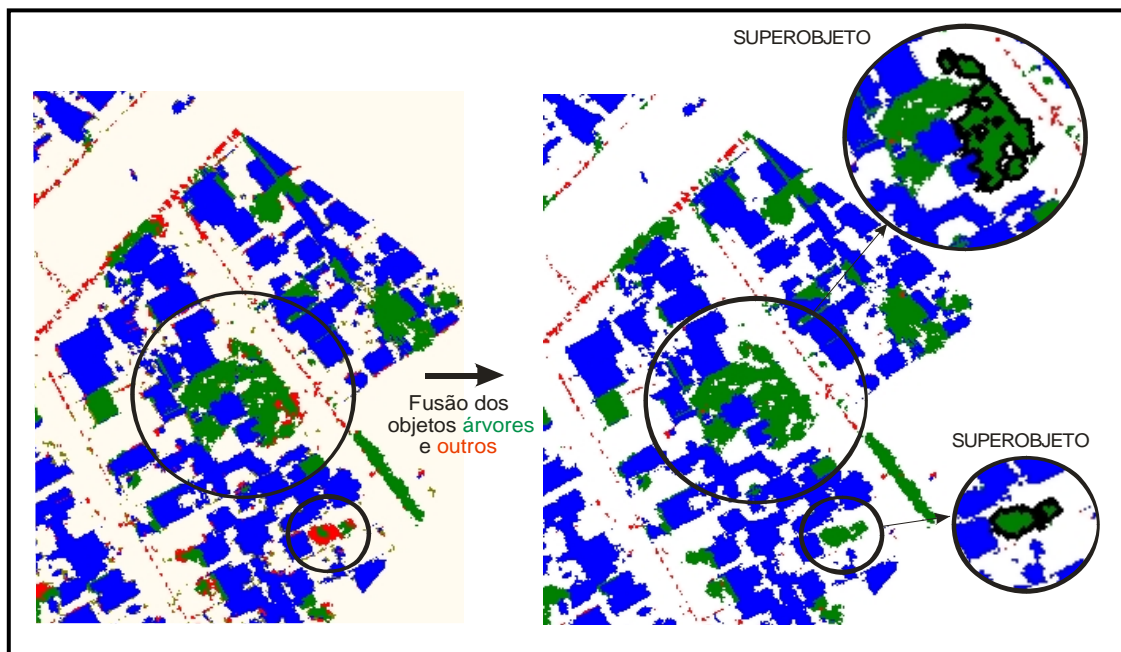


FIGURA 57 – FUSÃO DOS OBJETOS DO NÍVEL1 PARA A FORMAÇÃO DO NOVO NÍVEL2



5.1.3 Classificador Fuzzy

Uma vez construídos os níveis de segmentação, a hierarquia de classes bem como a seleção dos atributos foram introduzidas às funções de pertinência apoiadas nos atributos selecionados.

No caso das funções de pertinência definidas para a discriminação entre árvores e edificações empregou-se função de pertinência multidimensional gerada através da abordagem Fuzzy do método do vizinho mais próximo. Para a classificação dos objetos ao nível do terreno foram empregadas funções de pertinência unidimensionais. As funções de pertinência empregadas foram geradas a partir da análise da distribuição dos valores baseados em várias amostras.

5.2 REGIÃO RURAL

As áreas de estudo rurais foram selecionadas buscando abranger alvos mais comuns de ocorrência. Objetivou-se propor uma metodologia facilmente adaptável quando da mudança de tipos de alvos de um trecho para outro da linha. Os trechos estudados localizam-se no Estado de São Paulo.

Os obstáculos presentes na faixa de domínio dos trechos de linha selecionados para a realização deste estudo foram categorizados nas seguintes classes:

- **Mata Nativa / Secundária:** nesta categoria está incluída a cobertura vegetal natural da região de porte arbóreo, bem como mata secundária nos estágios de médio a avançado de regeneração;
- **Capoeira:** nesta categoria está a vegetação que nasce após a derrubada de uma mata nativa, sendo, portanto uma vegetação secundária. Floresta nos estágios de inicial a médio de regeneração, ou entre a fase de sucessão conhecida por “capoeira rala” e a fase de “capoeira propriamente dita” caracterizada por um dossel descontínuo que permite maior passagem de luz havendo, portanto, o desenvolvimento de algumas herbáceas;
- **Mata Ciliar:** O código florestal (Lei n.º 4.777/65) desde 1965 categoriza as matas ciliares como locais de preservação permanente. De acordo com o artigo 2º desta lei, a largura da faixa de mata ciliar a ser preservada está relacionada com a largura do curso d'água (Tabela 9);

- **Cultura Cíclica:** áreas referentes ao cultivo de culturas de ciclo curto, colhidas anualmente e terrenos em período de pousio cultivados no ano anterior;
- **Cultura Perene:** culturas de ciclo longo entre o plantio e a remoção dos talhões, das quais são normalmente aproveitados os frutos;
- **Mata Cultivada / Reflorestamento:** nesta categoria estão incluídas as formações florestais artificiais, disciplinadas e homogêneas constituídas de espécies exóticas tais como *Pinus Eliots e Eucalyptus sp.*;
- **Árvores isoladas:** nesta categoria estão incluídas árvores comuns ou de espécime preservada de ocorrência isolada;
- **Pasto (Campo, Gramado, Capim, etc):** São as áreas cobertas predominantes por gramíneas, plantas gramínoideas, ervas, etc;
- **Vias pavimentadas;**
- **Vias não pavimentadas;**
- **Rio/ Ribeirão/ Córrego;**
- **Lago/ Açude/ Represa;**
- **Casa/Edificação;**
- **Barracão.**

TABELA 9 - LARGURA DA FAIXA DE MATA CILIAR

SITUAÇÃO	LARG. MÍN. DA FAIXA
Rios com menos de 10 m de largura	30 m em cada margem
Rios com 10 a 50 m de largura	50 m em cada margem
Rios com 50 a 200 m de largura	100 m em cada margem
Rios com 200 a 600 m de largura	200 m em cada margem
Rios com largura superior a 600 m	500 m em cada margem
Nascentes	Raio de 50 m
Lagos ou reservatórios em áreas urbanas	30 m ao redor do espelho d'água
Lagos ou reservatórios em zona rural, com área menor que 20 ha	50 m ao redor do espelho d'água
Lagos ou reservatórios em zona rural, com área igual ou superior a 20 ha	100 m ao redor do espelho d'água
Represas de hidrelétricas	100 m ao redor do espelho d'água

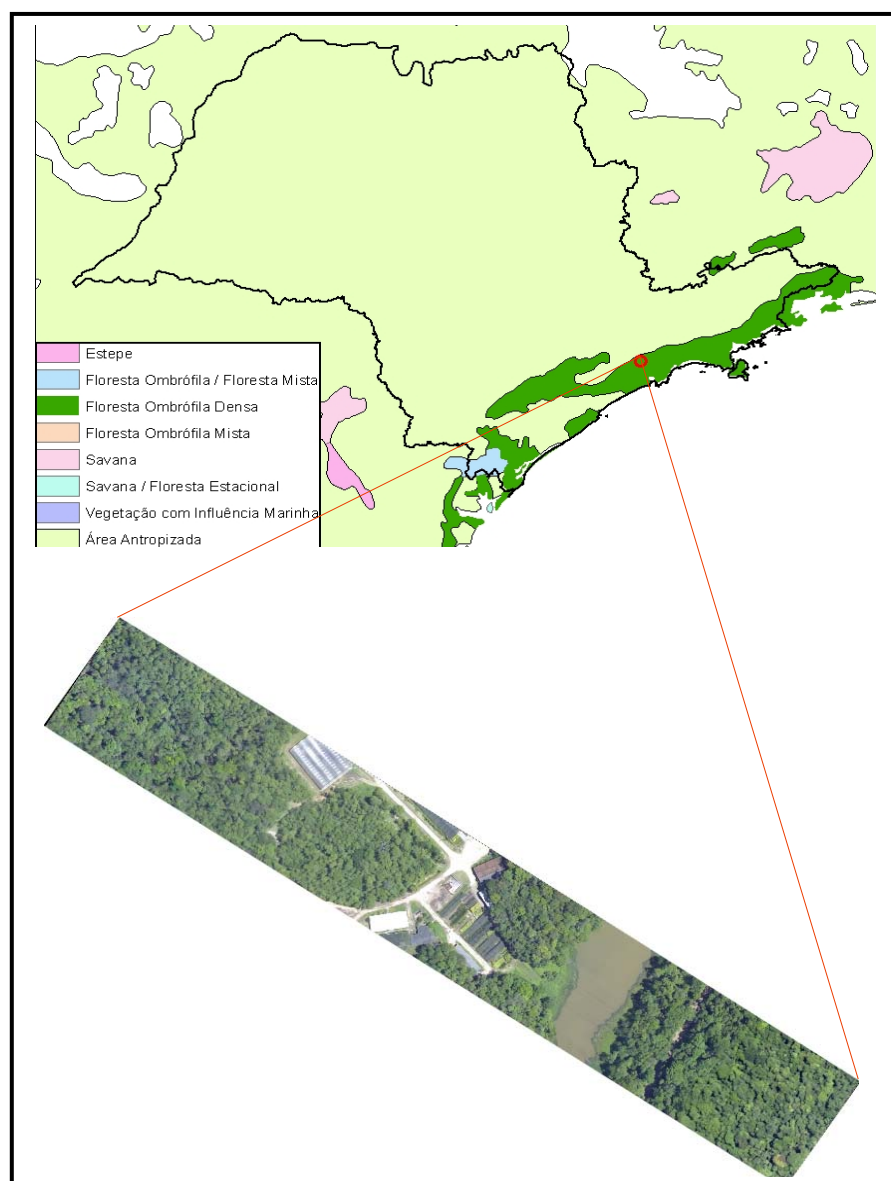
Buscou-se estudar várias áreas com o objetivo de abranger certa diversidade de alvos de forma que a base de conhecimento pudesse ser formulada, testada e ampliada na seqüência de diferentes trechos, proporcionando o estudo da separabilidade de

diferentes feições. Na seqüência são mostrados os testes realizados em cada uma das áreas selecionadas.

5.2.1 Área de Estudo Rural 1

A primeira área de estudo localiza-se no município de Santo André (SP), região de Mata Atlântica com remanescentes de floresta ombrófila mista (Figura 58). Nesta primeira área é iniciada a formulação da base de conhecimento.

FIGURA 58 – ÁREA DE ESTUDO RURAL 1



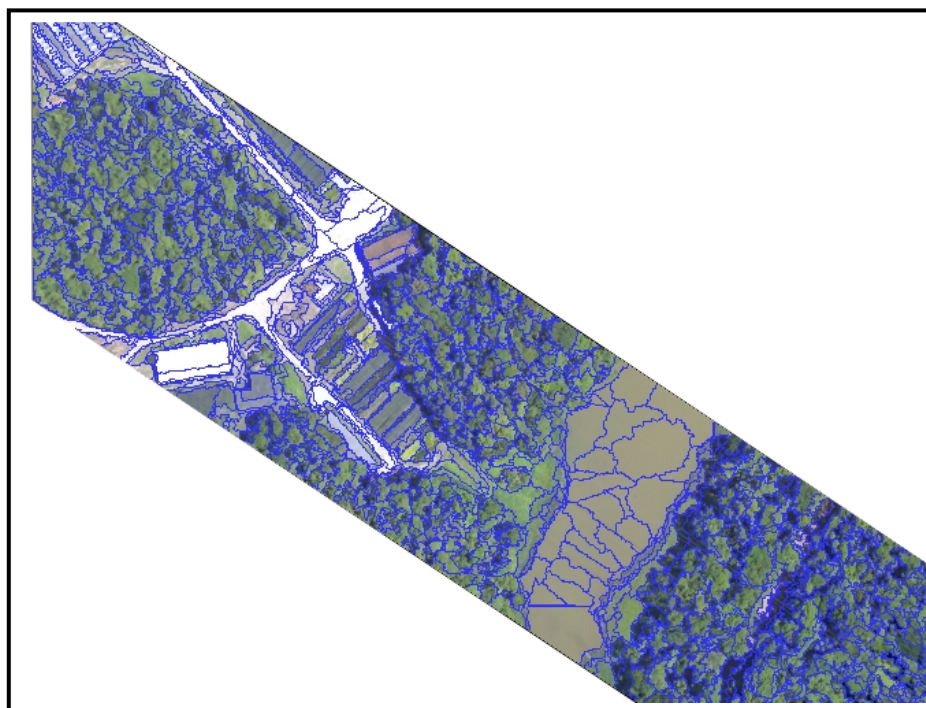
5.2.1.1 Segmentação multiresolução

Esta área foi segmentada primeiramente em um nível de objetos conforme metodologia descrita com detalhes no item 3.5.4. A seleção do parâmetro de escala foi realizada através de uma série de tentativas buscando-se produzir objetos com a maior escala possível que ainda permitisse distinguir as diferentes regiões de interesse da imagem. O parâmetro de escala resultou maior do que para a região urbana uma vez que as construções em regiões rurais são maiores e mais espaçadas do que em áreas urbanas. A Tabela 10 mostra o parâmetro de escala empregado com os pesos empregados em termos de heterogeneidade espectral e de forma, bem como as informações empregadas e os pesos atribuídos a cada uma delas. A Figura 59 mostra o resultado da segmentação do nível 1.

TABELA 10 - INFORMAÇÕES E PARÂMETROS EMPREGADOS NA SEGMENTAÇÃO ÁREA RURAL 1

Nível	Fator Escala	Bandas	Peso	Fator Forma	Fator Espectral
1	80	Bandas Espectrais	1	0.3	0.7
		Intensidade	0.8		

FIGURA 59 – RESULTADO DA SEGMENTAÇÃO MULTIRESOLUÇÃO DO NÍVEL 1 (ÁREA RURAL 1)



5.2.1.2 Hierarquia de classes

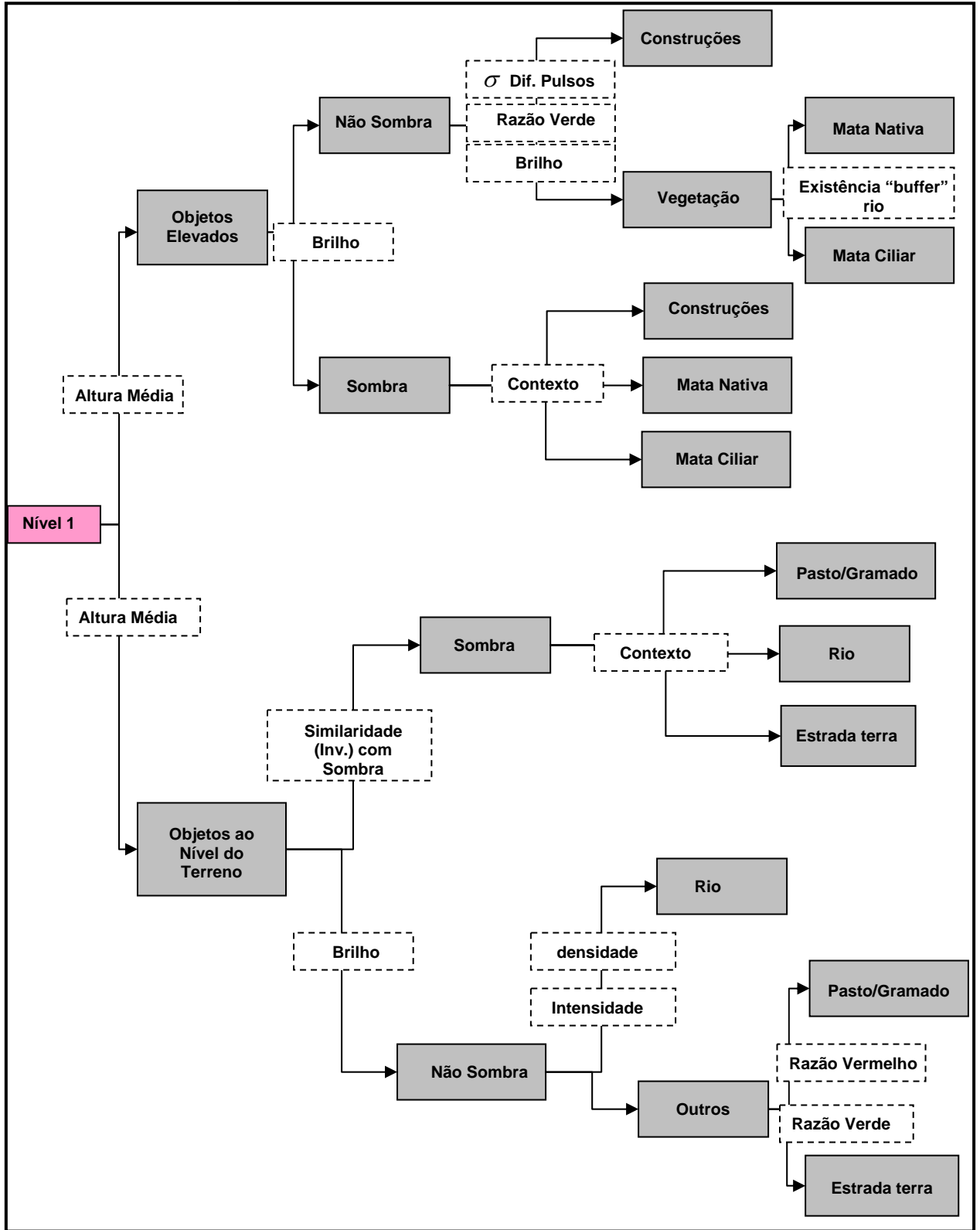
Uma vez gerado o nível de objetos foram definidas as classes a serem discriminadas. Assim como no caso da área urbana foi realizada primeiramente a distinção entre os objetos que se encontram ao nível do terreno e os objetos elevados como construções e vegetação. Para tanto foi definida a função de pertinência Fuzzy considerando os dados de altura média dos objetos derivada do modelo digital de elevação. A Figura 60 ilustra a hierarquia de classes definida bem como os descritores empregados para separar as diferentes classes. Os descritores empregados foram baseados nas informações das bandas e em relacionamentos de vizinhança (contexto). Tais descritores encontram-se definidos no item 4.6.2.

Os objetos em regiões de sombra foram discriminados através do atributo brilho. A separação da vegetação das construções foi realizada através dos atributos desvio padrão da diferença dos pulsos, razão do verde e brilho da mesma forma que na área urbana. Os objetos elevados (mata e construções) localizados em região de sombra foram discriminados através da informação de contexto. Para tanto foi utilizado descritor baseado na diferença de área relativa com árvores e edificações.

No caso de rios de grande porte procedeu-se com a vetorização manual das margens do rio. A mata dentro do “buffer” de 100 m gerado a partir das margens do rio foi classificada como ciliar.

Poucos são os retornos de LASER provenientes da superfície da água, pois grande parte é disperso (dependendo do ângulo de incidência) ou totalmente absorvido. Os poucos retornos que ocorrem são de baixa intensidade, sendo grande parte do feixe absorvido. Para a discriminação do rio foi empregada a informação de intensidade média e densidade de pontos. Para a distinção entre as classes estrada de terra e gramado foi empregada a razão da banda do vermelho e do verde.

FIGURA 60 – HIERARQUIA DE CLASSES DA ÁREA RURAL 1



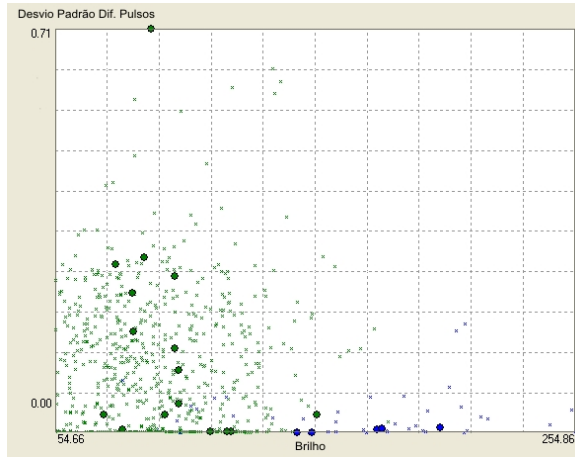
5.2.1.3 Classificação Fuzzy

Uma vez realizada a segmentação para a formação dos objetos, a construção da hierarquia de classes bem como a seleção dos atributos foram introduzidas às funções de pertinência. A escolha da função adequada é fundamental para a elaboração de descrições de classes eficientes. As funções de pertinência conforme já descrito no item 4.6.3, podem ser funções unidimensionais ou funções multidimensionais através p.ex. da realização fuzzy do método do vizinho mais próximo. A descrição das classes pode ser realizada por uma única função de pertinência unidimensional ou pela combinação de várias funções através de operadores lógicos. No caso de serem necessários muitos atributos para a descrição de uma classe a utilização da combinação de funções unidimensionais torna-se mais complexa e muitas vezes a classificação impossível devido a sobreposições nas funções que definem cada uma das classes, sendo, portanto a abordagem Fuzzy do vizinho mais próximo mais adequada.

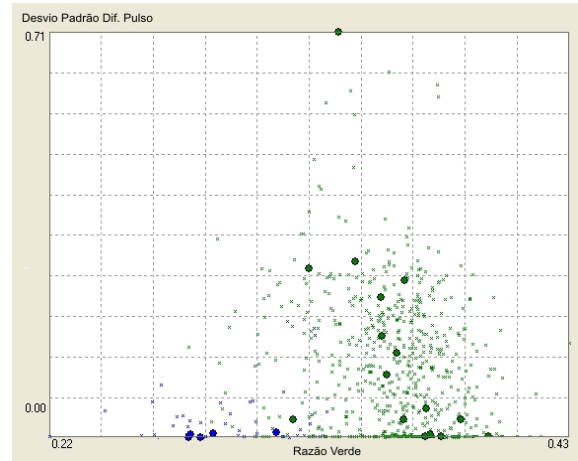
Para a separação dos objetos no nível do terreno dos objetos elevados utilizou-se função de pertinência unidimensional baseada na informação da altura média dos objetos. A discriminação de objetos em região de sombra dos demais foi empregada também função de pertinência unidimensional baseada na informação do brilho. Para a discriminação da vegetação das edificações observou-se a necessidade de três atributos conforme já comentado. A Figura 61 mostra o comportamento das classes de vegetação e construções para os atributos brilho, desvio padrão da diferença de pulso e razão do verde obtido através da coleta de amostras das classes. Observa-se que no caso da utilização de funções unidimensionais grande sobreposição ocorreria. Neste caso a utilização da realização Fuzzy do vizinho mais próximo para a geração automática de funções multidimensionais através da coleta de amostras representativas das classes torna-se mais adequada, proporcionando melhora significativa do resultado da classificação.

Para a classificação do rio foram empregadas funções de pertinência unidimensionais combinadas através do operador “e” que retorna o menor valor das duas funções apoiadas nos atributos densidade e intensidade. Para a discriminação entre as classes gramado e estrada foi utilizada a abordagem Fuzzy do vizinho mais próximo. O resultado da classificação é mostrado no capítulo 6.

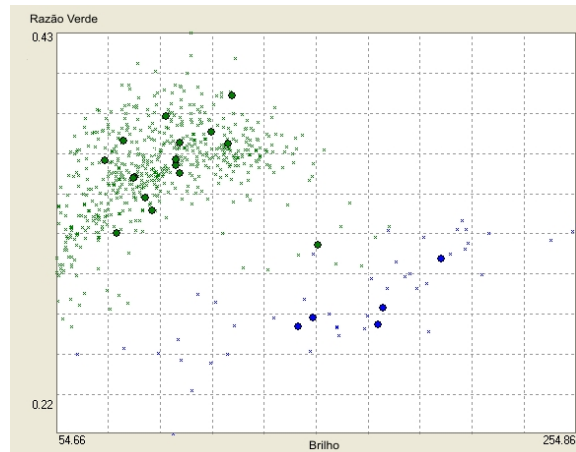
FIGURA 61 – (a) BRILHO X DESVIO PADRÃO DIF. PULSOS (b) DESVIO PADRÃO DIF. PULSOS X RAZÃO DO VERDE (c) RAZÃO DO VERDE X BRILHO, PARA AMOSTRAS SELECIONADAS DA CLASSE VEGETAÇÃO (VERDE) E CONSTRUÇÕES (AZUL) OS OBJETOS CLASSIFICADOS SÃO MOSTRADOS EM MENOR TAMANHO



(a)



(b)



(c)

5.2.2 Área de Estudo Rural 2

A segunda área de estudo mostrada na Figura 62, tem por objetivo a aplicação da metodologia estudada na área 1 no que se refere à discriminação dos alvos comuns das duas áreas (discriminação entre vegetação e construções, classificação da vegetação em mata nativa e ciliar) bem como a ampliação da base de conhecimento proporcionada por alvos adicionais como a presença de cultura.

FIGURA 62 - ÁREA DE ESTUDO RURAL 2



5.2.2.1 Segmentação Multiresolução

A segmentação foi realizada em dois níveis de objetos. O nível 1, primeiro nível segmentado de maior resolução, foi gerado com o mesmo fator de escala definido na primeira área de estudo e considerando as mesmas informações e pesos (Tabela 11). O nível 2 de objetos foi necessário de ser incluído de forma a gerar descritores mais adequados para a classe cultura. Nesta cena os objetos de interesse aparecem simultaneamente em escalas grandes e pequenas. Determinadas classes são mais bem caracterizadas em objetos formados a partir de fatores de escala maiores.

Verificou-se que os objetos formados no nível 1 nas regiões de cultura ficaram com formato alongado conforme mostra a Figura 63a, uma vez que são plantadas em

linhas (MOREIRA, 2003). Os objetos são formados com este formato devido ao fato de que o espaçamento de plantio ser visível (dependendo do tipo da cultura ou de seu estágio de crescimento) promovendo uma heterogeneidade que não é vencida para o fator de escala adotado. Devido ao formato alongado dos objetos gerados, através do parâmetro assimetria, definido no item 4.6.2.2.1, que expressa o quanto o comprimento do objeto difere de sua largura, pôde-se discriminar bem a cultura do gramado/pastagem. A Figura 64a ilustra o descritor assimetria no nível 1. Nota-se, entretanto, que dentre os objetos que compõem a área de cultura existem alguns que apresentam baixa assimetria o que poderia causar uma classificação incorreta. Observou-se que a textura diferenciada da cultura é mais bem caracterizada em um nível de objetos de escala maior, sendo esta expressa através da assimetria média dos subobjetos (objetos gerados na primeira segmentação). Desta forma no domínio dos objetos do nível 2 a assimetria média dos subobjetos na região da cultura é alta mesmo que tenham alguns objetos que apresentem baixa assimetria, pois a média é elevada pela grande maioria de objetos de alta assimetria. A Figura 64b mostra o descritor de textura expressa através da assimetria média dos subobjetos. Para a geração deste nível de maior resolução foi empregada apenas a informação de intensidade, por apresentar menor heterogeneidade na região de cultura propiciando a formação de objetos maiores. Os fatores de escala empregados são mostrados na Tabela 11. Os resultados da segmentação dos dois níveis de objeto são mostrados na Figura 63.

TABELA 11 - INFORMAÇÕES E PARÂMETROS EMPREGADOS NA SEGMENTAÇÃO ÁREA RURAL 2

Nível	Fator Escala	Bandas	Peso	Fator Forma	Fator Espectral
1	80	Bandas Espectrais	1	0.3	0.7
		Intensidade	0.8		
2	130	Intensidade	1	0.3	0.7

FIGURA 63 - RESULTADO DA SEGMENTAÇÃO (a) NÍVEL 1 (b) NÍVEL 2

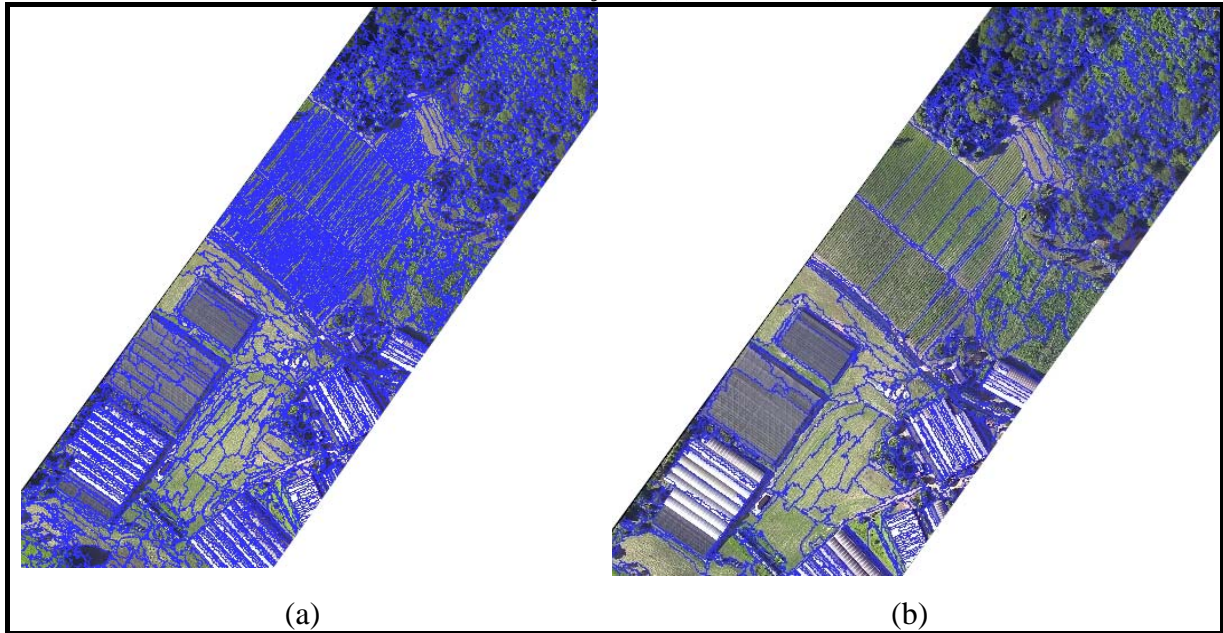
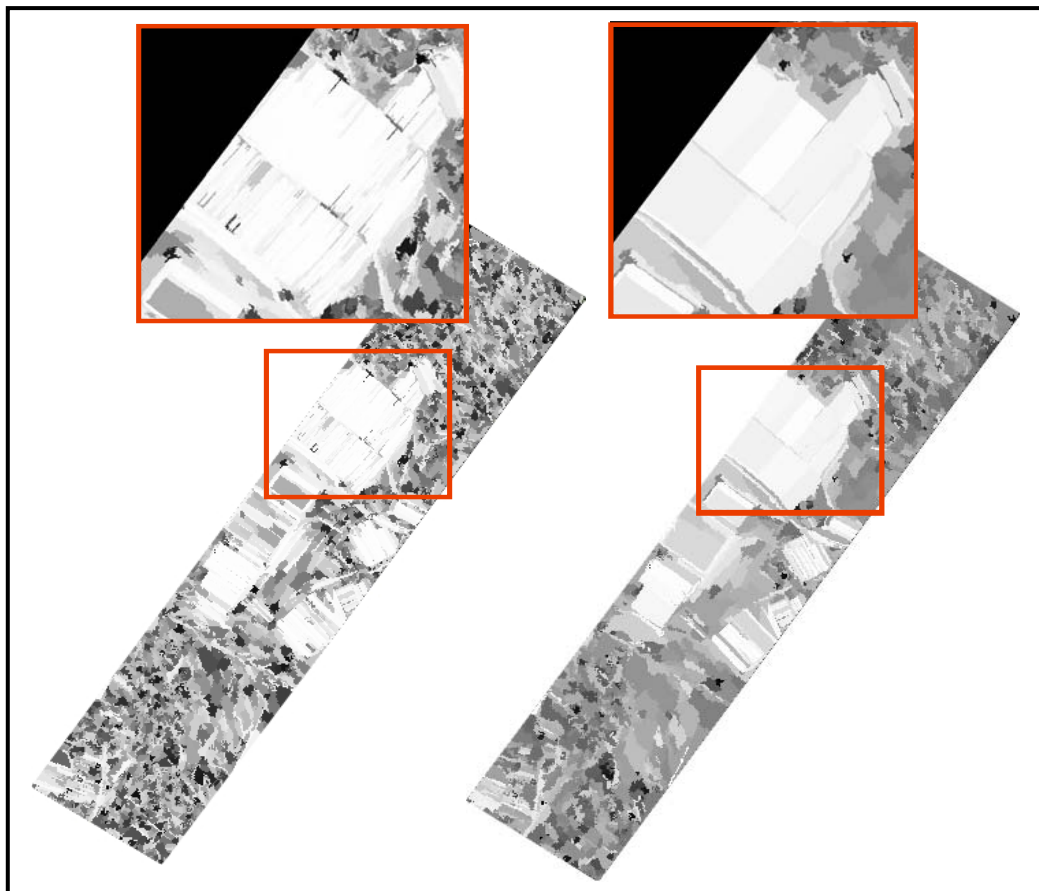


FIGURA 64 - (a) DESCRITOR ASSIMETRIA DOS OBJETOS DO NÍVEL 1 (b) TEXTURA DOS OBJETOS DO NÍVEL 2 EXPRESSA ATRAVÉS DA ASSIMETRIA MÉDIA DOS SUBOBJETOS



5.2.2.2 Hierarquia de classes e classificação

A estrutura hierárquica construída no item 5.2.1.2 para a primeira área de estudo foi ampliada de forma a contemplar as novas classes. No caso desta área conforme já descrito foi necessário mais de um nível de objeto na estrutura de classes. O nível de objetos gerados a partir de um fator de escala maior (permitindo uma heterogeneidade espectral e de forma maior na formação dos objetos) permitiu a derivação de descritores mais apropriados para a classe cultura cíclica permitindo sua discriminação.

As Figuras 65 e 66 mostram as classes a serem discriminadas nos níveis 2 e 1 respectivamente e os descritores empregados. No segundo nível de objetos gerado para a discriminação da classe cultura, foi realizada primeiramente a distinção entre os objetos que se encontram ao nível do terreno (baixa altura ou sem altura) dos objetos elevados. Para tanto foi definida a função de pertinência Fuzzy considerando os dados de altura média dos objetos. Para a distinção entre a cultura dos demais objetos ao nível do terreno foi empregado o descritor assimetria média dos subobjetos. O resultado é mostrado na Figura 67. Nota-se que houve alguns objetos classificados erroneamente por apresentarem também elevada assimetria de seus subobjetos. Para corrigir as classificações incorretas procedeu-se com a fusão dos objetos classificados como cultura. Desta maneira introduzindo o atributo de área adicionalmente à assimetria o resultado da classificação é melhorado (Figura 68).

A hierarquia de classes do nível 1 onde a classificação do restante dos objetos será realizada foi baseada na mesma hierarquia definida na primeira área de estudo salvo algumas adaptações mostradas em vermelho na Figura 66.

FIGURA 65 – HIERARQUIA DE CLASSES DO NÍVEL 2 (ÁREA RURAL 2)

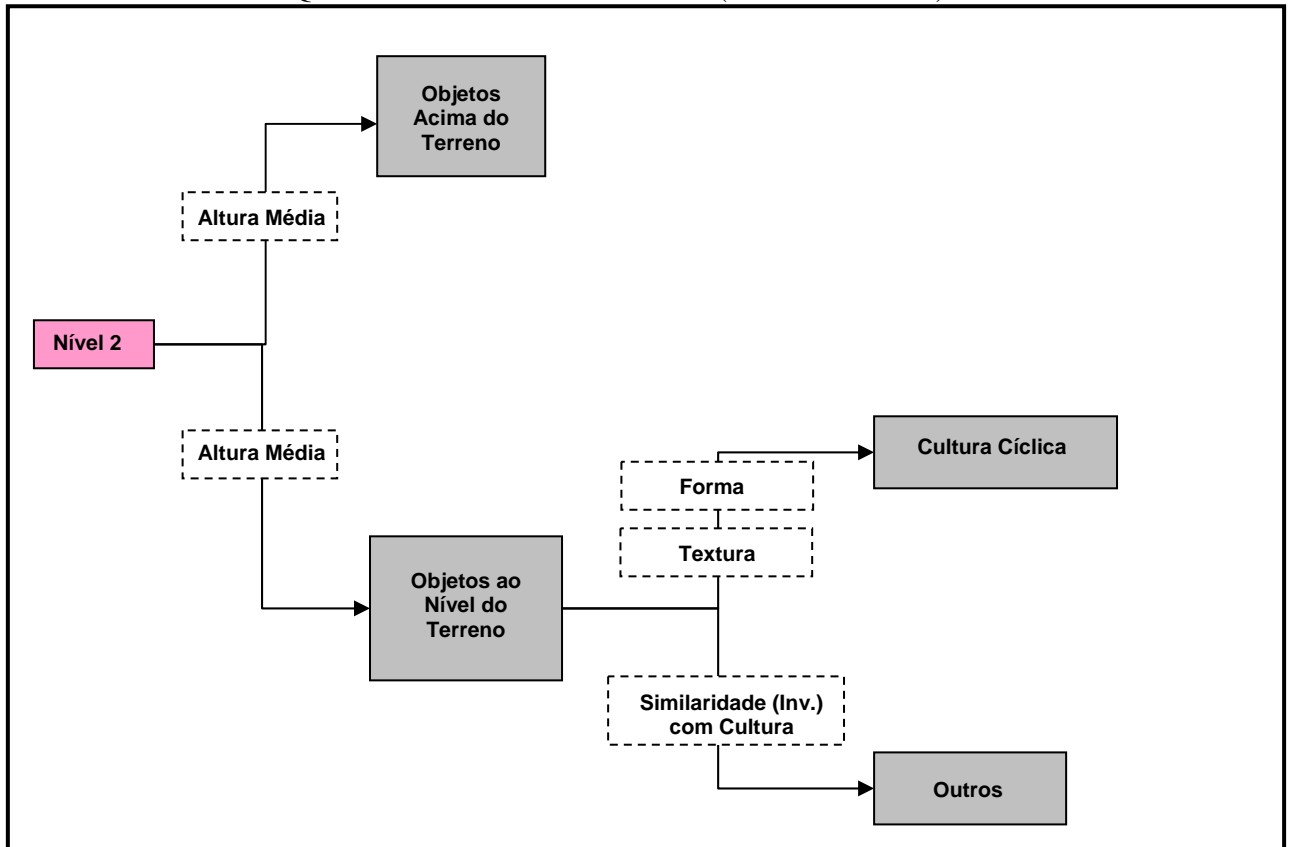


FIGURA 66 – HIERARQUIA DE CLASSES DO NÍVEL 1 (ÁREA RURAL 2)

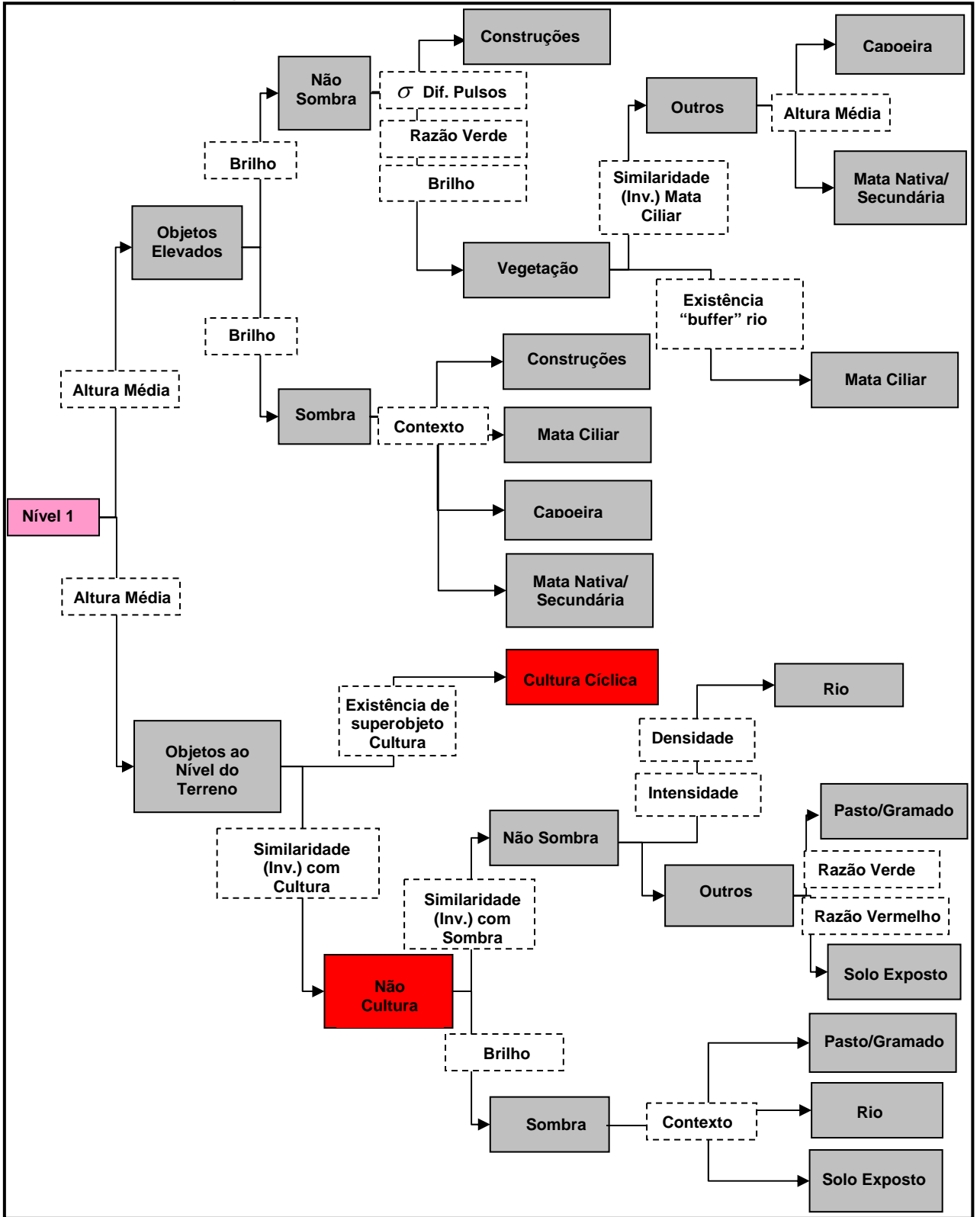


FIGURA 67 - CLASSIFICAÇÃO DA CULTURA CÍCLICA

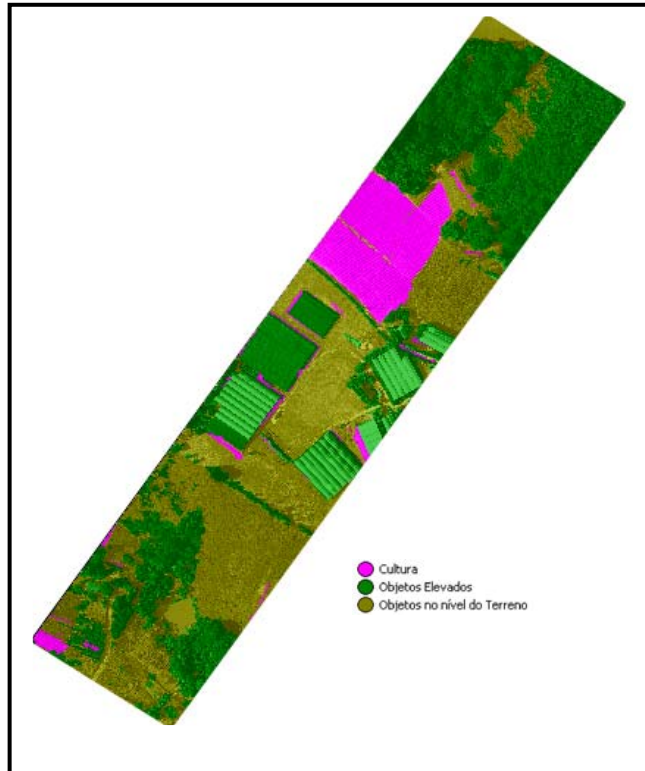
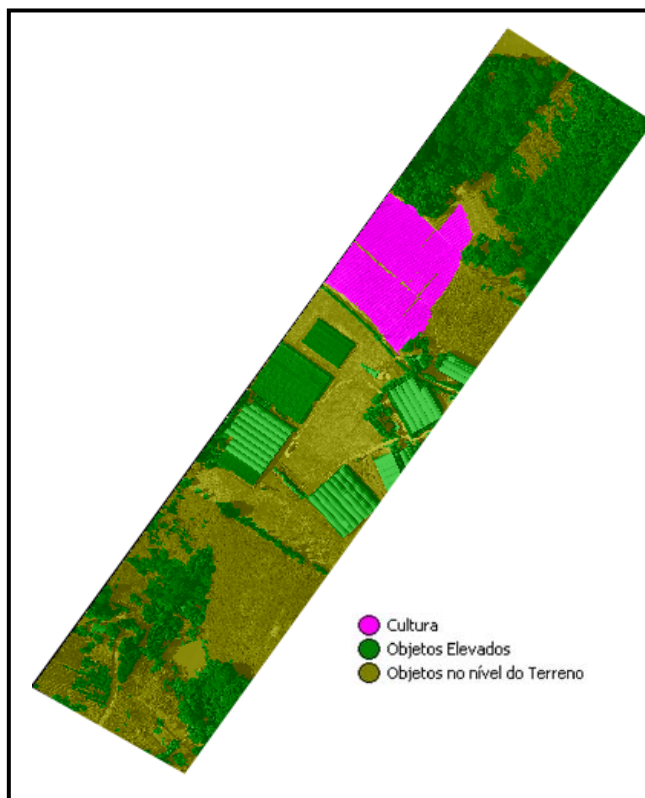


FIGURA 68 - RESULTADO OBTIDO QUANDO DA INCLUSÃO DO DESCRITOR ÁREA ADICIONALMENTE À ASSIMETRIA



Como se pode notar na Figura 69, o fato de as estufas agrícolas serem de plástico transparente propiciou a penetração de alguns pulsos de LASER no material obtendo-se desta forma retornos do primeiro pulso proveniente da cobertura e alguns retornos do último pulso coincidindo com o primeiro e outros provenientes do terreno dentro da estufa. Neste caso foi de fundamental importância a informação espectral para discriminação da vegetação dos barracões uma vez que a diferença dos pulsos apresentou comportamento similar à vegetação.

Conforme realizado na área de estudo 1 a discriminação do rio foi realizada através dos atributos intensidade média e densidade de pontos. Para as classes gramado e solo exposto foram empregados os descritores razão do verde e razão do vermelho.

A mata ciliar foi classificada através do descritor existência do “buffer” rio. A drenagem foi gerada automaticamente pela metodologia descrita no item 4.5.1.3 e editada de forma a só contemplar os cursos d’água. No caso dos rios desta área de estudo que possuem largura inferior a 10 metros, um “buffer” de 30 metros foi gerado para delimitar a área de mata ciliar a ser preservada (Figura 70). A partir do descritor altura média dos objetos foi possível a classificação da capoeira.

Após a classificação do nível 1, o nível 2 foi eliminado e um novo nível de superobjetos foi criado a partir da fusão de objetos do nível 1. Os objetos classificados como construção (classes construção e construção sombra) foram fundidos conforme ilustra a Figura 71. Desta forma o descritor área pôde ser empregado para a separação entre barracões e casas. A hierarquia de classes gerada bem como os descritores empregados para este novo nível 2 são mostrados na Figura 72. A classificação feita no nível 1 é herdada pelo nível 2 onde discriminações adicionais tornam-se possíveis. O resultado da classificação é mostrado no capítulo 6.

FIGURA 69 - (a) ESTUFAS AGRÍCOLAS MOSTRADAS NA IMAGEM RGB (b) IMAGEM DE DIFERENÇA MÉDIA DOS PULSOS (c) COMPORTAMENTO DO PRIMEIRO E DO ÚLTIMO PULSO NA ESTUFA (CORTE A-A')

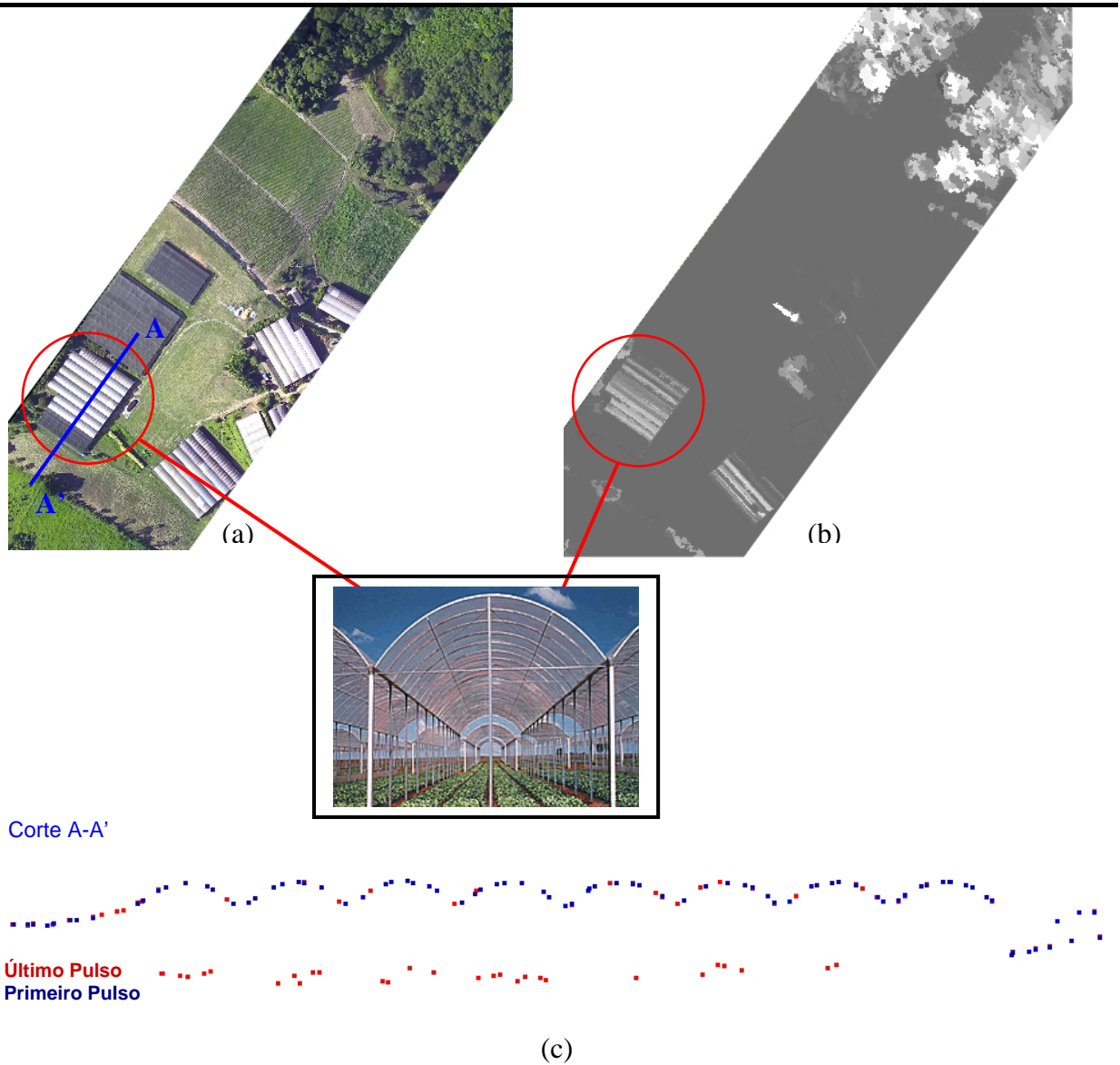


FIGURA 70 - DETERMINAÇÃO DA ÁREA DE MATA CILIAR (PRESERVAÇÃO)

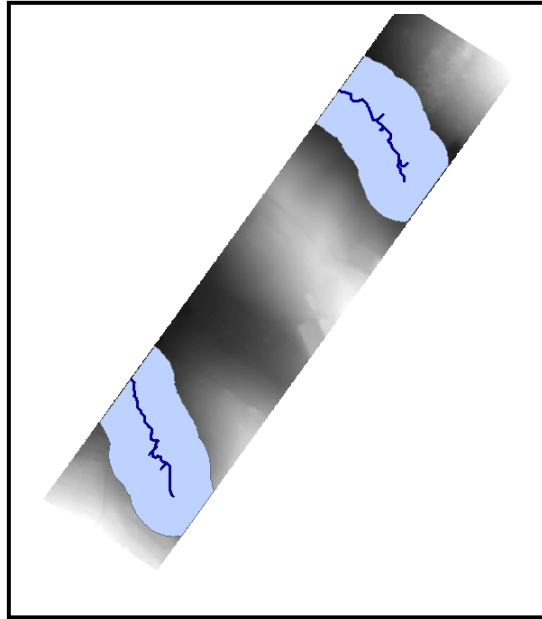


FIGURA 71 - NÍVEL DE OBJETOS GERADO A PARTIR DA AGREGAÇÃO DOS OBJETOS CLASSIFICADOS COMO CONSTRUÇÃO NO NÍVEL 1

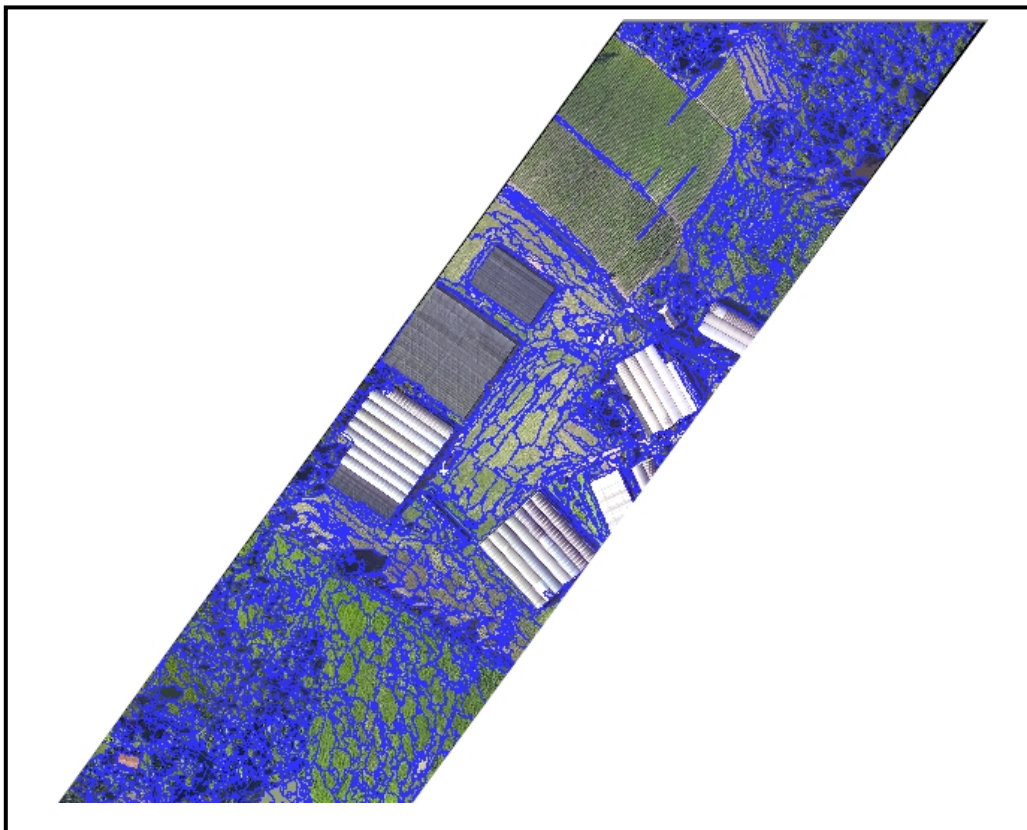
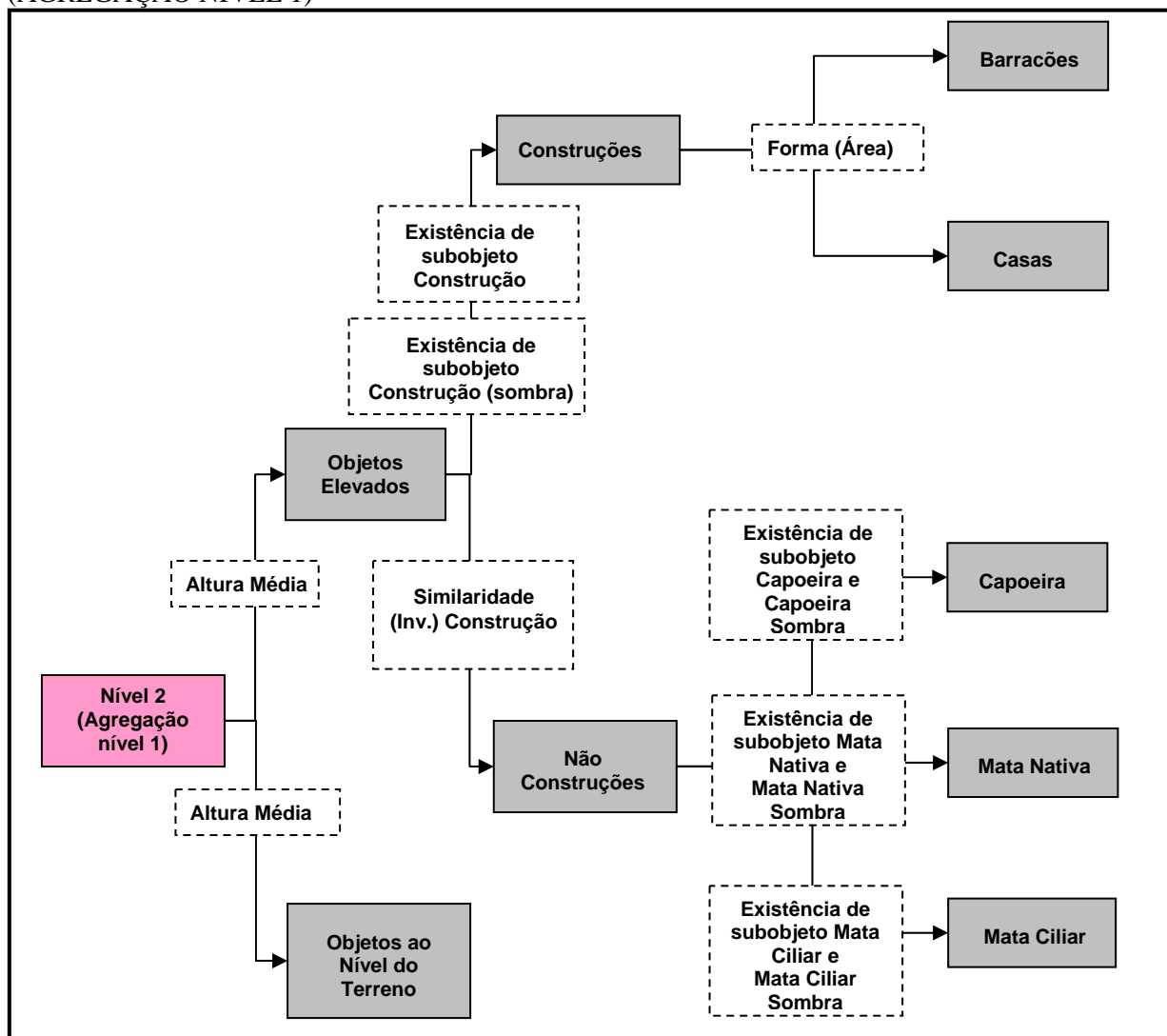


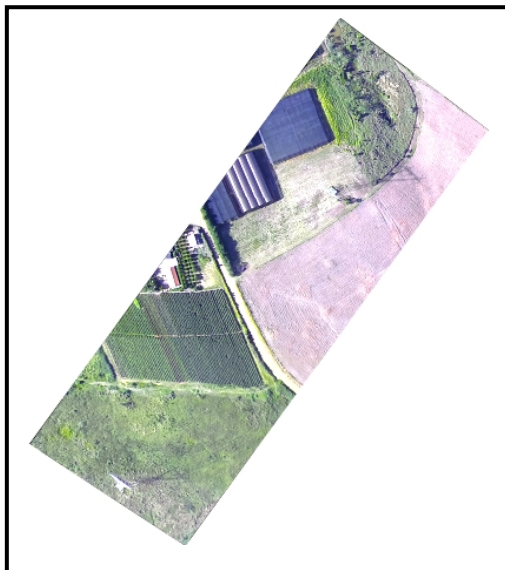
FIGURA 72 - HIERARQUIA DE CLASSES PARA O NÍVEL 2 (NOVO) DE OBJETOS (AGREGAÇÃO NÍVEL 1)



5.2.3 Área de Estudo Rural 3

A terceira área de estudo (Figura 73) foi selecionada por apresentar cultura com as mesmas características da área de estudo 2 permitindo que a metodologia formulada pudesse ser validada em área similar. Esta área também proporciona o estudo de novos alvos como a presença de cultura em período de pousio.

FIGURA 73 - ÁREA DE ESTUDO RURAL 3



5.2.3.1 Segmentação multiresolução

A segmentação foi realizada em dois níveis de objetos conforme metodologia formulada na área de estudo 2. O nível de objetos de maior resolução serviu de base para a formação de descritores para a classificação dos diferentes tipos de cultura.

5.2.3.2 Hierarquia de classes e classificação

A hierarquia de classes no nível 2 é mostrada na Figura 74. Neste nível foi realizada a discriminação entre as classes pasto/gramado e os tipos de cultura. Primeiramente foi realizada a discriminação da cultura cuja textura é devida ao espaçamento do plantio promovendo a formação de objetos alongados da mesma forma que na área de estudo 2. Além da assimetria média dos subobjetos foi empregada a informação de altura média. A inclusão adicional da informação de altura foi necessária uma vez que a estrada e a cultura em pousio (solo exposto) apresentaram também alta assimetria em alguns de seus objetos (Figura 75). A informação de área foi utilizada após a agregação dos objetos conforme já realizado anteriormente na área 2. As demais culturas que apesar de apresentarem mesmo significado semântico para a aplicação foram separadas em classes com descrições distintas: solo exposto 1 (cultura em período de pousio de aparência rosada), solo exposto 2 (estrada de terra e cultura em pousio de cor bege). Além da informação espectral expressa através da razão da

banda do vermelho e do verde a informação da altura auxiliou na separação entre o pasto e os solos expostos 1 e 2, uma vez que na região de pastagem tem-se uma pequena altura em relação do terreno.

A hierarquia de classes do nível 1 de objetos é mostrada na Figura 76, conforme metodologia apresentada na área 2, porém contemplando os novos alvos. A classificação do nível 2 é herdada pelo nível 1. Da mesma forma como na área de estudo 2 é realizada a fusão dos objetos classificados no nível 1 formando um novo nível 2. Desta maneira a distinção entre as classes estrada e cultura é realizada através do descritor de forma expressa através da razão do comprimento pela largura obtido através de subobjetos compactos gerados para a finalidade de análise de objetos lineares (Figura 77).

FIGURA 74 – HIERARQUIA DE CLASSES DO NÍVEL 2 (ÁREA RURAL 3)

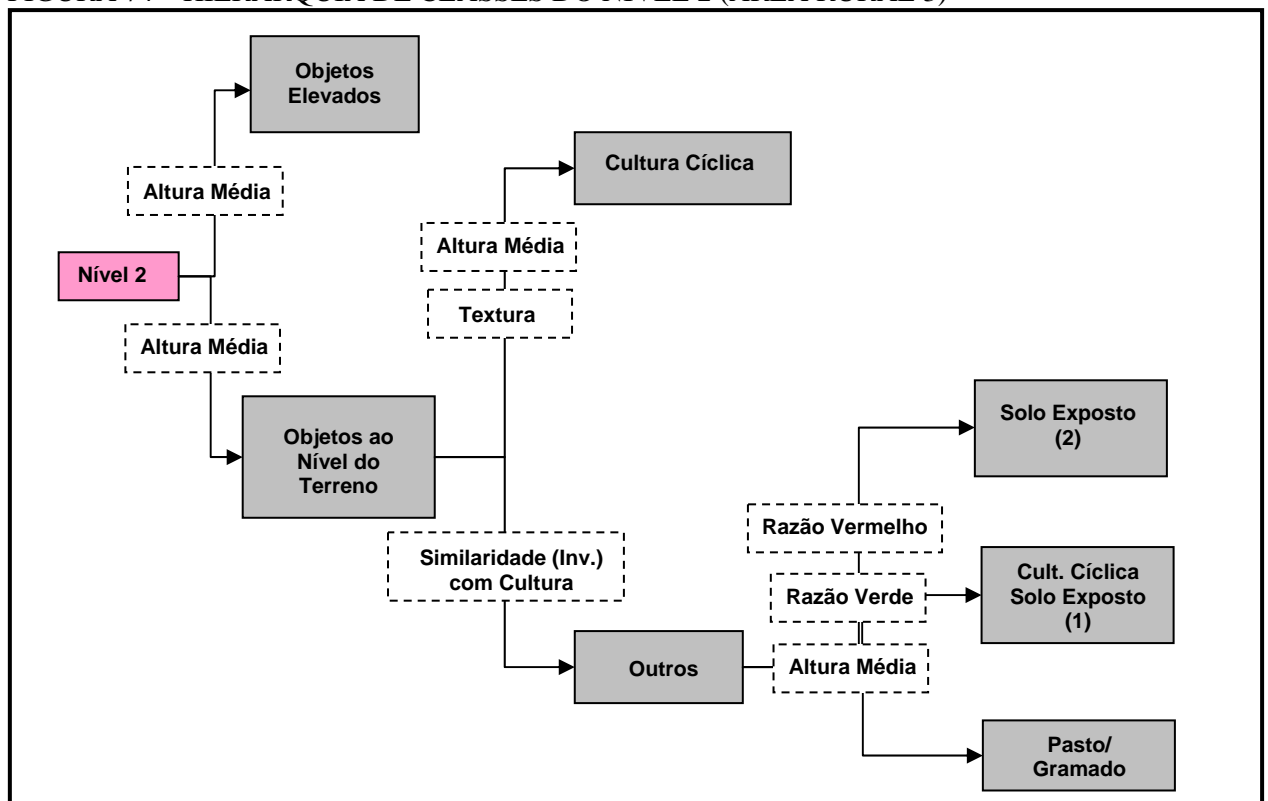


FIGURA 75 – ASSIMETRIA MÉDIA DOS SUBOBJETOS DO NÍVEL 2

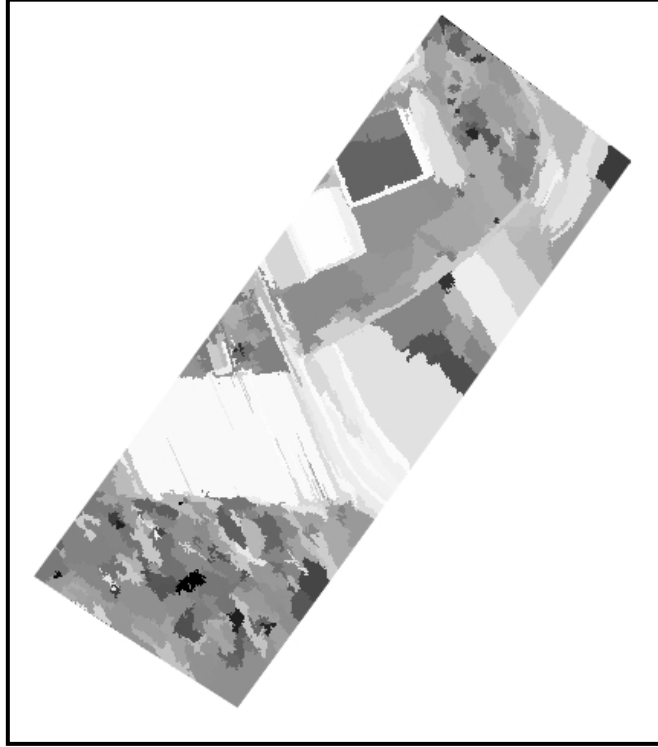


FIGURA 76 – HIERARQUIA DE CLASSES DO NÍVEL1 (ÁREA RURAL 3)

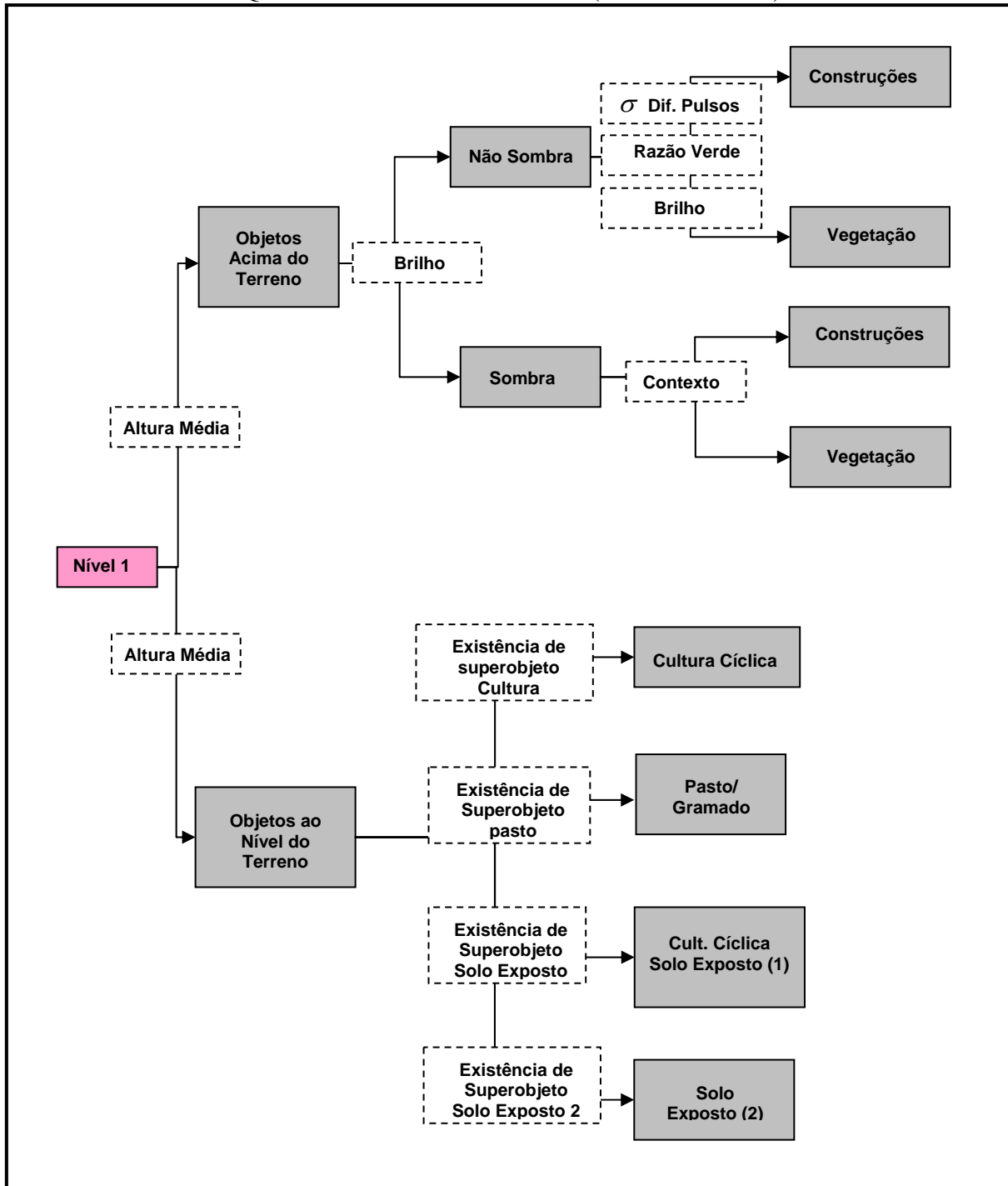
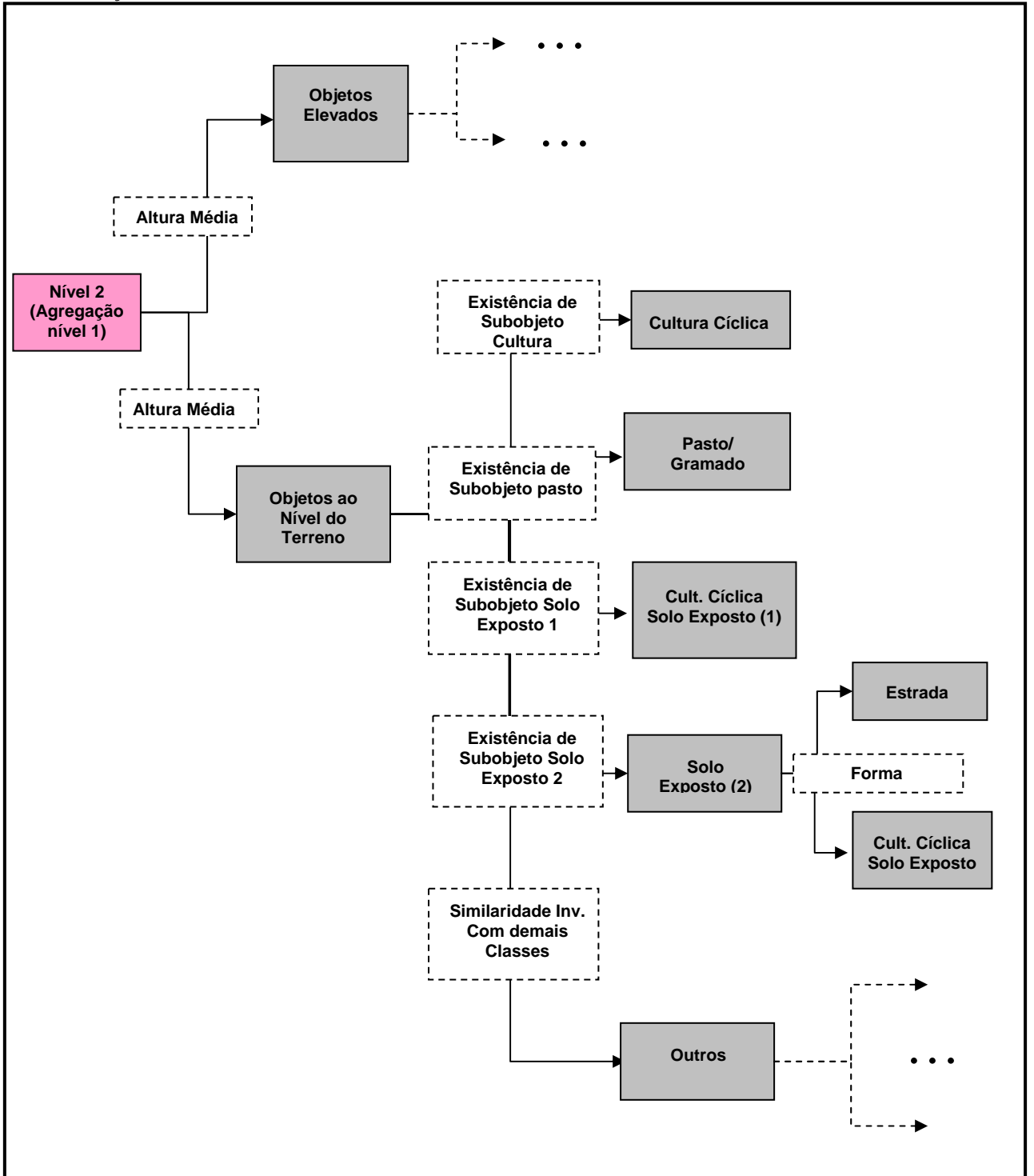


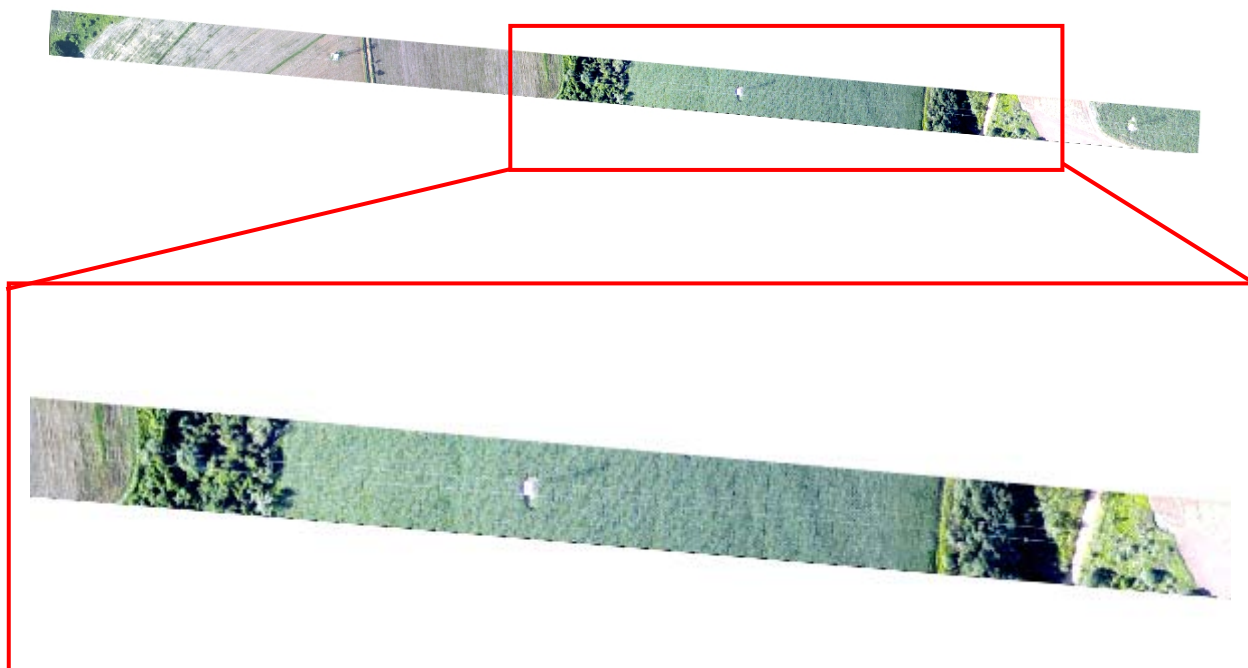
FIGURA 77 - HIERARQUIA DE CLASSES PARA O NÍVEL 2 (NOVO) DE OBJETOS (AGREGAÇÃO NÍVEL 1)



5.2.4 Área de Estudo Rural 4

A quarta área de estudo (Figura 78) abrange áreas de culturas agrícolas possibilitando a validação da metodologia e sua ampliação.

FIGURA 78 - ÁREA DE ESTUDO RURAL 4



5.2.4.1 Segmentação multiresolução

Nesta área, a cultura devido ao seu tipo e/ou estágio de desenvolvimento não apresenta espaçamento do plantio visível, apresentando textura aveludada. A Figura 79 mostra o resultado da segmentação obtida no primeiro nível de objetos. Nota-se que os objetos não se apresentam de forma alongada, não se aplicando neste caso o descritor baseado na assimetria. O resultado da segmentação do nível 2 é mostrado na Figura 80.

FIGURA 79 - RESULTADO DA SEGMENTAÇÃO DO NÍVEL 1 (ÁREA RURAL 4)

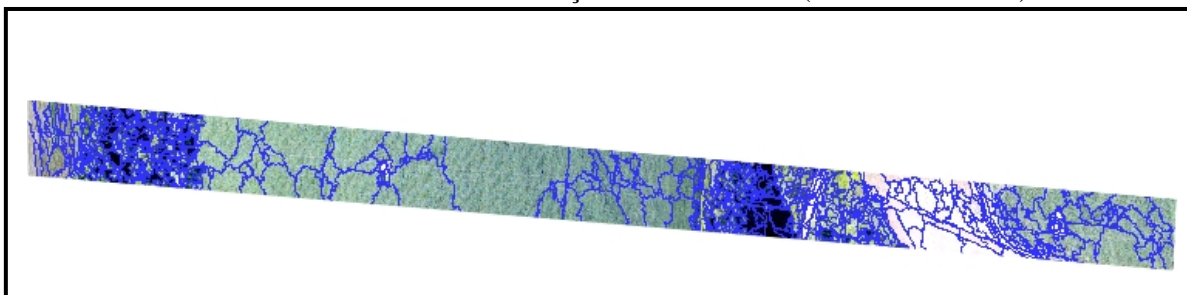
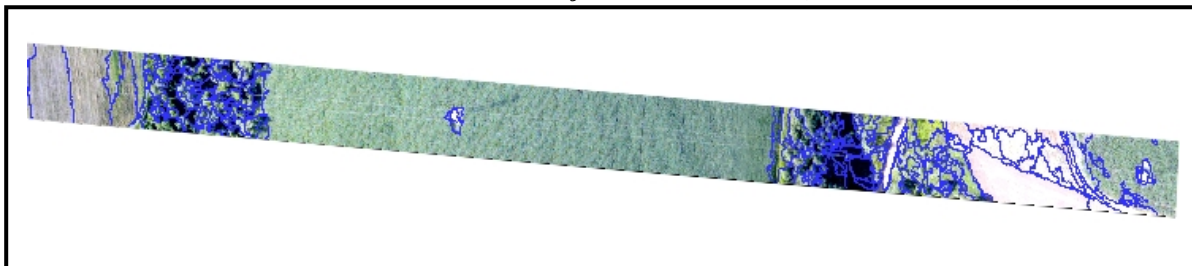
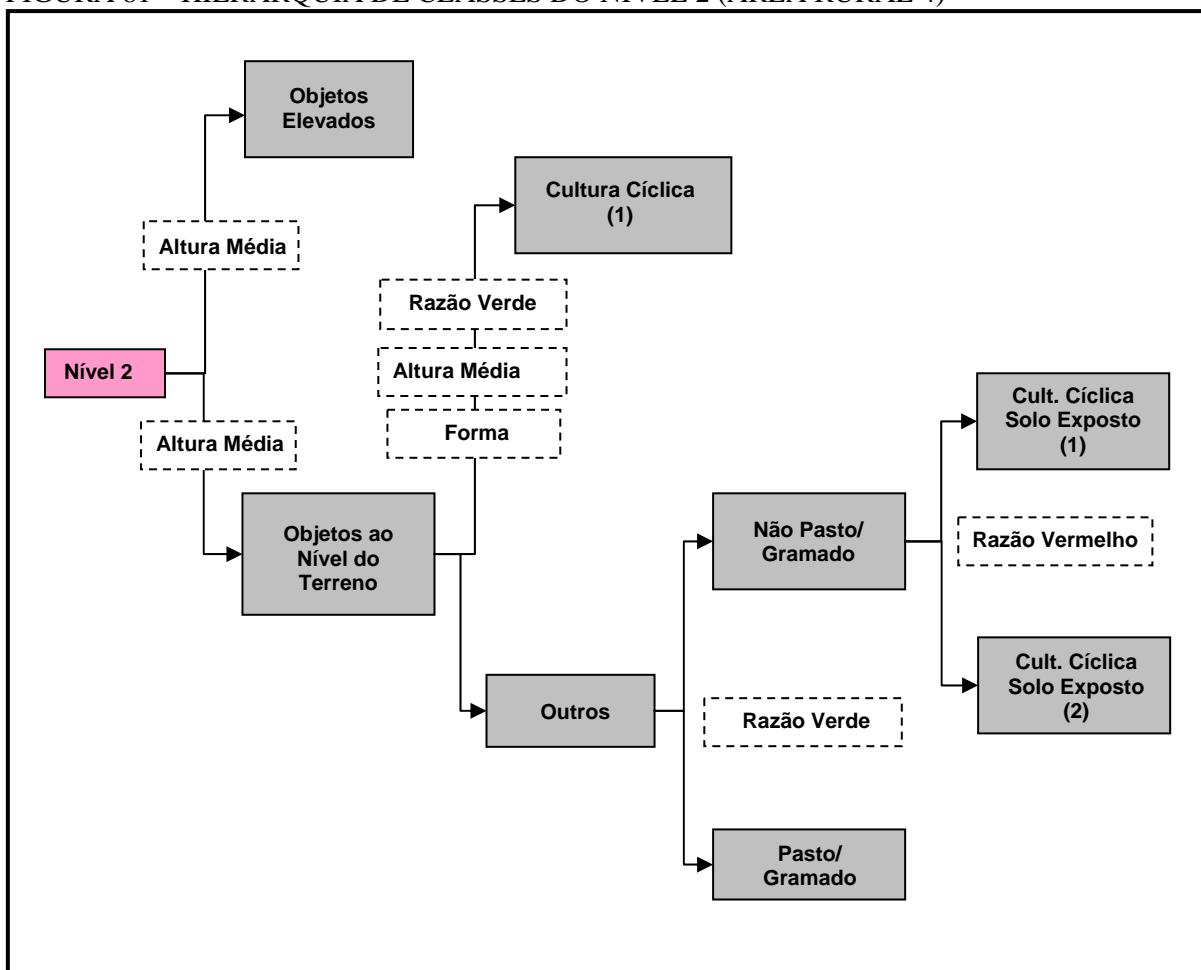


FIGURA 80 - RESULTADO DA SEGMENTAÇÃO DO NÍVEL 2 (ÁREA RURAL 4)



No nível 2, de maior resolução foi realizada a classificação dos tipos de cultura e pastagem. A cultura já em estágio de desenvolvimento foi discriminada através dos atributos altura, uma vez que apresenta pequena altura em relação ao terreno, do atributo área, pelo fato de apresentar homogeneidade o que leva a formação de objetos maiores e do atributo razão do verde o qual é maior do que na região de pastagem. A hierarquia de classes e os atributos empregados são mostrados na Figura 81. Duas classes de solo exposto foram incluídas da mesma forma que na área de estudo 3 por apresentarem resposta espectral diferenciada. Para a discriminação foi utilizado o atributo razão da banda do vermelho.

FIGURA 81 – HIERARQUIA DE CLASSES DO NÍVEL 2 (ÁREA RURAL 4)



A hierarquia de classes do nível 1 de objetos é mostrada na Figura 76, conforme metodologia apresentada na área 3. A classificação do nível 2 é herdada pelo nível 1. Os objetos classificados no nível 1 são agregados formando um nível de objetos com o formato dos objetos reais. Desta forma a distinção entre as classes estrada e cultura é realizada através do descritor de forma expressa através da razão do comprimento pela largura obtido através de subobjetos compactos gerados para a finalidade de análise de objetos lineares. A classificação dos objetos elevados foi realizada conforme metodologia formulada na área de estudo 2, neste caso mais simples pela ausência de construções.

5.2.5 Área de Estudo Rural 5

Para o estudo da separabilidade entre mata nativa (ou secundária) e mata cultivada para a ampliação da base de conhecimento foi selecionada a área de estudo mostrada na Figura 82.

FIGURA 82 – ÁREA DE ESTUDO RURAL 5



O que caracteriza a ação do homem na vegetação plantada, é que esta área apresenta formas regulares. Portanto, sendo a mesma cultivada, ela apresenta: tonalidade uniforme, a mesma textura, altura uniforme ou mais uniforme do que nas áreas de matas nativas (LOCH, 2001). Devido à maior uniformidade apresentada pelas áreas de mata cultivada objetos maiores foram formados, de maneira que o descritor forma expresso através do atributo área pôde ser empregado. A área de mata cultivada assim como no caso da cultura das áreas 2 e 3 apresentou alta assimetria média dos subobjetos pela regularidade do plantio e condições de iluminação. A inserção do contexto permitiu o refinamento da classificação. A hierarquia de classes e os atributos empregados no nível 2 de objetos são mostrados na Figura 83. A ampliação da hierarquia de classes do nível 1 de objetos é mostrada na Figura 84. No caso da existência de árvores isoladas estas podem ser discriminadas da região de mata através do atributo de forma expresso através da área dos objetos formados no nível 2 novo (fusão) (Figura 85).

A separação da mata nativa da mata ciliar apoiada nos descritores selecionados apresentou estabilidade. A análise da acurácia e o resultado podem ser visualizados no capítulo 6.

FIGURA 83 – HIERARQUIA DE CLASSES DO NÍVEL 2 (ÁREA RURAL 5)

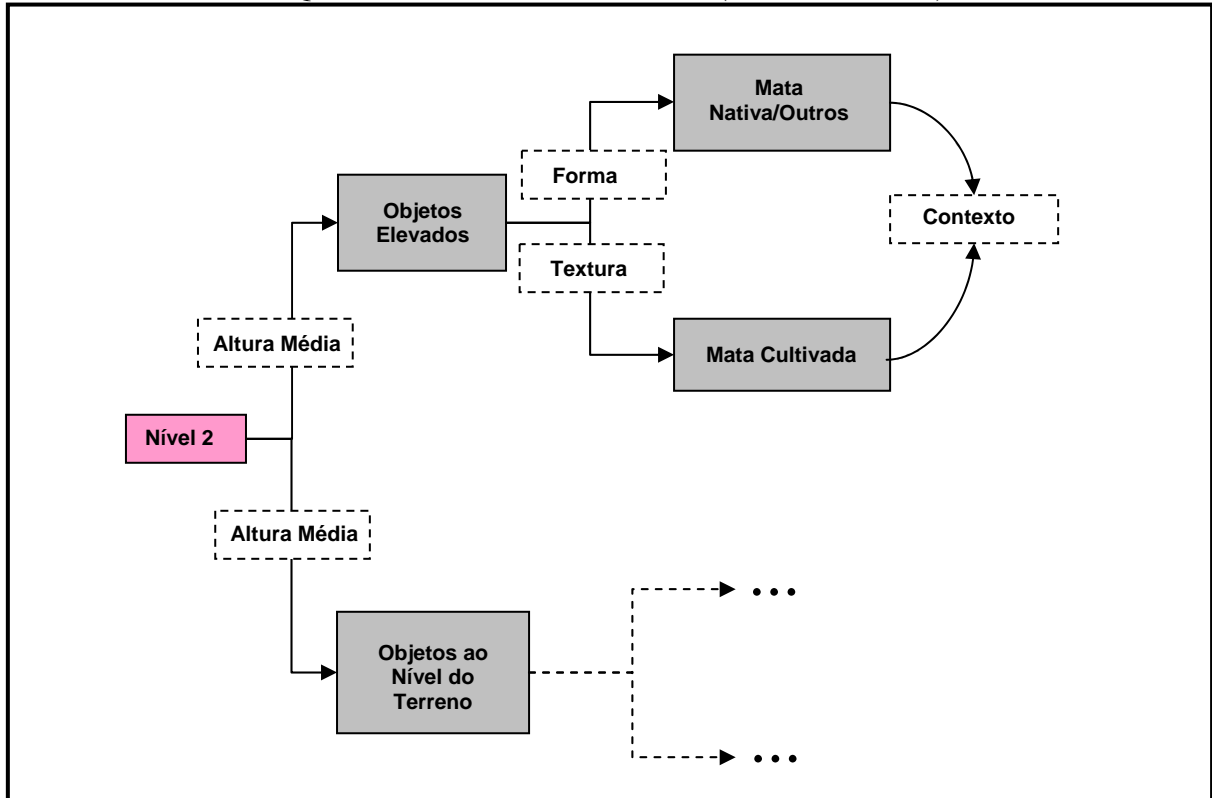


FIGURA 84 – HIERARQUIA DE CLASSES DO NÍVEL 1 (ÁREA RURAL 5)

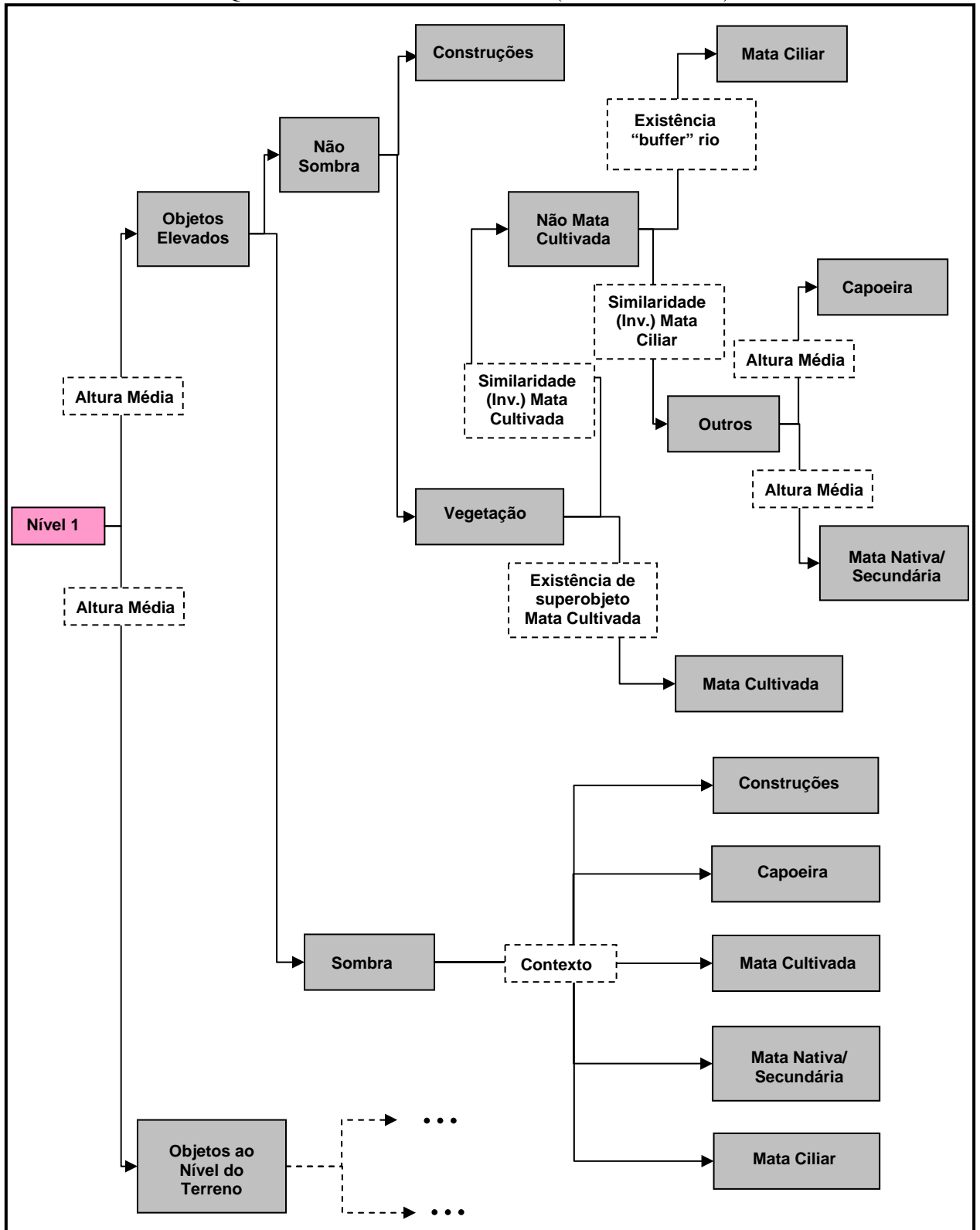
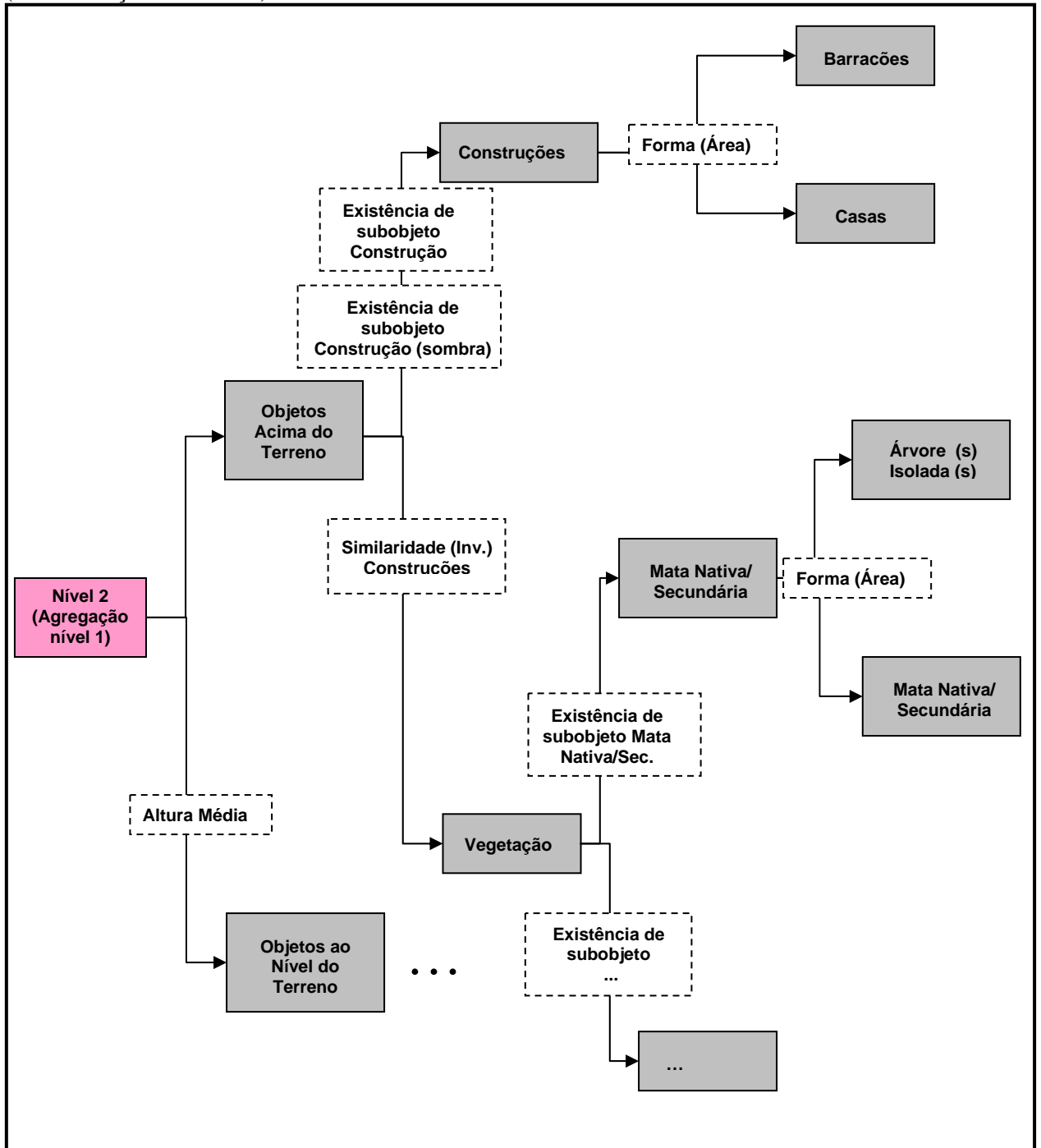


FIGURA 85 - HIERARQUIA DE CLASSES PARA O NÍVEL 2 (NOVO) DE OBJETOS (AGREGAÇÃO NÍVEL 1)



5.2.6 Área de Estudo Rural 6

A área de estudo mostrada na Figura 86 foi selecionada para validar a metodologia de discriminação entre mata nativa e cultivada formulada na área 5. Assim como na área anterior os objetos formados no primeiro nível de segmentação apresentaram elevada assimetria conforme se pode notar na Figura 87. O resultado da segmentação do nível 2 bem como a assimetria média dos subobjetos são mostrados respectivamente nas Figuras 88a e 88b.

O resultado da classificação e a avaliação da acurácia da classificação são mostrados no capítulo 6.

FIGURA 86 – ÁREA DE ESTUDO RURAL 6



FIGURA 87 – (a) ORTOFOTO MOSTRANDO REGIÃO DE MATA CULTIVADA. (b) RESULTADO DA SEGMENTAÇÃO DO NÍVEL 1 DE OBJETOS APRESENTADO ALTA ASSIMETRIA

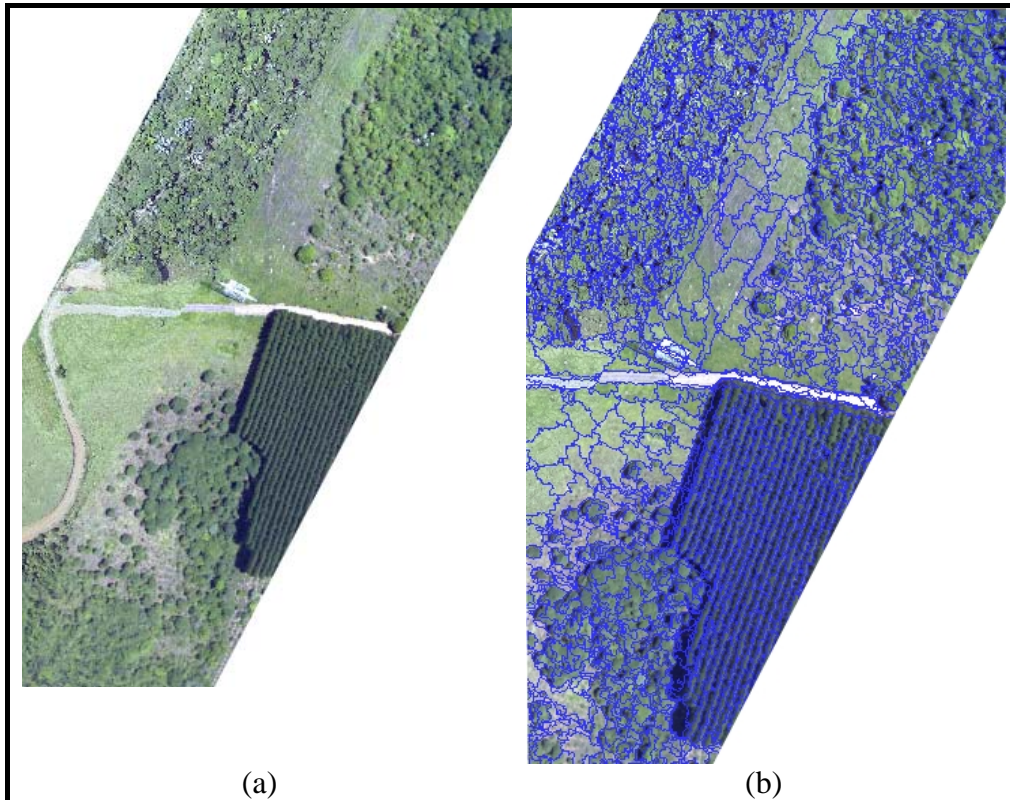
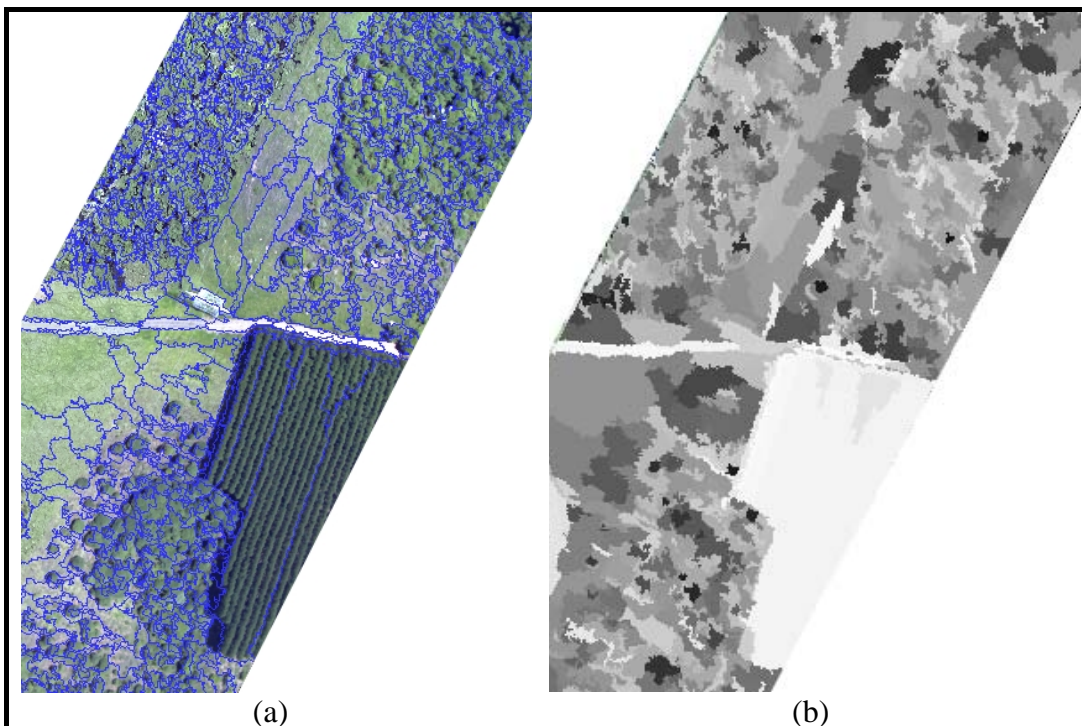


FIGURA 88 – (a) RESULTADO DA SEGMENTAÇÃO DO NÍVEL 2 DE OBJETOS (b) ASSIMETRIA MÉDIA DOS SUBOBJETOS DO NÍVEL 2



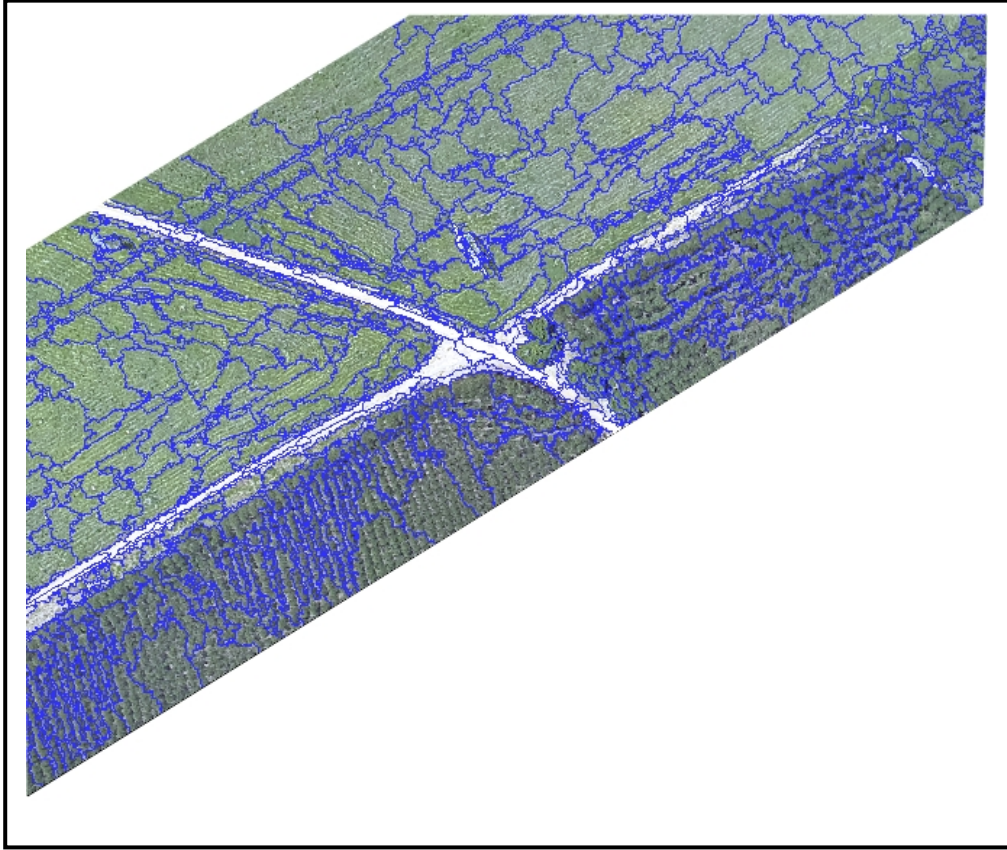
5.2.7 Área de Estudo Rural 7

A área de estudo mostrada na Figura 89 contempla como na área de estudo do item anterior as classes mata cultivada e mata nativa. Entretanto, devido a diferentes condições de iluminação os objetos formados no primeiro nível de segmentação não apresentaram formato alongado em sua grande maioria, conforme se pode notar na Figura 90. No segundo nível de segmentação, assim como na área anterior objetos grandes foram formados devido à homogeneidade na imagem de intensidade. O atributo de textura expresso através do desvio padrão da intensidade mostrou valores baixos nas regiões de mata cultivada servindo como descritor substituindo neste caso o descritor de assimetria média dos subobjetos. Os descritores selecionados propiciaram classificação estável conforme é mostrado no capítulo 6.

FIGURA 89 – ÁREA DE ESTUDO RURAL 7



FIGURA 90 – RESULTADO DA SEGMENTAÇÃO DO NÍVEL 1 (ÁREA RURAL 7)



6 RESULTADOS E AVALIAÇÃO DA ACURÁCIA

Neste capítulo são mostrados os resultados da classificação obtidos nas áreas urbana e rural bem como a avaliação de sua acurácia.

Para a verificação da acurácia da classificação foram digitalizados sobre cada imagem estudada, considerando todas as fontes de informação como a altura dos objetos e a imagem de intensidade, os objetos de interesse para a geração de um mapa amostral (obtido de forma randômica cobrindo mais de 70% da imagem) para comparação com os resultados obtidos da classificação. A análise da acurácia da classificação bem como a sua estabilidade são mostradas a seguir.

6.1 REGIÃO URBANA

6.1.1 Resultados Obtidos na Área Urbana 1

As Figuras 91 e 92 mostram respectivamente os resultados da classificação obtidos para o nível de objeto 2 e o nível 2 (novo) gerado posteriormente através da fusão dos objetos.

FIGURA 91 - RESULTADO DA CLASSIFICAÇÃO DO NÍVEL 2 (ÁREA URBANA 1)

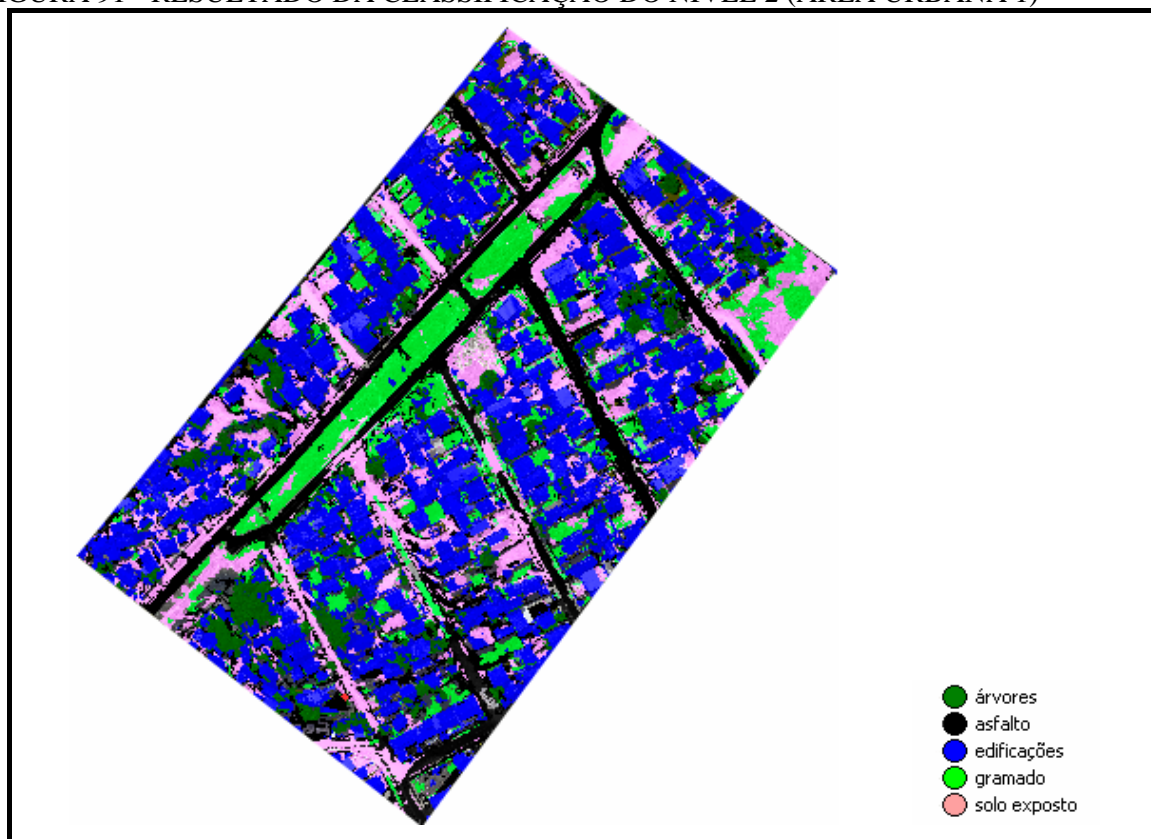


FIGURA 92 – RESULTADO DA CLASSIFICAÇÃO DO NÍVEL 2 (FUSÃO)



De uma maneira geral, a classificação dos objetos do nível 2 apresentou resultados satisfatórios. A matriz de confusão é mostrada na Tabela 12. Os valores derivados da matriz para análise da acurácia da classificação sob o ponto de vista do produtor e do usuário são mostrados da Tabela 13. O coeficiente kappa é também mostrado na Tabela 13 por classe e total.

TABELA 12 - MATRIZ DE CONFUSÃO DA ÁREA DE ESTUDO URBANA

Matriz de Confusão					
	edificações	árvores	rua pavimentada	gramado	Solo exposto
Edificações	1569216	41370	0	0	0
Árvores	61651	301664	0	1190	0
rua pavimentada	0	4641	713500	2287	8937
Gramado	1227	0	14379	371302	0
solo exposto	11263	0	43768	1794	360157
não classificado	12614	17681	82500	17608	2324
Soma	1855971	365356	854147	394181	371418

TABELA 13 - AVALIAÇÃO DA ACURÁCIA DA ÁREA DE ESTUDO URBANA

	Acurácia				
	edificações	árvores	rua pavimentada	gramado	solo exposto
Produtor	0.9476	0.8257	0.8353	0.9420	0.9697
Usuário	0.9743	0.8276	0.9782	0.9597	0.8637
Coef. Kappa por Classe	0.906	0.8063	0.794	0.935	0.9658
Acurácia Total	0.9107				
Coef. Kappa	0.8757				

A Tabela 14 mostra a estabilidade da classificação através de estatísticas referentes à diferença entre os dois maiores graus de pertinência de cada objeto. Os resultados demonstram uma classificação estável.

TABELA 14 - ESTABILIDADE DA CLASSIFICAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO URBANA

	Estabilidade da Classificação				
	Nº de Objetos	Média	Desvio Padrão	Mínimo	Máximo
edificações	2771	0.9543	0.1488	0	1
solo exposto	1689	0.8602	0.2821	0	1
árvores	507	0.8581	0.2959	0	1
gramado	786	0.7478	0.3429	0	1
rua pavimentada	823	0.7424	0.4067	0	1

A classificação do nível 2 (fusão), onde buscou-se a discriminação linhas de distribuição, apresentou acurácia total de 92 % mostrando resultado satisfatório.

6.1.2 Aplicação da Metodologia em Área Similar

A base de conhecimento formulada foi aplicada em área similar para verificação da robustez da metodologia. A área de estudo utilizada é mostrada na Figura 93.

FIGURA 93 – ÁREA DE ESTUDO URBANA 2



O resultado da classificação obtido é mostrado na Figura 94. A matriz de confusão é mostrada na Tabela 15. Os valores derivados da matriz para análise da acurácia da classificação sob o ponto de vista do produtor e do usuário podem ser visualizados na Tabela 16. O coeficiente kappa é também mostrado na Tabela 16 por classe e total. Pôde-se notar que a base de conhecimento formulada pôde ser aplicada em área similar promovendo resultados adequados (93% de acurácia total).

FIGURA 94 – RESULTADO DA CLASSIFICAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO URBANA 2

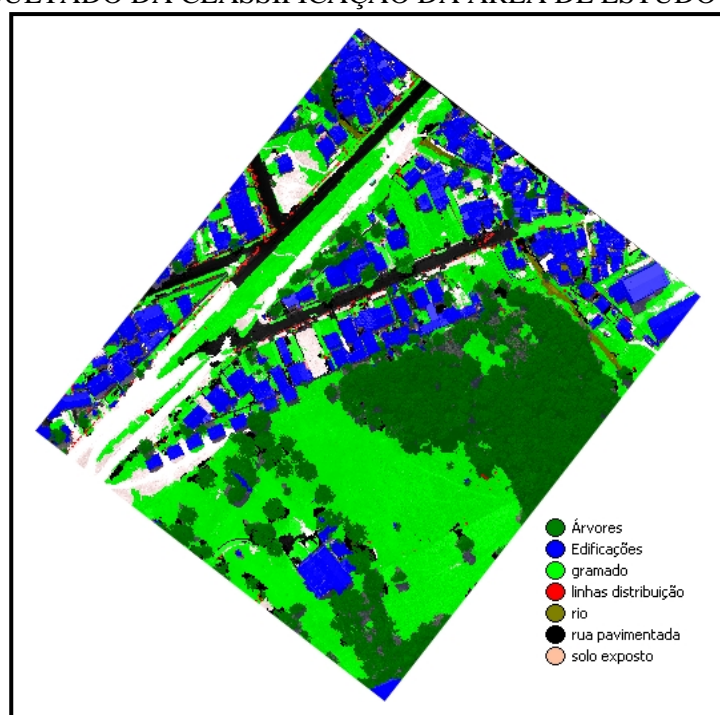


TABELA 15 - MATRIZ DE CONFUSÃO DA ÁREA URBANA 2

Matriz de Confusão						
	edificações	árvores	rua pavimentada	gramado	Solo exposto	rio
Edificações	481712	8354	0	1189	0	0
Árvores	45	161744	71	23134	279	779
Rua pavimentada	0	0	219868	10218	0	2579
Gramado	0	0	2801	697128	0	1597
solo exposto	0	0	0	21351	173743	0
Rio	0	0	0	0	0	17934
Não classificado	11630	30641	4681	6425	11	188
Soma	493387	200739	227421	759445	174033	23077

TABELA 16 - AVALIAÇÃO DA ACURÁCIA DA ÁREA URBANA 2

Acurácia						
	edificações	árvores	rua pavimentada	gramado	solo exposto	rio
Produtor	0,9763	0,8057	0,9668	0,9179	0,9983	0,7771
Usuário	0,9806	0,8693	0,9450	0,9937	0,8906	1
Coef. Kappa	0,9680	0,7844	0,9620	0,8690	0,9981	0,7750
por Classe						
Acurácia	0.9329					
Total						
Coef. Kappa	0.9100					

6.1.3 Análise dos Ganhos Obtidos a partir do Uso Integrado LIDAR e Ortofoto

A Figura 95 mostra o resultado da classificação dos objetos acima do terreno como árvores, edificações e linhas de distribuição realizada apenas considerando os dados do LIDAR (altimetria e intensidade). Os objetos ao nível do terreno como gramado, solo exposto e asfalto não foram discriminados por não apresentar separabilidade adequada quando da utilização apenas dos dados do LASER. A análise acurácia da classificação é mostrada nas Tabelas 17 e 18. A acurácia total obtida foi de 88 % mostrando um bom resultado, entretanto inferior ao resultado obtido quando da utilização da informação espectral que resultou em 92%.

A utilização dos dados do LIDAR permite a obtenção de resultado satisfatório no que tange a discriminação entre árvores, edificações e linhas de distribuição. Entretanto a introdução da informação espectral no processo classificatório permite a extensão dos objetos passíveis de serem discriminados bem como promove o aumento da acurácia da classificação conforme mostra as Tabelas 19 e 20.

FIGURA 95 – RESULTADO DA CLASSIFICAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO URBANA 2 QUANDO DA UTILIZAÇÃO APENAS DOS DADOS DO LIDAR

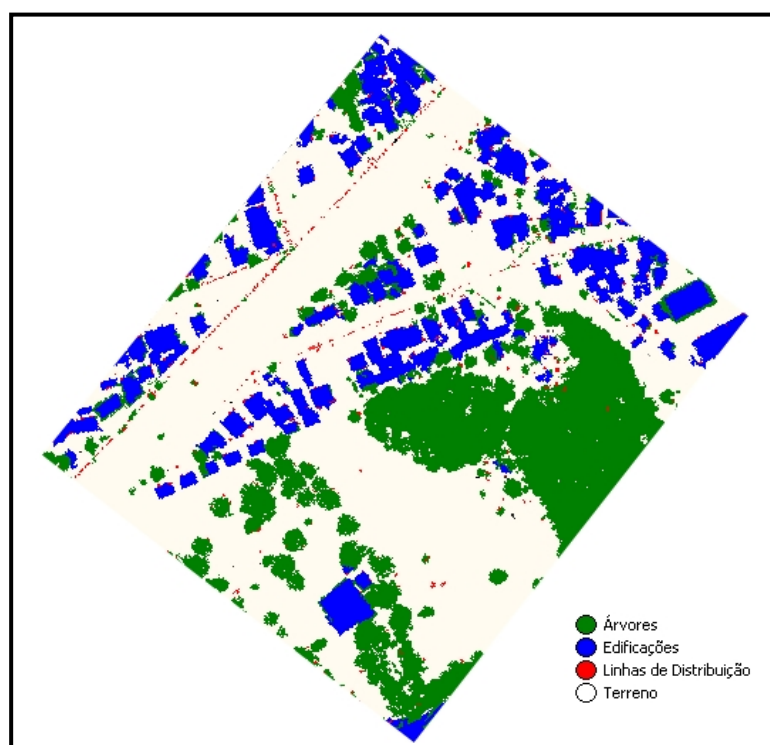


TABELA 17 - MATRIZ DE CONFUSÃO (UTILIZANDO SOMENTE DADOS DO LIDAR)

Matriz de Confusão			
	árvores	edificações	linhas distribuição
árvores	388386	24447	2849
edificações	16388	522807	0
linhas distribuição	3036	440	14761
Não classificado	38370	13682	17375
Soma	446180	561376	34985

TABELA 18 - AVALIAÇÃO DA ACURÁCIA (UTILIZANDO SOMENTE DADOS DO LIDAR)

Acurácia			
	árvores	edificações	linhas distribuição
Produtor	0,8705	0,9313	0,4219
Usuário	0,9343	0,9696	0,8094
Coef. Kappa por Classe	0,7846	0,8577	0,4116
Acurácia Total	0,8882		
Coef. Kappa	0,7968		

TABELA 19 - MATRIZ DE CONFUSÃO (LIDAR + ORTOFOTO)

Matriz de Confusão			
	árvores	edificações	linhas distribuição
árvores	555897	17354	6986
edificações	29191	579815	0
linhas distribuição	602	166	12361
Não classificado	22442	11711	15638
Soma	608132	609046	34985

TABELA 20 - AVALIAÇÃO DA ACURÁCIA (LIDAR + ORTOFOTO)

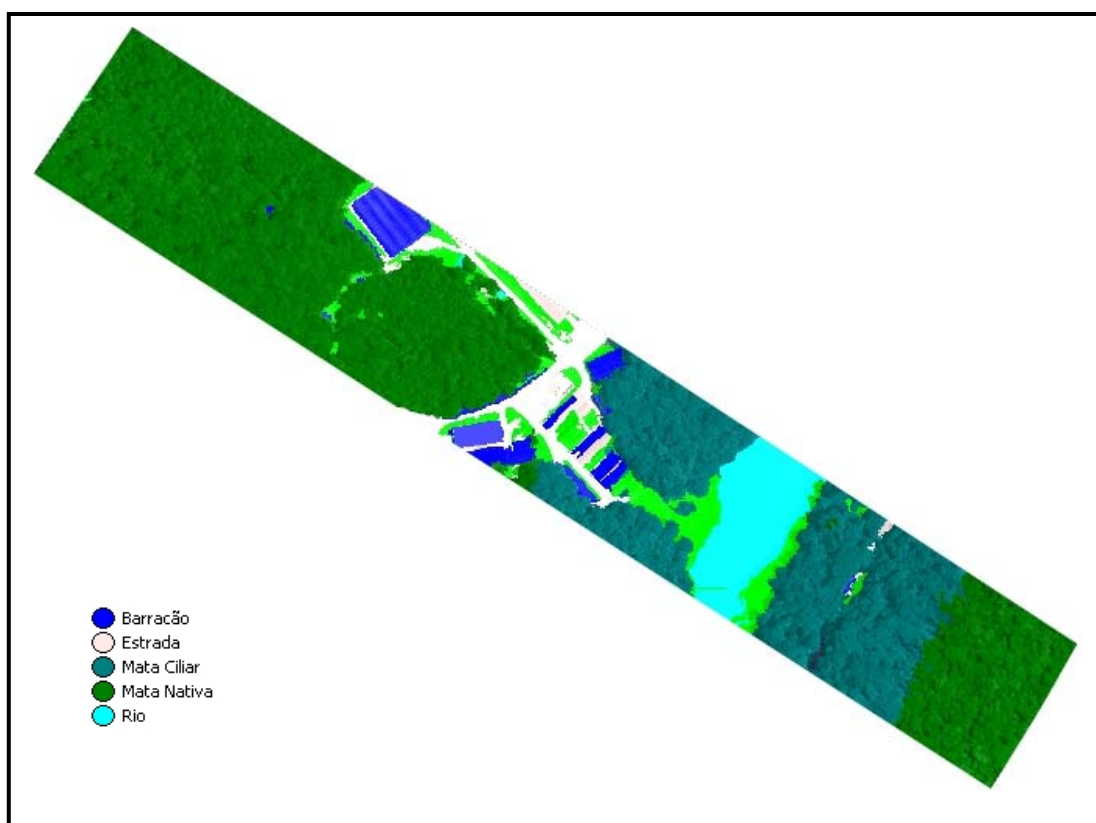
	Acurácia		
	árvores	edificações	linhas distribuição
Produtor	0,9141	0,952	0,3533
Usuário	0,958	0,952	0,9415
Coef. Kappa por Classe	0,8399	0,9066	0,3465
Acurácia Total	0,9169		
Coef. Kappa	0,8455		

6.2 REGIÃO RURAL

6.2.1 Área de Estudo Rural 1

O resultado da classificação é mostrado na Figura 96. A classificação mostrou-se estável e acurada (92% acurácia total).

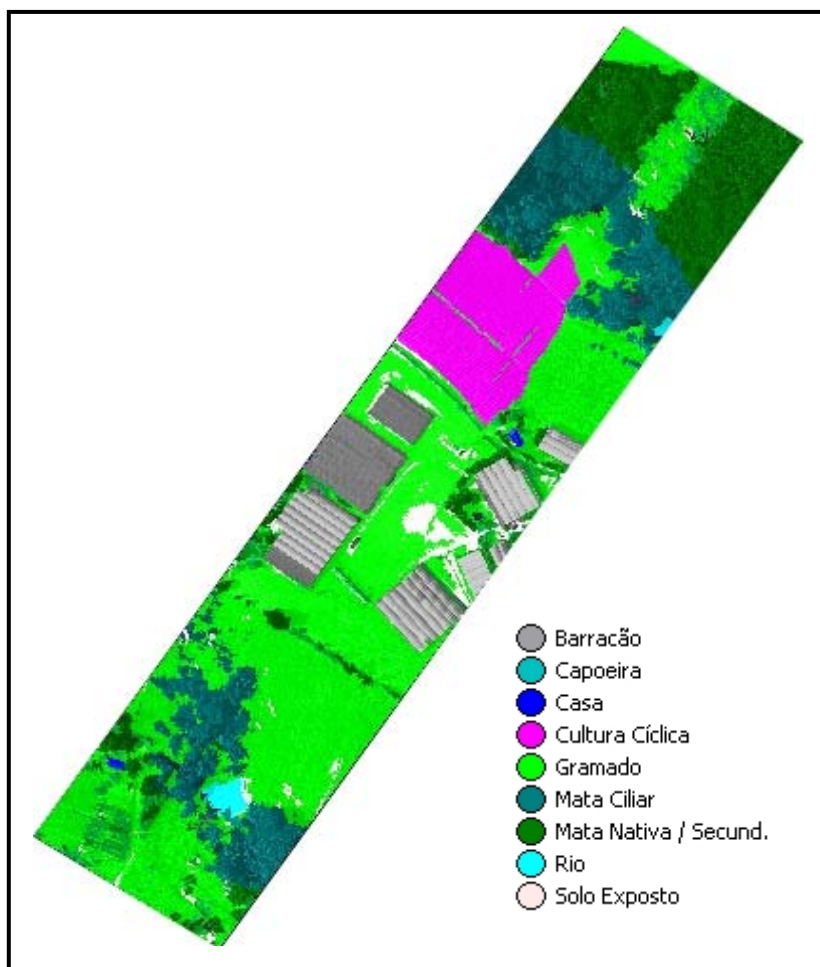
FIGURA 96 – RESULTADO DA CLASSIFICAÇÃO DA ÁREA RURAL 1



6.2.2 Área de Estudo Rural 2

O resultado da classificação da segunda área de estudo pode ser visualizado na Figura 97. A análise da acurácia conduziu a uma acurácia total de 90% demonstrando resultado satisfatório. A classificação também demonstrou estabilidade adequada.

FIGURA 97 - RESULTADO CLASSIFICAÇÃO DA ÁREA RURAL 2



6.2.3 Área de Estudo Rural 3

A classificação de maneira geral mostrou-se estável. Pequena instabilidade foi constatada entre os diferentes tipos de cultura. A acurácia total resultou em 96%. O resultado da classificação é mostrado na Figura 98. A matriz de confusão e a análise da acurácia são mostradas nas Tabelas 21 e 22.

FIGURA 98 – RESULTADO DA CLASSIFICAÇÃO DA ÁREA RURAL 3

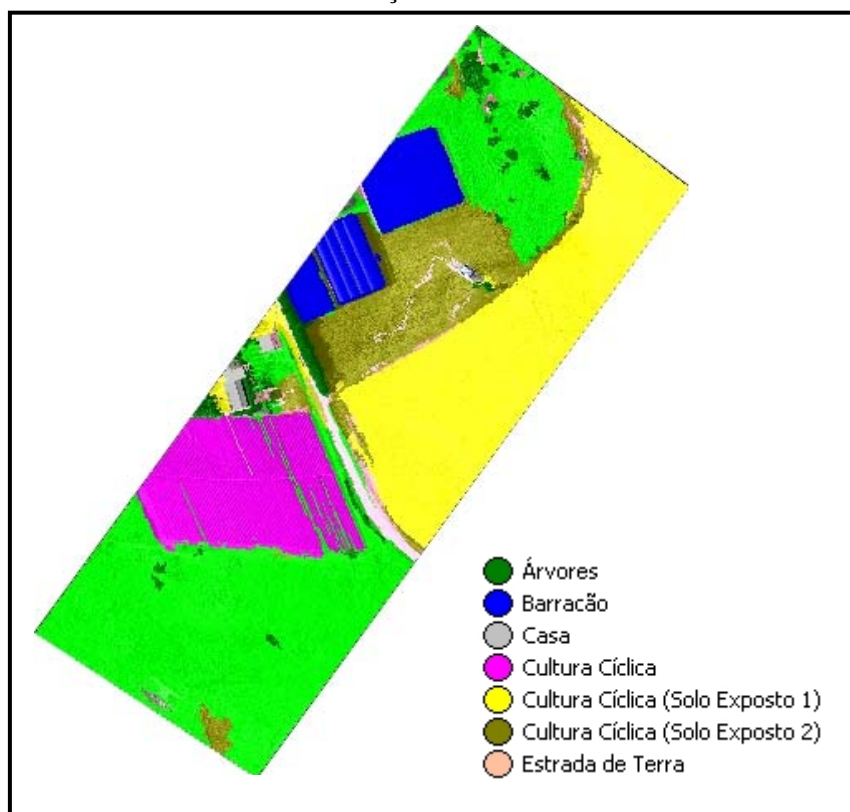


TABELA 21 - MATRIZ DE CONFUSÃO DA ÁREA RURAL 3

Matriz de Confusão							
	Cultura Cíclica 1	Pasto/Gramado	Cult. Cíclica (Solo exposto 1)	Estrada de Terra	Cult. Cíclica (Solo exposto 2)	Construções	Árvores
Cultura Cíclica 1	473042	0	0	0	0	0	0
Pasto/Gramado	23910	899972	0	0	0	863	7480
Cult. Cíclica (Solo exposto 1)	0	0	1048618	3496	0	781	0
Estrada de Terra	0	0	8159	33672	4502	0	0
Cult. Cíclica (Solo exposto 2)	0	21656	35541	3673	338027	0	0
Estrada de Terra	0	0	0	0	0	278152	0
Construções	0	3798	0	0	0	0	41242
Árvores	2378	1573	0	0	0	4087	3129
não classificado	499330	926999	1092318	40841	342529	283883	51851
Soma	473042	0	0	0	0	0	0

TABELA 22 - AVALIAÇÃO DA ACURÁCIA DA ÁREA RURAL 3

Acurácia							
	Cultura Cíclica	Pasto/Gramado	Cult. Cíclica (Solo exposto 1)	Estrada de Terra	Cult. Cíclica (Solo exposto 2)	Construções	Árvores
Produtor	0,9474	0,9708	0,9600	0,8245	0,9869	0,9798	0,7954
Usuário	1	0,9654	0,9959	0,7267	0,8474	1	0,9157
Coef. Kappa por Classe	0,9383	0,959	0,9457	0,8219	0,985	0,9779	0,7925
Acurácia Total	0,9614						
Coef. Kappa	0,9495						

6.2.4 Área de Estudo Rural 4

A classificação demonstrou estabilidade conforme mostra a Tabela 23, onde são mostradas estatísticas referentes à diferença dos maiores graus de pertinência dos objetos.

TABELA 23 – ANÁLISE DA ESTABILIDADE DA CLASSIFICAÇÃO DA ÁREA RURAL 4

		Estabilidade da Classificação				
	Nº de Objetos	Média	Desvio Padrão	Mínimo	Máximo	
Cultura Cíclica (1)	9	0.9138	0.2439	0.224	1	
Pasto/Gramado	102	0.9683	0.1185	0.2397	1	
Cult. Cíclica Solo Exposto (1)	36	0.9317	0.2133	0.044091	1	
Cult. Cíclica Solo Exposto (2)	47	0.903	0.1997	0.1392	1	

O resultado final da classificação é mostrado na Figura 99. A matriz de confusão e a análise da acurácia da classificação são mostradas nas Tabelas 24 e 25.

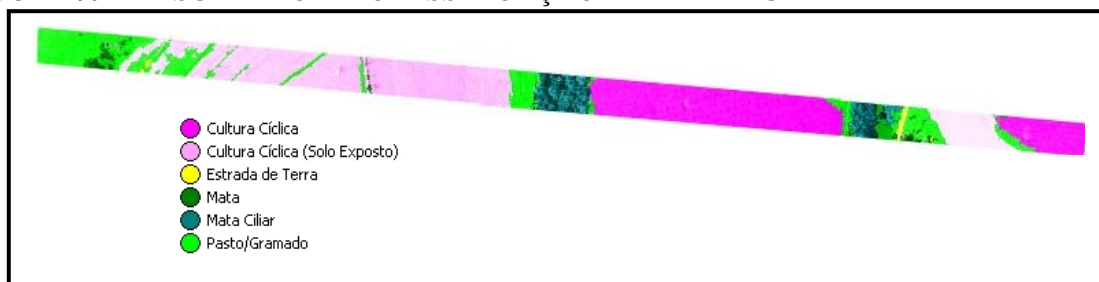
TABELA 24 - MATRIZ DE CONFUSÃO DA ÁREA RURAL 4

		Matriz de Confusão					
		Cultura Cíclica	Pasto/Gramado	Mata Ciliar	Mata	Cult. Cíclica (Solo exposto)	Estrada de Terra
Cultura Cíclica		1281321	0	0	0	0	0
Pasto/Gramado		54403	245516	0	0	224770	0
Mata Ciliar		0	0	345995	0	0	0
Mata		2733	4739	0	36150	0	0
Cult. Cíclica (Solo exposto)		0	0	0	0	1594087	0
Estrada de Terra não classificado		0	0	0	0	5901	17714
Soma		1338457	250255	345995	36150	1824758	17714

TABELA 25 - AVALIAÇÃO DA ACURÁCIA DA ÁREA RURAL 4

		Acurácia					
		Cultura Cíclica	Pasto/Gramado	Mata Ciliar	Mata	Cult. Cíclica (Solo exposto)	Estrada de Terra
Produtor		0,9573	0,981	1	1	0,8736	1
Usuário		1	0,4679	1	0,8287	1	0,7501
Coef. Kappa por Classe		0,9357	0,978	1	1	0,7828	1
Acurácia Total		0,9233					
Coef. Kappa		0,8846					

FIGURA 99 – RESULTADO DA CLASSIFICAÇÃO DA ÁREA RURAL 4



6.2.5 Área de Estudo Rural 5

A análise da acurácia da classificação é mostrada nas Tabelas 26 e 27. O resultado pode ser visualizado na Figura 100.

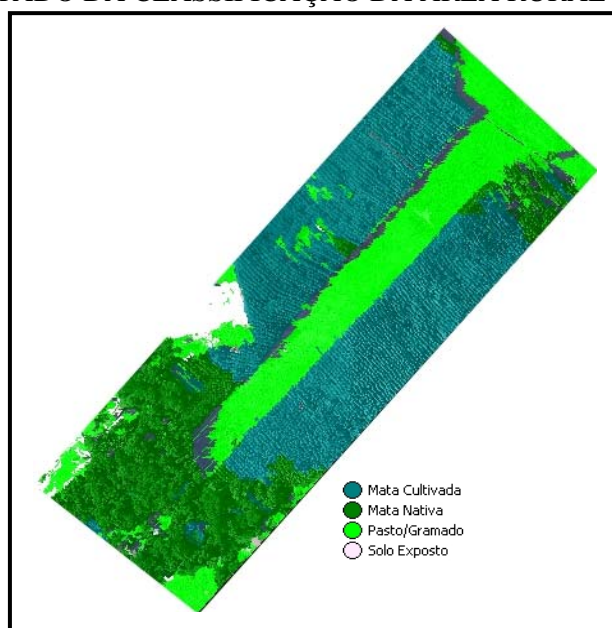
TABELA 26 - MATRIZ DE CONFUSÃO DA ÁREA RURAL 5

Matriz de Confusão		
	Mata Nativa	Mata Cultivada
Mata Nativa	593012	62547
Mata Cultivada	3260	874956
não classificado	12159	9034
Soma	608431	946537

TABELA 27 - AVALIAÇÃO DA ACURÁCIA DA ÁREA RURAL 5

Acurácia		
	Mata Nativa	Mata Cultivada
Produtor	0,9747	0,9244
Usuário	0,9046	0,9963
Coef. Kappa por Classe	0,9562	0,8262
Acurácia Total	0,944	
Coef. Kappa	0,8861	

FIGURA 100 – RESULTADO DA CLASSIFICAÇÃO DA ÁREA RURAL 5



6.2.6 Área de Estudo Rural 6

A análise da acurácia da classificação é mostrada nas Tabelas 28 e 29. O resultado pode ser visualizado na Figura 101.

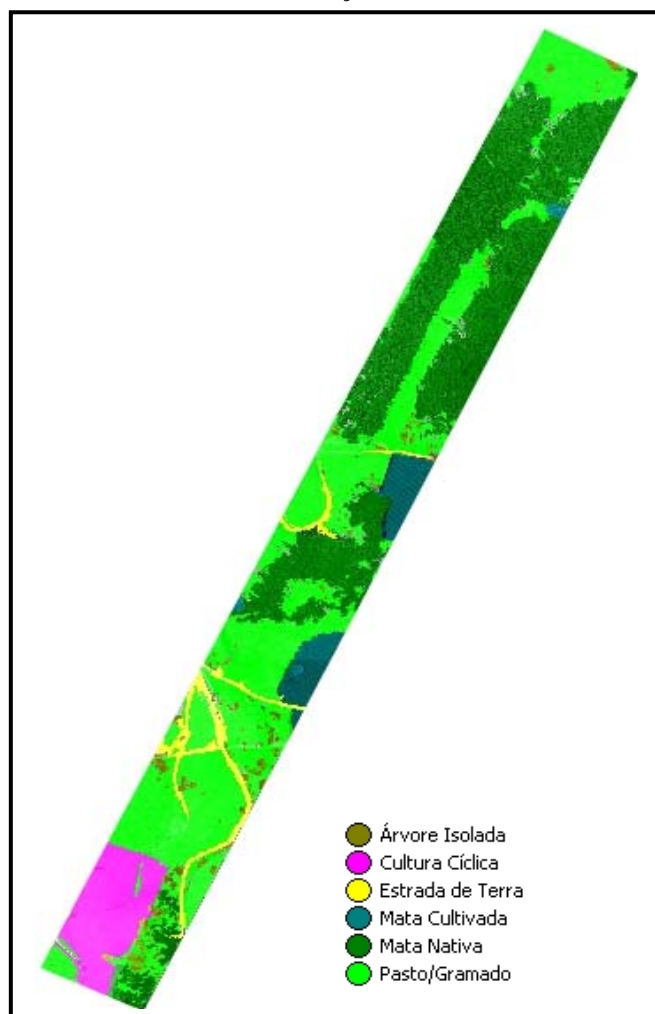
TABELA 28 - MATRIZ DE CONFUSÃO DA ÁREA RURAL 6

Matriz de Confusão						
	Mata Cultivada	Pasto/Gramado	Estrada de Terra	Árvore Isolada	Mata Nativa	Cultura Cíclica
Mata Cultivada	593451	0	0	0	36365	0
Pasto/Gramado	0	839443	52821	2120	7949	14016
Estrada de Terra	0	26856	227502	0	0	0
Árvore Isolada	0	0	0	90205	0	958
Mata Nativa	0	0	0	3734	998680	29890
Cultura Cíclica	0	0	11726	0	0	1019090
não classificado	330	14029	9599	0	4558	0
Soma	593781	880328	301648	96059	1047552	1063954

TABELA 29 - AVALIAÇÃO DA ACURÁCIA DA ÁREA RURAL 6

Acurácia						
	Mata Cultivada	Pasto/Gramado	Estrada de Terra	Árvore Isolada	Mata Nativa	Cultura Cíclica
Produtor	0.9994	0.9536	0.7542	0.939	0.9533	0.9578
Usuário	0.9423	0.916	0.8944	0.9895	0.9674	0.9886
Coef. Kappa por Classe	0.9993	0.9397	0.7374	0.9376	0.937	0.9431
Acurácia Total	0.946					
Coef. Kappa	0.931					

FIGURA 101 – RESULTADO DA CLASSIFICAÇÃO DA ÁREA RURAL 6



6.2.7 Área de Estudo Rural 7

O resultado obtido da classificação pode ser visualizado na Figura 102, onde se obteve uma acurácia total de 97%. A classificação demonstrou estabilidade conforme indica a Tabela 30.

FIGURA 102 – RESULTADO DA CLASSIFICAÇÃO DA ÁREA RURAL 7

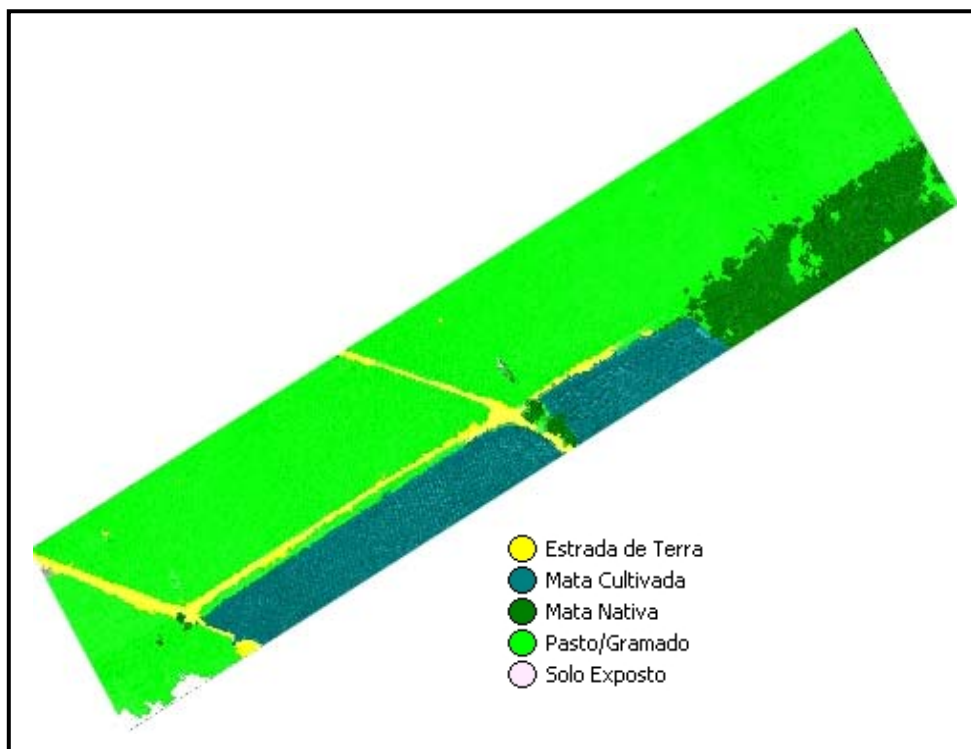


TABELA 30 – ANÁLISE DA ESTABILIDADE DA CLASSIFICAÇÃO DA ÁREA RURAL 7

Estabilidade da Classificação					
	Nº de Objetos	Média	Desvio Padrão	Mínimo	Máximo
Mata Cultivada	15	0.5146	0.3545	0.076622	1
Mata Nativa	331	0.8124	0.2374	0.001834	1

7 CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

O presente trabalho possibilitou a formulação de uma metodologia para classificação de corredores de linhas de transmissão para ambientes urbanos e rurais através da integração de dados espectrais com dados altimétricos derivados do LIDAR. A metodologia se baseia na análise orientada a objeto, que consiste na segmentação multiresolução da imagem e a categorização dos segmentos por meio de classificador Fuzzy. Com base no estudo aqui apresentado as seguintes conclusões e recomendações puderam ser delineadas:

i. O uso integrado de dados espectrais, neste estudo proveniente de uma câmara digital de pequeno formato, e os dados altimétricos do LIDAR, propiciou melhores condições para a discriminação de objetos na área de domínio das linhas de transmissão. O resultado do uso conjunto dos dados foi superior do que, por exemplo, o uso dos dados do LIDAR isoladamente. Consequentemente, a quantidade de classes de objetos que podem ser reconhecidos torna-se maior.

ii. Uma questão que deve ser levada em consideração na análise integrada de dados de diferentes sensores é a coincidência espacial e temporal. Neste projeto a câmara digital foi instalada junto com o sensor LIDAR e a aquisição simultânea dos dados garantiu sucesso na extração de um conjunto maior de feições, resultando em uma classificação de grande acurácia. Não foram feitos testes para avaliar o desempenho em relação a dados temporalmente defasados, por isso recomenda-se a quantificação da melhora proporcionada através da coleta simultânea das informações em estudos futuros.

iii. A coincidência espacial da informação espectral deve ser garantida através de sua adequada correção geométrica a partir da ortorretificação da imagem. Neste estudo os dados do LIDAR não somente serviram de base para o processo de classificação como na ortorretificação das imagens provenientes da câmara digital de pequeno formato.

iv. A utilização da análise orientada a objeto permitiu a inserção de informação de contexto e forma que foram fundamentais para a obtenção de resultados de classificação satisfatórios. As informações espectral e espacial em classificações ao nível do *pixel*, sejam através de classificador Fuzzy, sejam através de métodos paramétricos, não são exploradas em sua totalidade.

v. A etapa de formação dos objetos para classificação subsequente é fundamental para o resultado final da classificação, pois erros originados nesta fase não podem ser corrigidos nas etapas seguintes. Os objetos devem ser produzidos com a maior escala possível que ainda permita distinguir as diferentes regiões de interesse da imagem.

vi. Para a derivação de descritores adequados em uma imagem onde as feições de interesse aparecem simultaneamente em diferentes escalas, a segmentação multiresolução mostra-se como uma ferramenta apropriada. A segmentação multiresolução permite que objetos de escalas finas e grosseiras possam sejam gerados compondo uma rede, de forma que cada objeto depende de seu contexto (vizinhança), seus superobjetos e seus subobjetos. O conhecimento formado em qualquer um dos níveis pode ser herdado pelos demais níveis. Em procedimentos subsequentes de refinamento, ambas as escalas de objetos podem ser projetadas em um único nível de objetos.

vii. Através da seleção de amostras representativas de cada classe foi realizada uma análise da separabilidade das classes de forma a otimizar o espaço de atributos. Buscou-se a menor dimensão possível que garantisse a maior separabilidade entre as classes. A utilização de um espaço de atributos de grande dimensão pode tornar o processo de classificação demorado e instável. No caso da necessidade de muitos atributos para a descrição de uma classe a utilização da abordagem Fuzzy do vizinho mais próximo resultou em resultados melhores por lidar de maneira mais eficiente com sobreposições no espaço de atributos.

viii. No estudo realizado em ambiente urbano foi proposta uma metodologia para discriminação das linhas de distribuição detectadas pelo LIDAR. Recomenda-se a exploração deste tema, efetuando maiores estudos para identificar as retas que as linhas de distribuição pertencem e desprezar os pontos que não fazem parte de nenhum alinhamento na imagem binarizada do resultado da classificação de forma a propiciar refinamento do processo classificatório.

ix. Linhas de transmissão geralmente percorrem grandes extensões atravessando regiões urbanas e rurais. No estudo realizado buscou-se a seleção de áreas de estudo que apresentassem alvos mais comuns de ocorrência. Formulou-se

uma base de conhecimento para ambientes urbanos e rurais. Recomenda-se o estudo da separabilidade de classes não abrangidas neste estudo.

ix. Em classificações por meio da lógica Fuzzy, além dos métodos clássicos para avaliação da acurácia, a análise acerca de sua estabilidade também deve ser realizada. A avaliação estabilidade neste trabalho foi realizada através de estatísticas referentes à diferença entre os dois maiores graus de pertinência de cada objeto.

x. Uma dificuldade verificada encontra-se associada às dimensões da faixa de dados disponíveis. As faixas são de largura limitada, existindo por isso uma grande variação dos dados ao longo da linha e pouca variação no sentido transversal. O uso e cobertura do solo ao longo da faixa de domínio variam muito espacialmente. Tentou-se, nos experimentos, cobrir diferentes cenários, dentro da restrição imposta pelos dados disponíveis.

Os resultados apresentados comprovam a viabilidade do uso desta abordagem para a classificação da cobertura e uso do solo em corredores de linhas de transmissão, validando, portanto, a hipótese do trabalho. O uso integrado dos dados deve ser mais pesquisado e a integração de outras fontes de dados avaliada.

8 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ACKERMANN, F. **Airborne laser scanning – present status and future expectations**. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, vol. 54, p. 64-67. 1999.

ANDRADE, J. B. **Fotogrametria**. SBEE. 1998.

ANTUNES, A.F.B. **Classificação de ambiente ciliar baseada em orientação a objeto em imagens de alta resolução espacial**. Tese de Doutorado. Pós Graduação em Ciências Geodésicas da Universidade Federal do Paraná. 2003.

AKEL, N. A.; ZILBERSTEIN, O. & DOYTSHER, Y. **Automatic DTM extraction from dense raw lidar data in urban areas**. 2003. Disponível em: <http://www.isprs.org/istanbul2004/comm3/papers/272.pdf>. Acesso em julho de 2004.

AXELSSON, P. **Processing of laser scanner data – algorithms and applications**. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, vol 54, n° 2-3, p.138-147. 1999.

BAATZ, M. & SCHÄPE, A. **Multiresolution segmentation: an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation**. 2000. München. Disponível em: <http://www.definiens.com>. Acesso em agosto de 2005.

BAATZ, M. & SCHÄPE A. **Object-Oriented and Multi-Scale Image Analysis in Semantic Networks**. 1999. München. Disponível em: <http://www.definiens.com>. Acesso em agosto de 2005.

BALTASAVIAS, E. P. **Airborne laser scanning: basic relations and formulas**. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, vol 54, n° 2-3, p. 199-214. 1999.

BENZ, U.; HOFMANN, P.; WILLHAUCK, G.; LINGENFELDER, I. & HEYNEN, M. **Multi-resolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information**. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, vol 58, p.239-258. 2004.

BLASCHKE, T. & HAY G. J. **Object-oriented Image Analysis and Scale-space: Theory and Methods for Modeling and Evaluating Multiscale Landscape Structures**. 2001. Disponível em: <http://www.definiens.com>. Acesso em agosto de 2005.

BLASCHKE, T. & STROBL J. **What's wrong with pixels? Some recent developments interfacing remote sensing and GIS.** 2001. Disponível em: <http://www.definiens.com>. Acesso em agosto de 2005.

BRIESE, C.; PFEIFER, N. & DORMINGER, P. **Applications of the robust interpolation for dtm determination.** 2002. Disponível em: http://www.ipf.tuwien.ac.at/publications/Briese_Pfeifer_Dorninger.pdf. Acesso em novembro de 2004.

BROVELLI, M. A.; CANNATA, M. & LONGONI, U. M. **Managing and processing lidar data within grass.** 2002. Disponível em: http://www.ing.unitn.it/~grass/conferences/GRASS2002/proceedings/proceedings/pdfs/Brovelli_Maria_Antonia.pdf. Acesso em novembro de 2004.

CENTENO, J. A. S. **Sensoriamento Remoto e Processamento de Imagens Digitais.** Editora Curso de Pós Graduação em Ciências Geodésicas. Curitiba. 2001.

CHARANIYA, A.; MANDUCHI, R. & LODHA, S. **Supervised parametric classification of aerial lidar data.** Real-Time 3D Sensors and their use workshop, in conjunction with IEEE CVPR. 2004.

COLLINS, C.A.; PARKER, R.C. & EVAN, D.L. **Using multispectral imagery and multi-return lidar to estimate tree and stand attributes in a southern bottomland hardwood forest.** 2004. Disponível em: <http://www.definiens.com>. Acesso em maio de 2004.

CONGALTON, R.G. **A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data.** 1991. Disponível em: http://geology.isu.edu/BCAL/presentations/Mundt_2005_IMGIS_Accuracy.pdf. Acesso em outubro de 2005.

COVER, T. M. & HART, P. E. **Nearest neighbor pattern classification.** IEEE Transactions on Information Theory, vol 13, n.1, 1967.

DEFINIENS IMAGING, **ecognition**, User's Guide 3.0. Disponível em: <http://www.definiens.com>. Acesso em maio de 2004.

DELARA, R. JR; .MITISHITA, E. A. & HABIB, A. **Bundle adjustment of images from non-metric ccd camera using lidar data as control points.** Int. Arch. of Photog. and R&S. Istanbul. 2004

GONZALEZ, R. & WOODS, R. **Processamento de imagens digitais.** Ed. Edgard Blucher, São Paulo, 2000.

HOFFMANN, A. & VEGT, J. W. V. D. **New sensor systems and new classification methods: laser- and digital camera-data meet object-oriented strategies.** 2001. Disponível em: www.definiens.com. Acesso em outubro de 2005.

HUIPING, H.; BINGFANG, W. & JINLONG, F. **Analysis to the relationship of classification accuracy segmentation scale image resolution.** In: Proceedings of IGARSS 2003 IEEE. Toulouse. 2003.

IRISH, J. L. & LILLYCROP, W. J. **Scanning laser mapping of the coastal zone: the SHOALS system.** ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, vol 54, n° 2-3, p.123-129. 1999.

JENSEN, S.K. & DOMINGUE, J.O. **Extracting topographic structure from digital elevation data for geographic information system analysis.** Photogrammetric Engineering and Remote Sensing. 1988.

KAINZ, W. **Fuzzy logic and applications in GIS.** ESRI International User Conference. Course Notes. 2005.

KOPP, S. & DJOKIC D. **Introduction to GIS and Hydrology.** ESRI International Preconference Seminars. 2005

KRAUS, K. & PFEIFER, N. **Determination of terrain models in wooded areas with airborne laser scanner data.** ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, vol 53, p.193-203.1998.

KERSTING, A. P.; MÜLLER, M. & HOFFMANN, J. N. **Recapitação de linhas de transmissão com a utilização de tecnologia de mapeamento digital a laser.** XVIII SNPTEE – Seminário Nacional de Produção e Transmissão de Energia Elétrica. 2005.

KOK, R.; BUCK, A., SCHNEIDER, T. & AMMER, U. **Design de projeto modular na análise orientada a objetos.** In: BLASCH, T. Sensoriamento remoto e SIG. Novos sistemas sensores – métodos inovadores, p. 41-49. 2005.

LOCH, C. **Interpretação de Imagens Aéreas. Noções básicas e algumas aplicações nos campos profissionais.** Florianópolis: UFSC, 2001.

MAAS, H. G. **The potential of height texture measures for the segmentation of airborne laser scanner data.** 1999. Disponível em: http://www.tu-dresden.de/fghgipf/forschung/material/publ_maas/Maas_Ottawa99.pdf. Acesso em novembro de 2004.

MASAHARU, H. & OHTSUBO, K. **A filtering method of airborne laser scanner**

data for complex terrain. 2002. Disponível em: <http://www.isprs.org/commission3/proceedings/papers/paper067.pdf>. Acesso em novembro de 2004.

MITISHITA, E. A. & OLIVAS, M. A. A. **Calibração de câmaras aerofotogramétricas a partir de aerofotos digitais (Scanning).** Boletim de Ciências Geodésicas, Curso de Pós-Graduação em Ciências Geodésicas, UFPR. vol 7, n° 1, p. 64-76. 2001.

MITISHITA, E. A. & BARBOSA, F. P. **Verificação da estabilidade geométrica dos parâmetros de calibração de uma câmara digital não métrica de pequeno formato sony DSC-F717.** III Colóquio Brasileiro de Ciências Geodésicas. Curitiba. 2003.

MILLS, J. P; NEWTON, I & GRAHAM, R. W. **Aerial photography for survey purposes with a high resolution, small format, digital camera.** Photogrammetric Record. vol 15, n° 88, p. 575-587. 1996.

MOLENAAR, M. **An introduction to the theory of object modeling for GIS.** Taylor&Francis, 1998.

MOREIRA, M. A. **Fundamentos de sensoriamento remoto e metodologias de aplicação.** 2. edição Viçosa:UFV. 307p. 2003.

NEUBERT, M. **Segment-based analysis of high resolution satellite and laser scanning data.** Disponível em: <http://www.definiens.com>. Acesso em agosto de 2005.

NEUBERT, M. & MEINEL, G. **Análise de Dados do Satélite Ikonos Baseada em Segmentação – Utilização do Software de Análise de Dados e Cognition para Diferentes Áreas Testes.** In: BLASCH, T. Sensoriamento remoto e SIG. Novos sistemas sensores – métodos inovadores, p. 115-124. 2005.

OPTECH Inc. **Data Processing Manual for the ALTM Laser System.** Canadá. 2002.

PFEIFER, N. **Airborne laser scanning data acquisition and applications.** Delft Institute of Earth Observation and Space systems. TU Deft, The Neherlands. University Short Course Notes. 2005.

PILZ, H. & STROBL, J. **Análise de impermeabilização com base em ortofotografias aéreas coloridas digitais através de processamento de imagens orientadas a objetos.** In: BLASCH, T. Sensoriamento remoto e SIG. Novos sistemas sensores – métodos inovadores, p. 165-174. 2005.

PRATT, W. K. **Digital image processing.** Wiley, 1991.

SCHIEWE, J. **Multi-sensoral data processing for urban landscape modelling: New merits and new problems.** Disponível em: www.definiens.com. Acesso em agosto de 2005.

SCHIEWE, J.; TUFTE, L. & EHLERS, M. **Potential and problems of multi-scale segmentation methods in remote sensing.** Disponível em: www.definiens.com. Acesso em outubro de 2005.

SCHOWENGERDT, R. A. **Techniques for image processing and classification in remote sensing.** Academic Press, Inc., Florida. 1983

SONG, J. H.; HAN, S. H.; YU, K. & KIM, Y. **Assessing the possibility of land-cover classification using lidar intensity data.** 2002. Disponível em: <http://www.isprs.org/commission3/proceedings/papers/paper128.pdf>. Acesso em novembro de 2004.

TERRASOLID, **TerraScan user guide.** 2002.

VOSSelman, G. **Slope based filtering of laser altimetry data.** 2000. Disponível em: <http://www.itc.nl/personal/vosselman/papers/vosselman2000.adam.pdf>. Acesso em novembro de 2004.

WEHR, A. & LOHR, U. **Airborne laser scanning-an introduction and overview.** ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, vol 54, n° 2-3, p. 68-82. 1999.

ZADEH, L. **Fuzzy sets.** Inform. Contr. Vol 8. 1965

ZHANG, K.; CHENG, S. C.; WHITMAN, D.; SHYU, M. L.; YAN, J. & ZHANG C. **A progressive morphological filter for removing non-ground measurements from airborne LIDAR data.** IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol 41, n° 4, p.872–882. 2003.

ZENG, Y.; ZHANG, J.; WANG G. & LIN, Z.. **Urban land-use classification using integrated airborne laser scanning data and high resolution multi-spectral satellite imagery.** 2002. Disponível em: <http://www.isprs.org/commission1/proceedings/paper/00100.pdf>. Acesso em maio de 2005.

TEO, T. A. & CHEN L. C. **Object-based building detection from lidar data and high resolution satellite imagery.** 2004. Disponível em: <http://definiens-imaging.com/documents/publications/PS-5-5.pdf>. Acesso em maio de 2005.

WALTER, V. Object-based classification of integrated multispectral and Lidar data for change detection and quality control in urban areas. 2005. Disponível em: <http://definiens-imaging.com/documents/publications/PS-5-5.pdf>. Acesso em maio de 2005.

WILLHAUCK G. Comparison of object oriented classification techniques and standard image analysis for the use of change detection between SPOT multispectral satellite images and aerial photos. ISPRS, Vol. XXXIII, Amsterdam, 2000.

ANEXO 1 – CALIBRAÇÃO DA CÂMARA KODAK MODELO DCS 14N

1. MODELO MATEMÁTICO

O modelo matemático funcional empregado na calibração foi o modelo de colinearidade, considerando-se os seguintes parâmetros:

$$x = -c \frac{M_{11} \cdot (X - X_0) + M_{12} \cdot (Y - Y_0) + M_{13} \cdot (Z - Z_0)}{M_{31} \cdot (X - X_0) + M_{32} \cdot (Y - Y_0) + M_{33} \cdot (Z - Z_0)} + x_0 + \delta_{rx} + \delta_{dx} + \delta_{ax} \quad (1)$$

$$y = -c \frac{M_{21} \cdot (X - X_0) + M_{22} \cdot (Y - Y_0) + M_{23} \cdot (Z - Z_0)}{M_{31} \cdot (X - X_0) + M_{32} \cdot (Y - Y_0) + M_{33} \cdot (Z - Z_0)} + y_0 + \delta_{ry} + \delta_{dy} + \delta_{ay} \quad (2)$$

onde,

- c - distancia focal;
- x_0, y_0 - coordenadas do ponto principal;
- K_1, K_2, K_3 - coeficientes da distorção radial simétrica;
- P_1, P_2 - coeficientes da distorção descentrada;
- A, B - parâmetros de afinidade;
- κ, φ, ω - ângulos de rotação ou atitude da câmara em torno dos eixos X, Y e Z respectivamente no sistema de coordenadas do espaço objeto;
- M - matriz de rotação $f(\kappa, \varphi, \omega)$
- X_0, Y_0, Z_0 - coordenadas do centro perspectivo, no sistema de coordenadas do espaço objeto;
- X, Y, Z - coordenadas dos pontos considerados, no espaço objeto.
- δ_r - distorção radial simétrica $f(k_1, k_2, k_3)$;
- δ_d - distorção descentrada $f(P_1, P_2)$;
- δ_a - afinidade $f(A, B)$.

A parametrização desses erros sistemáticos é detalhada na seqüência.

1.1 Distorção Radial

A distorção radial simétrica pode ser encarada como sendo a parcela não desejável da refração sofrida por um raio de luz ao atravessar uma lente ou sistema de lentes. O modelo empregado para corrigir as observações fotogramétricas da distorção radial simétrica, foi desenvolvido a partir do modelo apresentado por CONRADY⁵ (1919).

$$\delta_{rx} = (k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6) \cdot (x - x_0) \quad (3)$$

$$\delta_{ry} = (k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6) \cdot (y - y_0) \quad (4)$$

$$r^2 = (x - x_0)^2 + (y - y_0)^2 \quad (5)$$

onde,

δ_{rx} e δ_{ry} , parcela da correção devida à distorção radial simétrica;

k_1, k_2, k_3 , coeficientes da distorção radial simétrica;

r , distância do ponto considerado ao ponto principal;

x, y , coordenadas do ponto no sistema imagem;

x_0, y_0 , coordenadas do ponto principal no sistema imagem.

1.2 Distorção Descentrada

A distorção descentrada, oriunda da impossibilidade do fabricante em alinhar perfeitamente os eixos ópticos das lentes que compõem uma objetiva, resultando em deslocamentos na imagem. Esta distorção é composta pelas distorções tangencial e radial assimétrica, conforme demonstrado por CONRADY (1919) *op. cit.*, detalhes em (ANDRADE⁶, 1998). A distorção descentrada não era considerada nos trabalhos iniciais de fotogrametria. A magnitude do erro era bem inferior ao da distorção simétrica, isto se devia a existência de sistemas de lentes mais simples nas câmaras antigas, com a fabricação de câmaras modernas com elaborados sistemas de lentes e a exigência de trabalhos fotogramétricos mais precisos, verificou-se a necessidade de modelar esta distorção nos trabalhos fotogramétricos. O modelo matemático utilizado para a correção desta distorção foi

⁵ CONRADY, A. E. **Decentered Lens System**. Monthly Notices of the Royal Astronomical Society. 1919.

⁶ ANDRADE, J. B. **Fotogrametria**. Curitiba: SBBE, 1998.

desenvolvido por BROWN⁷ em 1966, baseado no modelo de CONRADY em 1919 *op. cit.*, denominado então de Conrady e Brown (MERCHANT⁸, 1988).

$$\delta_{dx} = P_1[r^2 + 2(x - x_0)^2] \cdot 2P_2(x - x_0) \cdot (y - y_0) \quad (6)$$

$$\delta_{dy} = P_2[r^2 + 2(y - y_0)^2] \cdot 2P_1(x - x_0) \cdot (y - y_0) \quad (7)$$

$$r^2 = (x - x_0)^2 + (y - y_0)^2 \quad (8)$$

onde,

δ_{dx} e δ_{dy} , parcela da correção devida à distorção descentrada;

P_1, P_2 , coeficientes da distorção radial simétrica;

r , distância do ponto considerado ao ponto principal;

x, y , coordenadas do ponto no sistema imagem;

x_0, y_0 , coordenadas do ponto principal no sistema imagem.

1.3 Afinidade

Os parâmetros de afinidade modelam a possibilidade de não ortogonalidade e diferença de escala entre os eixos x e y do sistema de coordenadas de imagem. Em câmaras digitais, este efeito ocorre quando:

- o pixel possui dimensões diferentes em x e y , ou seja, não é perfeitamente quadrado;

- o sensor CCD ou CMOS não é perfeitamente perpendicular ao eixo óptico.

As equações a seguir desenvolvidas por (MONIWA⁹, 1977), a partir da Transformação Afim Geral no Plano (TGAP) oferecem correção aos elementos descritos no parágrafo anterior.

$$\delta_{ax} = A(x - x_0) \quad (9)$$

$$\delta_{ay} = B(x - x_0) \quad (10)$$

onde,

δ_{ax} e δ_{ay} , parcela da correção devido à distorção afinidade ou não ortogonalidade;

A, B , parâmetros de afinidade;

⁷ BROWN, D. C. **Decentering distortion of lenses**. Photogrammetric Engineering. v. 32, n. 3. 1966.

⁸ MERCHANT, D. C. **Analytical Photogrammetry. Theory and Practice. Part I**. Department of Geodetic Science. The Ohio State University. Columbus. Ohio. USA. 1979.

⁹ MONIWA, H. **Analytical Photogrammetric System with Self-Calibration and its Applications**. Ph. D. Thesis, Department of Surveying Engineering, UNB. 1977.

x , coordenada em x do ponto no sistema de imagem;

x_0 , coordenada em x do ponto principal no sistema de imagem.

2. MÉTODO DE CALIBRAÇÃO

O método utilizado para a Calibração foi o método de “Câmaras Convergentes”, também chamado de SELF-CALIBRATION, ou autocalibração (ANDRADE & OLIVAS¹⁰, 1981).

Foram tomadas doze fotos de um campo de calibração situado na parede externa do bloco VI do Centro Politécnico da Universidade Federal do Paraná (UFPR), situado em Curitiba-PR, mostrado na Figura 1.

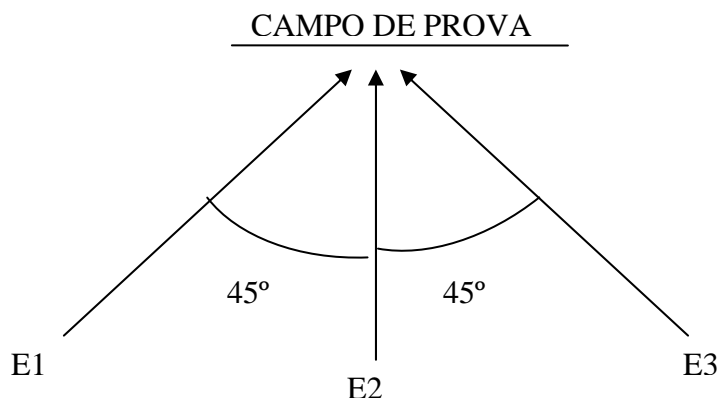
FIGURA 1 – ESQUEMA DE ALVOS NO CAMPO DE CALIBRAÇÃO



As doze fotos foram obtidas de três estações diferentes. Duas estações posicionadas à aproximadamente 45° em relação à parede e uma perpendicular a parede (Figura 2). Obteve-se em cada estação uma foto com a câmara sem rotação (0°), e outras 3 rotacionando-se a câmara de respectivamente 90° , 180° e 270° .

¹⁰ ANDRADE, J. B. & OLIVAS, M. A. A. **Calibração de câmaras aerofotogramétricas**. Boletim da Universidade Federal do Paraná, nº 26. Curitiba. 1981.

FIGURA 2 – ESQUEMA DA POSIÇÃO DAS ESTAÇÕES PARA TOMADA DAS FOTOS



As coordenadas dos alvos do campo de calibração empregados compreendem a média de levantamentos previamente realizados empregando-se Teodolito e Estação Total, fornecidos pela UFPR. Para a calibração foram empregados 45 pontos.

3. AJUSTAMENTO PELO M.M.Q. – MODELO PARAMÉTRICO COM INJUNÇÕES DE PESO OU POSIÇÃO

Método Paramétrico

Quando os valores observados ajustados podem ser expressos explicitamente como uma função dos parâmetros ajustados, isto é, quando se verifica o modelo matemático (GEMAEL, 2004):

$$La = F(Xa) \quad (11)$$

Dizemos que o ajustamento se processa pelo método paramétrico. Nota-se, entretanto, através da equação (1) que não é possível explicitar os valores observados (leituras das fotocoordenadas) como função dos parâmetros ajustados, tendo-se, portanto observações nos dois lados da equação. Uma forma de contornar esta situação e beneficiar-se da maior simplicidade do método paramétrico é a consideração das observações presentes no lado direito da equação como constantes. Tal aproximação foi empregada no presente trabalho.

Linearizando o modelo matemático com a fórmula de Taylor obtemos:

$$AX + L = V \quad (12)$$

$$L = L_0 - L_b \quad (13)$$

$$N = A^T PA \quad (14)$$

$$U = A^T PL \quad (15)$$

$$X = -N^{-1}U \quad (16)$$

$$X_a = X_0 + X \quad (17)$$

onde,

L_0 é o vetor de valores das observações calculados com os parâmetros aproximados;

L_b é o vetor de valores observados;

P é a matriz dos pesos;

X_0 é o vetor de valores dos parâmetros aproximados ou ajustados na i -ésima iteração;

X é o vetor de correções ao vetor X_0 ;

V é o vetor de resíduos das observações;

X_a é o vetor de parâmetros ajustados; e

A é a matriz de derivadas parciais da função utilizada como modelo matemático, definida pelos valores em X_0 , conforme se verifica na equação abaixo:

$$A = \frac{\partial F}{\partial X_a} \Big|_{X_0} \quad (18)$$

O vetor das observações compõe-se da leitura dos 45 pontos de cada uma das 12 fotos obtidas, totalizando um vetor com $n = 1080$ observações.

$$Lb = \begin{bmatrix} x1 \\ y1 \\ x2 \\ y2 \\ \cdot \\ \cdot \\ xn \\ yn \end{bmatrix} \quad (19)$$

O vetor dos parâmetros ajustados será:

$$Xa^T = [\kappa_1 \quad \varphi_1 \quad \omega_1 \quad X_{01} \quad Y_{01} \quad Z_{01} \dots \kappa_{12} \quad \varphi_{12} \quad \omega_{12} \quad X_{012} \quad Y_{012} \quad Z_{012} \quad X_1 \quad Y_1 \quad Z_1 \quad \dots X_{45} \quad Y_{45} \quad Z_{45} \quad \dots \\ \dots \quad c \quad x0 \quad y0 \quad k_1 \quad k_2 \quad k_3 \quad P_1 \quad P_2 \quad A \quad B] \quad (20)$$

Injunções de Peso

Considerando que N seja singular, faz-se necessário a aplicação de injunções de maneira a eliminar sua deficiência característica através da fixação das coordenadas da parede

(fixação do referencial). No presente trabalho optou-se pelo uso de injunções de Peso ou Posição. O modelo de injunção é aplicado da seguinte forma (ANDRADE & OLIVAS, 1981 *op. cit.*):

G - função de injunção (no presente caso coordenadas X, Y, Z medidas no espaço objeto dos respectivos pontos de apoio);

$$C = \frac{\partial G}{\partial X, Y, Z} \quad (21)$$

C - é a matriz das derivadas parciais da função de injunção em relação aos parâmetros da injunção.

A matriz C , no presente estudo, será composta de dois blocos: o primeiro composto de zeros, diz respeito ao bloco dos parâmetros de orientação exterior (portanto derivadas parciais nulas); o segundo composto de submatrizes com dimensão 3X3, diagonal nula ou unitária com diagonal unitária, resultando genericamente em:

$$C = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & \dots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 1 & 0 & 0 & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \end{bmatrix} \quad (22)$$

O cálculo dos parâmetros ajustados será realizado com a equação (17), onde:

$$X = -(N + N^C)^{-1}(U + U^C) \quad (23)$$

$$N = A^T P A \quad (24)$$

$$N^C = C^T P^C C \quad (25)$$

$$U = A^T P L \quad (26)$$

$$U^C = C^T P^C \varepsilon \quad (27)$$

$$\varepsilon = X_c^a - X_{obs} \quad (28)$$

ε , vetor erro de fechamento das injunções, ou resíduos nos pontos do espaço objeto;

X_c^a , vetor das coordenadas X, Y Z no espaço objeto, calculadas pelo ajustamento;

X_{obs} , vetor das coordenadas X, Y, Z no espaço objeto, observadas;

P^C , matriz dos pesos das observações no espaço objeto;

$$P^C = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma_x^2} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma_y^2} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{\sigma_z^2} \end{bmatrix} \quad (29)$$

Neste projeto: $\sigma_x = \sigma_y = \sigma_z = 0,003m$ desvio padrão das coordenadas dos pontos no espaço objeto.

$$U_j^C = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma_{x_j}^2} \varepsilon_x \\ \frac{1}{\sigma_{y_j}^2} \varepsilon_y \\ \frac{1}{\sigma_{z_j}^2} \varepsilon_z \end{bmatrix} \quad (30)$$

j – número de pontos do espaço objeto (parede).

A verificação da qualidade na determinação dos parâmetros pode ser realizada através da análise dos resíduos nas observações no espaço imagem (V), resíduos nas injunções (ε) e matriz variância e covariância dos pontos ajustados ($\sum X_a$), dada por:

$$\sum X_a = \sigma_{01}^2 (N + N^C)^{-1} \quad (31)$$

$$\sigma_{01}^2 = \frac{V^T P V + \varepsilon^T P^C \varepsilon}{gl} \quad (32)$$

σ_{01}^2 , variância das observações de peso unitário a posteriori;

gl , graus de liberdade, neste caso, é igual ao número total de equações do modelo mais o número de equações de injunção menos o número de parâmetros.

Parâmetros Aproximados

Os parâmetros aproximados foram estimados da seguinte forma:

$$c = 0.050 \quad (33)$$

$$x_0 = 0 \quad (34)$$

$$y_0 = 0 \quad (35)$$

$$k_1 = 0 \quad (36)$$

$$k_2 = 0 \quad (37)$$

$$k_3 = 0 \quad (38)$$

$$P_1 = 0 \quad (39)$$

$$P_2 = 0 \quad (40)$$

$$A = 0 \quad (41)$$

$$B = 0 \quad (42)$$

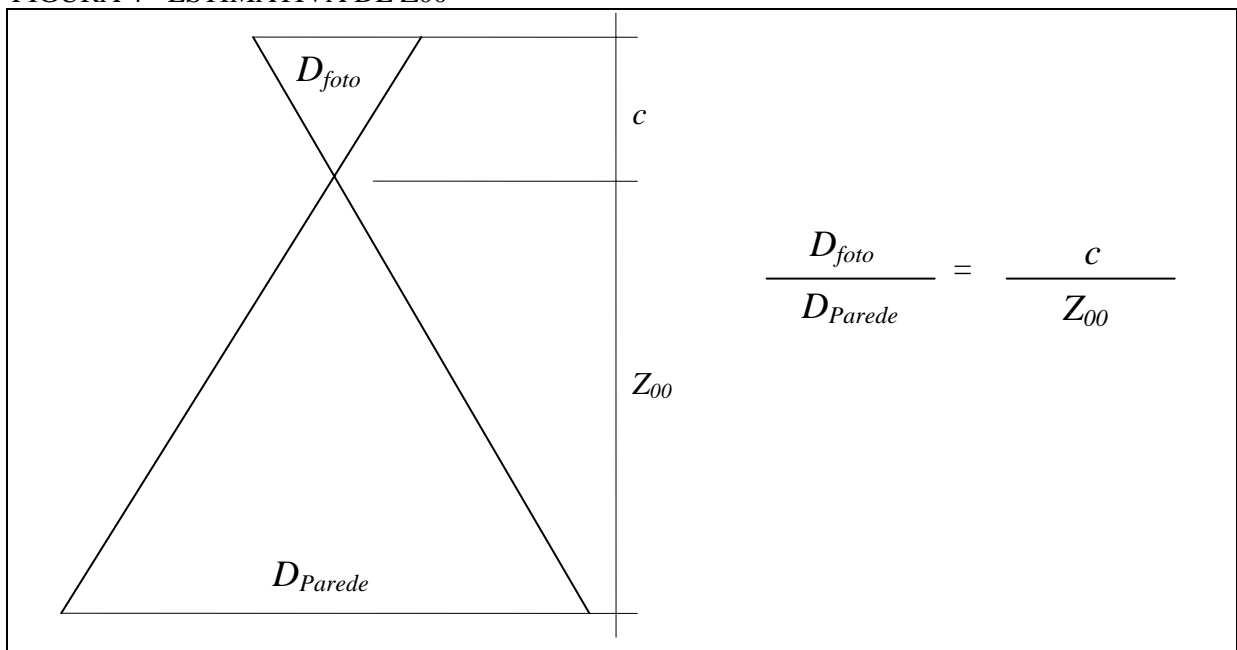
Os parâmetros de orientação exterior ($\kappa, \varphi, \omega, X_0, Y_0, Z_0$) foram estimados a através de resseção espacial. Entretanto para se fazer a resseção espacial (eq. 43 e 44) também se faz necessário a determinação de aproximações iniciais, pois se trata de um problema não linear.

$$x = -c \frac{M_{11} \cdot (X - X_0) + M_{12} \cdot (Y - Y_0) + M_{13} \cdot (Z - Z_0)}{M_{31} \cdot (X - X_0) + M_{32} \cdot (Y - Y_0) + M_{33} \cdot (Z - Z_0)} \quad (43)$$

$$y = -c \frac{M_{21} \cdot (X - X_0) + M_{22} \cdot (Y - Y_0) + M_{23} \cdot (Z - Z_0)}{M_{31} \cdot (X - X_0) + M_{32} \cdot (Y - Y_0) + M_{33} \cdot (Z - Z_0)} \quad (44)$$

X_{00}, Y_{00} foram adotados como sendo unitários. A estimativa de Z_{00} (distância aproximada das estações até a parede) deu-se a partir de simples relação geométrica ilustrada na Figura 4.

FIGURA 4 - ESTIMATIVA DE Z_{00}



κ, φ, ω , foram estimados de acordo com a posição da tomada da foto e da rotação da câmara, sendo considerado respectivamente para as estações E1, E2, E3, com a câmara rotacionada de $0^\circ, 90^\circ, 180^\circ$ e 270° (Tabela 1):

TABELA 1 – ESTIMATIVA DE κ, φ, ω

Posição	κ	φ	ω
E1,0°	0	-45	0
E1,90°	90	-45	0
E1,180°	180	-45	0
E1,270°	270	-45	0
E2,0°	0	0	0
E2,90°	90	0	0
E2,180°	180	0	0
E2,270°	270	0	0
E3,0°	0	45	0
E3,90°	90	45	0
E3,180°	180	45	0
E3,270°	270	45	0

Análise do Ajustamento

A comparação entre a variância *a priori* (σ^2_0) e a variância *a posteriori* (σ^2_{01}), pode ser tomada como indicativo da qualidade do ajustamento (teste global), para tanto, aplica-se um teste de hipótese baseado na distribuição qui-quadrado (χ^2) para constatar se a discrepância entre os valores comparados é significativa a um certo nível de confiança (GEMAEL¹¹, 2004). O teste global é indicado quando se conhece a precisão das observações utilizadas no ajustamento, bem como a decisão de se empregar o teste na forma unilateral ou bilateral.

No presente trabalho optou-se pela fórmula unilateral para o teste global, no qual são avaliadas as seguintes hipóteses (GEMAEL, 2004 *op. cit.*).

$$H_0 : \sigma^2_0 = \sigma^2_{01} \text{ contra } H_1 : \sigma^2_0 > \sigma^2_{01}$$

através da,

$$\chi^2_a = \frac{\sigma^2_{01}}{\sigma^2_0} \cdot gl \quad (45)$$

onde,

χ^2_a , representa o qui-quadrado amostral;

σ^2_0 , variância da observação de peso a priori;

¹¹ GEMAEL, C. **Introdução ao Ajustamento de Observações**. Editora UFPR, Curitiba. 2004.

σ^2_{01} , variância da observação de peso a posteriori;

gl , graus de liberdade total do ajustamento.

A hipótese básica não será rejeitada ao nível de significância (α) se:

$$\chi^2_a \leq \chi^2_{(gl,\alpha)} \quad (46)$$

$\chi^2_{(gl,\alpha)}$, representa o qui-quadrado tabelado para o nível de significância α e gl graus de liberdade. Caso contrário tem-se um indicativo de erro no ajustamento devendo-se proceder análise cuidadosa da matriz variância covariância (MVC) dos valores observados, possibilidade de falha grosseira ou presença de erros sistemáticos, ou que o modelo matemático não é consistente para os valores observados ou ainda um possível mal condicionamento do sistema (GEMAEL, 2004 *op. cit.*).

Livros Grátis

(<http://www.livrosgratis.com.br>)

Milhares de Livros para Download:

[Baixar livros de Administração](#)

[Baixar livros de Agronomia](#)

[Baixar livros de Arquitetura](#)

[Baixar livros de Artes](#)

[Baixar livros de Astronomia](#)

[Baixar livros de Biologia Geral](#)

[Baixar livros de Ciência da Computação](#)

[Baixar livros de Ciência da Informação](#)

[Baixar livros de Ciência Política](#)

[Baixar livros de Ciências da Saúde](#)

[Baixar livros de Comunicação](#)

[Baixar livros do Conselho Nacional de Educação - CNE](#)

[Baixar livros de Defesa civil](#)

[Baixar livros de Direito](#)

[Baixar livros de Direitos humanos](#)

[Baixar livros de Economia](#)

[Baixar livros de Economia Doméstica](#)

[Baixar livros de Educação](#)

[Baixar livros de Educação - Trânsito](#)

[Baixar livros de Educação Física](#)

[Baixar livros de Engenharia Aeroespacial](#)

[Baixar livros de Farmácia](#)

[Baixar livros de Filosofia](#)

[Baixar livros de Física](#)

[Baixar livros de Geociências](#)

[Baixar livros de Geografia](#)

[Baixar livros de História](#)

[Baixar livros de Línguas](#)

[Baixar livros de Literatura](#)
[Baixar livros de Literatura de Cordel](#)
[Baixar livros de Literatura Infantil](#)
[Baixar livros de Matemática](#)
[Baixar livros de Medicina](#)
[Baixar livros de Medicina Veterinária](#)
[Baixar livros de Meio Ambiente](#)
[Baixar livros de Meteorologia](#)
[Baixar Monografias e TCC](#)
[Baixar livros Multidisciplinar](#)
[Baixar livros de Música](#)
[Baixar livros de Psicologia](#)
[Baixar livros de Química](#)
[Baixar livros de Saúde Coletiva](#)
[Baixar livros de Serviço Social](#)
[Baixar livros de Sociologia](#)
[Baixar livros de Teologia](#)
[Baixar livros de Trabalho](#)
[Baixar livros de Turismo](#)