

FLÁVIO AUGUSTO ROLIM

**CLASSIFICAÇÃO ORIENTADA A OBJETO EM IMAGENS DE ALTA
RESOLUÇÃO PARA AUXÍLIO AO MONITORAMENTO AMBIENTAL EM
UMA MICROBACIA HIDROGRÁFICA**

Dissertação apresentada ao Curso de Pós-Graduação em Engenharia Florestal, área de concentração Manejo Florestal, Departamento de Ciências Florestais e da Madeira, Setor de Ciências Agrárias, como parte das exigências para obtenção do título de Mestre em Ciências Florestais.

Orientadora: Dr.^a Christel Lingnau

Co-orientador: Dr. Alzir Felipe Buffara
Antunes

CURITIBA

2003



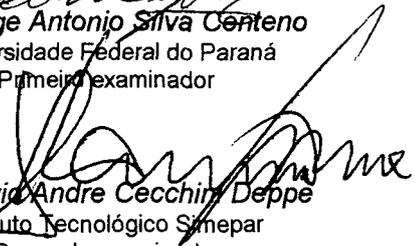
Universidade Federal do Paraná
Setor de Ciências Agrárias - Centro de Ciências Florestais e da Madeira
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Florestal

PARECER

Defesa nº. 527

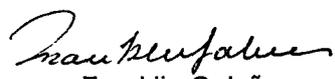
A banca examinadora, instituída pelo colegiado do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Florestal, do Setor de Ciências Agrárias, da Universidade Federal do Paraná, após arguir o(a) mestrando(a) *Flávio Augusto Rolim* em relação ao seu trabalho de dissertação intitulado "**Análise de classificação orientada ao objeto em imagens de alta resolução para o auxílio ao monitoramento ambiental em uma microbacia hidrográfica**", é de parecer favorável à **APROVAÇÃO** do(a) acadêmico(a), habilitando-o(a) ao título de *Mestre* no Curso de Pós-Graduação em Engenharia Florestal, área de concentração em **MANEJO FLORESTAL**.


Dr. Jorge Antonio Silva Centeno
Universidade Federal do Paraná
Primeiro examinador


Dr. Flavio Andre Cecchin Deppe
Instituto Tecnológico Simepar
Segundo examinador


Dr. Christel Lingnau
Universidade Federal do Paraná
Orientador e presidente da banca examinadora

Curitiba, 31 de outubro de 2003.


Franklin Galvão
Coordenador do Curso de Pós-Graduação em Engenharia Florestal

*Aos meus pais, filha e namorada
Flávio, Dione, Pietra e Fernanda*

e as florestas do planeta...

AGRADECIMENTOS

Ao curso de Pós-graduação e seus representantes.

Capes, pela bolsa de estudo.

Ao Paraná 12 meses pelo projeto que deu abertura e apoio a esta pesquisa.

A orientadora e amiga Professora Dra Christel Lingnau, pela abertura e oportunidade de crescimento profissional e humano.

Aos sábios que encontramos pelo caminho e que nos ensinam a enxergar de forma diferente: Prof. Dr Jorge Silva Centeno e Prof. Dr Alzir Felipe Buffara Antunes.

As empresas Senografia Sensoriamento Remoto, EcosConsult e Gerdau Florestal, pelo apoio, aprendizado e companheirismo.

A todos os amigos da pós e do laboratório que por vários momentos estivemos no mesmo caminho.

Aos amigos Nazaré, Emerson e Miltinho que foram grandes amigos, professores e conselheiros.

A todos da minha família que longe ficaram e tanto apoiaram, e a família Zangiski que me adotou.

E ao meu grande amor Fernanda, pela paciência e ajuda a finalização do trabalho.

A todos, obrigado!

SUMÁRIO

AGRADECIMENTOS	iii
SUMÁRIO	iv
LISTA DE FIGURAS	vi
LISTA DE QUADROS	viii
LISTA DE GRÁFICOS	ix
LISTA DE ANEXOS	x
RESUMO	xi
ABSTRACT	xii
1 INTRODUÇÃO	1
2 OBJETIVOS	3
2.1 OBJETIVO GERAL	3
2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS	3
3 REVISÃO DE LITERATURA	4
3.1 ESTUDOS DE BACIAS HIDROGRÁFICAS	4
3.2 SISTEMAS DE INFORMAÇÕES GEOGRÁFICAS E A ANÁLISE AMBIENTAL	6
3.3 CLASSIFICADORES BASEADO A OBJETOS	8
3.4 SEGMENTAÇÃO	10
3.5 APLICAÇÕES DA "LÓGICA FUZZY" EM SENSORIAMENTO REMOTO	13
4 CARACTERIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO	17
4.1 DESCRIÇÃO DA VEGETAÇÃO PREDOMINANTE NA REGIÃO	18
4.2 ASPECTOS AGROSILVOPASTORIS	21
4.3 PEDOLOGIA DA MICROBACIA EM ESTUDO	22
5 MATERIAL E MÉTODOS	23
5.1 MATERIAL	23
5.1.1 Material Cartográfico e Imagens Orbitais	23
5.1.2 Programas Computacionais	23
5.1.3 Equipamentos	24
5.2 METODOLOGIA	25
5.2.1 Pre-processamento da Imagem	26
5.2.2 Visitas "in loco"	26

5.2.3 Determinação das Classes	26
5.2.4 Segmentação Multi-resolução	31
5.2.5 Amostragem	35
5.2.6 Definição dos Parâmetros de Discriminação das Classes	36
5.2.6.1 Parâmetros relativos ao valor de brilho dos objetos	37
5.2.6.2 Parâmetros relativos a forma dos objetos	38
5.2.7 Funções de Pertinência Utilizadas e Aplicadas aos Diferentes Níveis	40
5.2.7.1 Funções de pertinência elaboradas de forma empírica	43
4.3.7.2 Funções de pertinência elaboradas a partir de análise empírica baseada na estatística	43
5.2.7.3 Operadores "Fuzzy"	44
5.2.8 Coeficiente <i>Kappa</i> de Acurácia	46
5.2.9 Pos-classificação	48
5.2.9.1 Sub-classes geradas a partir das classes descritas no item 5.2.3 (<i>Determinação das Classes</i>), que tiveram o objetivo de detalhar as classes anteriormente descritas	48
5.2.9.2 Sub-classes inseridas com o objetivo de aquisição de detalhes específicos na imagem	49
5.2.9.3 Classes inseridas com o objetivo de auxiliar outras classes a serem classificadas	49
5.2.10 Análise Espacial	50
6. RESULTADOS	55
6.1 SEGMENTAÇÃO MULTI-RESOLUÇÃO	55
6.2 DISCRIMINAÇÃO DAS CLASSES ATRAVÉS DOS PARÂMETROS	57
6.3 AVALIAÇÃO DAS FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA	59
6.4 AVALIAÇÃO DOS RESULTADOS ENTRE OS NÍVEIS	60
6.5 PÓS-CLASSIFICAÇÃO	61
6.6 ANÁLISE ESPACIAL	65
7. CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES	78
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	82
ANEXOS	86

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1 – DIAGRAMA DE VENN ILUSTRANDO A DIFERENÇA DE FRONTEIRA ENTRE UM CONJUNTO "FUZZY" (A) E UM CONJUNTO BOOLEANO (B).....	15
FIGURA 2 - LOCALIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO.....	17
FIGURA 3 - MAPA PEDOLÓGICO DA MICROBACIA DO RIBEIRÃO PARACATU.....	22
FIGURA 4 – ETAPAS DOS PROCEDIMENTOS NA METODOLOGIA.....	25
FIGURA 5 – CLASSE DE FLORESTA, (a) IMAGEM E (b) EM CAMPO.....	27
FIGURA 6 – CLASSE DE VÁRZEA, (a) IMAGEM E (b) EM CAMPO.....	27
FIGURA 7 – CLASSE DE ÁGUA, (a) IMAGEM E (b) EM CAMPO.....	28
FIGURA 8 – CLASSE DE PASTAGEM, (a) IMAGEM E (b) EM CAMPO.....	28
FIGURA 9 – CLASSE DE SOLO UMIDO, (a) IMAGEM E (b) EM CAMPO.....	29
FIGURA 10 – CLASSE DE SOLO ÚMIDO, (a) IMAGEM E (b) EM CAMPO.....	29
FIGURA 11 – CLASSE DE CONSTRUÇÕES, (a) IMAGEM E (b) EM CAMPO.....	30
FIGURA 12 – CLASSE DE CANA, (a) IMAGEM E (b) EM CAMPO.....	30
FIGURA 13 – CRITÉRIO UTILIZADO NA "VALORIZAÇÃO" DA SEGMENTAÇÃO.....	34
FIGURA 14- ILUSTRAÇÃO DE ÁREAS DE SOBREPOSIÇÃO ENTRE AS CLASSES.....	37
FIGURA 15- ASSIMETRIA.....	40
FIGURA 16 – FUNÇÃO: BOOLEANA (a), "FUZZY" LINEAR (b) e SENOIDAL (c e d).....	41
FIGURA 17 – PRESENÇA DA INCERTEZA NAS FUNÇÕES.	42
FIGURA 18 - FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA UTILIZADA PELA METODOLOGIA ESTATÍSTICA.....	44
FIGURA 19 – ESTRUTURA DAS CLASSES.....	48
FIGURA 20 - CAMADAS UTILIZADAS PARA A REGRA 1.....	52
FIGURA 21 - CAMADAS UTILIZADAS PARA A REGRA 2.....	52
FIGURA 22 - CAMADAS UTILIZADAS PARA A REGRA 3.....	53
FIGURA 23 - CAMADAS UTILIZADAS PARA A REGRA 4 e 5	54
FIGURA 24 – RESULTADO DA SEGMENTAÇÃO NO NÍVEL 1.....	55
FIGURA 25 – RESULTADO DA SEGMENTAÇÃO NO NÍVEL 2.....	56

FIGURA 26 – RESULTADO DA SEGMENTAÇÃO NO NÍVEL 3.....	56
FIGURA 27 – ESTRUTURA DA HIERÁRQUIA.....	62
FIGURA 28 – RESULTADO DA REGRA 1.....	66
FIGURA 29 – RESULTADO DA REGRA 2.....	71
FIGURA 30 – RESULTADO DA REGRA 3.....	73
FIGURA 31 – RESULTADO DA REGRA 4.....	75
FIGURA 31 – RESULTADO DA REGRA 5.....	77

LISTA DE QUADROS

QUADRO 1 - CARACTERÍSTICAS DA IMAGEM DO SATÉLITE IKONOS.....	23
QUADRO 2 - PARÂMETROS LEVANTADOS.....	37
QUADRO 3 - CARACTERÍSTICAS DOS OBJETOS DO MAPA DE REFERÊNCIA.....	46
QUADRO 4 - ÍNDICES RESULTANTES UTILIZADOS PARA A SEGMENTAÇÃO.....	55
QUADRO 5 - COMPARAÇÃO DOS PARÂMETROS RESULTANTES ENTRE AS CLASSES.....	58
QUADRO 6 - RESULTADO DA MATRIZ DE CONFUSÃO ELABORADA PELO MÉTODO EMPÍRICO.....	59
QUADRO 7 - RESULTADO DA MATRIZ DE CONFUSÃO ELABORADA PELO MÉTODO ESTATÍSTICO.....	59
QUADRO 8 - ÍNDICES OBTÍDOS DA MATRIZ DE CONFUSÃO PARA A PÓS-CLASSIFICAÇÃO.....	61
QUADRO 9 - ÁREA CLASSIFICADA PARA OS DIFERENTES NÍVEIS.....	61
QUADRO 10 - ÍNDICES OBTÍDOS DA MATRIZ DE CONFUSÃO PARA A PÓS-CLASSIFICAÇÃO.....	64
QUADRO 11 - QUANTIFICAÇÃO DAS APP.....	65
QUADRO 12 - QUANTIFICAÇÃO DAS APP, POR CLASSE IRREGULAR E POR PROPRIETÁRIO.....	67
QUADRO 13 - ÁREAS E PROPRIETÁRIOS QUE DEVEM UTILIZAR MANEJO CONSERVACIONISTA.....	74
QUADRO 14 - ÁREAS E PROPRIETÁRIOS QUE DEVEM UTILIZAR MANEJO CONSERVACIONISTA.....	76

LISTA DE GRÁFICOS

GRÁFICO 1- ILUSTRAÇÃO DA DISTRIBUIÇÃO DAS CLASSES NAS APP.....	67
--	----

LISTA DE ANEXOS

ANEXO 1- GEORREFERENCIAMENTO DA IMAGEM.....	85
ANEXO 2 – CARACTERÍSTICAS DAS AMOSTRAS.....	86
ANEXO 3 – HISTOGRAMA DAS AMOSTRAS.....	87
ANEXO 4 – ESTATÍSTICA ELABORADA A PARTIR DAS AMOSTRAS, PARA A EXECUÇÃO DAS FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA DA ANÁLISE ESTATÍSTICA.....	89
ANEXO 5 – MAPA CADASTRAL DA ÁREA EM ESTUDO.....	90
ANEXO 6 – IDENTIFICAÇÃO DOS PARÂMETROS DE SEPARABILIDADE.....	91
ANEXO 7- VALORES EXTRAÍDOS DAS AMOSTRAS PARA SEREM PROCESSADOS NA ANÁLISE BASEADA EM ESTATÍSTICA.....	95
ANEXO 8 – MATRIZ DE CONFUSÃO DOS MAPAS ELABORADOS PELO MÉTODO EMPÍRICO E PELO MÉTODO ESTATÍSTICO.....	96
ANEXO 9 – MATRIZ DE CONFUSÃO DOS MAPAS ELABORADOS PARA O NÍVEL 1, 2 E 3.....	101
ANEXO 10 – RESULTADO FINAL DA IMAGEM CLASSIFICADA.....	102
ANEXO 11 – MATRIZ DE CONFUSÃO DA PÓS-LASSIFICAÇÃO.....	103
ANEXO 12 – TABELA RESULTANTE PARA A REGRA 3.....	104

RESUMO

O objetivo deste trabalho é avaliar o potencial da classificação orientada a objeto aplicada a imagem de alta resolução espacial, para a geração de informações a respeito da cobertura e uso do solo em bacias hidrográficas auxiliando órgãos competentes na inferência do manejo dos recursos naturais. Para isto, foi adquirida uma imagem multiespectral do satélite Ikonos de uma microbacia hidrográfica, que possui a importante função de abastecimento de água, da cidade de Nova Esperança – PR. Evidenciando uma acurada e rica extração de informações espectrais da imagem, foram utilizadas técnicas de análise orientada a objetos para a classificação da imagem. A metodologia baseou em realizar um comparativo entre diferentes valores para determinar a segmentação, seguido de uma identificação de parâmetros que melhor discriminam as classes levantadas as quais foram comparadas e padronizadas através de funções de pertinência (Lógica Fuzzy). Os resultados foram comparados e a imagem foi refinada através do uso de técnicas de herança (subclasses e superclasses), hierarquia, distinção topológica e forma dos objetos. O resultado final da classificação digital da imagem, foi um mapa de *Uso do Solo*, o qual foi inserido em um SIG (Sistemas de Informações Geográficas) para a realização de análise espacial, segundo regras ambientais de prioridades a preservação e conservação.

ABSTRACT

The goal of this resource is evaluate the object oriented image analysis apply in high resolution image of satellite to generate information about land cover and land use of hydrographic microbasen, to assistant Non-Profit Organizations, Government and private sectors in inference of environmental management and monitoring. To this was taken a multispectral image from the satellite Ikonos of a hydrographic microbasen, which has an important role as water supply for the city of “Nova Esperança” – PR. The image was classified based on a polished and rich spectral information extracted from *Object Oriented Image Analysis*. The methodology was based on comparing different values in order to determine the segmentation, followed by parameters identification that better distinguish the classes been raised and in which has been compared and standardized through fuzzy logic. The results were compared and the image was refined by the usage of inheritance (subclasses and superclasses), hierarchy technique, topology (neighborhood) and object's shape. The digital final result image was a *Land Use* map which was inserted into a SIG to perform a spatial analysis accordantly with environment preservation rules, allowing to identify priority areas for preservation and conservation of the Paracatu's hydrographic microbasen.

1 INTRODUÇÃO

Como forma de conservação e preservação dos recursos naturais brasileiros políticas florestais e conservacionistas vem sendo implantadas, ao longo de décadas, para a mitigação a destruição do ecossistema. Apesar da Legislação Federal Florestal no Brasil existir desde a década de 60, estudos mostram que as leis Florestais têm encontrado dificuldades para serem executadas.

Através do avanço tecnológico computacional, ferramentas de sensoriamento remoto e de sistema de informações geográficas (SIG), estão sendo amplamente utilizadas no auxílio ao conhecimento do meio ambiente e na tomada de decisões a respeito dos recursos naturais. Estas ferramentas permitem aquisição de informação e elaboração de modelos que podem fornecer análises de distintos parâmetros e gerar eficientes inferências para diferentes realidades (CÂMARA, 1998). BURROUGH (1998), comenta que uma das categorias das áreas de aplicação do SIG é o gerenciamento de recursos naturais e a análise para o monitoramento ambiental.

Para alimentar um SIG ou para se obter informações a respeito do uso do solo, têm se utilizado imagens ou fotografias aéreas de sensores remotos. Imagens de satélite permitem uma visão global, regional e local do ambiente, contribuindo na identificação de diferentes usos do espaço terrestre, bem como permitindo o acompanhamento das transformações ao longo do tempo. Desta forma, os sensores orbitais têm auxiliado o planejamento estratégico na recomposição e monitoramento da superfície terrestre.

Imagens como a do sistema Landsat, tem sido empregadas com freqüência em pesquisas e projetos, para o monitoramento ambiental. Entretanto, imagens de menor resolução são limitadas para extrair informações em pequenas e médias escalas, impedindo desta forma o acompanhamento no processo de gerenciamento e fiscalização de áreas onde é necessário um maior detalhamento do espaço. Com isto, imagens de alta resolução, como as do sistema Ikonos, estão sendo utilizadas no processo de gerenciamento de estudos ambientais.

No monitoramento de grandes áreas, como no caso do Brasil onde se tem uma grande extensão territorial, é preciso que os mapeamentos de uso do solo sejam elaborados de forma rápida, padronizada e eficiente. Para isto são utilizados programas computacionais de classificação de imagens digitais. Algoritmos tradicionais de classificação automática de imagens como o de Máxima verossimilhança, o do paralelepípedo e da distância mínima até

a média, utilizam dados principalmente de valor de brilho para classificar imagens de satélite. Alternativas para a classificação de imagens, como a *Análise Baseada em Objetos*, utilizam valores de brilho e informações de relação espacial para a classificação de imagens.

A técnica de *Classificação de Imagem orientada a Objetos* consiste em segmentar a imagem em unidades semelhantes de pixels, transformando a imagem de estrutura matricial em uma imagem de estrutura vetorial. Neste caso, os vetores são objetos formados por agrupamentos de pixels vizinhos e semelhantes. Desta forma, a análise dos objetos permite relacionamentos de herança (hierarquia, subclasses e superclasses), vizinhança e forma, permitindo ao sistema introduzir características de cognição peculiares a um analista de interpretação de imagens, o qual utiliza elementos como: tonalidade, textura, tamanho, forma, sombra, altura, padrão e localização para auxiliar a interpretação da imagem. Para análise de grande quantidade de variáveis que possuem unidades diferentes, é introduzida a Lógica Fuzzy, através das funções de pertinência, a qual oferece um grande potencial para a padronização e valorização gradual os dados, sendo contrário a operadores Booleanos.

Com a utilização destas novas técnicas de classificação espera-se poder classificar digitalmente imagens de alta resolução de forma acurada, e "rica" com informações a respeito do *Uso do Solo* de uma microbacia hidrográfica. O mapa de *Uso do Solo* gerado será inserido em um SIG para a elaboração de uma análise espacial, a qual espera-se identificar na microbacia, através de "regras ambientais", áreas prioritárias para a preservação e conservação, auxiliando desta forma o *Poder Executivo* em seu papel de gerenciamento e monitoramento dos recursos naturais.

2 OBJETIVOS

2.1 OBJETIVO GERAL

Utilizar técnicas de *Classificação Orientada a Objeto* e “Lógica Fuzzy” em uma imagem de satélite de alta resolução para fornecer dados de *Uso do Solo* em uma análise espacial, visando auxiliar o monitoramento ambiental em uma microbacia hidrográfica.

2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Analisar diferentes níveis de segmentação para compor a classificação direcionada ao objeto;
- Realizar uma classificação orientada a objeto utilizando como classificador funções de pertinência;
- Utilizar técnicas de *Análise de Objetos* como: relacionamentos de herança, hierarquia, topologia, vizinhança e forma, para realizar um refinamento da classificação;
- Inserir os objetos classificados como a base de dados em um sistema de informações geográficas a fim de realizar uma análise espacial, para identificar áreas prioritárias a preservação e conservação na microbacia hidrográfica em estudo.

3 REVISÃO DE LITERATURA

3.1 ESTUDOS DE BACIAS HIDROGRÁFICAS

MAGALHÃES (1989), citou que um dos três princípios da ONU em relação à ciência da gestão hídrica, é que a sobrevivência da humanidade depende de um desenvolvimento econômico-social, cujo planejamento não pode estar dissociado do planejamento da bacia hidrográfica envolvida.

Segundo TUCCI (1997), a bacia hidrográfica compreende a área delimitada pelos divisores topográficos, que são as linhas mais elevadas perpendicularmente à uma determinada seção da bacia. A variação de seu tamanho, pode atingir desde centenas de metros quadrados até milhares de quilômetros quadrados. A bacia hidrográfica é uma área de captação natural da água da precipitação que faz convergir os escoamentos para um único ponto de saída, seu enxutório. ROCHA (1989) citado por MADRUGA (1992), conceitua que a microbacia hidrográfica é uma bacia hidrográfica acrescido do enfoque que o deságüe ocorre em outro rio, e que a dimensão superficial da microbacia é menor que 20.000 ha.

TUCCI (1997), cita que a qualidade de mananciais que compõem uma bacia hidrográfica está relacionada com o uso do solo na bacia e com o grau de controle sobre as fontes de poluição. Desta forma, as alterações na qualidade da água estão diretamente relacionadas com as alterações que ocorrem na bacia hidrográfica, como vegetação e solo. Assim sendo, a execução de um planejamento territorial na bacia hidrográfica é fundamental para o controle da qualidade e quantidade de água em uma bacia hidrográfica.

O autor ainda comenta, que para chegar a um zoneamento adequado do uso do solo na bacia, é preciso analisar características como clima, cobertura vegetal, geologia, topografia, drenagem e tipo de solo. Estas características fornecem a base para o planejamento territorial, determinando áreas de preservação de mananciais, reservas florestais, áreas agrícolas, distritos industriais e áreas de expansão urbana. O planejamento territorial, associado a outras medidas de caráter preventivo, é um instrumento eficaz e de baixo custo para o controle da degradação dos recursos hídricos. Dentre as medidas de caráter preventivo, estão o emprego de técnicas adequadas ao manejo do solo,

racionalização dos recursos, educação e acesso à informação.

Segundo FEUERSCHUETTE (1992) citado por FALVO (1996), a política ambiental brasileira está calcada em diversos princípios, dentre os quais, o controle e o zoneamento das atividades potencial ou efetivamente poluidoras é um dos instrumentos desta política. E que o objetivo do zoneamento é o planejamento adequado do espaço territorial visando compatibilizar a convivência dos seres que o habitam com as atividades nele exercidas.

O zoneamento do uso do solo em uma bacia hidrográfica possui o objetivo de classificar e delimitar áreas de acordo com uma determinada característica estudada GUIMARÃES (2000). A identificação destas áreas é uma ação a evitar mudanças da cobertura do solo de modo a acarretar maiores influências negativas ao regime hidrológico de uma bacia hidrográfica.

TUCCI (1997), comenta em seu trabalho que o principal objeto de estudo da hidrologia é o ciclo hidrológico, o qual é descrito como sendo o fenômeno global de circulação fechada da água entre a superfície terrestre e a atmosfera, incluindo todos os prováveis processos hidrológicos. Os principais processos hidrológicos são: precipitação, interceptação, infiltração, escoamento superficial, escoamento sub-superficial, percolação, escoamento de base, evapotranspiração e escoamento nos canais. E a resposta hidrológica (na forma de vazão) é determinada por características físicas tais como área da bacia hidrográfica, forma, tipo e densidade da rede de drenagem, geologia, topografia, solos e uso do solo.

ROCHA (1989) citado por FALVO (1996), recomenda começar o processo de recuperação do meio ambiente pelas bacias hidrográficas, as quais subdivididas em sub-bacias ou microbacias, têm mostrado grande eficiência em trabalhos de campo.

SANTOS (1998), em seu estudo de Mapeamento da Fragilidade Ambiental na bacia Hidrográfica do Rio Palmital, utiliza a metodologia de ROSS (1994), que propõe uma análise empírica da fragilidade dos ambientes naturais e antropizados. Esta exige estudos básicos de relevo, do subsolo, do solo, do uso da terra, clima, fauna, flora e outros componentes do estrato geográfico, que avaliados de forma intrínseca calcam na funcionalidade entre os componentes abióticos e bióticos. ROSS (1994) citado por SANTOS (1998), comenta que os estudos devem originar produtos cartográficos temáticos, onde cada tema seja hierarquizado em classes de fragilidade.

SANTOS (1998), cita que o termo fragilidade tem sido usado com frequência na geografia física, aliada à qualidade dos espaços físicos, normalmente como "fragilidade do meio físico", e que para a elaboração de estudos ambientais nestas áreas, o mapeamento atualizado é imprescindível.

3.2 SISTEMAS DE INFORMAÇÕES GEOGRÁFICAS E A ANÁLISE AMBIENTAL

ASSAD (1998), denota que os instrumentos computacionais do geoprocessamento são chamados de Sistema de Informações Geográficas (SIG), e estes permitem análises complexas ao integrar dados de diversas fontes e ao criar banco de dados georreferenciados. Esta tecnologia utiliza técnicas matemáticas e computacionais para tratar as informações geográficas, e tem influenciado de forma crescente as áreas de cartografia, análise de recursos naturais, transportes, comunicações, energia, planejamento urbano e rural.

Um SIG possui a capacidade de tratar as relações espaciais entre objetos geográficos e de realizar operações espaciais (BURROUGH, 1998). Esta ferramenta é o resultado do desenvolvimento paralelo de várias disciplinas, e tem auxiliado de forma decisiva na área de inferência dos recursos naturais (BURROUGH, 1996).

Segundo CÂMARA (2002), pode-se apontar pelo menos quatro grandes dimensões dos problemas ligados aos Estudos Ambientais, onde é grande o impacto do uso da tecnologia de Sistemas de Informação Geográfica: Mapeamento Temático, Diagnóstico Ambiental, Avaliação de Impacto Ambiental, Ordenamento Territorial e os Prognósticos Ambientais. Nesta visão, os estudos de Mapeamento Temático visam a caracterizar e entender a organização do espaço, como base para o estabelecimento das bases para ações e estudos futuros.

O mesmo autor, ainda cita que no suporte à decisão, decidir é escolher entre alternativas. Com base nesta visão, o processo de manipulação de dados num sistema de informação geográfica é uma forma de produzir diferentes hipóteses sobre o tema de estudo. O conceito fundamental dos vários modelos de tomada de decisão é o de racionalidade. De acordo com este princípio, indivíduos e organizações seguem um comportamento de escolha entre alternativas, baseado em critérios objetivos de julgamento, cujo fundamento é satisfazer um nível pré-estabelecido de aspirações. O modelo racional de tomada de decisão preconiza quatro passos que devem ser seguidos para uma escolha apropriada (CÂMARA 2002):

- Definição do problema: formular o problema como uma necessidade de chegar a um novo estado.
- Busca de alternativas: estabelecer as diferentes alternativas (aqui consideradas como as diferentes possíveis soluções do problema) e determinar um critério de avaliação.

- Avaliação de alternativas: cada alternativa de resposta é avaliada.
- Seleção de alternativas: as possíveis soluções são ordenadas, selecionando-se a mais desejável ou agrupando-se as melhores para uma avaliação posterior.

Seguindo o modelo de decisão a modelagem dos dados é iniciada para compor a base de dados geográfica, e pós-contextualizada a modelagem dos dados, o sistema está pronto para a manipulação e transformações dos dados que levarão ao resultado.

Para a investigação de situações ambientais, SILVA (2001), denota que é necessário conjugar em uma estrutura de análise de dados, todo um conjunto de variáveis convergentes, e que ainda denomina este conjunto como sendo Estruturas Lógicas de Análise e Integração.

Em um estudo de caso para a comparação de metodologias de integração e análise espacial dos dados, CÂMARA (1998) avalia o caráter explicativo de mapas gerados através de análises multi-critérios, para com as verdades de campo utilizando a idéia da probabilidade à *posteriori*. Na avaliação dos mapas os resultados obtidos pelos operadores "fuzzy" foram os que apresentaram os melhores resultados, enquanto que o operador "fuzzy" Ponderado foi o que apresentou o melhor resultado dentre todos os métodos de análise multi-critério.

BRITES (2000), em seu trabalho, mostrou a utilidade das técnicas da teoria "fuzzy" na possibilidade de se fazer alocações baseando-se em critérios que não sejam estritamente de natureza booleana, e desta forma melhorar a diversidade de aspectos que devem ser considerados em estudos ambientais.

A técnica da teoria "fuzzy" é usada para transformar as características dos fatores em níveis de adequabilidade, bem como as padronizar dentro de um mesmo esquema de pontuação. É uma técnica fácil de ser implementada, mas que requer conhecimento do fator em análise a fim de que se escolha a função que melhor retrate o fenômeno. De qualquer forma, existe possibilidade para várias alternativas, no que se refere à escolha da curva e definição dos pontos de controle das curvas, tornando a análise mais complexa BRITES (2000).

Uma análise ambiental em um SIG requer diferentes dados de entrada, um destes dados é a informação de uso do solo, o qual quando inserido em um sistema com valores "fuzzy", enriquece a análise por permitir diferentes graduações dos valores provindos de uma classificação ou interpretação do uso do solo.

3.3 CLASSIFICADORES BASEADO A OBJETOS

Na área computacional MARTIN (1995), comenta que as técnicas orientadas a objeto mudam a visão que os analistas de sistemas de informação têm do mundo, isto ocorre porque ao invés de pensar em processos e na sua decomposição, eles pensam em objetos e no comportamento destes. De certa forma, o conceito de "orientado a objeto" foi adquirindo um grande espaço na área de informática e mais especificamente na área de programação. Entre as idéias fundamentais básicas para a tecnologia orientada a objeto incluem-se: o *objeto* conceituado como "sendo qualquer coisa, real ou abstrata, a respeito da qual armazenamos dados e os métodos que os manipulam" MARTIN (1995); a *classe* definida como "o agrupamento de objetos com a mesma estrutura de dados (atributos) e comportamento (operações)" RUMBAUGH (2003); o *encapsulamento* como sendo "o resultado (ou ato) de ocultar do usuário os detalhes da implementação de um objeto", MARTIN (1995); a *herança* onde há "compartilhamento de atributos e operações entre as classes baseado em uma relação hierárquica" RUMBAUGH (2003); a *mensagem* onde "uma solicitação pede que uma operação especificada seja invocada, usando um ou mais objetos como parâmetro" MARTIN (1995) e a *abstração* que é "qualquer mecanismo que permite representar a realidade complexa em termos de um modelo simplificado" RUMBAUGH (2003). A filosofia "*orientado a objeto*" utilizada na Programação Computacional é semelhante a idéia da classificação de imagens orientada a objeto, entretanto a estrutura é diferente e alguns conceitos como os descritos anteriormente são semelhantes para o estudo de orientados a objetos para a classificação de imagens.

A classificação direcionada a objeto, utiliza a informação espectral de cada pixel da imagem e a informação espacial que envolve a relação entre o pixel e seus vizinhos. Estes classificadores procuram simular o comportamento de um fotointérprete, ao reconhecer áreas homogêneas, baseados nas propriedades espectrais e espaciais dessas áreas na imagem. Desta forma, as fases para a classificação de imagens através do direcionamento ao objeto inicia-se através da segmentação, onde pixels vizinhos homogêneos serão agrupados formando-se objetos; a etapa seguinte é a extração de informações a respeito dos objetos e em seguida a classificação que consiste em identificar e rotular, em uma classe, os objetos que apresentam mesma similaridade.

Um objeto é uma entidade capaz de ser individualizada, única, com atributos próprios, porém com pelo menos as mesmas propriedades da classe que lhe deu origem. Pode haver um processo de especialização em que classes derivadas herdaram propriedades

das classes básicas, acrescentando novos atributos que serão específicos destas novas classes. Tem-se então um objeto composto ou objeto complexo, o qual é formado por agrupamento de objetos de tipos diferentes. Cada um dos objetos da imagem pode ser descrito através de classes que possuem uma relação hierárquica, onde subclasses derivadas herdaram comportamento das classes superiores (CAMPOS, 2002).

A idéia geral da abordagem de classificação orientada a objetos é aplicar técnicas de classificação em grupos homogêneos de pixels. MOREIRA (2001), cita que são dois os classificadores para regiões ou objetos, sendo eles o *Bhattacharya* e o *Isoseg*, e que em áreas de vegetação, como floresta e agricultura, o algoritmo *Isoseg*, tem sido mais utilizado. O *Isoseg* utiliza a matriz de covariância e o vetor média para estimar o valor central de cada classe, utilizando etapas de definição do limiar, detecção das classes e competição entre classes.

Segundo RIBEIRO (2002), a metodologia de dados orientados a objeto possibilita uma classificação de imagem melhor do que a classificação pixel a pixel. Pode-se salientar como vantagem o fato do processamento da segmentação, não trabalhando somente com o pixel individualmente, mas com regiões homogêneas. Ribeiro realizou a classificação orientada a objeto através do método da distância mínima e do método fuzzy ambos no software eCognition, e comenta que o resultado da classificação pelo método fuzzy mostrou-se mais eficiente pois supriu as falhas na classificação realizada pelo método convencional. Entretanto, também apresenta falhas na classificação. Deve-se destacar que, utilizando a Lógica fuzzy, há necessidade de se ter conhecimento do problema físico a ser solucionado, para que se escolha uma função que melhor discrimine as classes de interesse.

BAATZ (2001), comenta que ao utilizar a classificação de imagem orientada a objeto, a capacidade de trabalhar a relação topológica entre objetos é eficientemente aumentada, permitindo diferentes tipos de informações a se relacionar. Estas informações podem ser extraídas de diferentes escalas ou tamanhos na qual os objetos podem ser construídos. Desta forma, a extração da informação de um objeto inicia-se com a escala do objeto, por exemplo, em áreas mais homogêneas pode-se utilizar uma escala menor, ou seja, maiores objetos. Entretanto, a relação de objetos ainda permite um objeto ser sub-dividido em objetos menores, ou objetos pequenos ser aglomerados em um objeto maior. A menor escala de um objeto é o pixel.

Na análise da imagem através da orientação por objeto, os processamentos para a classificação da imagem são elaborados além do valor de brilho, podendo-se utilizar a forma (área, perímetro), textura, tipologia com relação a outras camadas ou níveis dos objetos e informações adicionais como atributos (BAATZ, 2001).

Outra característica importante é que os objetos permitem trabalhar a relação hierárquica. Ao criar uma nova classe, em vez de escrever completamente novas variáveis de instância, o técnico pode determinar que a nova classe pode herdar as variáveis de uma classe (chamada de superclasse) definida previamente. A nova classe é referida como uma subclasse. Cada subclasse torna-se uma candidata a ser uma superclasse para alguma subclasse futura. Por exemplo, um *Retângulo* é um *Quadrilátero* (assim como os quadrados, os paralelogramos e os trapezóides), desta forma pode-se dizer que um *Retângulo* herda da classe *Quadrilátero*. Neste contexto, a classe *Quadrilátero* é uma superclasse e a classe *Retângulo* é uma subclasse (DEITEL & DEITEL, 2001).

Generalizando, as características disponíveis que podem ser extraídas de objetos são: - Características intrínsecas: propriedades físicas dos objetos as quais são determinadas pela imagem ou figura do mundo real, como a cor, textura e forma dos objetos. - Características topológicas: propriedades que descrevem a relação entre os objetos de todos da cena como por exemplo estar próximo de, ou a direita de, ou a uma distância de que está com uma área dentro de. - Características contextuais ou em conjunto: propriedades que descrevem a relação semântica (mudança no tempo e espaço) entre objetos. Estes grupos de informação, geram uma grande quantidade de “fatores” os quais podem ser separados por algoritmos ou regras, permitindo uma acurada classificação (RIBEIRO, 2002).

Na classificação orientada a objeto, um conjunto de pixels semelhantes são agrupados e denominados de objeto, e desta forma, a classificação é processada a partir de regiões. Outra característica que a *análise de imagem orientada ao objeto* possui, é a de permitir que diferentes equações matemáticas (algoritmos) processem sua classificação e retratem o melhor resultado para cada classe analisada (MOREIRA, 2001 e BAATZ, 2001).

3.4 SEGMENTAÇÃO

A segmentação tem sido alvo de um grande número de pesquisas na área de análises de imagem, onde diferentes estudos tem sido elaborados na área de segmentação. Entretanto, poucos são os resultados que levam a produtos de qualidade. Uma destas razões é que a segmentação da imagem, dentro de um dado número de regiões é um problema com um grande número de possíveis soluções. Outra razão é que em vários casos, as regiões de interesse são heterogêneas, desta forma a informação necessária para

fazer o discernimento das regiões (objetos) não está disponível (BAATZ, 2002).

Na análise dos objetos o primeiro procedimento é o de transformar a imagem em um conjunto de polígonos ou objetos. Este processo de dividir a imagem em regiões espectralmente homogêneas é conhecido como segmentação da imagem (MOREIRA 2001).

GONZALES (2000), comenta que a segmentação subdivide uma imagem em suas partes ou objetos constituintes, e o nível até a qual essa subdivisão deve ser realizada depende da escala ou do problema a ser resolvido. Ou seja, a segmentação deve parar quando os objetos de interesse na aplicação tiverem sido isolados. Os algoritmos de segmentação de imagens são muitos e específicos, ou seja, desenvolvidos para determinada aplicação. O algoritmo que detecta com grande precisão um tumor não obteria o mesmo resultado ao tentar detectar um defeito de uma peça numa linha de montagem, portanto, não existe um modelo formal para segmentação. BAATZ (2001), comenta que o processo é essencialmente empírico e deverá se ajustar a diferentes tipos de imagens e que melhor resultado da segmentação é aquele que fornecerá informações precisas para os futuros processamentos de classificação.

GONZALES (2000), também afirma que os algoritmos de segmentação para imagens são geralmente baseados em uma das propriedades básicas de valores de níveis de cinza: descontinuidade e similaridade. A primeira categoria aborda a partição da imagem baseadas em mudanças bruscas nos níveis de cinza. Sua utilização é aplicada geralmente para a detecção de pontos isolados, linhas e bordas na imagem. Já a similaridade baseia-se em limiarização, crescimento de regiões, divisão e fusão de regiões.

O procedimento de segmentação elaborado pelo software e-Cognition é conhecido como *Multiresolution Segmentation*, a técnica básica utilizada é a de crescimento de regiões por agregação de pixels (BAATZ, 2001).

Na segmentação orientada a regiões, uma *região* é um conjunto de pontos “ligados”, ou seja, de qualquer ponto da região pode-se chegar a qualquer outro ponto por um caminho inteiramente contido na região (MASCARENHAS & VELASCO, 1989). As regiões que se deseja detectar, em geral, são regiões “homogêneas”, ou seja, apresentam alguma propriedade local aproximadamente constante em toda sua extensão. Algumas propriedades locais usadas comumente são nível de cinza, textura e cor.

No crescimento de regiões por agregação de pixels, os pixels ou sub-regiões são agrupados em regiões maiores. As agregações mais simples iniciam-se com um conjunto de pontos “semente”, e a partir destes, crescem as regiões anexando a cada ponto semente aqueles pixels que possuam propriedades similares (como nível de cinza, textura ou cor) (GONZALES, 2000).

Já para os algoritmos de divisão e fusão de regiões em uma imagem completa R , e em um predicado P , uma abordagem para segmentação de R é subdividi-la sucessivamente em quadrantes cada vez menores de maneira que, para qualquer região R_i , $P(R_i) = \text{verdadeiro}$. Ou seja, se $P(R) = \text{falso}$, então a imagem é dividida em quadrantes. Se P forem falsos para qualquer quadrante, estes são sub-divididos em sub-quadrantes, e assim por diante. Essa técnica possui uma representação na forma *quadtree*, onde a raiz da árvore corresponde à imagem inteira e que cada nó corresponde a uma subdivisão. Se apenas a divisão fosse usada, a partição final provavelmente conteria regiões adjacentes com propriedades idênticas. Esse problema pode ser remediado permitindo-se a fusão da mesma maneira que a divisão. Assim a fusão é realizada em regiões adjacentes cujos pixels combinados satisfaçam o predicado P , ou seja, duas regiões adjacentes R_j e R_k são fundidas apenas se $P(R_j \cup R_k) = \text{verdadeiro}$ (GONZALES, 2000).

Para os algoritmos de crescimento de regiões segundo a varredura a imagem é percorrida de cima pra baixo e da esquerda pra direita. Cada ponto (x,y) é comparado com seus vizinhos anteriores (já rotulados) e adicionado ou não a classe da região de um dos vizinhos. Se um ponto não for adicionado à região de um vizinho, ele deverá iniciar uma nova região (GONZALES, 2000).

Segundo MOREIRA (2001), após a avaliação das imagens segmentadas, faz-se a classificação da imagem onde requer que o analista especifique o limiar de aceitação para separação ou agrupamento de classes distintas. O autor ainda comenta que a principal vantagem de trabalhar com classificação por regiões é que a técnica fornece informações de natureza espacial, que não podem ser extraídas individualmente de pixels e que são normalmente consideradas durante o processo de análise visual de imagens.

BAATZ & SHAPE (2001) citado por ANTUNES (2003), salienta que os objetos ou regiões resultantes da segmentação é a matéria prima para a classificação e posterior refinamento.

3.5 APLICAÇÕES DA "LÓGICA FUZZY" EM SENSORIAMENTO REMOTO

A classificação de imagens de sensoriamento remoto tem sido um importante processamento para a produção de mapas temáticos, e uma das principais fontes de dados para os sistemas de informação geográfica. Entretanto, a extração automática das classes tem encontrado alguns problemas no que se refere a acurácia nos resultados obtidos. Nisto a teoria "fuzzy" vem a proporcionar mais um modelo, dentre vários, que auxilia a classificação automática de imagens (JENSEN, 1996).

Os métodos tradicionalmente utilizados para classificação de imagens de sensores remotos, como por exemplo, o de *máxima verossimilhança*, *mínima distância*, *classificação hierárquica* e *K-means*, representam a informação de forma booleana. Neste caso, um pixel qualquer é representado pertencendo ou não a uma determinada classe a . Todavia, no processo de classificação digital a incerteza está sempre presente, podendo ser maior ou menor, independente de qual for a regra de decisão. O processo de decisão é fundamental quando se deseja associar determinado pixel à determinada classe JENSEN (1996). Estes modelos convencionais dispõem de um conjunto de informação de entrada e uma metodologia que permite descobrir localizações ou zonas que satisfarão um conjunto de critérios. Se o critério é definido segundo regras determinísticas, o modelo consiste em aplicar operadores de lógica booleana em um conjunto de dados de entrada, CÂMARA (1998). Entretanto, as regras determinísticas expressam o conhecimento de forma muito rigorosa.

Problemas relacionados com a representação do conhecimento, resultam das dificuldades que se tem em expressar, com a precisão desejada, idéias sobre pensamentos, sensações ou percepções do mundo físico que nos rodeia. LEVINE (1988), cita que não é sempre que conseguimos expressar (comunicar) por meio de respostas exatas, e desta forma utilizamos palavras indeterminadas, conhecidas como *variável lingüística*. LEVINE (1988), menciona o exemplo de uma pessoa que utilizou a *variável lingüística*, quando ela saiu de sua casa e voltou dizendo que a temperatura lá fora está agradável. Neste caso, não consegue-se descrever exatamente qual era a temperatura do ambiente externo e faz uso das *variáveis lingüísticas*, as quais não são definidas em valores singulares.

As imprecisões destas afirmações podem ser expressas através de um número que exprime a *possibilidade* da afirmação estar correta. Desta forma surge, uma teoria que permite dar forma matemática às expressões próprias, por exemplo, da linguagem natural, sem diminuir a potência expressiva das mesmas, esta é a Matemática ou Lógica "fuzzy".

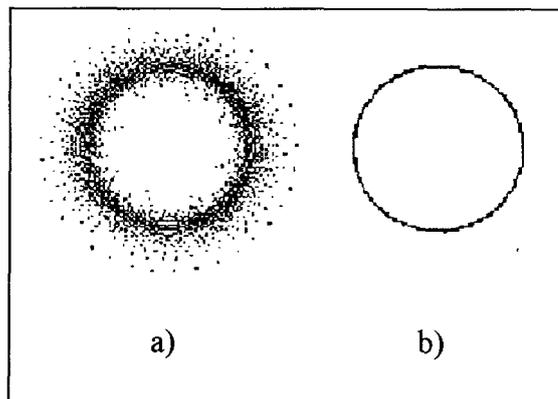
Este termo, bem como a formalização dos conjuntos "fuzzy", foi introduzido por L.A. Zadeh, em 1965, através da publicação do artigo "Fuzzy Sets".

Segundo AZEVEDO (2000), a "Lógica Fuzzy" vem sendo muito utilizada na representação do conhecimento, porque os especialistas deparam com informações, muitas vezes, difíceis de classificar, e em muitos casos as pessoas assistem um mesmo evento, com percepções diferentes, e os resultados são diferentes.

BURROUGH (1998), elucida que os conjuntos "fuzzy" lidam com conceitos inexatos é uma metodologia de caracterização de classes, que por várias razões não tem ou não podem definir limites rígidos (bordas) entre classes. A utilização de um conjunto "fuzzy" é indicada sempre que se tiver que lidar com ambigüidade, abstração e ambivalência em modelos matemáticos ou conceituais de fenômenos empíricos.

BURROUGH (1998), exemplifica bem a diferença entre o conjunto booleano e o conjunto "fuzzy" através do diagrama de *Venn*, figura 1, onde se pode notar que o conjunto booleano é formado por uma fronteira rígida, enquanto que o conjunto "fuzzy" é formado por uma fronteira nebulosa ou indeterminada.

FIGURA 1 – DIAGRAMA DE VENN ILUSTRANDO A DIFERENÇA DE FRONTEIRA ENTRE UM CONJUNTO "FUZZY" (a) E UM CONJUNTO BOOLEANO (b).



Fonte: BURROUGH, 1998

Para analisar a qualidade e comparar o resultado obtido da classificação "fuzzy", com métodos tradicionais como o método da máxima verossimilhança, WANG (1990) elaborou uma matriz de erro, a qual ele avaliou e concluiu que a teoria "fuzzy" ao ser implementada a algoritmos de classificação proporciona uma melhora na acurácia da classificação e permite a acurácia da classificação por pixels independentes. Outra vantagem, é que o método

permite a diferenciação de pixels homogêneos com pixels mistos, bem como sua representação.

A melhora em sua representação ocorre porque um determinado pixel, ao ser representado, irá pertencer com uma graduada intensidade a uma determinada classe a, com outra intensidade a uma classe b e com possíveis intensidades à possíveis outras classes. No método booleano um pixel qualquer é representado pertencendo apenas a uma classe a WANG (1990).

De acordo com ANTUNES & LINGNAU (2001), a representação "fuzzy" da informação geográfica representada numa imagem orbital de alta resolução parece ser mais adequada, pois, condições intermediárias entre padrões podem ser descritas por meio de graus de pertinência; que a análise de incertezas induz a que outras fontes de dados complementares possam ser utilizadas e novas funções "fuzzy" criadas a fim de melhorar a acurácia da classificação; e que a lógica "fuzzy" apresenta com um ponto de partida na classificação digital de imagem de alta resolução, pois demonstra o grau de complexidade de categorização da imagem apontando à necessidade na integração de outras fontes de dados e outras funções de pertinência a fim de ser obter uma imagem temática de melhor qualidade.

Os mapas temáticos gerados a partir da representação "fuzzy" são uma fonte poderosa de dados para o sistema de informações geográficas, pois permitem levar cada pixel com valores reais de sua representação, permitindo desta forma análises mais acuradas com os mapas temáticos WANG (1990).

Segundo CÂMARA (1998), a utilização da teoria "fuzzy" nos sistema de informações geográficas, tem sido de grande auxílio a álgebra de mapas, pois a técnica é usada para transformar as características dos fatores em níveis de adequabilidade, acrescenta detalhes através da transição gradual, bem como as padroniza dentro de um mesmo esquema de pontuação.

WANG (1990) e JENSEN (1996), comentam que a teoria "fuzzy" quando aplicada ao processamento de imagens de sensoriamento remoto, tem melhorado a acurácia das classificações digitais. Imagens de alta resolução que possuem uma baixa acurácia em classificações utilizando os métodos tradicionais, encontram na teoria "fuzzy" mais um recurso no auxílio à melhora das classificações automáticas.

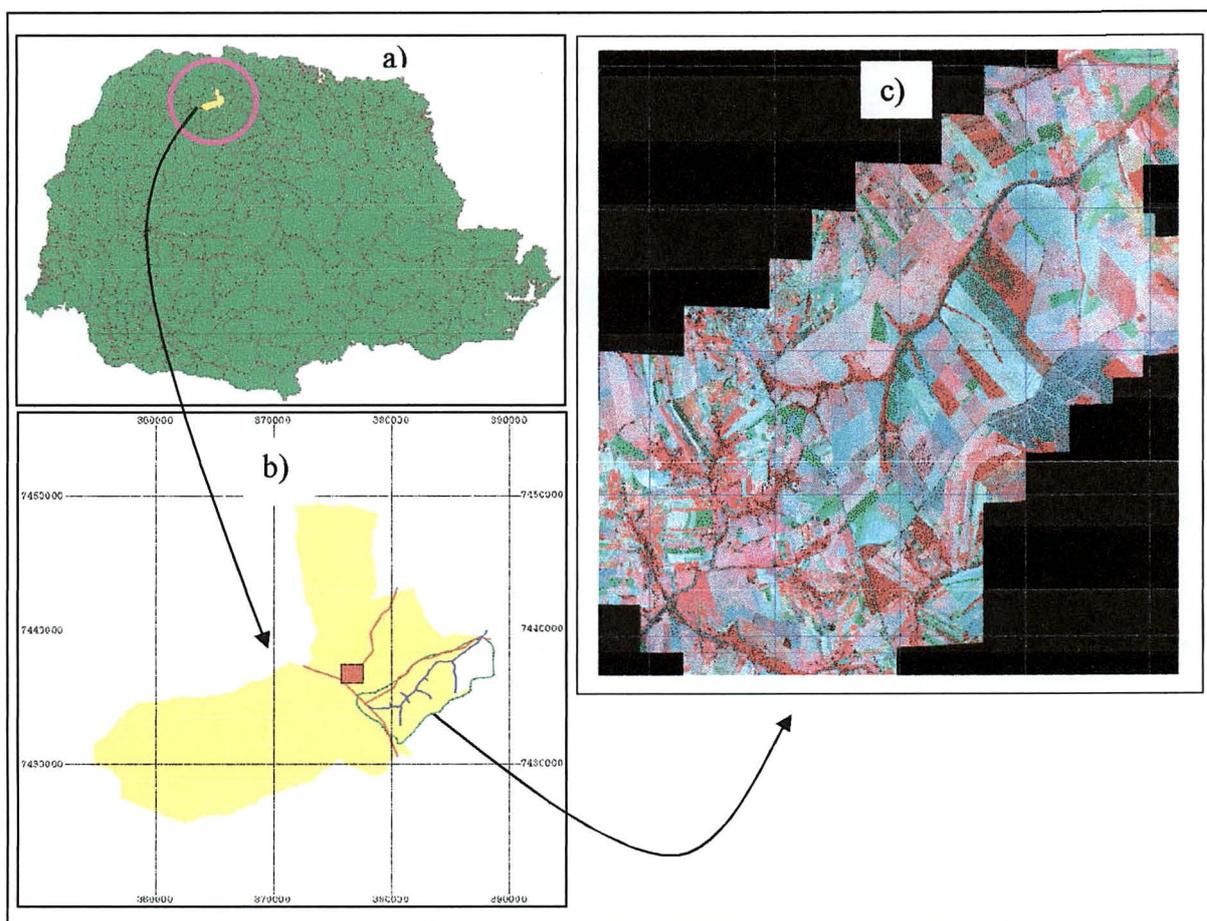
Ainda, uma classificação elaborada através da teoria "fuzzy" permite com que os dados de saída sejam graduados de acordo com sua importância na classe estabelecida. Desta forma o pixel ou objeto classificado, não terá valores booleanos como *pertence* ou *não pertence*, a uma determinada classes e sim valores de possibilidade de ser ou não de

uma determinada classe. Desta forma, ao se exportar valores "fuzzy" para um ambiente SIG, este poderá processar os dados com valores verdadeiros, ao invés de valores booleanos. BRITES (2000), e CÂMARA (1998) elucidam que a teoria "fuzzy" aplicada às análises espaciais para estudos ambientais são eficiente pois trata o fenômeno a ser representado de forma que não seja estritamente de natureza booleana, levando em consideração variáveis importantes as decisões ambientais.

4. CARACTERIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO

A microbacia hidrográfica definida para o estudo pertence ao município de Nova Esperança, na região noroeste do estado do Paraná, entorno das coordenadas longitudinais $52^{\circ} 12' 00''\text{W-GR}$ e latitudinais $23^{\circ} 12' 00''\text{S}$ (Figura 2). A microbacia pertencente ao Ribeirão Paracatu foi escolhida por ser fonte de abastecimento de água da cidade de Nova Esperança - PR. A superfície da microbacia abrange uma área de 5070 ha e a superfície da imagem em estudo cobre uma área de 7188 ha. A limitação da microbacia, tem origem no divisor de água do Ribeirão Esperança com o Ribeirão do Paracatu a oeste (próximo a BR-376), ao sul no divisor de água do Ribeirão do Jacupiranga, ao norte no divisor de água do Ribeirão Caxangá e a leste quando o Ribeirão Paracatu encontra com o ribeirão Caxangá.

FIGURA 2: LOCALIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO. (a) NO PARANÁ, EM (b), ÁREA DO MUNICÍPIO (AMARELO), DA BACIA EM ESTUDO (VERDE), RIO PARACATU (AZUL), PRINCIPAIS VIAS DE ACESSO (VERMELHO) E EM (c) IMAGEM IKONOS DA BACIA.



O município de Nova Esperança possui uma área de 389,300 km², e uma população de 26.480 habitantes, sendo 6.879 habitantes da zona rural (NOVA ESPERANÇA, 2002).

O clima predominante na região é o Subtropical Úmido Mesotérmico, com verões quentes e com tendência de concentração das chuvas (temperatura média superior a 22° C), no inverno as geadas são pouco freqüentes (temperatura média inferior a 18° C), e não possui uma estação seca definida.

Na caracterização Socioeconômica pode-se citar que em meados do século XX, ocorreu o início da ocupação econômica do município de Nova Esperança, ocorrida pela cafeicultura, a qual teve a importante função de desenvolvimento do município. A partir de 1970, através, de problemas de política agrícola, ocorrência de adversidades climáticas, esgotamento de fertilidade pelo mau uso, características do solo e de ataque de nematóides, iniciou-se no município de Nova Esperança o declínio da cafeicultura, resultando na migração de produtores para outras regiões.

Apos o declínio da cafeicultura as áreas de solo de melhor fertilidade, tiveram sua vocação agrícola voltada para a mecanização intensiva, principalmente a soja, trigo, milho e o algodão. Já nas áreas de solo com menor fertilidade, as grandes propriedades voltaram-se para a atividade pecuária e as pequenas propriedades procuraram subsistir através de opções, como a sericicultura e culturas para o abastecimento interno da região.

4.1 DESCRIÇÃO DA VEGETAÇÃO PREDOMINANTE NA REGIÃO

Segundo IBGE (1992), a unidade fitogeográfica na área de estudo é *Floresta Estacional Semidecidual (Floresta Semicaducifolia)*, com formação submontana em uma faixa altimétrica variando entre 50 a 500 metros entre 16° até os 24° de latitude Sul, como a área em estudo encontra-se a uma altitude de 600 metros, esta faz parte da formação de *Floresta Estacional Semidecidual Submontana*. O conceito ecológico desta formação, esta condicionada pela dupla estacionalidade climática, uma tropical com época de intensas chuvas de verão, seguida por estiagem acentuada e outra subtropical sem período seco, mas com seca fisiológica provocada pelo intenso frio do inverno, com temperaturas médias inferiores a 15° C. A porcentagem das árvores caducifólias, situa-se entre 20 e 50% no conjunto florestal e não das espécies que perdem as folhas individualmente.

A ocupação deste tipo de vegetação vai desde o Espírito Santo e sul da Bahia até o Rio de Janeiro, Minas Gerais, São Paulo, norte e sudoeste do Paraná e sul do Mato Grosso do Sul. Esta formação ocorre freqüentemente nas encostas interioranas das Serras da

Mantiqueira e dos Órgãos e nos planaltos centrais capeados pelos Arenitos Botucatu, Bauru e Caiuá dos períodos geológicos Jurássico e Cretáceo.

Os gêneros dominantes com indivíduos caducifólios são os mesmos que ocorrem na Floresta Ombrófila Atlântica, como *Cedrela*, *Parapiptadenia* e *Cariniana*, sendo que nos planaltos areníticos os ecótipos deciduais que caracterizam esta formação pertencem aos gêneros *Hymenaea*, *Copaifera*, *Peltophorum*, *Astronium*, *Tabebuia* dentre muitos outros. Contudo o gênero dominante, principalmente no planalto paranaense e no oeste do estado de São Paulo, é *Aspidosperma*, com seu ecótipo *Aspidosperma polyneuron* (peroba-rosa), (LEITE, 1990).

As florestas ocorrentes ao longo de cursos d'água e no entorno de nascentes possuem características vegetacionais definidas por uma interação complexa de fatores dependentes das condições ambientais ciliares. Este ambiente reflete as características geológicas, geomorfológicas, climáticas, hidrológicas e hidrográficas, que atuam como elementos definidores da paisagem e, portanto, das condições ecológicas locais. Desta forma, as características vegetacionais das formações ribeirinhas refletem as características do mosaico ambiental. Formação ribeirinha é entendida como qualquer formação ao longo de cursos d'água, com drenagem bem definida ou mesmo difusa (RODRIGUES, 2000). Na legislação brasileira, o termo floresta / mata ciliar é utilizado de forma extremamente genérica, designando qualquer formação florestal ocorrente na margem de cursos d'água. Para o IBGE o termo *aluvial* é acrescido às formações influenciadas por áreas ribeirinhas.

Desta forma a vegetação da área de estudo Segundo IBGE (1992), se encontra em uma formação de *Floresta Estacional Semidecidual Submontana*, e em formação de *Floresta Estacional Semidecidual Aluvial*.

Com a intervenção do homem, áreas antes de vegetação natural passaram a ter sua utilização em agricultura e pastagem, entretanto algumas destas áreas foram abandonadas e a *Sucessão Secundária* ou *Sucessão Natural* (IBGE, 1992) é evidenciada. *Sistemas de Sucessão Secundária (Sucessão Natural)*, segundo o IBGE, são todas aquelas áreas onde houve intervenção humana para uso da terra, indiferente da ocupação, é qualquer uso que descaracterize a vegetação primária. Após o uso, estas áreas quando abandonadas, reagem diferentemente de acordo com o tempo e uso. Porém, a vegetação que surge, reflete de maneira bastante uniforme, os parâmetros ecológicos do ambiente. A degradação do solo através das perdas de matéria orgânica pelas queimadas, e a dos elementos químicos do solo, a da lixiviação provocada pelas águas da chuva, empobrecem rapidamente o solo que custa a se recuperar naturalmente.

Para analisar ou classificar ambientes secundários, é preciso saber a história do uso

da área. Por exemplo, se na área houve exploração de madeira (as quais geralmente são seletivas e nem todas as plantas são retiradas), se há ainda um grande banco de sementes no local, se a agricultura foi intensa, se era um pasto e se a área foi compactada. Cada regeneração virá de uma forma, conforme foi o uso do solo naquele local.

O progresso vegetacional ou a sucessão natural pode ser classificado em cinco fases:

A primeira fase, sugere uma "regressão ecológica", esta fase é colonizada por hemicriptófitos pioneiros, bastante primitivos, como é o caso da pteridófita *Pteridium aquilinum*, que possui distribuição mundial, e de Gramineae, as quais praticamente reiniciam o processo de formação do horizonte orgânico do solo. Durante esta fase inicia o aparecimento das primeiras teófilas e caméfitas. O *Pteridium sp* (samambaia das taperas), são característicos de áreas onde o solo tomou-se exaurido, sendo na maioria das vezes abandonado. As folhas desta espécie levam cerca de 20 anos para se decompor, as mesmas possuem uma característica nutricional muito baixa, não ajudando na melhoria das condições nutricionais do solo, desencadeando um processo de retardo na recuperação natural da área. As plantas pioneiras (primeira fase) possuem características heliófitas e muitas vezes suas sementes são aladas para que possam voar. As plantas heliófitas possuem o ponto de compensação aproximadamente em 1200 luz, enquanto que as ombrófilas estão em aproximadamente 600 luz.

A segunda fase depende do estado em que foi abandonado o terreno após o cultivo, fase a qual se denomina de capoeirinha. Geralmente apresentam-se hemicriptófitos, graminóides, caméfitos e nanofanerófitos de baixo porte e plantas lenhosas da família das Melastomataceae, que geram alterações microclimáticas e pedológicas necessárias ao estabelecimento de espécies arbóreas das fases posteriores.

A terceira fase, normalmente, encontra-se dominada pelo gênero *Baccharis*, apresentando poucas caméfitas herbáceas e muitas plantas lenhosas ou sub lenhosas. As plantas neste estágio, apresentam médio porte, com alturas excepcionalmente de até 3 metros.

A quarta fase, denominada segundo VELOSO (1945) citado por IBGE (1992), de "capoeira", é dominada por microfanerófitos com até 5 metros de altura. Nos estados do Paraná e Santa Catarina, nas áreas montanhosas dominam nas encostas a *Tibouchina* ou a *Miconia*, enquanto que nos brejos sobressai a *Tibouchina*. A capoeira possui, geralmente, a característica de se ter as árvores semelhantes e um ponto de inversão semelhante.

Já a quinta fase é dominada por mesofanerófitos, com plantas que ultrapassam 15 metros de altura, eminentemente lenhosa, sem plantas emergentes, bastante uniforme quanto a altura dos elementos dominantes. Podem ser observados muitos indivíduos do

clímax circundante, é uma comunidade denominada popularmente como "capoeirão". Pela dinâmica sucessional, a vegetação aproxima-se a fisionomia, estrutura e floristicamente das formações primárias. Há pelo menos três estratos arbóreos definidos e a presença de lianas e a presença de epífitas é expressiva. Em fase de capoeirão as árvores possuem um alto ponto de inversão, isto ocorre por causa da grande competição entre a vegetação pioneira emergente.

O ponto de inversão (PI), serve para diagnosticar se um indivíduo chegou (estabeleceu-se) depois daqueles que estão em torno dele, como para verificar se um ambiente é recente ou antigo, acaba-se sempre fazendo um resgate histórico da área. Pode-se classificar como ponto de inversão também, aquele ponto em que a árvore vai crescendo em busca de luz, quando ela acha, abre a copa e muda sua forma de crescimento.

4.2 ASPECTOS AGROSILVOPASTORIS

As características do solo e a temperatura anual média em torno dos 25°C fazem a economia de Nova Esperança essencialmente agrícola. Dos 389,30 km² do município, 80% compõe a área rural. O cultivo da amoreira se estende por 70 Km², que abrigam cerca de 1.162 barracões para a criação do bicho-da-seda, gerando 5.500 empregos e garantindo uma produção anual de 2,7 milhões de quilos de casulos verdes (15% da produção nacional), colocando o município como maior produtor brasileiro de casulos verdes, contribuindo com 36% da economia circulante no município fazendo de Nova Esperança a "Capital Nacional da Seda".

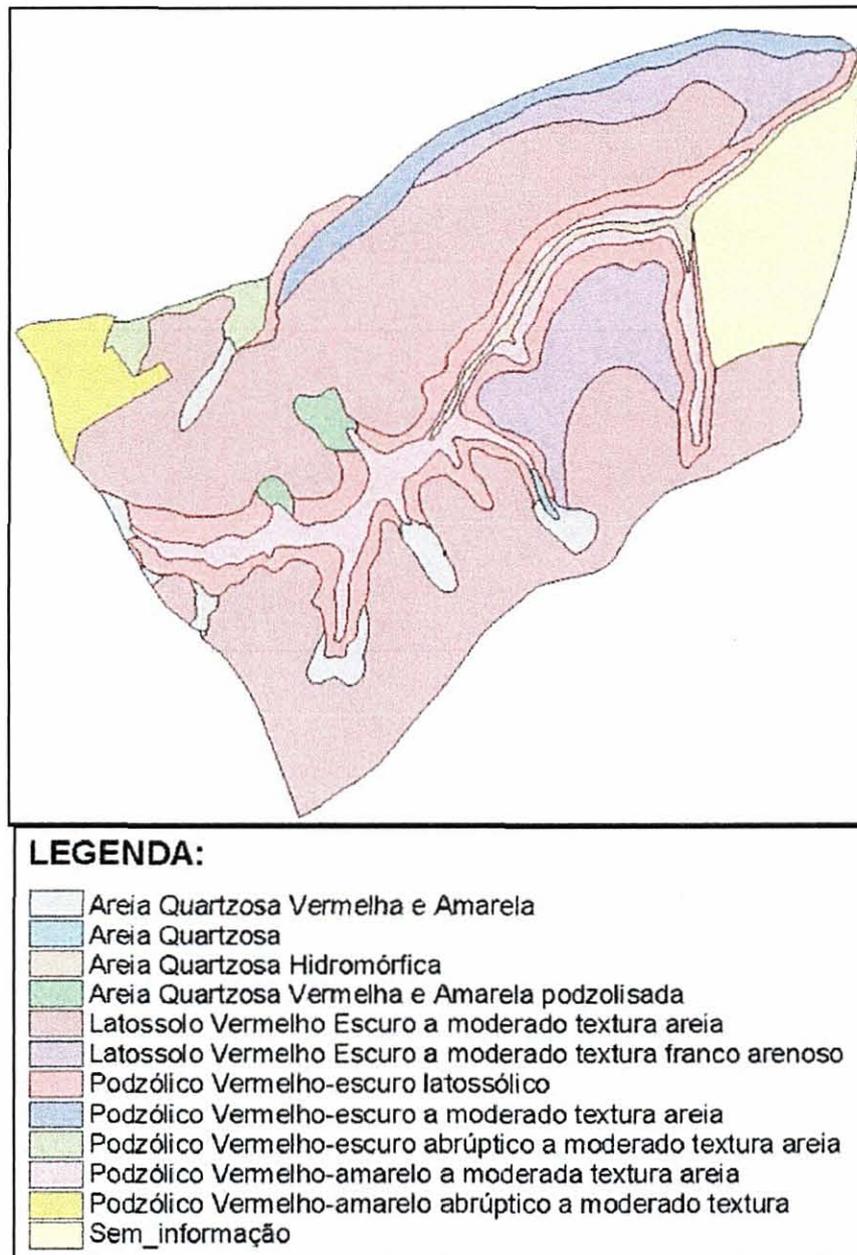
A avicultura de postura é a Segunda atividade econômica do município, com um plantel de 250.000 cabeças, 25% do V.B.P (Valor Bruto de Produção), gerando 2.600 empregos diretos e indiretos.

A bovinocultura de leite e corte representa 60% da área do município, e contribui com 15% do V.B.P; a fruticultura já ocupa lugar de destaque, sendo a uva *benitaka* a mais produzida, com 150 hectares de parreiras e 123 produtores. Em seguida estão as culturas de abacaxi, manga, abacate, atemóia, acerola e caqui. O café adensado, retorna as pequenas propriedades como alternativa econômica e social. Como outras culturas e criações alternativas surgem o plantio de pupunha, do urucum (colorau) e a criação de peixes NOVA ESPERANÇA (2002).

4.3 PEDOLOGIA DA MICROBACIA EM ESTUDO

O mapa pedológico da microbacia em estudo é apresentado na figura 3. A área referente à parte mais baixa da bacia hidrográfica, onde o córrego é mais volumoso, o solo é formado por *Areia quartzosa*, assim também como nas áreas ao redor das cabeceiras d'água. O solo *Podzólico Vermelho-Escuro a moderada textura areia*, acompanha o córrego em grande parte de sua extensão. A maior parte da microbacia (áreas de pouca influência fluvial) é abrangida pelo *Latossolo Vermelho Escuro*. Os solos *Podzólicos Vermelho Escuro* encontram-se em faixas de transição entre os *Latossolos* e as *Areias Quartzosas*.

FIGURA 3- MAPA PEDOLÓGICO DA MICROBACIA DO RIBEIRÃO PARACATU. (FONTE: EMATER-PARANÁ, 1988)



5 MATERIAL e MÉTODOS

5.1 MATERIAL

5.1.1 Material Cartográfico e Imagens Orbitais

- Carta do Brasil (IBGE), escala 1:50.000 edição de 1972, folhas MI-2756/2 (NOVA ESPERANÇA) e MI-2756/3 (FLORAÍ).

- Carta de pedologia do levantamento de reconhecimento dos solos do estado do Paraná, escala 1:55.000.

- Cadastro rural do município de Nova Esperança, escala 1:20.000, contendo informações sobre: número do lote, região da gleba, nome da estrada de acesso ao local e nome dos proprietários. Cedido pela EMATER-PR.

- Imagem do satélite Ikonos, de alta resolução espacial adquirida em setembro de 2000 (Quadro 1).

QUADRO 1: CARACTERÍSTICAS DA IMAGEM DO SATÉLITE IKONOS. (FONTE: ENGESAT, 2002)

Satélite	Resolução Geométrica (metros)	Resolução Espectral	
		Banda	(μm)
IKONOS	4	1	0.45 - 0.52
		2	0.52 - 0.60
		3	0.63 - 0.69
		4	0.76 - 0.90

5.1.2 Programas Computacionais

A etapa de pré-processamento da imagem de satélite foi realizada utilizando-se o software ERDAS-IMAGINE 8.5.

Para a análise dos parâmetros e das amostras utilizou-se o STATISTICA 5.5 e o

Excel 2002.

Para análises dos dados, extração dos objetos e análise espacial foi utilizado o programa ArcGIS 8.1 e o módulo Spatial Analyst do ArcView 3.2.

Para a segmentação, aquisição das amostras e classificação da imagem foi utilizado o eCognition 2.2.

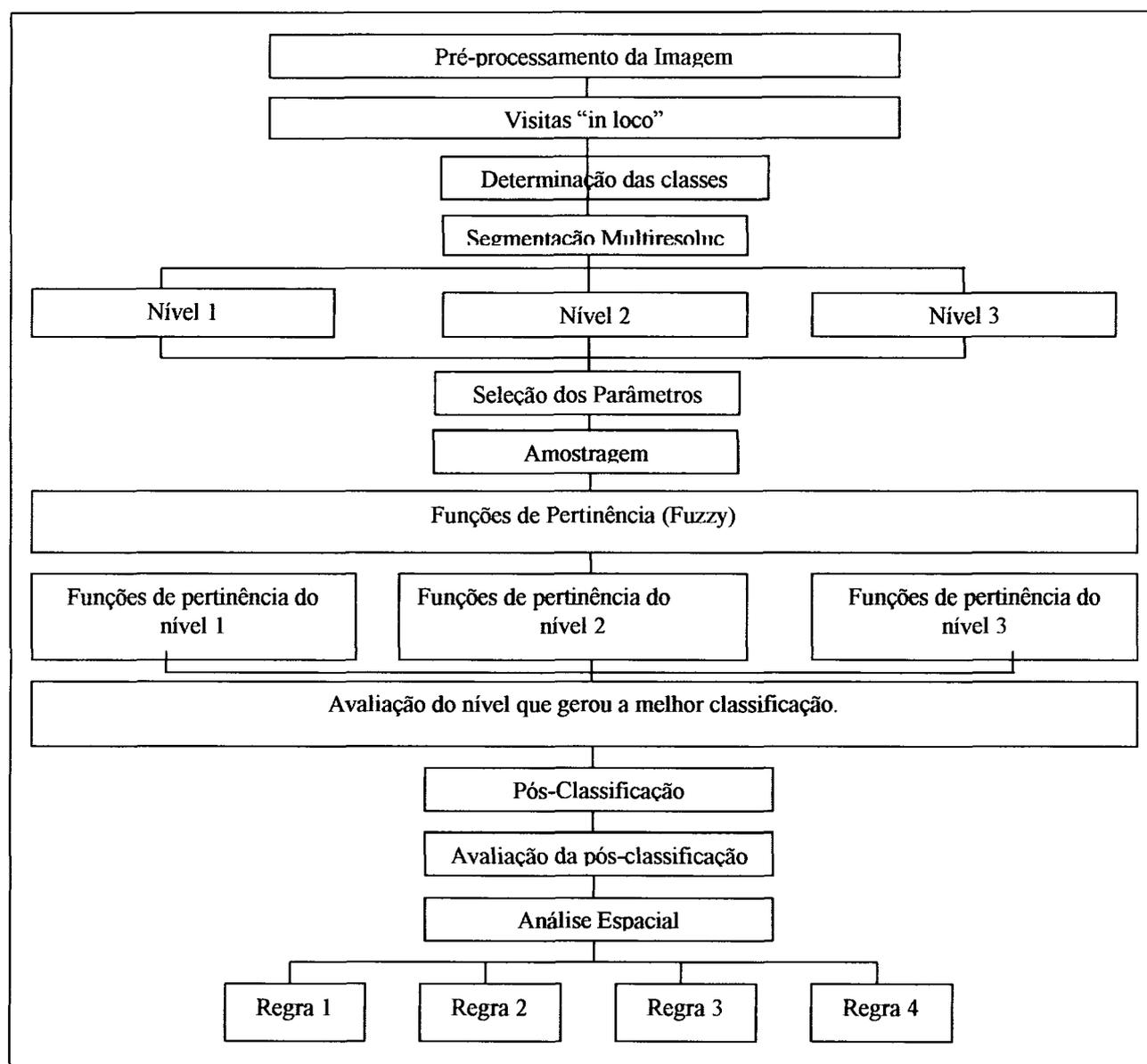
5.1.3 Equipamentos

- GPS, Garmim II Plus.
- Pentium III de 750 MHZ, disco rígido de 30 Gby, 256 de memória RAM, monitor de 17" e periféricos.

5.2 METODOLOGIA

Para auxiliar a compreensão da seqüência metodológica empregada no estudo, são apresentadas na figura 4, as principais fases da pesquisa.

FIGURA 4 – ETAPAS DOS PROCEDIMENTOS NA METODOLOGIA.



5.2.1 Pré-processamento da Imagem

Para o georreferenciamento da imagem foram coletados, com GPS, 22 pontos em campo. Os pontos foram cuidadosamente identificados na imagem antes de serem coletados em campo, para isto foi levado a campo a impressão da imagem Ikonos em uma escala de 1:10.000. Os pontos foram adquiridos ao longo de toda a microbacia hidrográfica. A imagem original que estava com datum WGS 84 foi corrigida e transformada para o datum Córrego Alegre. O modelo de correção usado foi o polinomial de 2ª ordem, e o método de reamostragem foi a do vizinho mais próximo (anexo 1).

A composição colorida utilizada neste trabalho foi em *rgb* nas bandas 432, desta forma quando for relata alguma descrição sobre cores da imagem, ou quando se encontrar figuras relativas a imagem, estas estarão na composição colorida citada acima.

5.2.2 Visitas "in loco"

As visitas em campo tiveram dois objetivos principais: um de coletar coordenadas em campo para auxiliar a correção geométrica, e outro de reconhecimento das principais feições paisagísticas da área de estudo.

Esta etapa de trabalho de campo contou com o acompanhamento de especialistas em fitogeografia e ecologia florestal, da Universidade Federal do Paraná, e do apoio da Emater local para as visitas "in loco", onde foi realizado um levantamento fotográfico e descrição das principais classes que ocorrem na microbacia em estudo.

5.2.3 Determinação das Classes

A escolha das classes procedeu-se conforme as visitas a campo e de acordo com sua importância para estudos voltado ao monitoramento ambiental da microbacia hidrográfica.

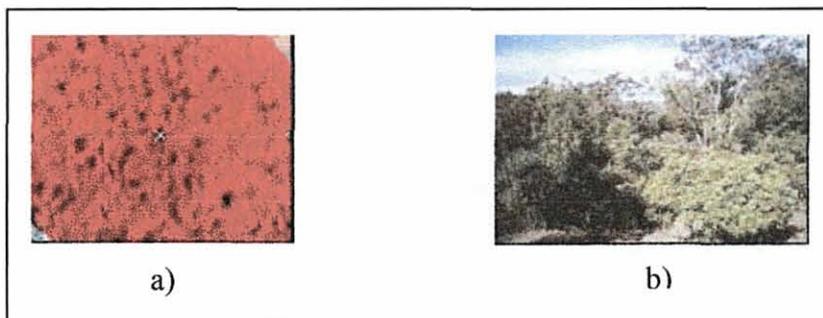
Em primeiro momento para a aquisição das classes, foi evidenciado através do código Florestal Brasileiro, o qual legisla sobre *Áreas de Preservação Permanente* e *Áreas de Reserva Legal*, que é dever de proprietários rurais manter faixas de vegetação natural ao redor dos corpos d'água, cabeceiras d'água e ao longo dos rios, e manter áreas de *Reserva Legal*, ou seja, fragmentos de *Florestas* que devem ser identificados e quantificados por propriedade. Desta forma, para auxiliar o monitoramento das *Áreas de Preservação*

Permanente e Reserva Legal, através de mapeamento foi necessário extrair das imagens classes de *vegetação natural* ao longo dos rios, várzea e corpos d'água. Para isto, foram extraídas as classes de:

1) *Floresta*:

São áreas que em campo representam a vegetação de *Floresta Estacional Semidecidual* e área de *reflorestamentos*. E que na imagem são áreas de textura mais rugosa e de vermelho forte, claro e vivo (Figura 5).

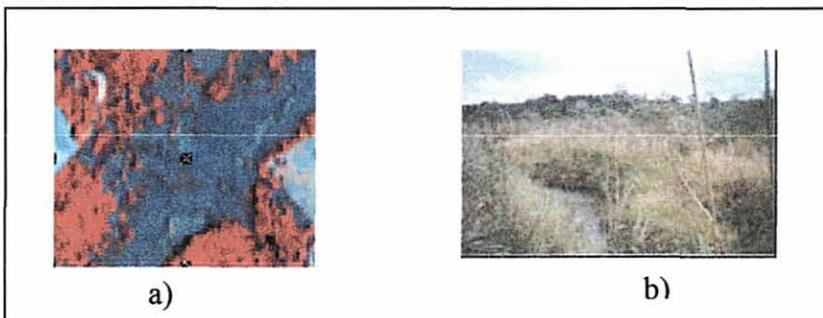
FIGURA 5 – CLASSE DE FLORESTA, (a) IMAGEM E (b) EM CAMPO.



2) *Várzea*:

São áreas encontrados em ambientes de *Sucessão Secundária* ou *Sucessão Natural* que se localizam em ambientes alagados ao redor do eixo do córrego, a qual possui uma vegetação típica de banhado. Na imagem são áreas escuras, geralmente cinzas azuladas e bastantes heterogêneas, dependendo do nível de vegetação no local (Figura 6).

FIGURA 6 – CLASSE DE VÁRZEA, (a) IMAGEM E (b) EM CAMPO.



3) *Água:*

Esta classe é definida pelo ribeirão e por seus afluentes, bem como as represas ao longo destes. Na imagem apresentam tonalidade preta e azul marinho bem escura, com textura fina (Figura 7).

FIGURA 7 – CLASSE DE *ÁGUA*, (a) IMAGEM E (b) EM CAMPO.



Em segundo momento, para a determinação das classes, outras classes baseadas em estudos de planejamento, zoneamento ou fragilidade de bacias hidrográficas, onde é necessário o levantamento atualizado, de informações sobre o uso do solo, foram identificadas. As informações sobre o uso do solo auxiliam na detecção do grau de conservação nas áreas prioritárias a um manejo conservacionista e na qualidade da bacia hidrográfica. Desta forma, foram levantadas outras classes de uso do solo na bacia em estudo.

4) *Pastagem:*

Esta classe foi facilmente determinada na imagem através da forma, cor e homogeneidade, ela ainda pode ser subdividida em diferentes classes em função do estágio e manejo do capim, desta forma é uma classe com uma grande faixa de valores de brilho dos pixels (Figura 8).

FIGURA 8 – CLASSE DE *PASTAGEM*, (a) IMAGEM E (b) EM CAMPO.

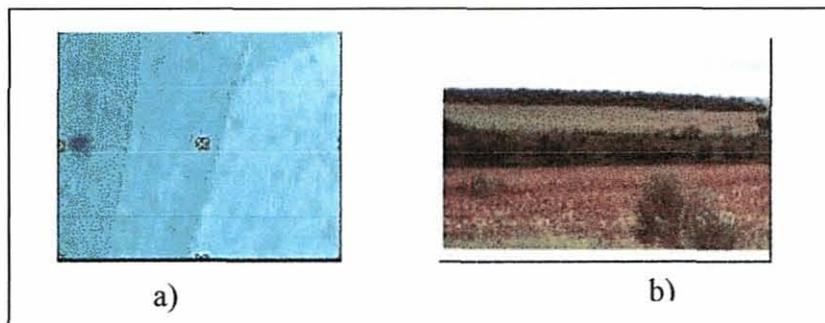


5) *solo*:

A classe *solos* detém uma faixa muito grande de valores de brilho (nível de cinza), dentro desta faixa existem dois principais grupos de valores de brilho que a compõe. Através de observações e da história de alguns locais pode-se perceber que as diferenciações da tonalidade foram ocasionadas em função da presença do teor de água no alvo em estudo. Desta forma, para facilitar a classificação à classe de *solo*, foi dividida em *solo seco* e *solo úmido*.

Na imagem a classe *solo seco* apresentou uma predominância da cor verde e alta tonalidade caracterizando áreas verde-esbranquiçada. Um exemplo típico desta classe são as áreas de solos com maior presença de areia, ou de maior compactação e ou lisas (Figura 9).

FIGURA 9 – CLASSE DE SOLO SECO, (a) IMAGEM E (b) EM CAMPO.



Já a classe *solo úmido* apresentou na imagem uma predominância da cor verde, mas com baixa tonalidade caracterizando áreas verde-escuras. Um exemplo típico desta classe são as áreas que estão sendo preparadas para plantar e que provavelmente foram aradas recentemente, apresentando na superfície um solo mais úmido (Figura 10), que o solo citado anteriormente.

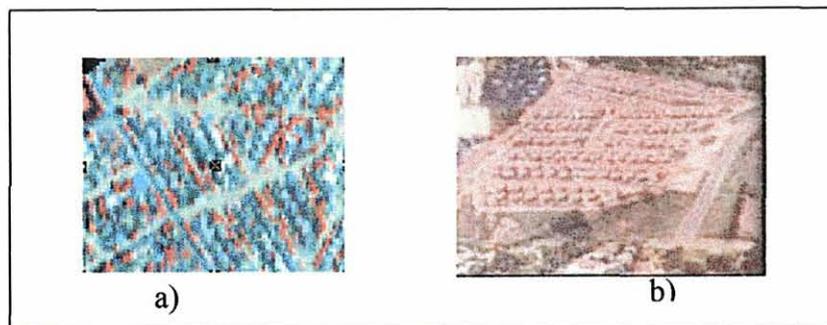
FIGURA 10 – CLASSE DE SOLO ÚMIDO, (a) IMAGEM E (b) EM CAMPO.



6) Construções:

Áreas como telhados e pátios, onde os alvos geram alta refletância, em todas as bandas, ocasionando na imagem a cor branca (Figura 11).

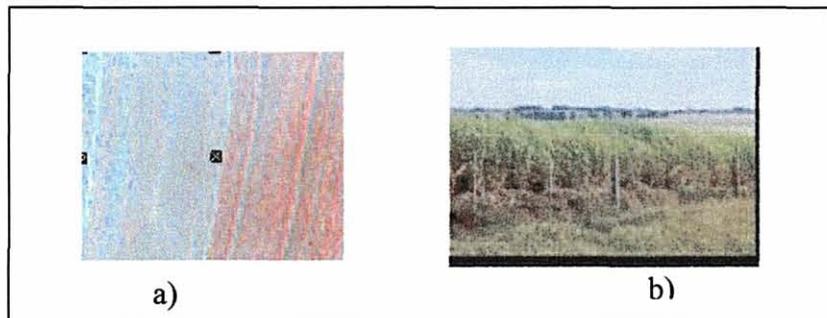
FIGURA 11 – CLASSE DE *CONSTRUÇÕES*, (a) IMAGEM E (b) EM CAMPO.



7) Cana:

Em campo são áreas de plantação de cana-de-açúcar. Na imagem, quando a plantação está bem formada e mais madura aparece em tons mais avermelhados (influência da vegetação), em estágio inicial a coloração tende a esverdeado, devido a influência do solo (Figura 12).

FIGURA 12 – CLASSE DE *CANA*, (a) IMAGEM E (b) EM CAMPO.



5.2.4 Segmentação Multi-resolução

A formulação básica da segmentação orientada a regiões, contempla que uma região completa da imagem é conhecida como R . Podendo-se imaginar a segmentação como um processo de particionar R em n regiões R_1, R_2, \dots, R_n , tal que :

(a) $\bigcup_{i=1}^n R_i = R$, onde todos os pixels devem pertencer a uma única região,

(b) R_i é uma região conexa, $i = 1, 2, \dots, n$,

(c) As regiões devem ser disjuntas, tal que, $R_i \cap R_j = \phi$ para todo i e $j, i \neq j$,

(d) $P(R_i) = \text{VERDADEIRO}$ para $i = 1, 2, \dots, n$, e

(e) $P(R_i \cup R_j) = \text{FALSO}$ para $i \neq j$,

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

A condição (a) indica que a segmentação deve ser completa, ou seja, cada pixel deve pertencer a uma região. A condição (b) 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 (GONZALES 2000).

Os algoritmos que trabalham com crescimento de regiões, como no software utilizado para fazer a segmentação, iniciam com um limitado número de pontos de crescimento que são conhecidos como “sementes”, e a partir deste pixel outros pixels vão sendo agregados. A quantidade de pixels que vão ser agregados à semente e constituir o tamanho do objeto, depende de uma regra que é definida pelo tamanho da escala no momento de segmentar a imagem. Quanto maior o fator de escala, maior é o tamanho dos objetos formados. A regra que define se um pixel vai ser agregado ou não a semente é elaborada em função da tonalidade de cada pixel e da forma com que estes estão localizados. Este critério que varia em função da *tonalidade* e *forma* é conhecido como critério de *homogeneidade* e *heterogeneidade*. Este permite priorizar os pixels que serão agrupados dentro de um objeto ou não, pois ao valorizar o critério da tonalidade, apenas os valores de brilho dos pixels serão computados na elaboração dos objetos, e quando se utiliza forma, a característica da distribuição espacial dos pixels é computada no processamento. No critério de homogeneidade uma segmentação é capaz de extrair diretamente os objetos de interesse, mesmo que em vários casos os pixels sejam heterogêneos (BAATZ, 2002).

BAATZ (2002), descreve que a heterogeneidade espectral ou de cor (h_e) é composta pela soma dos desvios padrão dos valores de brilho para uma dada banda (σ_c) ponderados pelos pesos para cada banda (w_c), sendo:

$$h_e = \sum w_c * \sigma_c \quad (1)$$

GORTE (1998); KOK, SCHNEIDER, & ARMER (1999) citado por ANTUNES (2003), comentam que na maioria das situações, a minimização exclusiva da heterogeneidade espectral resulta em segmentos fragmentados, principalmente em imagem muito texturizada. Por esta razão, em muitos casos deve-se considerar além da heterogeneidade espectral o critério de heterogeneidade espacial e, conseqüentemente, as formas dos objetos podem ser suavizadas.

BAATZ & SCHÄPE (1999) introduzem o conceito de heterogeneidade da forma (h_f), sendo dado por:

$$h_f = \frac{l}{\sqrt{n}} \quad (2)$$

onde:

l = perímetro que compõe o objeto

n = número de pixels que compõe o objeto

BAATZ & SCHÄPE (1999) e BLASCHKE et al (2000) citado por ANTUNES (2003), comentam que, a segmentação baseada em regiões ou orientada a objeto deve considerar além dos critérios de semelhança, o índice de escala que determina o tamanho médio dos objetos. A cor está diretamente relacionada com a homogeneidade espectral e a forma com homogeneidade espacial. A escala e os critérios de semelhança controlam o resultado da segmentação criando objetos maiores ou menores, homogêneos ou menos homogêneos, ou ainda, suavizados ou não.

Ainda é comentado por BAATZ & SHÄPE (1999) citado por ANTUNES (2003), que a segmentação *multi-resolução* pode ser descrita como uma fusão de regiões. O processo inicia-se com um pixel formando um objeto ou região, e que, a cada etapa, um par de objetos funde-se para formar um objeto maior, o que varia conforme a escala escolhida. O processo de fusão (f) está baseado no critério de homogeneidade, observando-se a heterogeneidade (h) entre os objetos adjacentes.

O valor de fusão para a combinação de duas regiões é computado baseado na heterogeneidade espectral (h_{cor}) e na heterogeneidade da forma (h_{forma}), como é descrito a seguir (BAATZ, 2002):

$$f = w * h_{cor} + (1 - w) * h_{forma} \quad (3)$$

onde:

W é o peso índice definido pelo usuário para a cor ou “inversamente” para forma.

A equação 4 define a heterogeneidade espectral ou de cor (h_{cor}), (BAATZ, 2002):

$$h_{cor} = \sum w_c (n_{união} * \sigma_c^{união} - (n_{obj1} * \sigma_c^{união} - (n_{obj1} * \sigma_c^{obj1} + n_{obj2} * \sigma_c^{obj2}))) \quad (4)$$

onde:

w = peso dado a variável;

c = bandas;

$n_{união}$ = tamanho do objeto unido;

$\sigma_c^{união}$ = desvio padrão do objeto unido na banda c ;

n_{obj1} e n_{obj2} = tamanho dos objetos originais;

σ_c^{obj1} e σ_c^{obj2} = desvios padrões dos objetos originais na banda c .

Enquanto que a equação 5 define a heterogeneidade espacial ou de forma (h_{forma}), (BAATZ, 2002):

$$h_{forma} = w_{compa} * h_{compa} + (1 - w_{compa}) * h_{suav} \quad (5)$$

onde:

w = peso dado a variável;

h_{compa} = forma relativa a compacidade;

h_{suav} = forma relativa a suavidade;

Para o cálculo da forma relativa a suavidade, BAATZ (2002):

$$h_{suav} = n_{união} * \frac{l_{união}}{b_{união}} - \left(n_{obj1} * \frac{l_{obj1}}{b_{obj1}} + n_{obj2} * \frac{l_{obj2}}{b_{obj2}} \right) \quad (6)$$

onde:

$n_{união}$ = tamanho do objeto unido;

$l_{união}$ = perímetro do objeto unido;

$b_{união}$ = perímetro do quadrado que envolve o objeto unido;

n_{obj1} e n_{obj2} = tamanho dos objetos;

l_{obj1} e l_{obj2} = perímetro do objeto;

b_{obj1} e b_{obj2} = perímetro do quadrado que envolve o objeto;

Para o cálculo da forma relativa a compacidade, tem se:

$$h_{compa} = n_{união} * \frac{l_{união}}{\sqrt{n_{união}}} - \left(n_{obj1} * \frac{l_{obj1}}{\sqrt{n_{obj1}}} + n_{obj2} * \frac{l_{obj2}}{\sqrt{n_{obj2}}} \right) \quad (7)$$

onde:

$n_{união}$ = tamanho do objeto unido;

$l_{união}$ = perímetro do objeto unido;

$b_{união}$ = perímetro do quadrado que envolve o objeto unido;

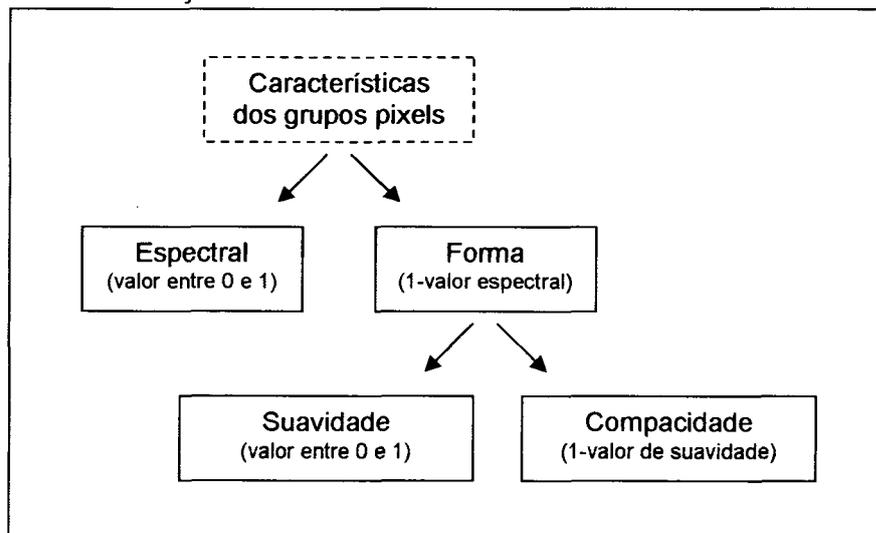
n_{obj1} e n_{obj2} = tamanho dos objetos;

l_{obj1} e l_{obj2} = perímetro do objeto;

b_{obj1} e b_{obj2} = perímetro do quadrado que envolve o objeto;

De forma resumida, pode-se mencionar que as equações citadas anteriormente permitem que o usuário escolha índices (pesos) que vão priorizar a característica espectral ou de forma dos pixels (Figura 13).

FIGURA 13 – CRITÉRIO UTILIZADO NA “VALORIZAÇÃO” DA SEGMENTAÇÃO.



Como escrito no item 3.4, a segmentação da imagem dentro de um dado número de regiões é um problema heurístico com um grande número de possíveis soluções. De acordo com resultados de ANTUNES (2003) e BAATZ (2002), a experiência de utilizar três diferentes níveis, para imagens de alta resolução, permite extrair objetos da imagem em

diferentes definições. Os segmentos em diferentes definições ou camadas permitem a relação hierárquica entre super-objetos e sub-objetos.

Para encontrar a melhor utilização da cada classe por nível, a escolha da diferenciação entre os três níveis baseou-se em comparar segmentos puros com segmentos não puros (misturados) e com segmentos intermediários entre puros e misturados.

Esta divisão entre níveis possibilitou a avaliação de quais níveis geraram produtos mais acurados quando comparados a um mapa de referência, quais são mais facilmente trabalhados para serem modelados através de funções de pertinência e quais são os resultados de polígonos misturados e polígonos de objetos puros em uma classificação de imagem direcionada a objetos.

Desta forma, foram utilizados diferentes índices de escala e de homogeneidade. A segmentação ficou dividida em:

Nível 1

Estes polígonos de menor tamanho foram definidos de tal forma que os objetos mantivessem uma certa homogeneidade, ou seja, foram analisados os segmentos até que se acreditou que estes não pertenciam a mais do que apenas uma classe. Os índices utilizados neste nível para elaborar a segmentação, evidenciaram apenas o tamanho dos objetos segmentados e a tonalidade dos pixels (valor de brilho ou valor dos níveis de cinza).

Nível 2

Estes polígonos intermediários foram caracterizados por possuírem segmentos puros e segmentos misturados. Os índices aqui utilizados evidenciaram principalmente o tamanho dos objetos segmentados e a tonalidade dos pixels, enquanto que a característica forma dos objetos foi utilizada em pequena proporção.

Nível 3

Estes polígonos maiores geralmente pertencem a mais do que uma classe, ou seja, há uma mistura de classes dentro de um mesmo objeto. Os índices aqui utilizados evidenciaram o tamanho dos objetos segmentados, a tonalidade dos pixels e a característica forma, a qual foi bem utilizada neste nível.

5.2.5 Amostragem

JENSEN (1996), comenta que processo de aquisição das amostras de treinamento

em uma classificação onde são utilizados algoritmos de maxver, do paralelepípedo e da distância mínima até a média, requer que as amostras adquiridas sejam as mais homogêneas possíveis. E quando utiliza-se classificadores baseados na Lógica Fuzzy, as amostras não precisam ser homogêneas, e que podem ser amostradas de forma a conter heterogeneidade de pixels.

Desta forma, as amostras foram adquiridas de maneira com que a seleção dentro de cada classe amostral abrangesse a maior faixa de valores de níveis de cinza. Por exemplo: na classe *Pastagem*, foram adquiridas amostras onde havia pastagem com alto teor de biomassa e conseqüentemente alto valor de refletância para a vegetação, e amostras em área de pastagem com baixo teor de biomassa e conseqüentemente baixo valor de refletância para a vegetação e alto valor para a classe *solos*.

As amostras foram selecionadas de forma aleatória. A seleção do número de amostras variaram conforme o nível de segmentação. No nível 1 foram adquiridos 124 amostras, estas corresponderam 0,51% do total de objetos, e ocuparam 2,15% da área total da imagem. Para o nível 2 foram selecionadas 56 amostras, as quais participaram em 2,15% do total de objetos e ocupando 5,09% do total da área. No nível 3 foram selecionadas 24 amostras, sendo 4,48% do total de objetos e 5,18% do total da área em estudo (Anexo 2).

5.2.6 Definição dos Parâmetros de Discriminação das Classes

Para realizar uma classificação, o algoritmo (classificador) utilizado seleciona quais os objetos devem ser associados a uma determinada classe. Entretanto, esta seleção utiliza regras em uma faixa de valores que variam com o parâmetro utilizado. Nesta pesquisa, rotula-se de *Parâmetros* qualquer característica que um objeto possui e que pode ser utilizado para separar este objeto de um outro objeto. Estes parâmetros podem ser o valor de: brilho de uma única banda, brilho da união de várias bandas, razões entre bandas, relação da forma dos objetos, variância, textura e outros.

Para identificar os melhores parâmetros que serão posteriormente utilizados para separar cada classe, foram levantados em literatura e de forma empírica, vários possíveis parâmetros a serem utilizados (Quadro 2).

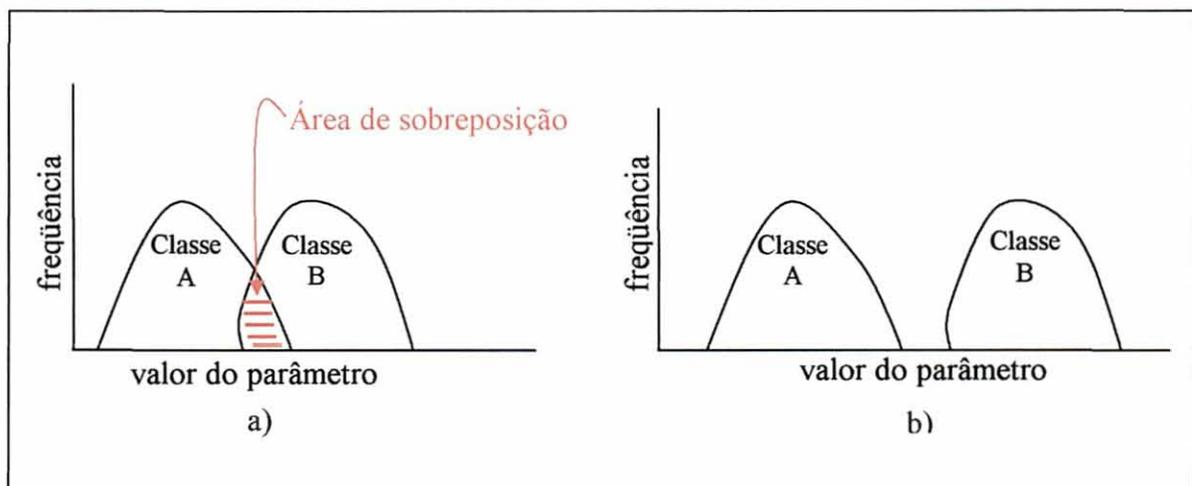
Para identificar quais os melhores parâmetros a serem utilizados pelo classificador para diferenciar os objetos de cada classe, fez-se uma comparação de classe por classe com todos os parâmetros, para extrair os parâmetros que tiveram menor valor de sobreposição entre as classes.

O cálculo do valor de sobreposição foi realizado, ao comparar classe com classe em um histograma, como pode ser acompanhado pela figura 14, em a existe uma sobreposição entre a Classe A e a Classe B, enquanto que em b, esta sobreposição não ocorre.

QUADRO 2- PARÂMETROS LEVANTADOS.

Parâmetros relativos ao valor de brilho dos objetos	
PARÂMETRO	LEGENDA
Média dos valores de brilho da banda 1	B:1 ou (C _L 1)
Média dos valores de brilho da banda 2	B:2 ou (C _L 2)
Média dos valores de brilho da banda 3	B:3 ou (C _L 3)
Média dos valores de brilho da banda 4	B:4 ou (C _L 4)
Somatório da média dos valores de brilho das bandas 1, 2, 3 e 4	B:1+B:2+B:3+B:4
Somatório da média dos valores de brilho das bandas 1, 2 e 3	B:1+B:2+B:3
Somatório da média dos valores de brilho das bandas 1 e 2	B:1+B:2
Somatório da média dos valores de brilho das bandas 2 e 3	B:2+B:3
Somatório da média dos valores de brilho das bandas 1 e 4	B:1+B:4
Des. Padrão da média dos valores de brilho da banda 1	S:1
Des. Padrão da média dos valores de brilho da banda 2	S:2
Des. Padrão da média dos valores de brilho da banda 3	S:3
Des. Padrão da média dos valores de brilho da banda 4	S:4
Razão de bandas 4-3/4+3 (NDVI)	NDVI
Razão de bandas (3-2)/(3+2)	(3-2)/(3+2)
Razão de bandas (2-1)/(2+1)	(2-1)/(2+1)
Textura	-
Parâmetros relativos às formas dos objetos	
PARÂMETRO	LEGENDA
Área	A
Comprimento	w
Largura	l
Comprimento da borda	e
Comprimento / largura	y
Índice de forma	s
Assimetria	k

FIGURA 14- ILUSTRAÇÃO DE ÁREAS DE SOBREPOSIÇÃO ENTRE AS CLASSES.



A seguir será descrita a matemática utilizada para o cálculo de cada parâmetro.

5.2.6.1 Parâmetros relativos ao valor de brilho dos objetos

O parâmetro *média dos valores de brilho de uma determinada banda* (C_L), é calculado pela soma dos valores de brilho de todos os pixels de uma banda (C_{Li}) que pertencem ao objeto em estudo.

$$C_L = \frac{1}{n} * \sum_{i=1}^n C_{Li} \quad (8)$$

O desvio padrão da média dos valores de brilho de uma determinada banda é calculado a partir dos valores de todos os pixels que formam o objeto

$$\text{Desv. Padrão} = \sqrt{\frac{1}{n-1} * \sum_{i=1}^n (C_{Li} - C_L)^2} \quad (9)$$

Para realçar detalhes em uma cena utilizou-se a razão entre bandas, que teve como função diferenciar a resposta espectral de um mesmo alvo através de diferentes bandas e diferenciar a resposta de um mesmo alvo de acordo com a diferença de iluminação causada pela topografia de uma cena. A razão de bandas consegue, no primeiro caso, realçar a diferença de comportamento espectral dos alvos em algumas bandas. O cálculo da razão de bandas (2-1)/(2+1) e (3-2)/(3+2) foi elaborado através da fórmula:

$$(2-1)/(2+1) = [(C_{L2}) - (C_{L1})] / [(C_{L2}) + (C_{L1})] \quad (10)$$

$$(3-2)/(3+2) = [(C_{L3}) - (C_{L2})] / [(C_{L3}) + (C_{L2})] \quad (11)$$

A razão de bandas 4-3/4+3, é conhecida como índice de vegetação, e consiste em transformar os dados digitais originais em uma nova banda através de aritméticas simples entre bandas. O objetivo de utilizar o NDVI é o de auxiliar o contraste entre a biomassa e o solo. O índice de vegetação foi gerado a partir da combinação de bandas utilizando-se o infra-vermelho próximo (banda 4) e o vermelho (banda 3). O cálculo foi elaborado através da fórmula:

$$\text{NDVI} = [(C_{L4}) - (C_{L3})] / [(C_{L4}) + (C_{L3})] \quad (12)$$

5.2.6.2 Parâmetros relativos a forma dos objetos

A *área* (A) é calculada pela quantidade de pixels inseridas em um objeto e multiplicado pela resolução do pixel da imagem.

O *comprimento / largura* (γ), é calculado pela formula:

$$\gamma = l / w = [a^2 + ((1-f)*b)^2] / A \quad (13)$$

onde:

a = é o comprimento do “retângulo abrangente” (melhor retângulo que se encaixa no objeto em estudo)

b = largura do “retângulo abrangente”

f = fator de ajuste = A / a*b

O *comprimento* (l), é calculado por:

$$l = \sqrt{A * \gamma} \quad (14)$$

A *largura* (w), é calculada por:

$$w = \sqrt{\frac{A}{\gamma}} \quad (15)$$

O *Comprimento da borda* (e), é definido como a soma de cada lado do pixel que faz borda com outro objeto.

O *Índice de forma* (s), é calculado por:

$$s = \frac{e}{4 * \sqrt{A}} \quad (16)$$

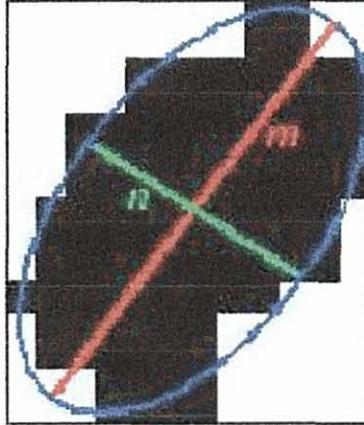
A *Assimetria* (Figura 15), é calculada por:

$$k = 1 - \frac{n}{m}, \quad (17)$$

onde:

k = Assimetria
 n = menor eixo que atravessa uma elipse
 m = maior eixo que atravessa uma elipse.

FIGURA 15- ASSIMETRIA



5.2.7 Funções de Pertinência Utilizadas e Aplicadas aos Diferentes Níveis

Com a aquisição das amostras e com a definição dos parâmetros de discriminação das classes, as funções de pertinência já podem ser construídas. A elaboração das funções requer que a curva de pertinência a ser empregada abranja todas as amostras coletadas, ou seja que identifique as amostras puras e mistas. As curvas que identificam as amostras puras são aquelas que melhor representam a classe e conseqüentemente receberão o maior valor fuzzy. As amostras mistas possuem características de várias classes e receberão um valor "fuzzy" menor ou equivalente ao seu grau de importância dentro da classe em estudo. Desta forma, os estudos de utilização de funções de pertinência para separar classes estabelece uma forma muito abstrata de elaboração, pois é necessário identificar funções que melhor caracterizam as amostras de cada classe para cada parâmetro, além da interação das classes entre si.

Matematicamente, um conjunto fuzzy pode ser definido como: dado o universo de amostras ou objetos 'Z', um conjunto fuzzy 'A' neste universo 'Z' é um conjunto de pares ordenados:

$$A = (Z, FP^F_A(O_Z)) \quad \text{para todo } O_Z \in Z. \quad (18)$$

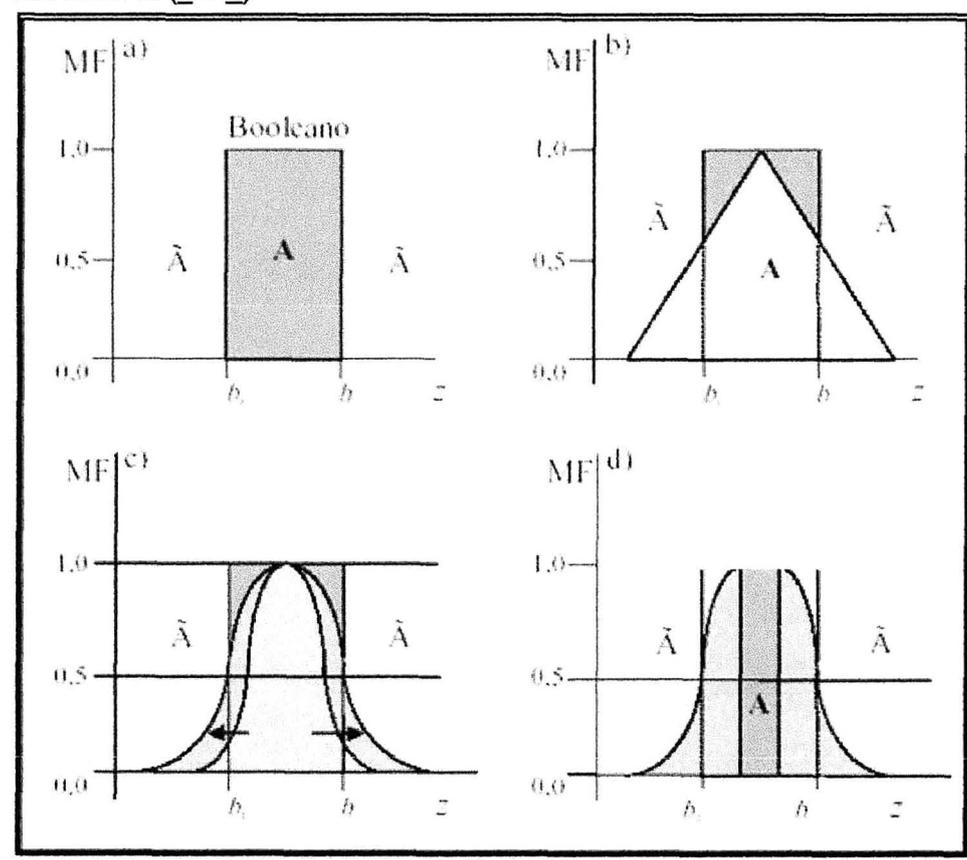
Onde $FP^F_A(O_Z)$ é a função de pertinência fuzzy do conjunto 'A'. O valor da função $FP^F_A(O_Z)$ pode ser entendido como o grau de compatibilidade do objeto O_Z com o conjunto 'A', sendo que o objeto O_Z pertence ao universo 'Z' ($O_Z \in Z$). A função $FP^F_A(O_Z)$ é um número entre 0 e 1, assumindo o valor 1 quando o grau de compatibilidade entre o conjunto 'A' e o objeto O_Z for completa, assumindo um valor entre 1 e 0 quando este grau de compatibilidade não for

total, e assumindo o valor 0 quando não houver nenhuma compatibilidade entre o objeto e o conjunto em análise (CÂMARA, 2002).

Ao caracterizarmos formalmente um conjunto, recorreremos ao conceito de *função de pertinência* (FP ou MF). Onde função de pertinência, é uma função que dado o valor de um atributo x (ou z), ela determina se o elemento avaliado pertence ou não a um determinado conjunto em análise.

BURROUGH (1998), define dois tipos principais de funções "fuzzy", uma linear e outra senoidal (Figura 16). A função linear é dada por uma linha ou por um par de linhas inclinadas (Figura 16-b). A inclinação das linhas define a largura da região de transição "fuzzy" ou *zona de transição* (zt). Já a função senoidal é caracterizada por equações que definem curvas como na figura 16 c e d.

FIGURA 16 – FUNÇÃO: BOOLEANA (a), "FUZZY" LINEAR (b) e SENOIDAL (c e d).



LEGENDA: A é o conjunto das variáveis; \tilde{A} é o não conjunto das variáveis; e b_1 até b_2 é a possível faixa das variáveis.

FONTE: BURROUGH e MCDONNELL (1998).

A escolha da função e dos valores que determinarão o início do crescimento e decréscimo das curvas ou reta, bem como a forma ou a inclinação da curva e a largura da

região de transição que caracteriza a precisão de medida do atributo do fenômeno, dependerá da variável e do seu comportamento em relação ao objetivo analisado.

Como os fenômenos que ocorrem na natureza não ocorrem de forma bem definida, em muitos casos precisa-se utilizar funções que descrevam melhor estas características ou variáveis.

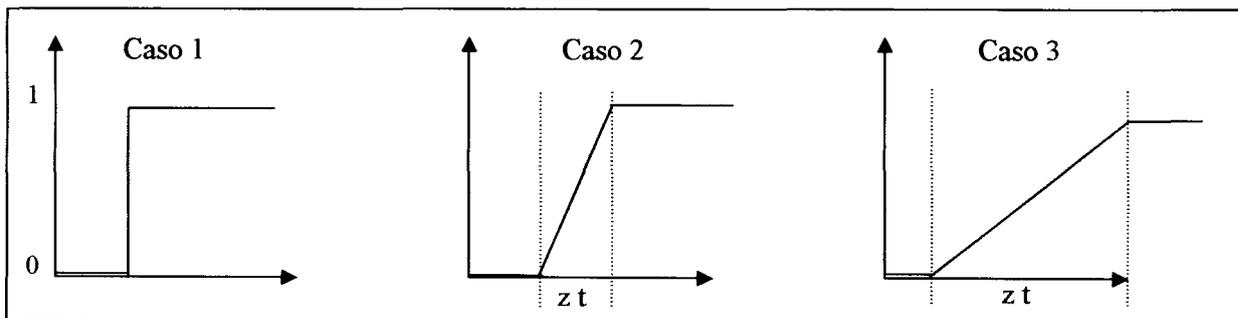
De uma forma geral pode-se caracterizar a incerteza das variáveis analisadas em três situações (Figura 17):

Caso 1: quando o limite da variável era bem definido e não existia problema de indefinição em relação à posição da variável. Neste caso o método booleano para a classificação satisfaz o problema e não foi necessário utilizar uma função de pertinência.

Caso 2: quando ocorria uma dificuldade intermediária da variável, em ser classificada fazendo com que fosse necessário o uso da teoria "fuzzy". Para este caso foi utilizada uma função linear ou senoidal para representar o problema, com uma pequena inclinação, e influenciando diretamente no tamanho da zona de transição (z_t).

Caso 3: quando a variável possuía grande dificuldade em ser classificada (variável de grande incerteza) foi aumentada a zona de transição.

FIGURA 17 – PRESENÇA DA INCERTEZA NAS FUNÇÕES.



De uma forma simples pode-se imaginar que a função de pertinência é uma escolha em relação à capacidade de conhecimento do especialista, e da dificuldade de classificar a variável em análise, CÂMARA (2002).

Ainda, para a combinação dos elementos de conhecimento entre si, a presença da imprecisão se acentua. Desta forma, introduz a consideração dos eventos serem ou não independentes entre si e o quanto cada informação representa para a conclusão.

Desta forma, foram levantadas duas possíveis metodologias para a construção das funções de pertinência, as quais foram:

- Empírica; onde o analista constrói a função baseada apenas no conhecimento sobre a cena.

- Estatística; onde se utiliza recurso estatístico como valores de média, máximos, mínimos, variância e de testes, para a elaboração das funções de pertinência.

Para realizar a elaboração das funções de pertinência, independente do tipo de sua construção, foram utilizadas as amostras adquiridas em cada nível.

5.2.7.1 Funções de pertinência elaboradas de forma empírica

A elaboração de funções de forma empírica requer um grande conhecimento do analista, o qual necessita de bons conhecimentos da área, das classes, do comportamento espectral dos alvos, do software e das amostras. Entretanto, o conhecimento da tendência das amostras foi a base para a construção das funções.

Foi elaborado para cada parâmetro e para cada classe o histograma das amostras, o qual se encontra no anexo 3. O histograma realizado, identifica no eixo das abscissas os valores dos parâmetros, e no eixo das ordenadas a freqüência das amostras. A partir do conhecimento e do histograma das amostras realizou-se de forma heurística as funções para cada parâmetro e para cada classe, distintamente nos três níveis.

5.2.7.2 Funções de pertinência elaboradas a partir de análise empírica baseada na estatística

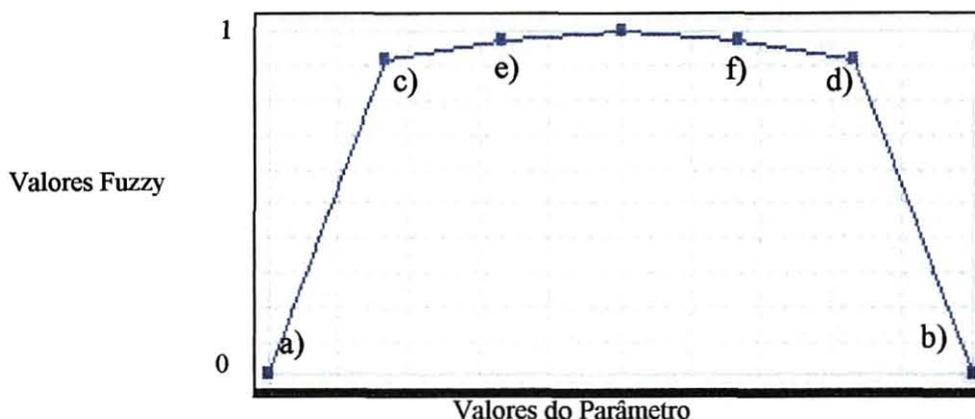
Conforme BURROUGH (1998), a heurística na determinação de funções de pertinência é uma característica peculiar na Lógica Fuzzy, entretanto vários são os métodos e equações que podem levar a elaboração própria de funções de pertinência.

Segundo STELL (1960), a estatística descreve de forma eficiente a variabilidade de um conjunto de dados, e que a sua distribuição é uma ferramenta matemática que tem como função prever a ocorrência de um fenômeno, baseado na coleta de um número limitado de informações. Desta forma, foi constatado que a elaboração das funções de pertinência poderiam ser eficientes, ao se utilizar uma análise estatística para gerar os valores que compõem uma função de pertinência.

Com isto foram extraídas das amostras as estatísticas de média, variância, valor máximo e valor mínimo (Anexo 4). Os valores extraídos, por classe, foram manipulados para compor as funções de pertinência, o procedimento utilizado foi: a) transformar o valor da média em valor máximo de valor fuzzy ou seja 1 (um); b) transformar o valor mínimo da média do valor de brilho da classe analisada através da sua diminuição com duas vezes o

desvio padrão da amostragem de sua classe, para receber o valor fuzzy 0,1 (Figura 18-a); c) transformar o valor máximo da média do valor de brilho da classe analisada através da sua soma com duas vezes o desvio padrão da amostragem de sua classe para receber o valor fuzzy 0,1 (Figura 18-b) e d) os pontos intermediários foram representados pela soma ou adição de uma vez o desvio padrão em cima da média (Figura 18-c e 18-d) e pela soma ou adição de 0,5 o desvio padrão (Figura 18-d e 18-f). A equação escolhida para receber os valores desta análise (figura 18), foi padronizada e utilizada para todas as classes. Esta equação foi escolhida, pois é a que melhor representa uma faixa gradual de valores e que abrange curvas semelhante as das amostras.

FIGURA 18 - FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA UTILIZADA PELA METODOLOGIA ESTATÍSTICA.



Para o tamanho da imagem de estudo e o tamanho dos objetos adquiridos como amostra, os níveis 2 e 3 tiveram uma quantidade de mostras pequenas para que pudesse ser elaborada funções de pertinência a partir desta metodologia estatística. Desta forma, as funções de pertinência elaboradas por metodologia estatística foram aplicadas apenas no nível 1.

5.2.7.3 Operadores "Fuzzy"

BONHAM-CARTER (1994), descreve que assim como nos conjuntos booleanos, os conjuntos "fuzzy" podem ser manipulados utilizando métodos lógicos para selecionar e combinar dados provenientes de vários conjuntos. Os operadores "fuzzy" estão escritos a seguir:

- a) "fuzzy" AND (interseção)

Esta operação equivale ao AND Booleano. A interseção significa uma seqüência de "E" e é obtida através do operador MIN. Ou seja, o produto é o resultado do menor valor (mínimo) das funções de pertinência para uma variação do atributo dos elementos, usado como parâmetro para classificação.

$$\mu = \text{MIN} ((\mu_a, \mu_b, \mu_c, \dots) ,$$

onde μ_a , μ_b e μ_c são valores de pertinência dos conjuntos A, B e C, para uma dada localização.

b) "fuzzy" OR (União)

"fuzzy" OR é como o OR Booleano, onde o valor de pertinência de saída é controlado pelos valores máximos dos conjuntos de entrada e é dado por :

$$\mu = \text{MAX} ((\mu_a, \mu_b, \mu_c, \dots) ,$$

Ou seja, o produto é o resultado do maior valor (máximo) das funções de pertinência para uma variação do atributo dos elementos, usado como parâmetro para classificação.

c) "fuzzy" complementar (negação)

É denotado por NÃO A, e definido como:

$$\mu = 1 - \mu_a,$$

5.2.8 Coeficiente *Kappa* de Acurácia

Para avaliar a imagem temática gerada a partir da classificação digital, é aconselhável assumir um mapa da área como sendo representativo da imagem de campo, o qual é denominado como *Mapa de Referência*. Esta referência foi originada através de investigações em campo, feita por amostragem. Estas amostras, conhecidas como *amostras testes*, foram identificadas na imagem e nomeadas corretamente com as devidas classes. É importante, neste caso, que as duas imagens sejam da mesma dimensão (mapa referência e imagem classificada) e que tenham o mesmo tamanho dos pixels, isto ocorre porque ambas as imagens terão o pixel de mesma linha e coluna comparados. Desta forma, o mapa de referência foi elaborado através da imagem Ikonos e a partir de objetos da menor segmentação, isto foi feito porque os menores objetos possuem características puras de cada classe. Neste processo, os objetos escolhidos possuíam características claras e verdadeiras sobre a classe que cada um representou, o quadro 3 mostra as peculiaridades dos objetos do mapa de referência.

QUADRO 3 – CARACTERÍSTICAS DOS OBJETOS DO MAPA DE REFERÊNCIA.

Classe	Nº de Objetos	Área em m ²	Nº de Pixels
Construções	159	43.900	2744
Solo Exposto "Seco"	228	1.690.000	105625
Água	5	22.600	1413
Vegetação natural	483	2.470.000	154375
Pastagem	569	6.980.000	436250
Solo Úmido	109	1.350.000	84375
Várzea	81	407.000	25438
Cana	106	1.500.000	93750
TOTAL	1.740	14.463.500	903.969
% em relação à área total	7,2%	20,2%	-

Os dados da imagem foram tabulados e reportados numa matriz de *confusão* (ou matriz de erros), a qual possui um tamanho de $n \times n$ sendo n o número de classes analisadas. As linhas (i) representaram as classes provindas da classificação, enquanto que as colunas (k) foram geradas pelo mapa de referência, as matrizes de erro geradas nesta pesquisa se encontram nos anexos.

Para auxiliar a avaliação das classificações, foram utilizados os índices, escritos a seguir:

- *Exatidão Geral (PO)*: é uma estatística de proporção de referência de todos os pixels assinalados corretamente. Este é computado por:

$$PO = \frac{\sum_{k=1}^n a_{kk}}{N}, \quad (19)$$

onde:

N = total de unidades amostrais ou total de pixels referenciados,

a_{kk} = pixels da diagonal (corretamente classificados),

n = número de classes.

- *Índice Kappa*: esta é uma técnica de análise multivariada para determinar a concordância entre a classificação elaborada e o mapa de referência, a vantagem deste índice é de incluir todos os elementos da matriz, e não apenas os elementos da diagonal como o índice de PO . Sua matemática é:

$$K = \frac{(\text{Índice } PO) - (\text{valor das marginais da matriz de erros})}{1 - (\text{valor das marginais da matriz de erros})} \quad (20)$$

onde:

$$\text{valor das marginais da matriz de erros} = \frac{\sum_{k=1}^n \left(\sum_{i=1}^n a_{ki} * \sum_{i=1}^n a_{ik} \right)}{N^2} \quad (21)$$

- *Índice Kappa por classe*:

$$K (\text{classe } i) = \dots \frac{a_{ii} \left(\sum_{ik} a_{ik} \right) - \sum_k a_{ik} \sum_k a_{ki}}{\sum_k a_{ki} \sum_{ik} a_{ki} - \sum_k a_{ik} \sum_k a_{ki}} \quad (22)$$

onde:

a_{ii} = pixels da classe i que estão na classe i

a_{ki} = pixels da classe k que estão na classe i

a_{ik} = são os pixels classificados como da classe i e são da classe k pelo mapa de referencia.

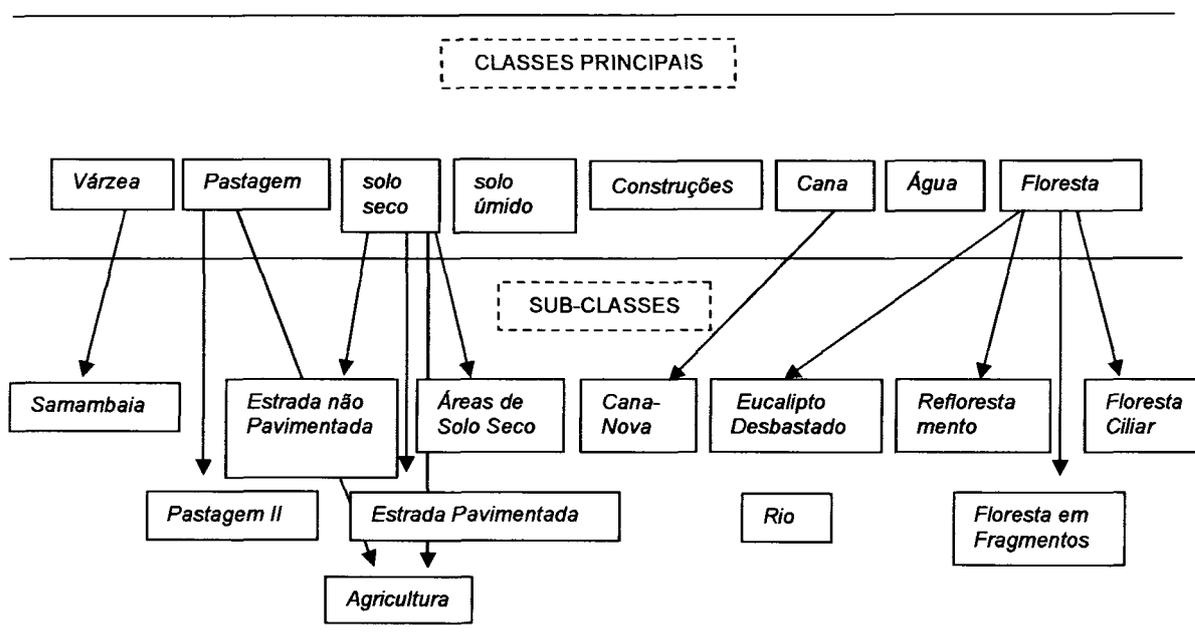
5.2.9. Pós-classificação

A pós-classificação ou a segunda classificação tem o objetivo de extrair informações mais detalhadas a respeito do uso do solo e apurar a classificação elaborada na primeira etapa utilizando todas as características de uma análise direcionada a objeto. Neste caso, os parâmetros utilizados continuaram sendo de tonalidade (valor de brilho de cada objeto), e

foram incluídas as de relação topológica entre os objetos (vizinhança, união, interseção, pertencente ou não e outras), forma, relação semântica e hierarquia.

Para a reclassificação foram utilizadas as classes anteriormente trabalhadas e inseridas novas classes (Figura 19).

FIGURA 19 – ESTRUTURA DAS CLASSES.



As novas classes foram:

5.2.9.1 Sub-classes geradas a partir das classes descritas no item 5.2.3 (*Determinação das Classes*), que tiveram o objetivo de detalhar as classes anteriormente descritas

Neste caso, a primeira sub-classe introduzida foi a de *Reflorestamento*. Esta classe é importante ser identificada, pois as *Áreas de Preservação Permanente* e de *Reserva Legal* devem ser de Floresta Nativas e não compostas por espécies exóticas. Nesta área da pesquisa a classe *Reflorestamento* é de *Eucaliptus sp.*

A sub-classe *Floresta em Fragmentos* caracteriza as possíveis áreas de *Reserva Legal*, enquanto que a classe *Floresta Ciliar* identifica as *Áreas de Preservação Permanente*.

A sub-classe *Áreas de Solo Seco*, é a consequência de extrair a classe *Estradas não Pavimentada* da classe *Solo Seco*.

5.2.9.2 Sub-classes inseridas com o objetivo de aquisição de outros detalhes específicos na imagem

Neste caso a sub-classe identificada foi a de *Samambaia*. A presença da vegetação de samambaia em um ambiente ribeirinho identifica a qualidade da vegetação local. Segundo o IBGE (1992), áreas com presença de pteridófitas, *Pteridium sp*, são ambientes secundários de sucessão natural em primeira fase, característico de áreas onde o solo tornou-se exaurido, sendo na maioria das vezes abandonado. Desta forma, a classe *samambaia* caracteriza a qualidade da vegetação local.

A classe *Estradas Pavimentada, Pastagem II, Agricultura, Desbaste de Eucalipto, Cana Nova* e a classe *Estradas não Pavimentada*, caracterizaram classes de dados que enriquecem o mapa temático.

5.2.9.3 Classes inseridas com o objetivo de auxiliar outras classes a serem classificadas

Neste caso foi introduzido um vetor referente ao Ribeirão Paracatu, que foi transformado na classe *Rio*. Esta classe teve o objetivo de auxiliar classificações de classes vizinhas ao Ribeirão Paracatu.

O passo seguinte ao de elaboração das classes, foi a estruturação hierárquica em modelo de árvore. A hierarquia permite dar prioridade a determinadas classes e agrupar classes semelhantes. Segundo DEITEL & DEITEL (2001), a herança torna possível a reutilização de funcionalidades previamente definidas em uma classe. A finalidade é que a subclasse (aquela que herda as características de determinada classe) inclua o comportamento da superclasse (aquela que contém o comportamento a ser herdado) e adicione mais funcionalidades. Não seria interessante a herança se não houvesse a possibilidade de adicionar funcionalidades à subclasse. O correto é definir uma subclasse que tenha a ver com a superclasse, onde a subclasse seja o conceito da superclasse, adicionando algum conteúdo que possa representar de forma mais específica o conceito apresentado pela superclasse. A herança pode ser múltipla onde uma subclasse herda características de diversas superclasses. Na extração de informações uma grande vantagem da hierarquia é a do processamento ocorrer por camadas. Isto permite com que o algoritmo que está sendo utilizado, defina um dado objeto a uma classe x que está no topo da árvore hierárquica, e somente o que não foi classificado na classe x passa a ser analisado para as classes inferiores da árvore hierárquica. A construção da árvore

hierárquica baseou-se em priorizar as classes que obtiveram o melhor resultado através do índice *Kappa por classes*, extraídos da matriz de confusão de cada nível.

A metodologia da pós-classificação gera “ilhas” de áreas não classificadas, para resolver este problema foi utilizado o algoritmo da *Distância Mínima até a Média*. O algoritmo da *Distância Mínima até a Média* utiliza a média das amostras de treinamento para assinalar um pixel desconhecido a uma dada classe. Esta distância é baseada na distância euclidiana JENSEN (1986). Desta forma, o cálculo foi elaborado através da fórmula:

$$d = \sqrt{\sum \left(\frac{v_f^s - v_f^o}{\sigma_f} \right)^2}, \quad (23)$$

onde:

d = distância entre os objetos das amostras \underline{s} e o objeto da imagem \underline{o} ,

v_f^s = valor de brilho do objeto da amostra,

v_f^o = valor de brilho do objeto da imagem,

σ_f = desvio padrão dos valores de brilho.

5.2.10 Análise Espacial

Segundo CÂMARA (2002), as análises espaciais possuem funções que utilizam os atributos espaciais e não espaciais das entidades gráficas armazenadas na base de dados espaciais e fazem simulações (modelos) sobre os fenômenos do mundo real, seus aspectos ou parâmetros.

BONHAM-CARTER (1994), comenta que estas funções utilizam operadores que permitem realizar cruzamentos entre dois ou mais planos de informação. Estes cruzamentos são utilizados em análise espacial qualitativa e geram um mapa temático a partir de regras determinadas. As regras especificam o conjunto de condições a serem satisfeitas para cada tema de saída.

Segundo BURROUGH e MCDONNELL (1998), a modelagem matemática através de estruturas de dados matriciais para a análise espacial é aconselhável, pois as entidades espaciais possuem uma forma simples e regular. Desta forma, foi utilizado o módulo do *Spatial Analyst*, do software *ArcView 8.2*, para transformar os dados vetoriais em matriciais e proceder o cruzamento entre os mapas temáticos.

Desta forma, foram elaboradas “regras” para a elaboração da análise espacial. As regras foram elaboradas a partir de prioridades ao monitoramento ambiental. As regras de

maior prioridade a preservação receberam números menores, e a medida que a prioridade diminuiu seus números aumentaram. As prioridades maiores foram evidenciadas com base no *Código Florestal*, e em seguida, através de indicadores extraídos da Classificação das Terras e Sistema de Capacidade de Uso (LEPSCH, 1991), Uso e Manejo de Solos de Baixa Aptidão (IAPAR, 1999) e Critérios Para Distinção de Classes de Solos e de Fases de Unidades de Mapeamento (EMBRAPA, 1988).

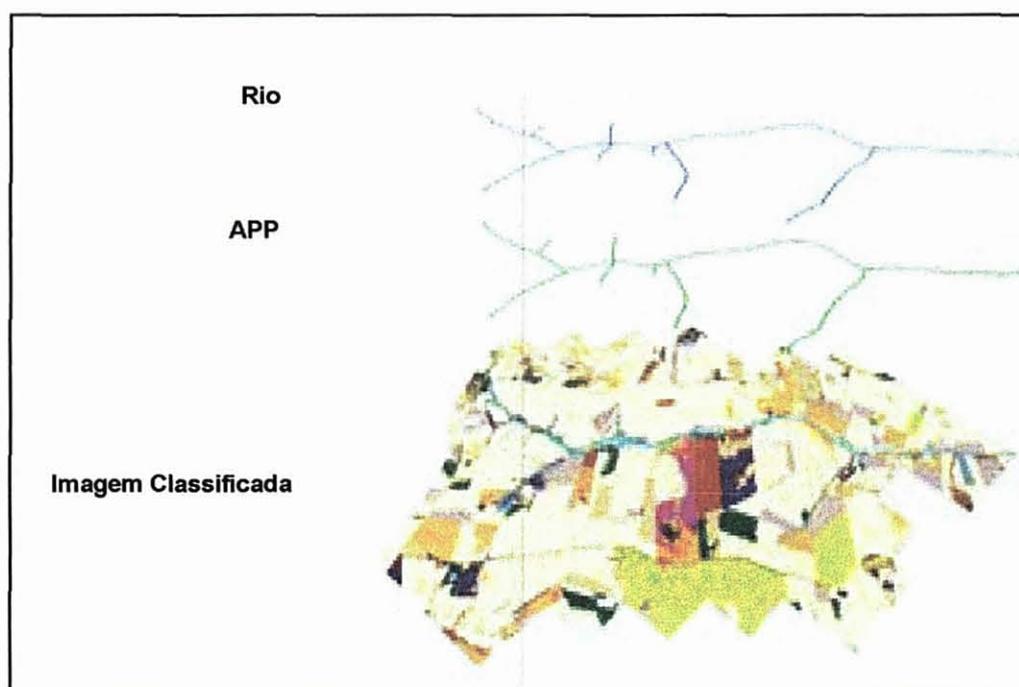
Tendo em vista o objetivo do trabalho como monitoramento de microbacias hidrográficas, os elementos extraídos para a análise espacial foram originados de mapas existentes como Mapas do Brasil-IBGE escala 1:50.000, e Mapas de Pedologia do Paraná 1:55.000, materiais que estão facilmente disponíveis a órgãos Executores, evitando abordar trabalhos mais complexos de Classificação das Terras e da Conservação do Solo como um todo.

1ª - Regra: *Áreas de Preservação Permanente (APP) ao redor dos Recursos Hídricos*.

Identificação das áreas irregulares segundo a legislação florestal que promove a proteção da flora e fauna ao redor dos cursos de ribeirões, riachos e rios. Para o presente trabalho a Medida Provisória que nº 2.166-67/01 que altera o Código Florestal (lei nº 4.771/65), define as APP de 30 metros para cada lado dos cursos d'água de até 10 metros (GOMES, 2002).

Foi gerado um mapa de APP, que cruzado com a imagem classificada anteriormente, mapa de *Uso do Solo*, permitiu a identificação das áreas irregulares (Figura 20).

FIGURA 20 - CAMADAS UTILIZADAS PARA A REGRA 1.

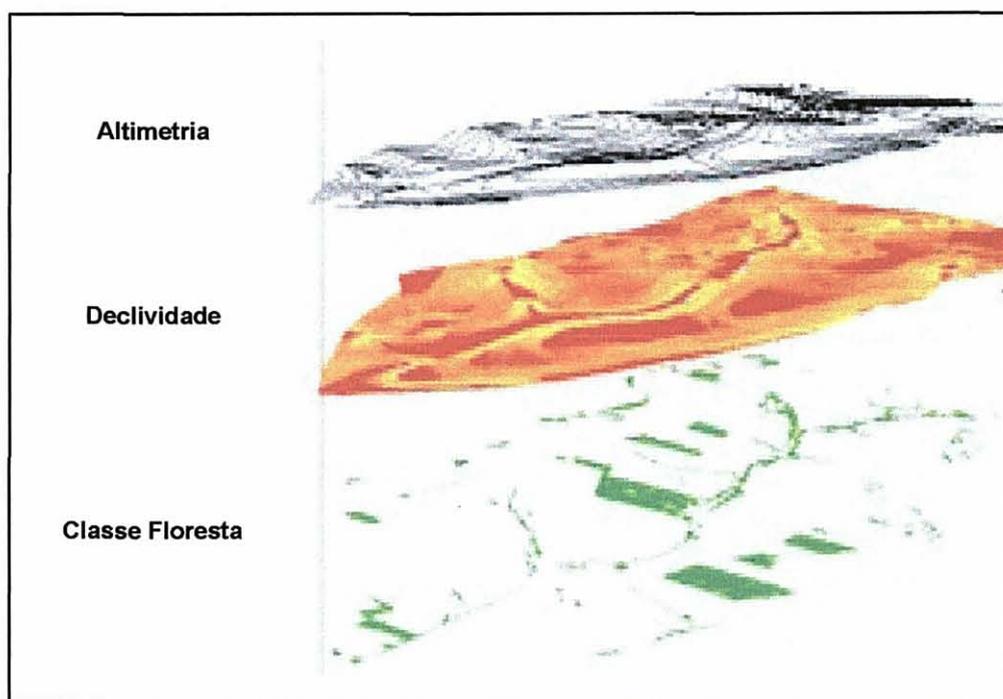


2ª - Regra: *Áreas de Preservação Permanente (APP) em encostas com declividade superior a 45°.*

Identificação das áreas irregulares segundo a Medida Provisória de nº 2.166-67/01 que altera o Código Florestal (lei nº 4.771/65), que promove a proteção de encostas ou partes destas, com declividade superior a 45°, equivalente a 100% na linha de maior declive (GOMES, 2002).

Para a geração da declividade utilizaram-se as curvas da carta topográfica do IBGE, escala 1:50000, da qual elaborou-se um Modelo Numérico do Terreno (MNT), e extraiu-se a declividade, que em seguida foi cruzado com a classe de *Floresta*, para compor esta regra (Figura 21).

FIGURA 21 - CAMADAS UTILIZADAS PARA A REGRA 2.



3ª - Regra: *Áreas de Reserva Legal.*

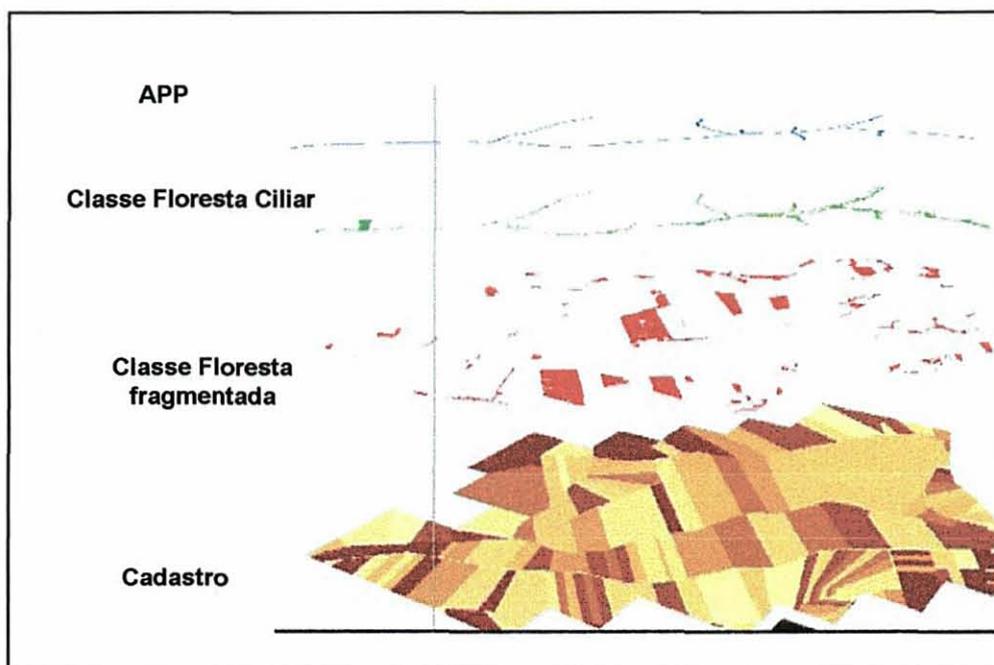
Identificação das áreas irregulares segundo a Medida Provisória de nº 2.166-67/01 que altera o Código Florestal (lei nº 4.771/65), e garante no mínimo 20% (vinte por cento) de cada propriedade, onde não é permitido o corte raso (GOMES, 2002). Desta forma, foi identificado por propriedade o quanto havia de área da classe *Floresta em Fragmentos* ou de *Floresta Ciliar* que não fizesse parte das APP (Figura 22).

4ª - Regra: *Manejo de Uso do Solo I.*

Através da metodologia baseada no *Levantamento Utilitário do Meio Físico e*

Classificação de Terras no Sistema de Capacidade de Uso (LEPSCH, 1991), foi levantado condições de Conservação de Uso do Solo. Segundo o autor, áreas sem dados a respeito da erosividade (chuva), da erodibilidade (solo) e experiência conservacionistas com pesquisas na área poderão usar limites rígidos de classes de declividade. Desta forma, as áreas com declividade entre 6° e 45°, só devem ser utilizadas para cultivos perenes, pastagens e reflorestamentos. Entretanto, em presença de solos Arenosos de *Areia Quartzosa* que possuem uma grande susceptibilidade a erosão, estas áreas devem ser utilizadas como de *Opção1: Preservação de Fauna e Flora* ou *Opção2: Reflorestamento*, principalmente por serem encontradas no norte do Paraná em áreas de cabeceiras e vertentes ou acompanhando rede de drenagem (IAPAR, 1999).

FIGURA 22 - CAMADAS UTILIZADAS PARA A REGRA 3.



Para isto foi necessária a introdução no SIG de mapas de classes de Uso do Solo, Altimetria e de Solos. Através do mapa de altimetria foi elaborado o mapa de declividade, que foi fatiado conforme classes da metodologia utilizada (LEPSCH, 1991).

Assim, os dados cruzados foram (Figura 23):

- classes de declividade de 6-45°;
- Solos de *Areia Quartzosa*;
- classes de *Agricultura, Cana, Cana Nova, Solo Úmido, Pastagem, Construções, Áreas de Solo Seco e Estrada de Terra*; e
- cadastro Rural para identificar as propriedades irregulares.

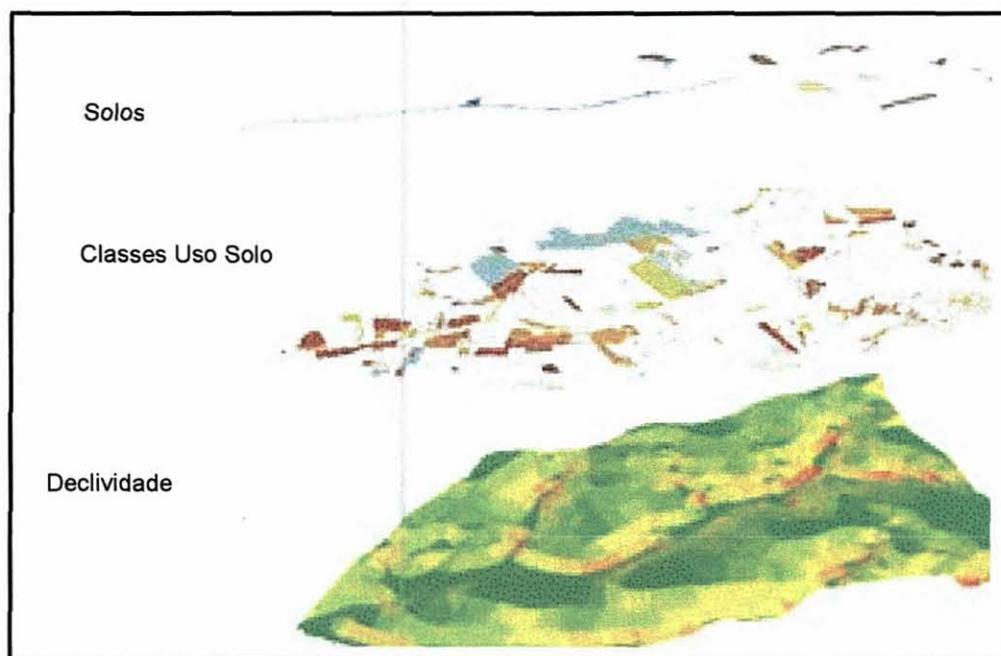
5ª - Regra: *Manejo de Uso do Solo II*.

Áreas de solo *Podzólico Vermelho-Amarelo*, normalmente são solos que requerem uso adequado e manejo racional, para que ocorra um controle eficiente do processo erosivo, isto ocorre por causa do seu horizonte A arenoso, presença do horizonte eluvial e de gradiente textural, e relevos onde geralmente ocorrem. Ainda, em relevos de declividade 6-45° aconselha-se o uso para *Opção 1: Reflorestamento* e *Opção 2: Pastagem* (LEPSCH, 1991).

O Manejo identificado utilizou os seguintes dados para a análise espacial (Figura 23):

- classes de declividade de 6-45°;
- Solos *Podzólico Vermelho-Amarelo*;
- classes de *Agricultura, Cana, Cana Nova, Solo Úmido, Construções, Áreas de Solo Seco e Estrada de Terra; e*
- cadastro Rural para identificar as propriedades irregulares.

FIGURA 23 - CAMADAS UTILIZADAS PARA AS REGRAS 4 e 5.



Através do cadastro rural (Anexo 5) em meio digital, o qual está atribuído as propriedades rurais georreferenciadas, pode-se fazer análises relativas ao estudo ambiental por propriedade. Esta análise baseou-se na proposta de quantificar e de identificar quais os proprietários estão ilegais conforme o Código Florestal (Lei nº 4.771/65).

6. RESULTADOS

6.1 SEGMENTAÇÃO MULTI-RESOLUÇÃO

Foi observado que os índices obtidos e utilizados em uma segmentação sempre irão variar conforme o tipo de imagem utilizada, características desta imagem, bandas utilizadas e objetivo da segmentação, tornando-se desta forma os índices a serem utilizados extraídos a partir da cognição do usuário.

Desta forma, foi necessário que o processo de segmentação fosse reavaliado continuamente. A reavaliação foi elaborada através de uma análise visual na qualidade dos objetos formados, para a obtenção do melhor produto da segmentação. A qualidade dos objetos foi verificada, objetivando encontrar o melhor resultado (quadro 4) de acordo com a descrição conceitual definida no item 5.2.4 *Segmentação Multi-resolução*.

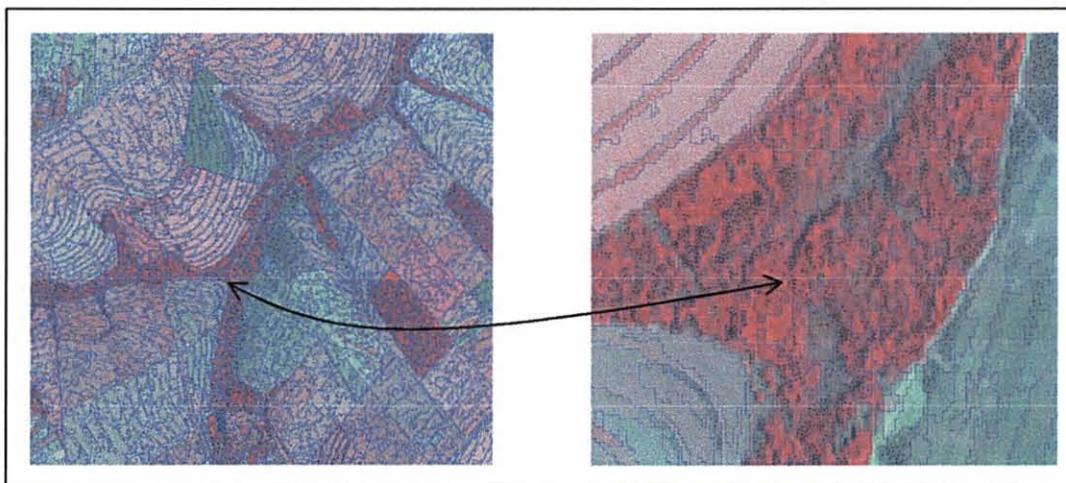
QUADRO 4 – ÍNDICES RESULTANTES UTILIZADOS PARA A SEGMENTAÇÃO.

Segmentação	Escala	<i>W</i> para cor	<i>W</i> para forma	Suavidade	Compacidade
Nível 1	26	1	0	0.9	0.1
Nível 2	85	0.8	0.2	0.3	0.7
Nível 3	180	0.6	0.4	0.0	1.0

Legenda: *W* é o peso índice definido pelo usuário para a cor ou inversamente para forma.

Para o Nível 1, a imagem segmentada resultou em 24.214 objetos, sendo que estes segmentos mantiveram um padrão de homogeneidade entre os pixels de um mesmo objeto, em relação ao valor espectral (Figura 24).

FIGURA 24 – RESULTADO DA SEGMENTAÇÃO NO NÍVEL 1.



Os segmentos do nível 2 apresentaram características de objetos tendendo a puros (grupo de pixels de mesma classe), mas com um pouco de contaminação (mistura de pixels de classes diferentes). Neste nível a segmentação gerou 2.230 objetos (Figura 25).

A presença do índice forma no nível 3, auxiliou a segmentação em preservar o tamanho e a forma dos objetos, resultando de forma primitiva em uma pré-classificação dos segmentos. Esta imagem foi segmentada em 536 objetos (Figura 26).

FIGURA 25 – RESULTADO DA SEGMENTAÇÃO NO NÍVEL 2.

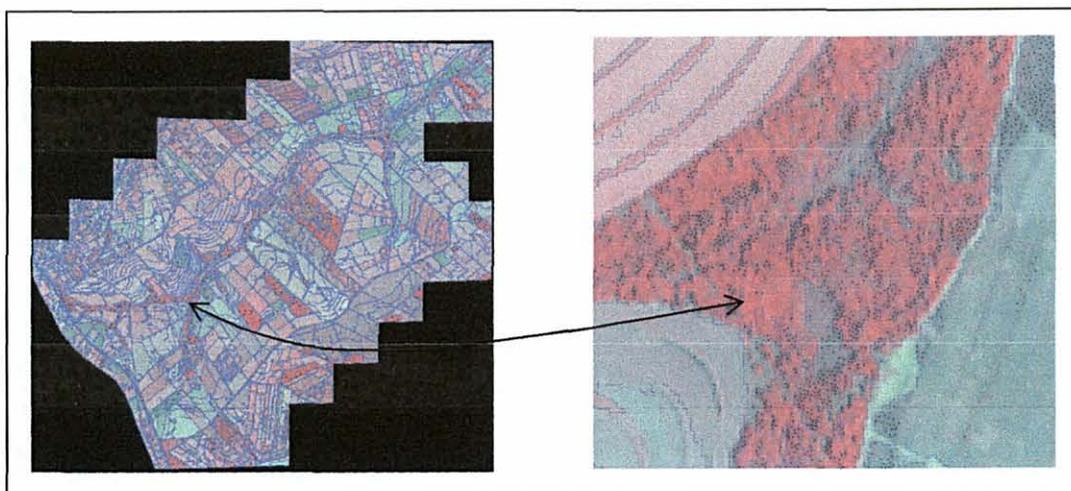
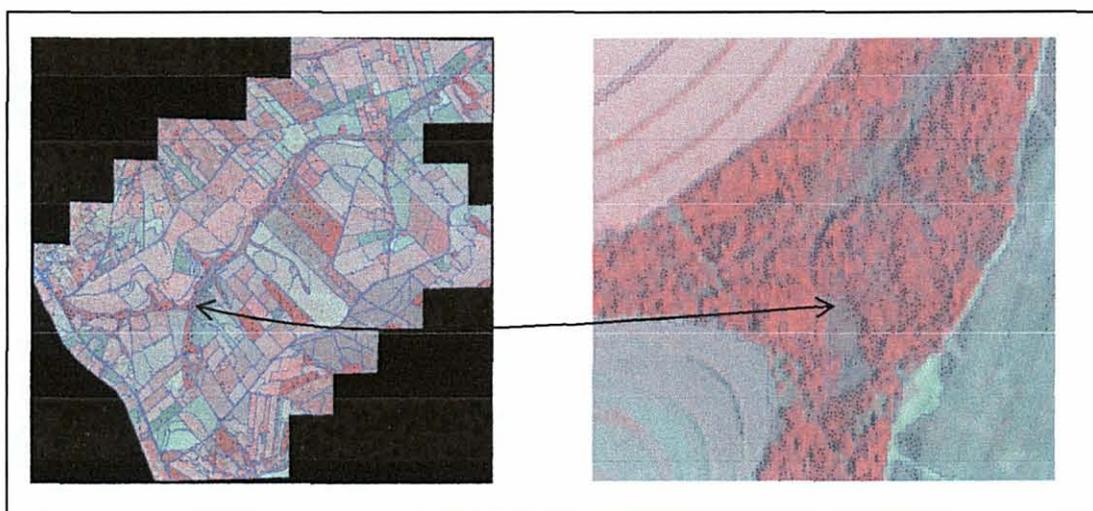


FIGURA 26 – RESULTADO DA SEGMENTAÇÃO NO NÍVEL 3.



6.2 DISCRIMINAÇÃO DAS CLASSES ATRAVÉS DOS PARÂMETROS

A relação da comparação em cada nível, de todos os parâmetros, de classe por classe, resultou na identificação dos melhores parâmetros para cada nível. O resultado resumido da comparação dos parâmetros encontra-se no quadro 5, o resultado de toda a comparação encontra-se no anexo 6.

Para identificar a eficiência de cada parâmetro, foi elaborado um histograma, e observado o quanto havia de sobreposição de cada parâmetro por classe. No anexo 6, pode-se observar na frente de cada parâmetro os valores relativos a sobreposição das classes.

Para identificar os parâmetros que tiveram melhor resultado entre os demais, e que serão utilizados para elaborar as funções de pertinência, foram escolhidos os parâmetros que apareciam o maior número de vezes entre a separação de classes e que possuíam uma menor sobreposição. Quando apenas um parâmetro era capaz de separar uma classe de todas as outras, utilizou-se apenas um, como foi o caso da classe *Água*. Entretanto, a maioria das classes necessitava-se de pelo menos dois a três parâmetros para separar sua classe das outras. Segundo BAATZ (2002), deve-se utilizar, suficientemente, o mínimo possível de funções e parâmetros para separar as classes, evitando desta forma uma quantidade grande de informações, podendo levar a uma falta de controle nas operações com as funções de pertinências. Desta forma, manteve-se o mínimo possível de parâmetros em cada classe.

Pode-se observar no quadro 5, que a maioria dos parâmetros escolhidos para o nível 1, repetiu no nível 2 e no nível 3, isto significa que apesar dos objetos possuírem tamanhos diferentes suas características básicas ainda permanecem. A semelhança ocorreu principalmente entre o nível 2 e 3, ou seja, os objetos menores (nível 1) tiveram suas características mais diferenciadas. A diferenciação dos parâmetros entre os níveis ocorreu devido a mistura ou contaminação dos objetos maiores com classes que não os pertencem.

Os parâmetros de forma analisados não tiveram um bom resultado para a separação de classes. Isto ocorreu devido a grande variação na forma dos segmentos de todas as classes. No nível 1 e no nível 2 houve grande sobreposição dos parâmetros entre as classes. Ocorreram baixas sobreposições nos parâmetros *Comprimento*, *Largura* e *Comprimento da borda* para a classe *Construções* no nível 2, e sobreposição zero no parâmetro *Largura* para a classe *Construções* no nível 1. O *Índice de forma*, para a classe *Água* também teve sobreposição zero nos níveis 1 e 2. Como as classes *Água* e *Construções* são facilmente separáveis das outras classes por parâmetros de valor de brilho, então os parâmetros de valor de forma não foram utilizados para a elaboração das

funções de pertinência.

Foi identificado que os parâmetros de forma que tiveram bons resultados para serem utilizados na separação entre as classes (Anexo 6), são facilmente separáveis por parâmetros de valores de brilho. Desta forma os parâmetros de valor de forma não foram utilizados para a elaboração das funções de pertinência.

QUADRO 5 - COMPARAÇÃO DOS PARÂMETROS RESULTANTES ENTRE AS CLASSES:

Classes	Soma dos Parâmetros		
	Nível 1	Nível 2	Nível 3
Cana	$(2-1)/(2+1)$ B:2, B:3, B:1 B:1+B:4	$(2-1)/(2+1)$ NDVI B:1+B:2+B:3+B:4 B:4	$(2-1)/(2+1)$ NDVI B:1+B:2+B:3+B:4
Várzea	NDVI B:2 $(3-2)/(3+2)$	NDVI B:1+B:4 B:1+B:2+B:3+B:4 $(3-2)/(3+2)$	NDVI B:1+B:4 B:2+B:3
Solo Úmido	NDVI	NDVI B:4 B:2+B:3	NDVI B:3 $(3-2)/(3+2)$
Pastagem	B:1+B:2+B:3+B:4 B:2 $(2-1)/(2+1)$	B:1+B:2+B:3+B:4 B:2+B:3 $(2-1)/(2+1)$	B:1+B:2+B:3+B:4 B:2 $(2-1)/(2+1)$
Floresta	B:2+B:3 B:1+B:2 $(3-2)/(3+2)$	NDVI B:1+B:2 $(3-2)/(3+2)$	B:2+B:3 B:1+B:2 $(3-2)/(3+2)$
Água	B:4	B:4	B:4
Solo Seco	B:2 B:1+B:2 B:1+B:2+B:3	B:3 B:2+B:3 B:1+B:2+B:3+B:4	B:3 B:2+B:3 B:1+B:2+B:3+B:4
Construções	B:1+B:2+B:3 NDVI	B:1+B:2+B:3+B:4 B:1+B:2 B:2+B:3	B:1+B:2+B:3+B:4 B:1+B:2 B:2+B:3

Legenda: Média dos valores de brilho da banda $i = B_i$ ou (C_{Li}) , Média dos valores de brilho das bandas $i+j+k+l = B_i+B_j+B_k+B_l$, Média dos valores de brilho das bandas $i+j+k = B_i+B_j+B_k$, Média dos valores de brilho das bandas $2+3 = B_i+B_j$, Razão de bandas $4-3/4+3$ (NDVI) = NDVI, Razão de bandas $(j-i)/(j+i) = j-i/j+i$. Exceto = todos menos os parâmetro que o exceto refere-se.

6.3 AVALIAÇÃO DAS FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA

Conforme abordado na metodologia, as funções de pertinência foram elaboradas de forma empírica e a partir de análise empírica baseada em estatística. Para a análise empírica baseada em estatística, após a extração das amostras os dados obtidos foram processados, gerando como um resultado intermediário o anexo 7.

Após a elaboração das funções, as mesmas foram processadas e gerou-se uma classificação da imagem para cada tipo de função de pertinência utilizado. As classificações foram avaliadas pela matriz de confusão e por seus índices. Desta forma, pode-se constatar qual função gerou o melhor resultado entre os níveis 1, 2 e 3 (Quadro 6 e 7) O resultado completo das matrizes referentes aos métodos elaborados se encontra no anexo 8.

QUADRO 6 - RESULTADO DA MATRIZ DE CONFUSÃO ELABORADA PELO MÉTODO EMPÍRICO.

Classe do Mapa Temático	Classe de Referência							
	Construções	Solo Seco	Água	Floresta	Pastagem	Solo Úmido	Várzea	Cana
Kappa por classe	0.41	0.80	1	0.97	0.93	0.99	0.84	0.75
Exatidão geral	0.92							
KAPPA	0.89							

QUADRO 7 - RESULTADO DA MATRIZ DE CONFUSÃO ELABORADA PELO MÉTODO ESTATÍSTICO.

Classe do Mapa Temático	Classe de Referência							
	Construções	Solo Seco	Água	Floresta	Pastagem	Solo Úmido	Várzea	Cana
Kappa por classe	0	0.48	1	0.76	0.94	0.99	0.948	0.15
Exatidão geral	0.80							
KAPPA	0.71							

O melhor resultado indicado pelo índice Kappa e pelo índice de Exatidão geral, foi a classificação realizada pelo método empírico. Desta forma para a elaboração de funções de pertinência em etapas posteriores, foi utilizado o método Empírico.

As funções de pertinência elaboradas pelo método Estatístico, apresentaram resultados altos para as classes de *Várzea*, *Solo Úmido*, *Pastagem* e *Água*.

6.4 AVALIAÇÃO DOS RESULTADOS ENTRE OS NÍVEIS

Para comparar o resultado da classificação entre os níveis utilizados e verificar em qual dos três ocorreu a melhor classificação, foi elaborado uma matriz de confusão para cada nível. No quadro 8 encontram-se por níveis os índices elaborados a partir da matriz de confusão. As matrizes de confusão se encontram no anexo 9.

O mapa elaborado pelo nível 1, foi o que apresentou maior valor do índice Kappa, sendo seguido pelo nível 2 e posteriormente pelo nível 3. De uma forma geral, os objetos menores tiveram melhores resultados, isto ocorreu, porque a medida que a escala (nível) aumentou os objetos classificados aumentaram de tamanho, ocorrendo mistura de pixels de variadas classes.

Entretanto, quando examina-se o valor de Kappa por classe, encontra-se uma variação dos melhores resultados por classe, entre os níveis. Os resultados por classe indicam quais as possíveis classes são melhores representadas em escalas diferentes, desta forma ao utilizar a técnica de super-objetos e sub-objetos em classificações por objetos, pode-se escolher com base no índice Kappa por classe, de qual escala será extraído a classe que alimentará o nível utilizado para a pós-classificação.

Outra forma de acompanhar o resultado da classificação para os diferentes níveis, foi avaliando a cobertura da área classificada. O nível 1 foi o que apresentou menor falha na cobertura da classificação da imagem, deixando de classificar uma área de 3 092 232 m² ou 193 265 pixels, o que representa 4,3 % do total da área. Já, o nível 3 apresentou a maior falha deixando de classificar uma área de 7 246 660 m² ou 452 916 pixels, o que representa 10.1% da imagem. O nível 2 apresentou, intermediariamente, o valor de 93.6 % da cobertura da área classificada (Quadro 9) .

QUADRO 8 – ÍNDICES OBTÍDOS DA MATRIZ DE CONFUSÃO DO NÍVEL 1, 2 e 3.

Classes	Construções	Solo Seco	Água	Floresta	Pastagem	Solo Úmido	Várzea	Cana
NÍVEL 1								
KAPPA por classe	0.411	0.802	1	0.971	0.931	0.999	0.847	0.757
KAPPA	0.899							
NÍVEL 2								
KAPPA por classe	0.199	0.642	0.964	0.983	0.910	0.937	0.894	0.765
KAPPA	0.864							
NÍVEL 3								
KAPPA por classe	0.096	0.486	0.804	0.895	0.915	0.913	0.877	0.585
KAPPA	0.792							

QUADRO 9 – ÁREA CLASSIFICADA PARA OS DIFERENTES NÍVEIS.

NÍVEL 1			
	m ²	pixels	%
Área total classificada	68 785 768	4 299 111	95.7
Área total não classificada	3 092 232	193 265	4.3
NÍVEL 2			
	m ²	pixels	%
Área total classificada	67 244 490	4 202 780	93.6
Área total não classificada	4 633 510	289 594	6.4
NÍVEL 3			
	m ²	pixels	%
Área total classificada	64 631 340	4 039 459	89.9
Área total não classificada	7 246 660	452 916	10.1

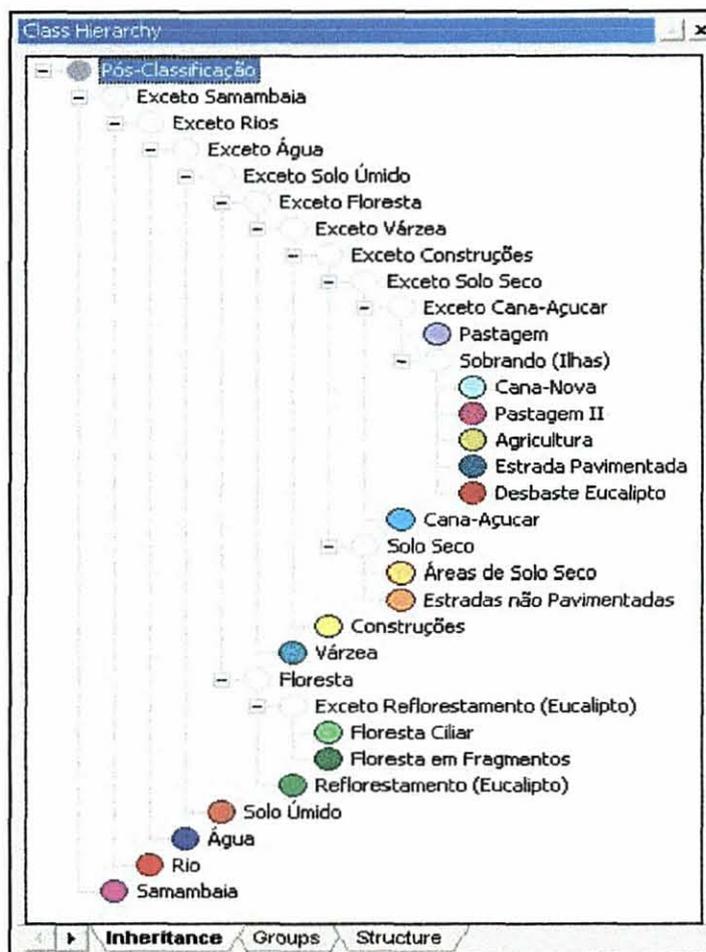
6.5 PÓS-CLASSIFICAÇÃO

O classificador utilizado, novamente foi o fuzzy e a metodologia para a construção das funções de pertinência foi a *empírica*, pois foi a metodologia que gerou melhor resultado.

A escolha do tamanho dos segmentos a serem utilizados, variou conforme sua classe e com o índice Kappa por classe. Desta forma, a estruturação hierárquica baseou-se em priorizar as classes que obtiveram o melhor resultado através do índice *Kappa por classes*, a segmentação foi escolhida para cada classe conforme o melhor resultado do índice *Kappa por classe*. Por exemplo, para a classe *Vegetação Natural*: o resultado do índice *Kappa por classe* para a o Nível 1 foi de 0.97 para o nível 2 foi de 0.98 e para o nível 3 foi de 0.80 Desta forma, o melhor resultado foi o de 0.98, relativo ao nível 2. Assim, a pós-

classificação utilizou para todas as Classes, o melhor resultado obtido entre os níveis na 1ª etapa da classificação. Desta forma a estrutura hierárquica ficou como apresentada na figura 27.

FIGURA 27 – ESTRUTURA DA HIERARQUIA.



Na reclassificação quando se utilizaram classificadores sob uma classificação já elaborada, em alguns casos, ocorreu a elaboração de ilhas ou espaços que antes eram classificados erroneamente, e que agora ficaram vazios. Isto ocorre, porque os objetos foram classificados primeiramente através de parâmetros de refletância e depois pós-classificados com parâmetros de forma, de vizinhança e outros, os quais fazem o papel de filtrar os objetos classificados erroneamente. Para melhor compreensão será descrito a seguir um exemplo de pós-classificação realizado sobre a classe *Várzea*.

A classe *Várzea* foi primeiramente classificada através de classificadores que utilizaram parâmetros de refletância, entretanto alguns objetos foram classificados erroneamente porque eram objetos da classe *Solo Exposto*, mas que possuíam umidade. Desta forma, a classificação da classe *Várzea*, ficou influenciada com objetos da classe *Solo*

Exposto. Para eliminar esta influência foi elaborado a pós-classificação, a qual utilizou parâmetros de vizinhança fornecendo ao sistema a regra que objetos da classe de *Solo Úmido* que não estão ao redor dos rios, não fazem parte da classe várzea. Entretanto, os objetos que foram eliminados desta classificação geraram objetos vazios em seu lugar. Para o presente trabalho, estes espaços vazios serão denominados de “ilhas”.

O problema de ilha também é causado pela formação de um mapa classificado, onde se utiliza classes provindas do nível superior (super-objetos) e classes do nível inferior (sub-objetos), gerando alguns problemas em relação à união destas classes. O principal problema é a união de um objeto (classe x) com um outro objeto (classe y). Isto ocorre porque a classificação em um determinado nível pode contemplar em um dado espaço várias classes, e neste mesmo espaço para um outro nível a classificação pode contemplar apenas uma classe. Quando ocorre a união das classes destes dois níveis nunca ocorrerá sobreposição, entretanto podem ocorrer “ilhas” por causa da ausência de classes.

Para solucionar o problema de “ilha” uma terceira classificação foi analisada. Para isto a estatística de amostras de “ilhas” foram extraídas, e pode-se perceber uma homogeneidade entre as classes de “ilhas”. A riqueza de informação da homogeneidade não estava no fato das “ilhas” de mesma classe possuírem uma grande semelhança, mas sim na faixa que separava as “ilhas” entre si, pois esta faixa era grande e separava bem as classes de “ilha”. Com isto, foi utilizado como parâmetro de classificação e como classificador o algoritmo da *Distância Mínima até a Média*, o qual utiliza a média das amostras de treinamento para assinalar um pixel desconhecido a uma dada classe.

Para avaliar o resultado final da imagem classificada (Anexo 10), foi utilizado o mesmo *Mapa de Referência* utilizado na primeira fase da classificação e com a inclusão de novas amostras das sub-classes. Em seguida, o *Mapa de Referência* foi cruzado com a imagem temática através da matriz de confusão (Anexo 11), e analisados a partir dos índices extraídos da matriz de confusão (Quadro 10).

O valor do índice Kappa e da Acurácia Geral foram altos, indicando uma alta acurácia da classificação da imagem.

QUADRO 10- ÍNDICES OBTÍDOS DA MATRIZ DE CONFUSÃO PARA A PÓS-CLASSIFICAÇÃO.

Classes do Mapa elaborado	Classes do Mapa de Referência																	
	Floresta Ciliar	Floresta em Fragmentos	Reflorestamento	Água	Solo Úmido	Várzea	Rio	Estradas não Pavimentada	Áreas de solo seco	Construções	Cana	Pastagem	Samambaia	Desbaste Eucalipto	Cana nova	Estrada Asfaltada	Agricultura	Pastagem II
KAPPA Por classe	0.99	0.98	0.72	1	1	1	1	0.75	1	1	1	1	1	1	0.95	0.97	1	1
Acurácia geral	0.99																	
KAPPA	0.98																	

6.6 ANÁLISE ESPACIAL

Conforme as regras discutidas na metodologia, o resultado será apresentado para cada uma das regras, seguida de uma quantificação dos seus valores por propriedades.

1ª - Regra: *Áreas de Preservação Permanente (APP) ao redor dos Recursos Hídricos.*

Com o mapa de APP realizado a partir dos mapas de rios e suas nascentes, foi possível cruzá-lo com o mapa de uso do solo, gerado a partir da classificação da imagem (Figura 28).

Desta forma, foi identificado uma área total de 134,50 ha de APP, onde, 22% das áreas estavam irregulares, pois eram áreas que não pertenciam às classes de *Floresta Ciliar, Água, Samambaia ou Várzea.*, (Quadro 11 e Gráfico 1).

QUADRO 11 - QUANTIFICAÇÃO DAS APP.

Classes	Área em ha	%
Floresta Ciliar	61,5910	45,79%
Várzea	41,0688	30,53%
Desbaste Eucalipto	9,7538	7,25%
Reflorestamento (eucalipto)	6,7836	5,04%
Pastagem	4,5644	3,39%
Áreas de solo seco	2,3438	1,74%
Água	2,2592	1,68%
Sambaia	1,8721	1,39%
Solo Úmido	1,7594	1,31%
Agricultura	1,2579	0,94%
Estrada não Pavimentada	0,6543	0,49%
Estrada Pavimentada	0,3199	0,24%
Cana Jovem	0,2655	0,20%
Construções	0,0056	0,00%
Total de APP	134,4999	100,00%

FIGURA 28 - RESULTADO DA REGRA 1.

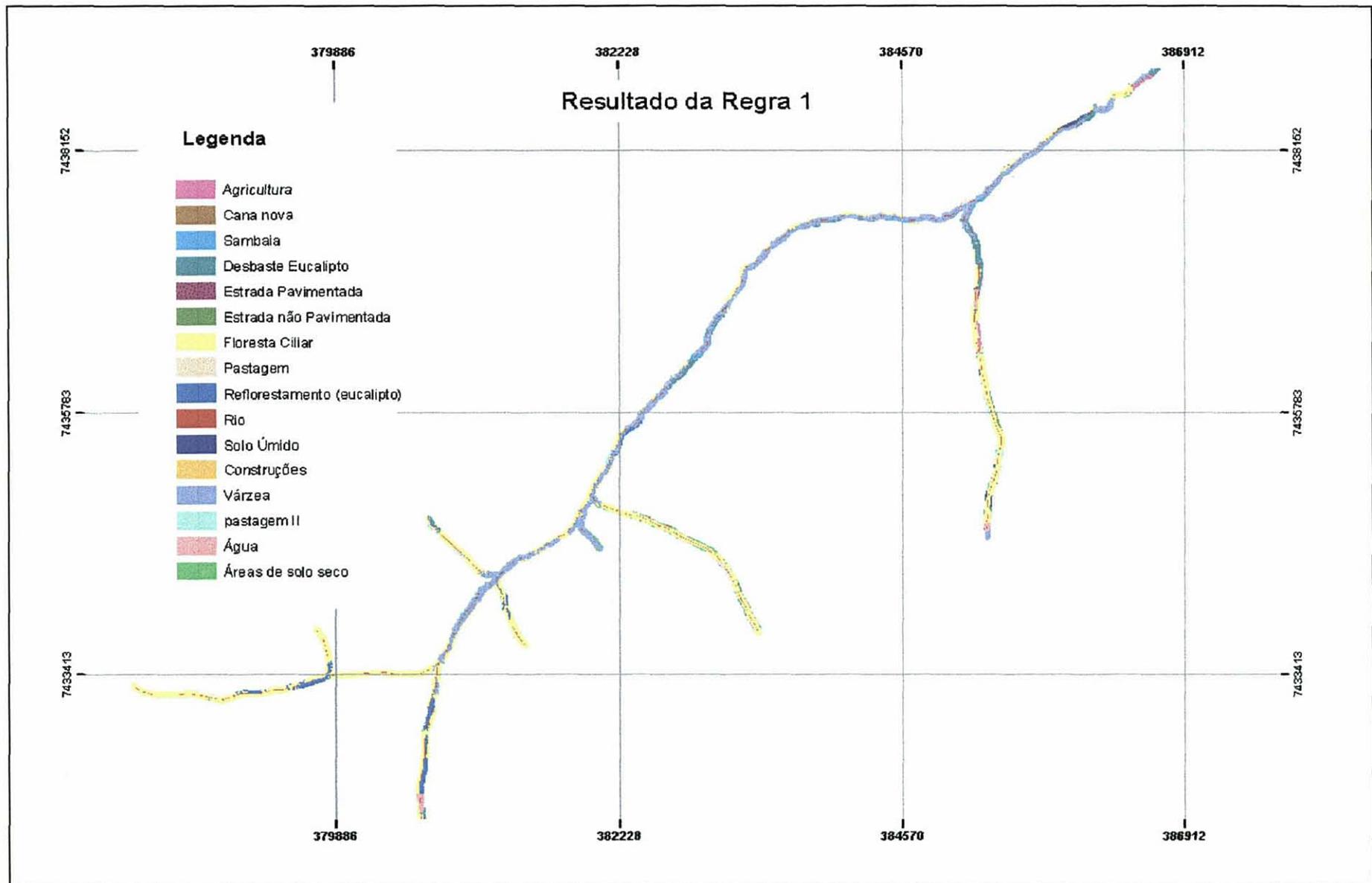
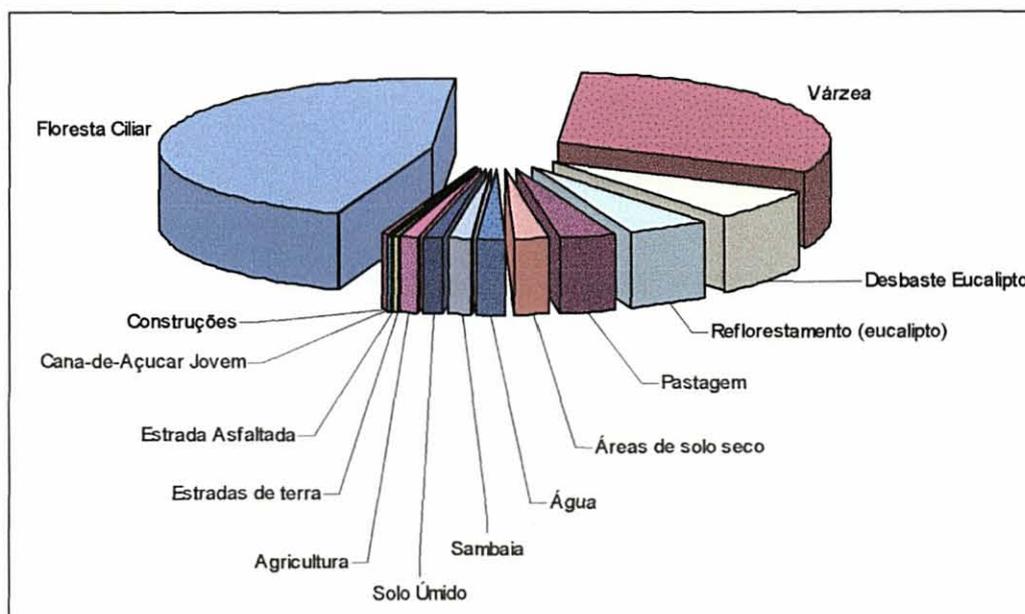


GRÁFICO 1- ILUSTRAÇÃO DA DISTRIBUIÇÃO DAS CLASSES NA APP.



Em seguida, foram identificados quais as propriedades possuem as classes irregulares e quais e o quanto eram as classes irregulares que cada proprietário deverá modificar para ter sua APP corrigida (Quadro 12).

QUADRO 12- QUANTIFICAÇÃO DAS APP, POR CLASSE IRREGULAR E POR PROPRIETÁRIO.

Proprietário Irregular	Classe Irregular	Área em ha
Amaro	Áreas de solo seco	0,0699
Amaro	Solo Úmido	0,0189
Amaro	Agricultura	0,5495
Amaro	Desbaste Eucalipto	0,2295
André de Antunes	Áreas de solo seco	0,0000
Audusto da Silva	Pastagem	0,1828
Audusto da Silva	Estrada Asfaltada	0,0024
Audusto da Silva	Desbaste Eucalipto	1,3121
Audusto da Silva	Reflorestamento (eucalipto)	0,0016
Caetano	Estrada Asfaltada	0,0390
Caetano	Desbaste Eucalipto	2,6023
Caetano	Água	0,0976
Caetano	pastagem	0,2400
Caetano	Agricultura	0,1342
Caetano	Reflorestamento (eucalipto)	0,0380
Celso Jose dos Santos	Pastagem	0,0000
COCAMAR	Reflorestamento (eucalipto)	0,5475
Daniel	Agricultura	1,3552
Daniel	Reflorestamento (eucalipto)	0,0174
Daniel	pastagem	0,0199
Everson Rociques	Reflorestamento (eucalipto)	0,9884

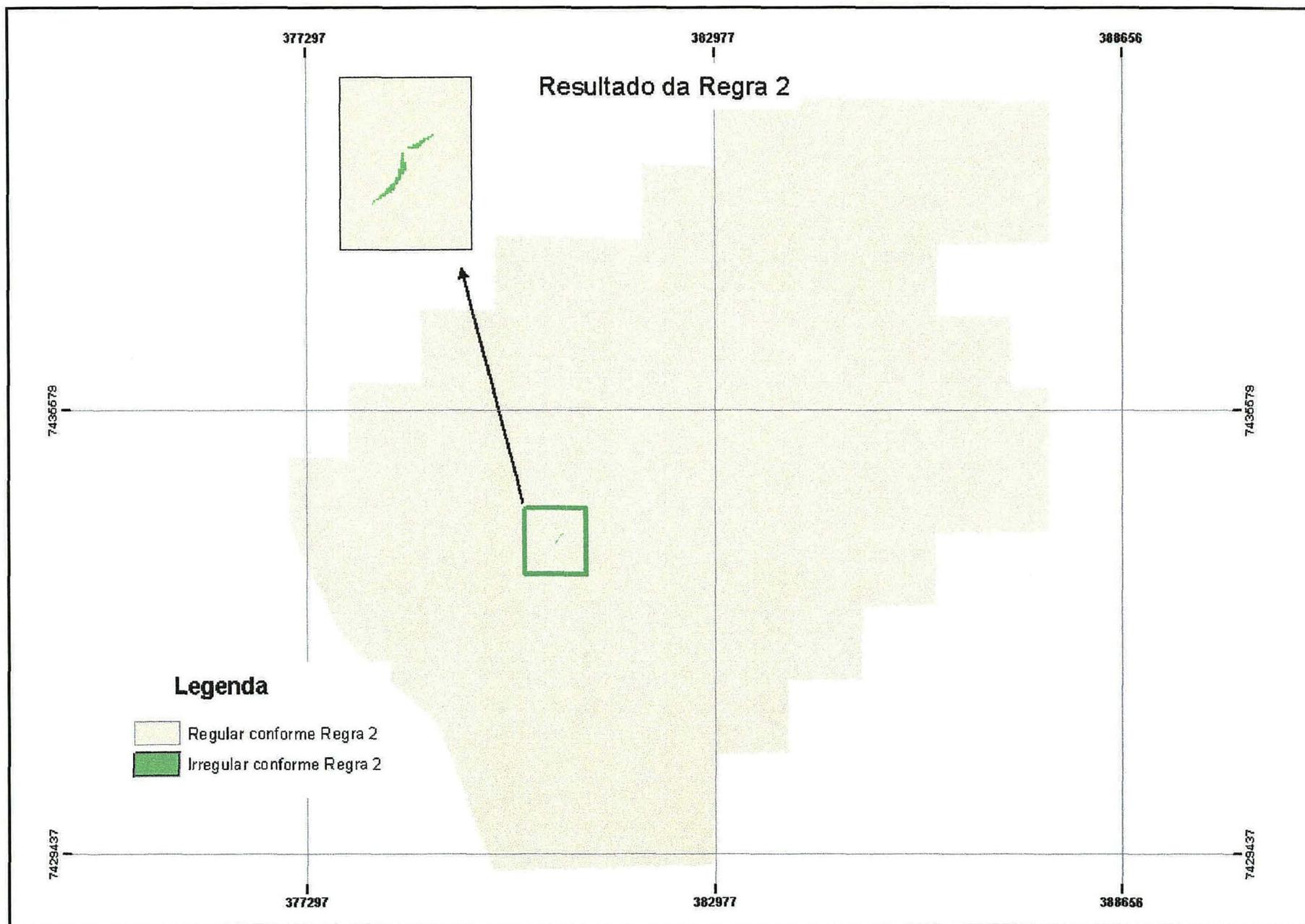
Everson Rocrigues	Pastagem	0,0061
Fusico	Pastagem	0,2163
Fusico	Cana nova	0,0144
Fusico	Estradas não Pavimentada	0,4036
Fusico	Solo Úmido	0,0720
Fusico	Desbaste Eucalipto	0,1643
Gomes de Andrade	Desbaste Eucalipto	0,3074
Guithembergue Astholphi Filho	Desbaste Eucalipto	0,4547
Guithembergue Astholphi Filho	Reflorestamento (eucalipto)	3,4572
Guithembergue Astholphi Filho	Água	0,8490
Guithembergue Astholphi Filho	Pastagem	0,0233
HÚlio Dantas	Solo Úmido	0,0569
HÚlio Dantas	Áreas de solo seco	0,0169
Ibrahim Chama Fares	Áreas de solo seco	0,1579
Ibrahim Chama Fares	Solo Úmido	0,1747
Ibrahim Chama Fares	Pastagem	0,4059
Irmaos Yamomoto	Reflorestamento (eucalipto)	0,8220
Irmaos Yamomoto	Estrada Asfaltada	0,0912
Irmaos Yamomoto	Água	0,5639
Irmaos Yamomoto	pastagem	0,0147
Irmaos Yamomoto	Desbaste Eucalipto	0,1727
Izaura de Fatima F. Prieto	Reflorestamento (eucalipto)	0,2575
Jamil Josepetti	Desbaste Eucalipto	0,0000
João do Brejo	Estrada Asfaltada	0,0208
João do Brejo	Água	0,6675
João do Brejo	Áreas de solo seco	0,0602
João do Brejo	Construções	0,0056
João do Brejo	Solo Úmido	0,0573
João Paulo	Desbaste Eucalipto	1,2100
João Paulo	Áreas de solo seco	0,1205
João Paulo	Pastagem	0,0042
João Paulo	Solo Úmido	0,3824
João Paulo	Pastagem	0,1261
João Paulo	Solo Úmido	0,0048
JoséSalustinao	Estradas não Pavimentada	0,2028
JoséSalustinao	Pastagem	0,9414
JoséSalustinao	Solo Úmido	0,0030
JoséSalustinao	Cana nova	0,2512
JoséSalustinao	Desbaste Eucalipto	0,1649
JoséSalustinao	Água	0,0704
JoséSalustinao	Áreas de solo seco	1,5748
JoséSalustinao	Reflorestamento (eucalipto)	0,0789
Lauro Soares de Oliveira	pastagem	0,0295
Lauro Soares de Oliveira	Reflorestamento (eucalipto)	0,3889
Leoncio	Pastagem	0,0350
Luiz Manoel Zanini	Áreas de solo seco	0,0109
Luiz Manoel Zanini	pastagem	0,0821
Maria Margarete Zacharias	Pastagem	0,1420
Maria Margarete Zacharias	Solo Úmido	0,0274
Maria Margarete Zacharias	Áreas de solo seco	0,0272

Nicola Frascati	Áreas de solo seco	0,0146
Oswaldo Messias Machado	Reflorestamento (eucalipto)	0,0277
Oswaldo Messias Machado	Pastagem	0,6939
Oswaldo Messias Machado	Áreas de solo seco	0,0977
Oswaldo Messias Machado	Agricultura	0,0064
Oswaldo Messias Machado	Desbaste Eucalipto	0,4230
Paula	Reflorestamento (eucalipto)	0,0016
Paula	Áreas de solo seco	0,0301
Paula	Pastagem	0,1064
Paulinho da Viola	Estradas não Pavimentada	0,0408
Paulinho da Viola	Áreas de solo seco	0,0113
Paulinho da Viola	Agricultura	0,5682
Paulinho da Viola	Pastagem	0,0551
Paulinho da Viola	Estrada Asfaltada	0,1537
Paulinho da Viola	Desbaste Eucalipto	0,0326
Paulinho da Viola	Água	0,3544
Paulo Antonio	Áreas de solo seco	0,0117
Paulo Antonio	Áreas de solo seco	0,0036
Paulo Antonio	Solo Úmido	0,0542
Paulo Sergio Contin	Áreas de solo seco	0,0012
Paulo Sergio Contin	pastagem	0,0262
Pedro de Lara	Áreas de solo seco	0,0000
Pimenta da Veiga	Desbaste Eucalipto	0,5005
Pimenta da Veiga	Solo Úmido	0,2212
Pimenta da Veiga	Estrada Asfaltada	0,0096
Piraldo	Reflorestamento (eucalipto)	0,0000
Ribemar Emp. Agropecuarios e Imob. S/A	Pastagem	0,0928
Ribemar Emp. Agropecuarios e Imob. S/A	Áreas de solo seco	0,0093
Ribemar Emp. Agropecuarios e Imob. S/A	Reflorestamento (eucalipto)	0,0664
Sbrain Galco	pastagem	0,0514
Sbrain Galco	Áreas de solo seco	0,0111
Sbrain Galco	Estradas não Pavimentada	0,0486
Sueo Okabayashi	Desbaste Eucalipto	0,8081
Sueo Okabayashi	Estrada Asfaltada	0,0032
Sueo Okabayashi	Solo Úmido	0,6827
Sueo Okabayashi	Reflorestamento (eucalipto)	0,2373
Sueo Okabayashi	Áreas de solo seco	0,0393
Tancredo Augusto	Desbaste Eucalipto	0,0260
Tancredo Augusto	Pastagem	0,5228
Tancredo Augusto	Áreas de solo seco	0,0343
Tancredo Augusto	Solo Úmido	0,0039
UNIBANCO	Reflorestamento (eucalipto)	0,0005
UNIBANCO	Desbaste Eucalipto	0,0460
Sem Proprietário	Pastagem	0,3074
TOTAL de APP		30,2754

2ª - Regra: *Áreas de Preservação Permanente (APP) em encostas com declividade superior a 45°.*

Foi encontrado uma área total de 0,1408 ha de APPs em encostas acima de 45°, entretanto todas estavam regulares segundo a legislação pois a classe de uso do solos que continha naquela área, é de Floresta, no caso do presente trabalho é a classe de *Floresta Ciliar* (Figura 29).

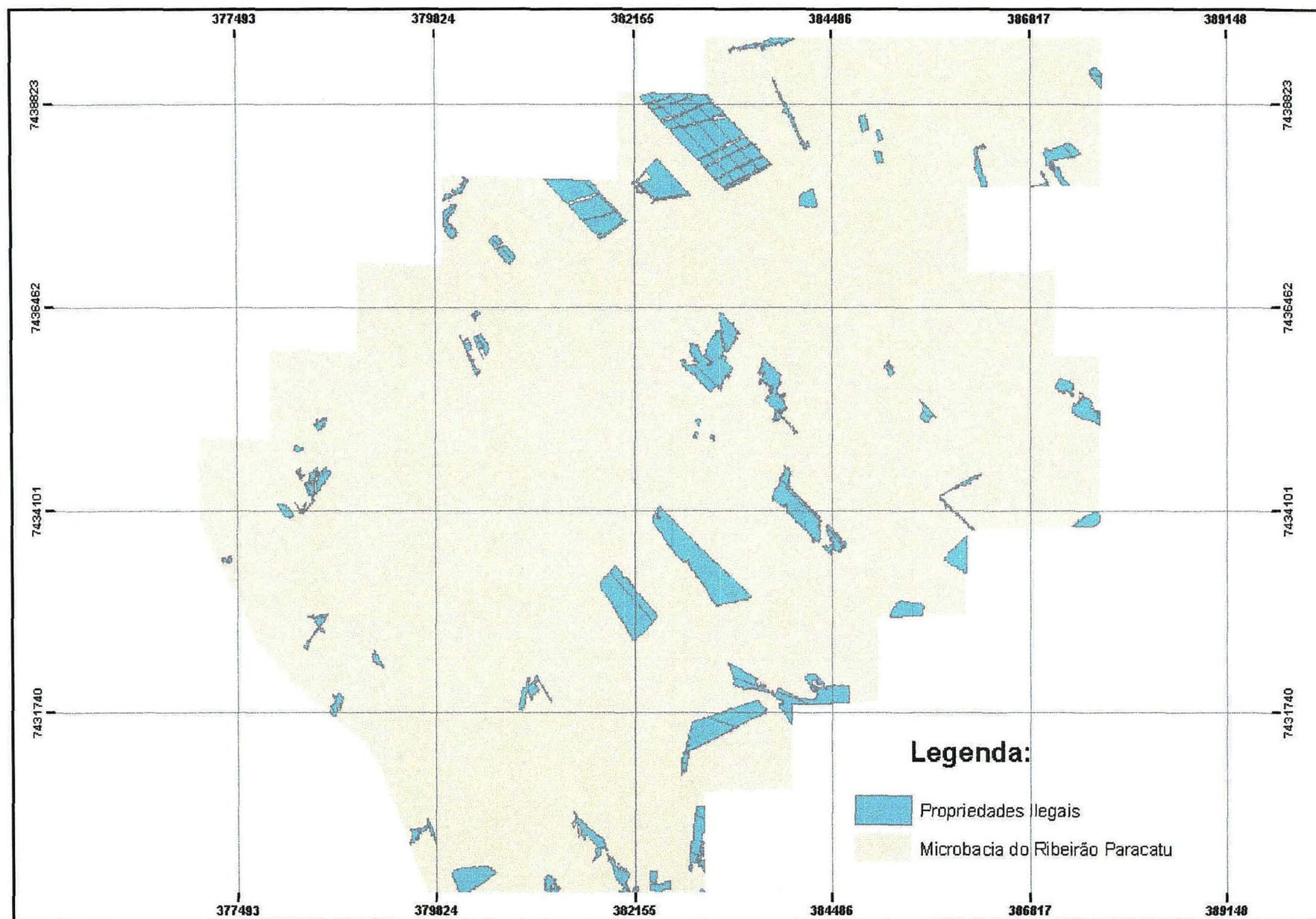
FIGURA 29 - RESULTADO DA REGRA 2.



3ª - Regra: *Áreas de Reserva Legal*.

A legislação permite que proprietários possuam suas Áreas de Reservas Legais, na mesma bacia hidrográfica, onde se encontra a propriedade. Desta forma, para este trabalho foi suposto que as áreas de Reserva Legal deveriam estar na microbacia em estudo. Para a área em estudo foi verificado que deveria haver uma área de 1022,39 ha de *RL* das 70 propriedades que compõem a área de estudo, entretanto foi identificado que apenas 10 propriedades estariam legais frente às *RL*, faltando uma área de 683,40 ha para compor a área de *RL* da microbacia do Ribeirão Paracatu. A quantificação de área ilegal por proprietário encontra-se no anexo 12, e o mapa referente a esta regra na figura 30.

FIGURA 30 - RESULTADO DA REGRA 3.



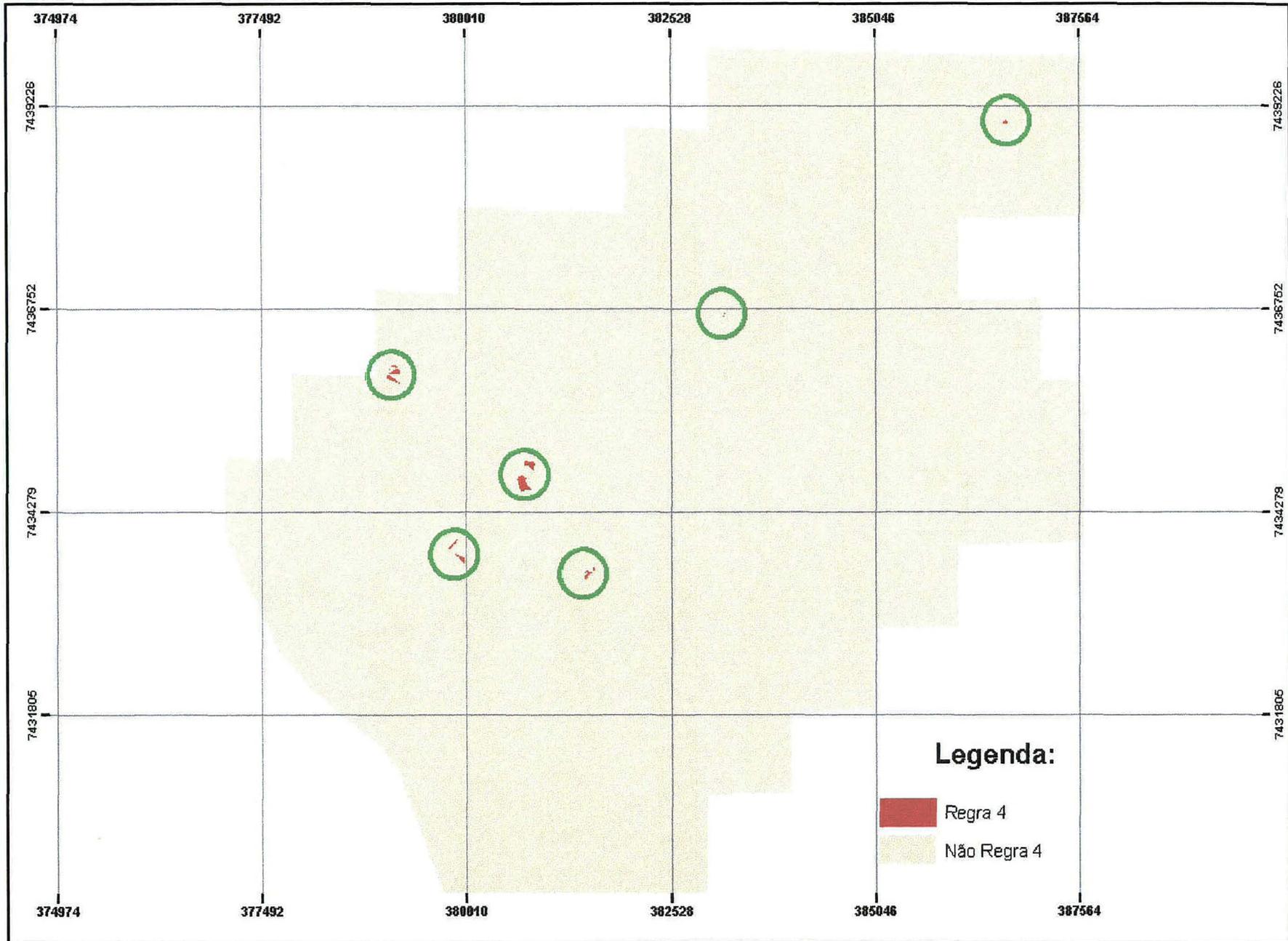
4ª - Regra: *Manejo de Uso do Solo I.*

O cruzamento entre os mapas de Uso do Solo, Declividade, Classe de Solos e Cadastro Rural, como relatados na metodologia, identificaram que 5,50 ha, na microbacia em estudo, possuem as características da *Regra 4* (Figura 31). Desta forma, os proprietários que possuem estas áreas, devem ser orientados a realizar um manejo de conservação do solo nestas áreas (Quadro 13). O manejo adequado do solo pode ser realizado conforme sugere IAPAR (1999).

QUADRO 13 - ÁREAS E PROPRIETÁRIOS QUE DEVEM UTILIZAR MANEJO CONSERVACIONISTAS.

Proprietários	Área em Ha
Audusto da Silva	0,04
Celso Jose dos Santos	1,44
Domingos Boregio	0,81
Guithembergue Astholphi Filho	0,40
JoséSalustinao	0,01
Oswaldo Messias Machado	1,891
Ribemar Emp. Agropecuarios e Imob. S/A	0,75
Sueo Okabayashi	0,16
TOTAL	5,50

FIGURA 31 - RESULTADO DA REGRA 4.



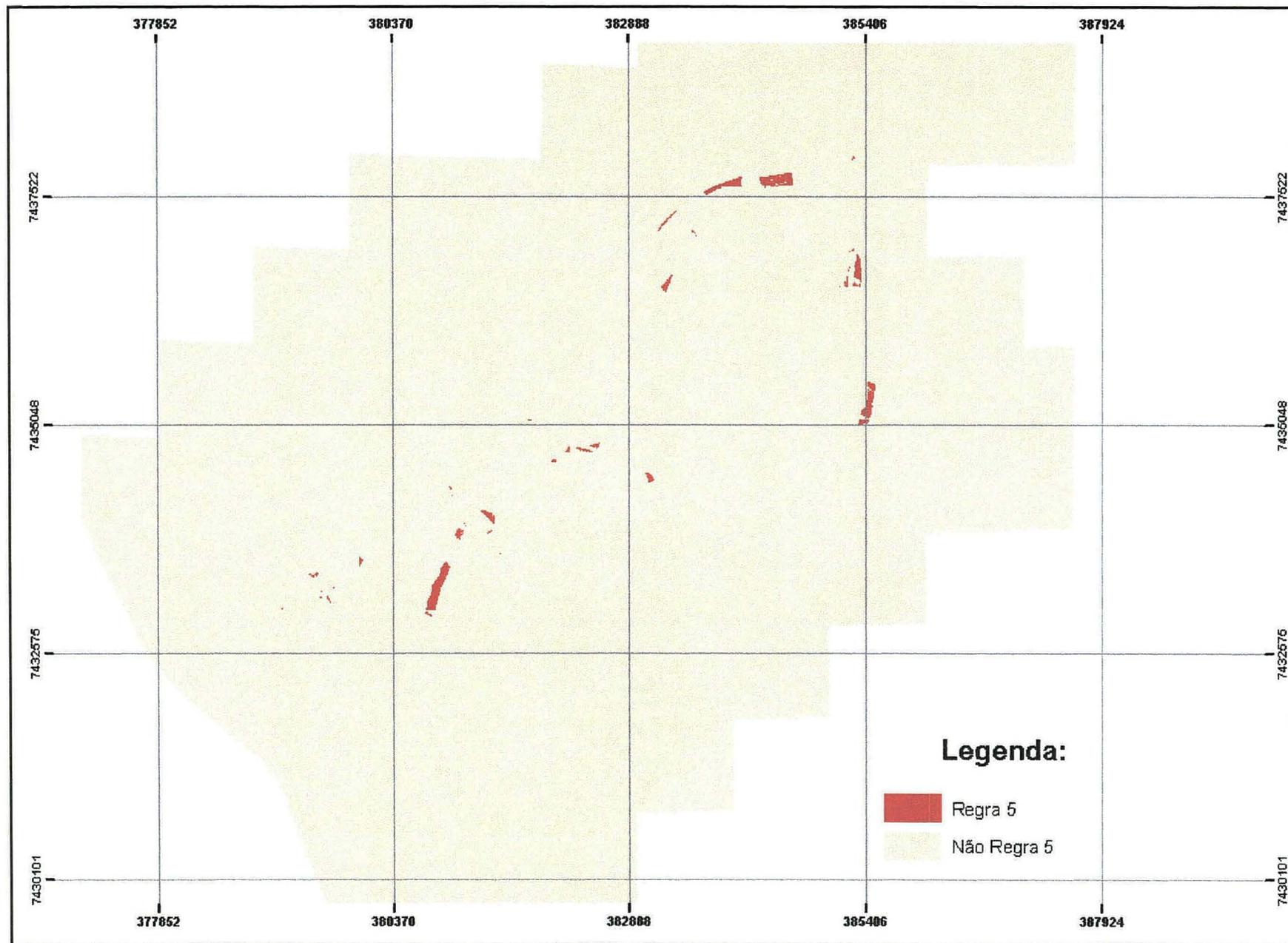
5ª - Regra: *Manejo de Uso do Solo II.*

A análise espacial resultante, identificou 21,41 ha em áreas que devem ser introduzido um manejo conservacionista (Figura 32). Desta forma, os proprietários que possuem estas áreas (Quadro 14), devem ser orientados a realizar um manejo de conservação do solo conforme sugere IAPAR (1999).

QUADRO 14 - ÁREAS E PROPRIETÁRIOS QUE DEVEM UTILIZAR MANEJO CONSERVACIONISTAS

Proprietários	Área em ha
João Paulo	0,8456
Audusto da Silva	0,7871
Caetano	0,2174
Everson Rocrigues	0,2562
Fabio Junqueira Vilella Pedras	0,0535
Fernando Cruz	0,0832
Fusico	0,0215
Gomes de Andrade	0,0150
Guithembergue Astholphi Filho	5,6597
HÚlio Dantas	0,0056
Ibrahim Chama Fares	2,3625
Izaura de Fatima F. Prieto	0,0113
Jose Eduardo Zacharias	3,5993
JoséSalustinao	1,5446
Lauro Soares de Oliveira	0,7810
Luis Carlos Zacharias	0,0319
Maria Antonieta Zacharias Cardoso	1,3230
Maria Bezerra Borim Goncalves	0,1125
Maria Margarete Zacharias	0,0048
Orlando Cezar Matias	0,0400
Oswaldo Messias Machado	0,0363
Paulinho da Viola	1,8186
Reinaldo Redher Ferreira (in memorian)	1,5124
Ribemar Emp. Agropecuarios e Imob. S/A	0,2928
TOTAL	21,4158

FIGURA 32 - RESULTADO DA REGRA 5.



7. CONCLUSÕES e RECOMENDAÇÕES

7.1 Amostragem:

- Por se tratar de funções de pertinência as amostras coletadas devem ser as mais heterogêneas possíveis, abrangendo a maior faixa possível dos valores de determinada classe. Ainda, por possuírem uma grande faixa de valores a necessidade de uma boa quantidade de amostras aumenta, porque valores muito diferentes com poucas amostras tendem a uma não normalidade.
- Resumindo-se pode-se dizer que os objetos quando comparados por vários parâmetros possuem uma diferença maior do que quando comparados por apenas um parâmetro, desta forma, mesmo os objetos semelhantes quando comparado por vários parâmetros vão tender a se diferenciar. Para isto é importante evitar a utilização de vários parâmetros.

Assim, evidenciou-se que ao utilizar 3 a 4 parâmetros, faz-se necessário adquirir um grande número de amostras e com grande faixa de diferenciação entre si. Isto ocorre porque os parâmetros podem ter diferenças significativas entre objetos semelhantes, e se as amostras não contemplarem estas diferenças entre os objetos, os mesmos podem não ser classificados.

7.2 Segmentação:

- A análise de diferentes níveis para uma classificação mostrou que de uma forma geral objetos menores tendem a uma maior acurácia, quando comparados através do índice Kappa. Entretanto, algumas classes não comportaram desta forma, evidenciando que alguns alvos são melhores representados por uma segmentação maior. É importante salientar que em uma classificação digital, outras características como tempo para classificação e tamanho da área classificada são características que podem ser levadas em consideração, pois o nível 1 comparado ao nível 2 teve uma acurácia de classificação parecida, e entretanto os processamentos com os objetos grandes são mais rápidos de serem trabalhados, por abranger uma faixa menor de valores e amostras.

7.3 Funções de Pertinência:

- A metodologia através do Método Empírico produziu melhores resultados, do que a metodologia utilizando o Método Estatístico.

- Pode se observar pela análise na matriz de confusão, elaborada para o método estatístico e para o método empírico, que a classe *Várzea, Solo Úmido, Água e Pastagem*, tiveram altos índices Kappa por classe, sugerindo que a técnica de adquirir amostras de classes e trabalhá-las estatisticamente pode vir a fornecer boas classificações.

- A utilização de classificadores "Fuzzy" através da metodologia do Método Empírico, é eficiente quando o especialista possui grande conhecimento da área a ser classificada e da técnica a ser utilizada. A elaboração das funções dispõe de tempo do especialista, indicando que dependendo do tempo, objetivo e tamanho da área o uso do software não é recomendado.

7.4 Discriminação das Classes

- Com as classes sendo trabalhadas de forma generalizadas e utilizando-se imagem Ikonos na área da microbacia em estudo, os parâmetros relativos a forma tiveram grande sobreposição para diferenciar as classes e não devem ser utilizados inicialmente pelo classificador, apenas em estágios futuros, onde o objetivo é a filtragem ou a correção da classificação. Para classes como *Água* e *Construções*, os parâmetros relativos à forma foram eficientes, entretanto, os parâmetros de cor foram ainda mais eficientes.

- Em imagens e áreas como a utilizada, para realizar a primeira classificação é necessário utilizar os parâmetros relativos ao valor de brilho dos objetos, para somente apos, utilizar os parâmetros relativos às formas dos objetos. Isto ocorre porque parâmetros de forma como: *Área, Comprimento, Largura, Comprimento da borda, Comprimento / largura, Índice de forma e Assimetria*, possuem pouca semelhança entre objetos de mesma classe. Mesmo ainda na segunda classificação, as formas dos objetos ainda mostraram de pouco auxílio a classificação.

- A escolha dos parâmetros para a discriminação entre classes, é uma prática que requer grande conhecimento das classes em campo e sobre técnicas de processamento digital de imagem. Uma boa escolha dos parâmetros já é uma forma de classificação das amostras, entretanto uma escolha com erros pode mascarar todo os passos seguintes da classificação.

- Parâmetros de razão entre bandas inseridos ao sistema, como o NDVI, foram de grande auxílio a discriminação de classes.

- Na aquisição dos parâmetros, o mais importante não é a homogeneidade das classes, mas sim suas diferenças com as outras classes. Permitindo por exemplo, a eficiência da utilização do NDVI, não por facilitar a observação em alvos de vegetação, mas por distanciar ("contraste" entre classes) as características dos alvos predominantes de vegetação como

os alvos predominantes de solo.

- Para a área de estudo e o tipo de imagem utilizado, para classes de *Uso do Solo* os parâmetros mais utilizados foram: NDVI e média do valor de brilho das bandas 1, 2, 3 e 4.

- As classes que obtiveram maior erros Kappa por classe, foram:

- *Construções*, pela grande variância de alvos como telhados de barro, concreto e amianto,

- *Solo Seco*, pela variância de alvos como solos bem secos com alta refletância para solos mais úmidos ou irregulares.

- *Cana*, devido a grande variação de terrenos com pouca vegetação para áreas com mais vegetação.

7.5 Herança, Hierarquia e Dependência Topológica:

- A metodologia de classificação utilizando objetos ao invés de pixels, traz grandes vantagens quando se utilizam técnicas de herança e dependência topológica. Pois, observou-se que estas técnicas funcionam como filtros que permitem ou não que determinadas classes sejam classificadas ao propósito de uma regra.

- Os resultados por classe indicam quais as possíveis classes são melhores representadas em escalas diferentes, desta forma ao utilizar a técnica de hierarquia (super-objetos e sub-objetos) em classificação por objetos, pode-se escolher com base no índice Kappa por classe, qual escala será extraída a classe que alimentará o nível que receberá os objetos na hierarquia.

- A estruturação das classes de forma hierárquica, foi uma técnica de grande auxílio para a metodologia empregada, pois permitiu dar prioridades as classes.

- A formação de "ilhas" é facilmente resolvidas, pois neste estágio as amostras restantes já estão bem distinguíveis entre si.

7.6 SIG

- Pode se observar que o monitoramento de *APP* e *RL*, pode ser eficientemente realizado através das ferramentas de SIG e Sensoriamento Remoto, e que para a área em estudo órgãos competentes devem tomar providencias principalmente em relação à *regra 1* e a *regra 3*.

- A pouca declividade da região minimizou os resultados relativos as *regras 2, 4 e 5*, evidenciando uma área pouca expressiva para monitoramento conservacionistas relativo ao relevo.

- Com a classificação orientada a objetos pode-se elaborar um mapa temático de alto índice

Kappa, e com classes específicas como foi o caso da classe *Samambaia*. Desta forma, informações extraídas de imagens Ikonos e classificadas por esta metodologia são eficientes para serem inseridas em um SIG para auxiliar o monitoramento em uma microbacia hidrográfica.

7.7 Relativa ao sistema utilizado:

- A utilização desta metodologia requer uma quantidade muito grande de informações, deixando desta forma a estrutura de árvore hierárquica muito complexa. A desvantagem desta complexidade está no grande número de informações que devem ser inseridas ao programa, permitindo desta forma maiores chances para erro, necessitando uma maior qualificação do especialista e um tempo maior para a elaboração da classificação.
- Este tipo de sistema, de classificação direcionada ao objeto com classificadores fuzzy, permite um número muito grande de entrada e manipulação de variáveis, além das diferentes maneiras como a classificação pode ser conduzida. Diante disto, a utilização de sistema de avaliação para verificação das melhores funções de pertinência, ex: sistemas especialistas e sistemas de redes neurais poderiam ser de grande auxílio para definir a melhor maneira com as quais os parâmetros iriam ser definidos para gerar os melhores resultados.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ANTUNES, A. F. B; LINGNAU, C. **Análise da aplicabilidade da teoria "fuzzy" para classificação de imagens de alta resolução**. UFPR - Dpto.Geomática, Curitiba, 2001.

ANTUNES, A. F. B. **Classificação de Ambiente Ciliar Baseada em Orientação a Objeto em Imagens de Alta Resolução Espacial**. UFPR - Curso de Pós-Graduação em Ciências Geodésicas, Curitiba, 2003. (Tese Doutorado)

ASSAD, E. **Sistemas de Informações Geográficas, Aplicações na Agricultura**. EMBRAPA, Brasília - DF, 1998.

AZEVEDO, F. M.; et al. **Redes Neurais com Aplicações em Controle e em Sistemas Especialistas**. Ed. Bookstore, Florianópolis - SC, 2000.

BAATZ et al. **Tutorial of e-Cognition Software- Methods and Concepts**. München. Disponível em <www.definiens.com> Acesso em novembro de 2002.

BAATZ, M; et al. **ECOGNITION – Object Oriented Image Analysis**. Release 1.0. DEFINES AG Rindermarkt. Munich, Germany, 2001.

BONHAM-CARTER, G.F. **Geographic Information Systems for Geoscientists: Modelling with GIS**. Pergamon, Oxford, 1994.

BRITES, R; NETO, S. **Utilização de Lógica Nebulosa ("Fuzzy") no Planejamento de Zonas de Uso em unidades de Conservação**. Anais IV Seminário de Atualização de Sensoriamento Remoto e SIG aplicados à Engenharia Florestal, 2000.

BURROUGH, P. A; McDonnell, R. A. **Principles of geographical information systems**. Oxford, Oxford University Press, 1998.

BURROUGH, P. **Geographical Information Systems**. Oxford, Oxford University Press, 1996.

CÂMARA, G.; et al. **Introdução ao Geoprocessamento**. INPE. Disponível em <<http://www.dpi.inpe.br/gilberto/livro/introd/index.html>>. Acesso em 2002. (Livro online).

CÂMARA, G.; et al. **Introdução à Ciência da Geoinformação**. INPE, São José dos Campos - SP, 1998. (Apostila curso de Spring).

CAMPOS, M; et al. **Segmentação multiresolução e lógica fuzzy na classificação automática de imagens ikonos**. Curitiba-PR, IN: GisBrasil 2002.

DEITEL, H. M; DEITEL, P. J. **Java, Como Programar**. 3 ed. Porto Alegre: Bookman, 2001. p 879.

ENGESAT. **Satélite Ikonos**. Disponível em <
<http://www.engesat.com.br/satélites/ikonos.htm><. Acesso em 2002.

EMATER. **Carta Pedológico do Levantamento de Reconhecimento dos Solos do Estado do Paraná**. Paraná, Emater, 1988.

EMBRAPA. **Sistema Brasileiro de Classificação do Solo**. Centro Nacional de Pesquisas do Solo, Rio de Janeiro - RJ, 1999. p 412.

EMBRAPA. **Critérios para Distinção de Classes de Solos e de Fases de Unidades de Mapeamento**. Centro Nacional de Pesquisas do Solo, Rio de Janeiro - RJ, 1988. p 67.

FALVO, G. **Zoneamento da Bacia Hidrográfica do Rio Miringuava Utilizando-se de Técnicas de Análise Multivariada**. Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 1996. p.75. (Tese).

FLORENZANO, T. **Imagens de satélite para estudos ambientais**. São Paulo, Oficina de Textos, 2002. p 97.

GOMES, et al. **Apostila de Direito Ambiental**. Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2002. p 289.

GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. **Processamento de Imagens Digitais**. Ed. Edgard Blücher . São Paulo -SP, 2000. p 509.

GUIMARÃES, J. **Relação entre a ocupação do solo e o comportamento Hidrológico da Bacia Hidrográfica do Rio Pequeno - São José dos Pinhais - PR**. Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2000. p.233. (Tese).

IAPAR - INSTITUTO AGRONOMICO DO PARANÁ. **Uso e Manejo de Solos de Baixa Aptidão Agrícola**. Ed. Governo do Paraná, Londrina - Pr, 1999. p 267.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA – IBGE. **Manual técnico da vegetação brasileira: série manuais técnicos em geociências**. 1992. 92p. Rio de Janeiro,

n.1, 1992.

JENSEN, J R. **Introductory digital image processing**. Ed. Prentice-Hall, New Jersey, 1986.

JENSEN, J R. **Introductory digital image processing**. Ed.2. Prentice-Hall, New Jersey, 1996.

LEITE, P.F.; KLEIN, R.M. **Vegetação**. In: **Geografia do Brasil – Região Sul**. Rio de Janeiro: IBGE. v.2, p.113-150. p 419. 1990.

LEPSCH, I; et al. **Manual para Levantamento utilitário do Meio Físico e Classificação de Terras no Sistema de Capacidade de Uso**. 2ª ed. SBSC - Sociedade Brasileira de Ciência do Solo. Campinas - SP, 1991.p 175.

LEVINE, R. **Inteligência artificial e sistemas especialistas**. Ed, McGraw-Hill, São Paulo, 1988.

MADRUGA, P. **Sistema Integrado de Mapeamento para Manejo de Bacias Hidrográficas**. Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 1992. p.233. (Tese).

MAGALHÃES, P. in: **I Simpósio de Recursos Hídricos do Nordeste**. 1989.

MARTIN, J; ODELL J. **Análise e Projeto Orientados a Objeto**. São Paulo: ed. Makron Books, 1995.p 624.

MASCARENHAS, N.; VELASCO, F.. **Processamento Digital de Imagens**. São Paulo, Instituto de Matemática e Estatística, 1989.

MOREIRA, L; ASSAD, E. **Segmentação e classificação supervisionada para identificar pastagens degradadas**. Planaltina – DF, EMBRAPA Cerrados. 2002.

MOREIRA, M, A. **Fundamentos do Sensoriamento Remoto e Metodologias de Aplicação**. São José dos Campos - SP. INPE, 2001.p 249.

NOVA ESPERANÇA. **Prefeitura Municipal de**. Disponível em <http://www.homenett.com.br/pmne/><. Acessado em .2002.

RIBEIRO, S. et al. **Aplicação da metodologia de dados orientado a objeto na classificação de uma área urbanizada, utilizando uma imagem digital obtida por**

meio da tecnologia do laser scanner. Curitiba-PR. Universidade Federal do Paraná – UFPR, 2002.

RODRIGUES, R.; FILHO, H. **Matas ciliares conservação e recuperação.** São Paulo: Edusp, 2000. 320 p.

RUMBAUGH, J, et al. **Object-oriented modeling and design.** Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2003. (Apostila do Curso de Informática).

SANTOS, A. C. **Mapeamento da Fragilidade Ambiental na bacia Hidrográfica do Rio Palmital, Região Metropolitana de Curitiba.** Anais I Fórum Geo-bio-hidrologia. Curitiba - Pr. 13 e 12 de outubro de 1998.

SILVA, J. **Geoprocessamento para Análise Ambiental.** Rio de Janeiro - RJ. 2001. 228p.

STEEL, R.G ; TORRIE, JH. **Principles and procedures on statistics.** New York: MsGraw-Hill, 1960. 481p.

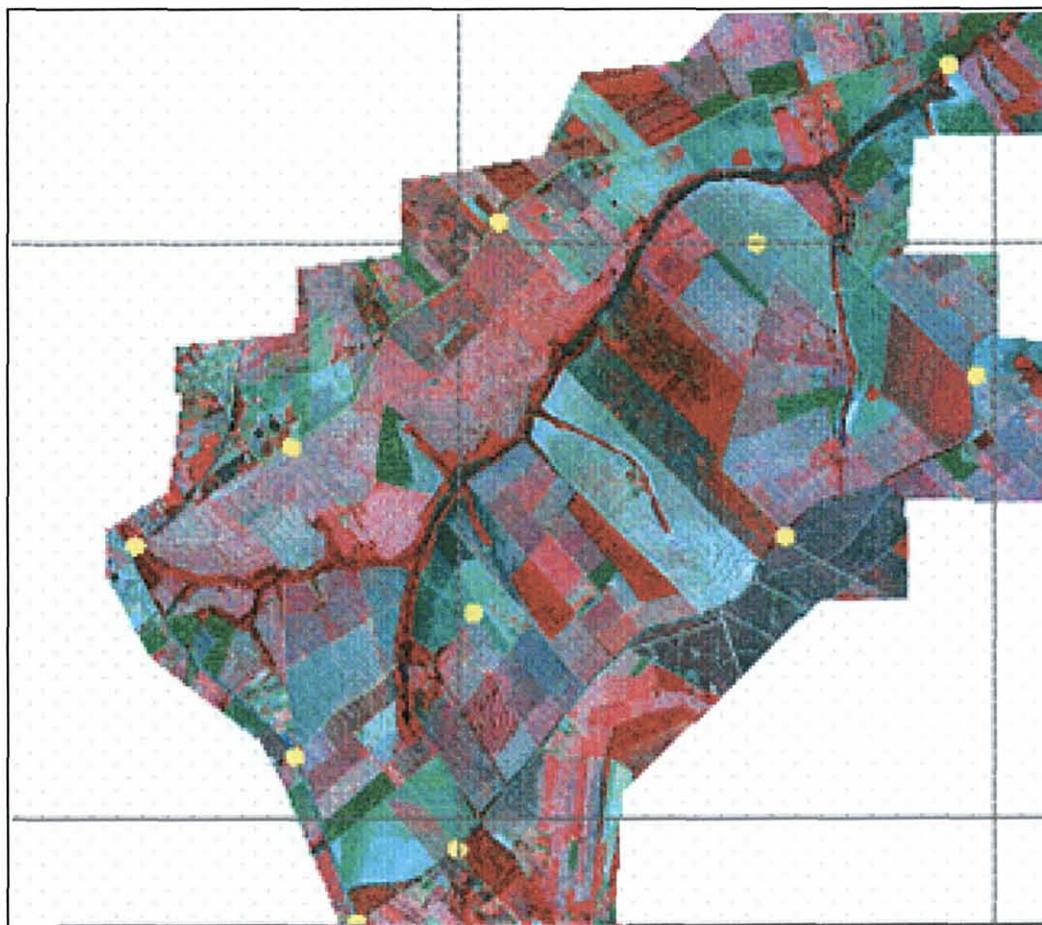
TUCCI, C. **Hidrologia : Ciência e Aplicação.** Porto Alegre, Ed. da UFRGS: ABRH, 1997. 943 p.

WANG, F. **Improving Remote Sensing Image Analysis trough "fuzzy" Information Representation.** Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, vol.56, pp1163-1169. 1990.

ANEXO 1: GEORREFERENCIAMENTO DA IMAGEM

Foram identificados 22 pontos entretanto foram escolhidos apenas 11 PC's, os quais evidenciaram um erro de 4,3 metros.

Localização dos PC's utilizados (círculos amarelos).



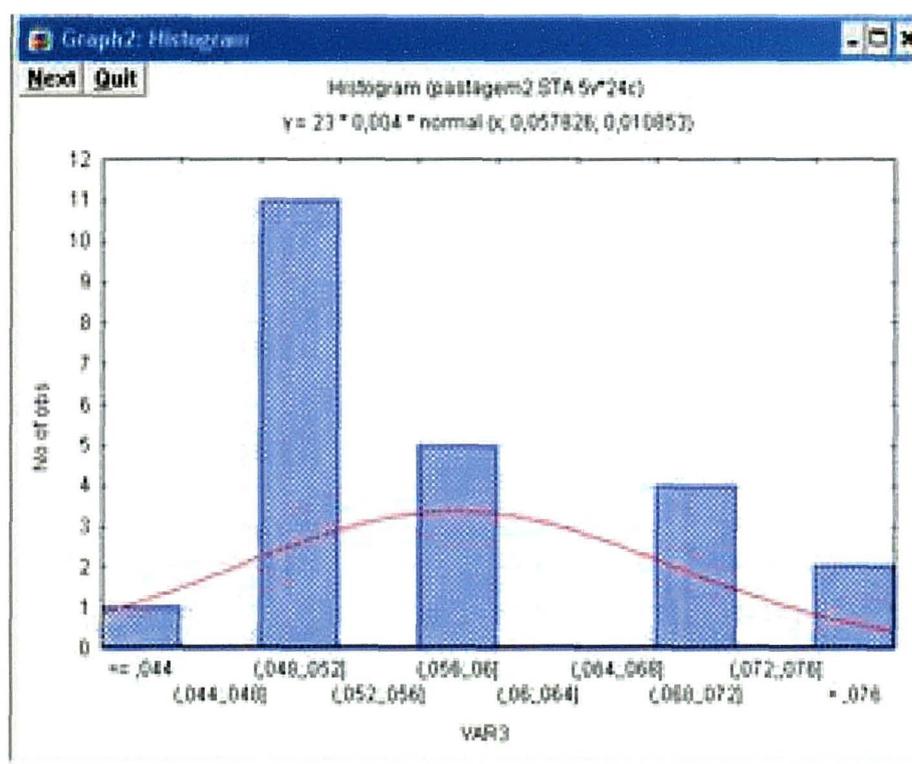
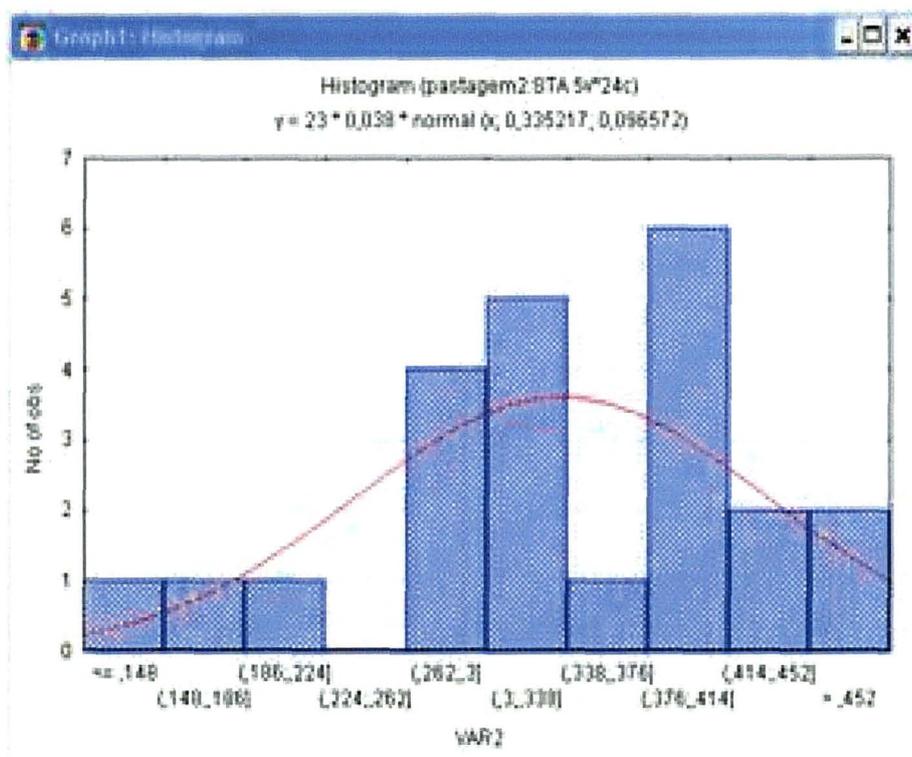
ANEXO 2: CARACTERÍSTICAS DAS AMOSTRAS.

Classes	Nº de Amostras	Área em m ²	Perímetro em m	Número pixels
Nível 1				
Nº de segmentos no nível 1 = 24.214				
Construções	11	2050	636	128
Solo Seco	21	164980	16306	10311
Água	3	13660	820	854
Floresta	19	215366	30204	13460
Pastagem	21	295779	26090	18486
Solo Úmido	20	484780	34590	30299
Várzea	15	82789	8946	5174
Cana	14	282588	28872	17662
TOTAL	124	1541992	146465	96374
% em relação à área total	0,51%	2,15%	-	-
Nível 2				
Nº de segmentos no nível 2 = 2.230				
Construções	6	2609	548	163
Solo Seco	10	530441	14243	33153
Água	2	11147	708	697
Floresta	8	668961	15879	41810
Pastagem	10	1098522	23758	68658
Solo Úmido	8	446269	9905	27892
Várzea	4	120278	4761	7517
Cana	8	779882	14929	48743
TOTAL	56	3658110	84730	228632
% em relação à área total	2,51%	5,09%	-	-
Nível 3				
Nº de segmentos no nível 3 = 536				
Construções	3	8102	568	506
Solo Seco	4	493847	11959	30865
Água	2	14639	1017	915
Vegetação natural	3	669447	10982	41840
Pastagem	3	813159	9187	50822
Solo Úmido	3	484613	6194	30288
Várzea	3	228724	8333	14295
Cana	3	1012275	8470	63267
TOTAL	24	3724807	56710	232800
% em relação à área total	4,48%	5,18%	-	-

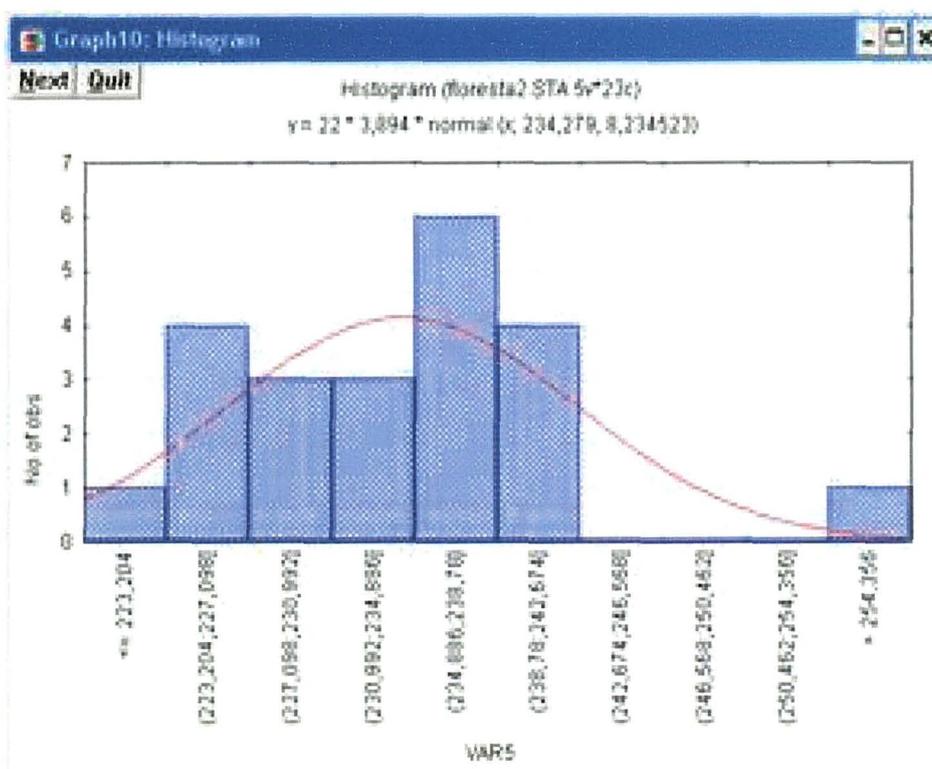
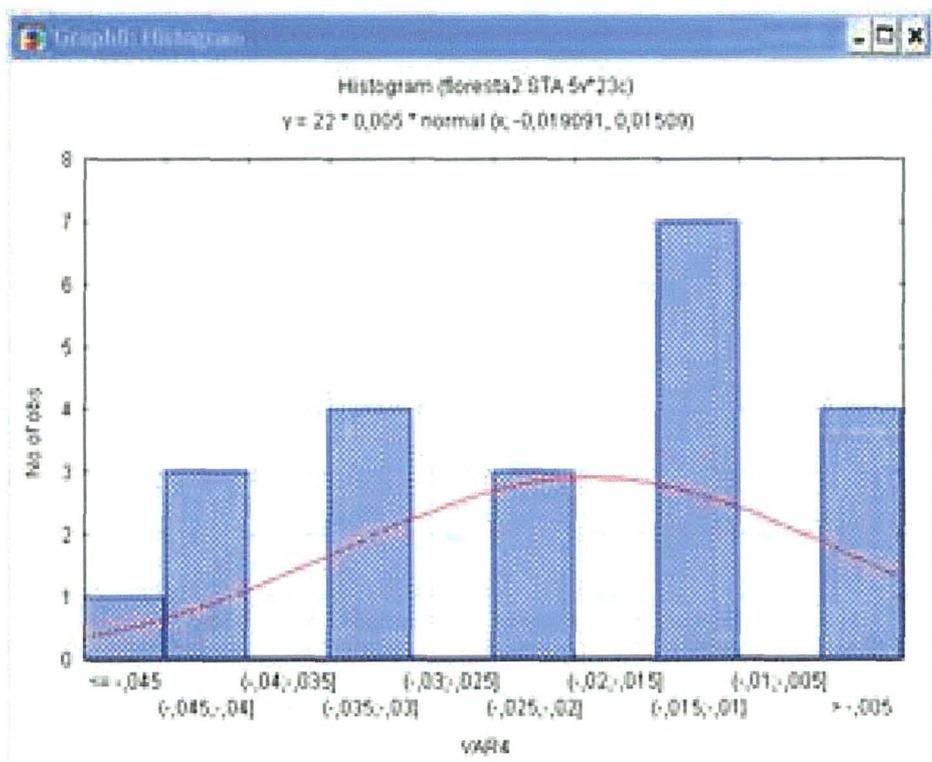
ANEXO 3: HISTOGRAMA DAS AMOSTRAS

Exemplos de algumas amostras utilizadas no nível 1.

Histograma das amostras de pastagem:



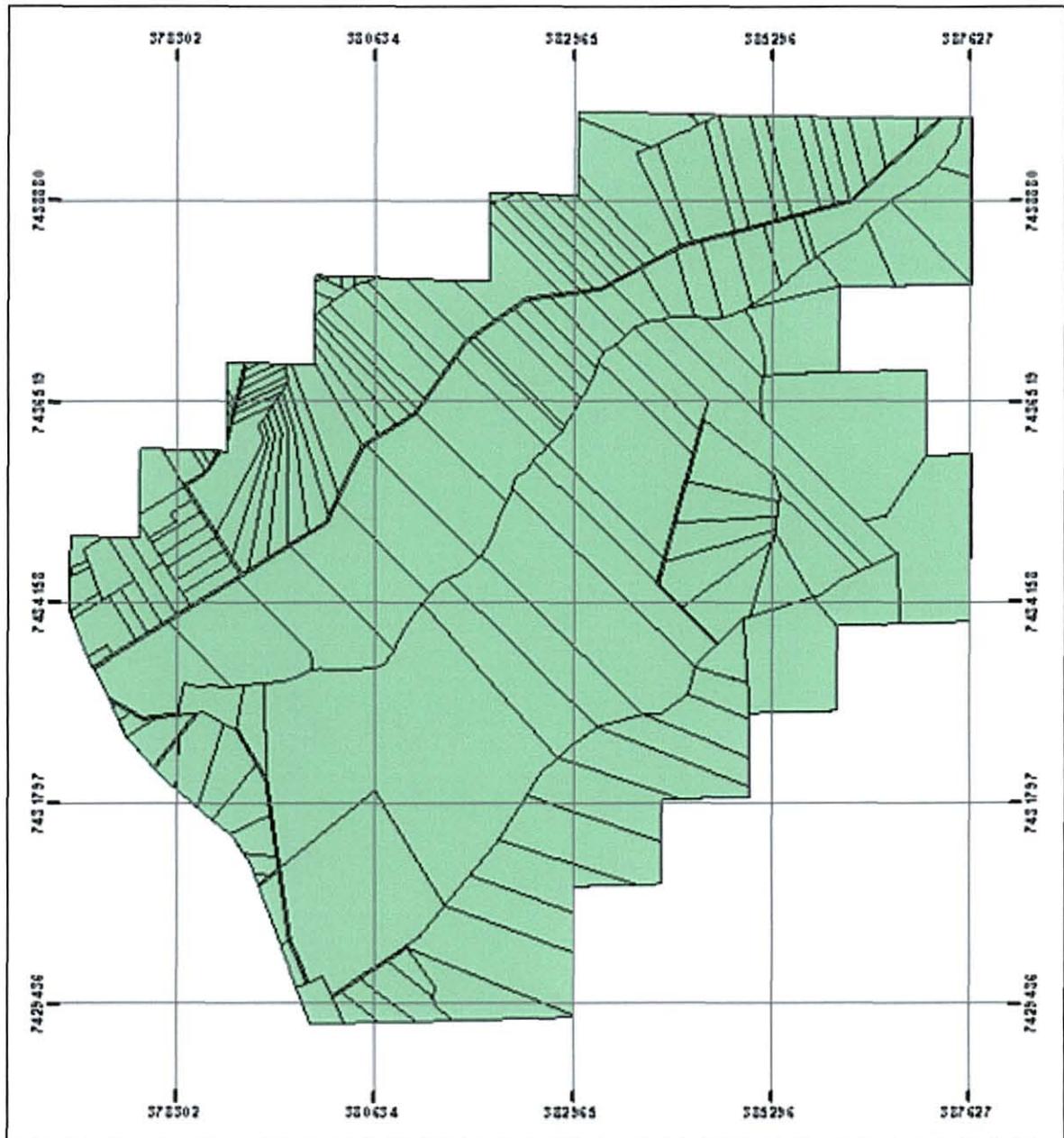
Histograma das amostras de Vegetação natural:



ANEXO 4: ESTATÍSTICA ELABORADA A PARTIR DAS AMOSTRAS, PARA A EXECUÇÃO DAS FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA DA ANÁLISE ESTATÍSTICA.

VÁRZEA					
Parâmetro	B:1+B:2+B:3+B:4	NDVI	(2-1)/(2+1)	(3-2)/(3+2)	B:1+B:4
Média	295,86	0,25	0,00	-0,13	333,81
Máximo	311,92	0,37	0,01	-0,09	360,83
Mínimo	258,66	0,12	-0,03	-0,17	289,30
Desvio Padrão	13,16	0,07	0,01	0,02	21,18
CONSTRUÇÕES					
Parâmetro	B:1+B:2+B:3+B:4	B:2+B:3	B:1+B:2		
Média	949,93	1012,81	928,17		
Máximo	1813,25	1933,00	1747,33		
Mínimo	590,21	611,08	576,42		
Desvio Padrão	396,21	429,06	386,11		
CANA					
Parâmetro	B:1+B:2+B:3+B:4	S:33	NDVI	(2-1)/(2+1)	
Média	334,35	19,16	0,35	0,03	
Máximo	353,94	24,90	0,52	0,04	
Mínimo	312,55	14,09	0,22	0,02	
Desvio Padrão	11,32	3,11	0,10	0,01	
FLORESTA					
Parâmetro	B:4	NDVI	(2-1)/(2+1)	B:1+B:2	
Média	599,04	0,55	-0,02	234,28	
Máximo	737,19	0,62	0,00	258,25	
Mínimo	439,16	0,42	-0,05	219,31	
Desvio Padrão	80,49	0,05	0,02	8,23	
PASTAGEM					
Parâmetro	NDVI	(2-1)/(2+1)	B:2+B:3	B:1+B:4	
Média	0,34	0,06	320,44	448,74	
Máximo	0,49	0,08	369,70	507,05	
Mínimo	0,11	0,04	282,34	387,55	
Desvio Padrão	0,10	0,01	26,11	31,61	
SOLO ÚMIDO					
Parâmetro	B:1+B:2+B:3+B:4	B:4	NDVI	B:2+B:3	(3-2)/(3+2)
Média	311,34	339,13	0,04	307,29	0,012
Máximo	366,75	408,95	0,07	369,74	0,040
Mínimo	285,31	295,25	0,02	277,13	-0,020
Desvio Padrão	20,38	29,44	0,01	22,30	0,016
SOLO SECO					
Parâmetro	B:1+B:2+B:3+B:4	B:3	B:2+B:3		
Média	458,26	496,09	465,24		
Máximo	543,58	585,43	563,68		
Mínimo	387,87	409,83	392,58		
Desvio Padrão	45,29	52,25	50,83		
ÁGUA					
Parâmetro	B:4				
Média	135,87				
Máximo	141,85				
Mínimo	127,53				
Desvio Padrão	7,45				

ANEXO 5 – MAPA CADASTRAL DA ÁREA EM ESTUDO



ANEXO 6 – IDENTIFICAÇÃO DOS PARÂMETROS DE SEPARABILIDADE

MELHORES PARÂMETROS ENCONTRADOS PARA A DISCRIMINAÇÃO ENTRE CLASSES NO NÍVEL 1.

Classes	Várzea	Solo Úmido	Pastagem	Vegetação natural	Água	Solo Seco	Construções	Soma dos Parâmetros
Cana	B:1+B:4 (2-1)/(2+1)	B:1+B:4 NDVI B:4 (3-2)/(3+2)	B:4 (2-1)/(2+1) B:1+B:4	B:1+B:2 B:1, B:2, B:3	B:4	B:2, B:3 (3-2)/(3+2) B:2+B:3	B:1, B:2, B:3	(2-1)/(2+1) B:2, B:3, B:1 B:1+B:4
Várzea		B:3 NDVI (3-2)/(3+2)	B: 2,4 (2-1)/(2+1)	B:1,3 NDVI (3-2)/(3+2)	B:4	Todos	todos	NDVI B:2 (3-2)/(3+2)
Solo Úmido			exceto B:3 NDVI	Exceto B:2 NDVI	B:4	exceto NDVI	exceto NDVI	NDVI
Pastagem				B:1+B:2+B:3 B:2, B:3 NDVI	B:4	NDVI (3-2)/(3+2) B:3	NDVI B:1+B:2+B:3	B:1+B:2+B:3+B:4 B:2 (2-1)/(2+1)
Vegetação natural					B:4	NDVI (3-2)/(3+2)	NDVI	B:2+B:3 B:1+B:2 (3-2)/(3+2)
Água						B:4	B:4	B:4
Solo Seco							B:1+B:2+B:3 B:1+B:2 B:1+B:4 B:1	B:2 B:1+B:2 B:1+B:2+B:3
Construções								B:1+B:2+B:3 NDVI

Legenda: Média dos valores de brilho da banda 1 = B:1 ou (C_{L1}), Média dos valores de brilho da banda 2 = B:2 ou (C_{L2}), Média dos valores de brilho da banda 3 = B:3 ou (C_{L3}), Média dos valores de brilho da banda 4 = B:4 ou (C_{L4}), Média dos valores de brilho das bandas 1+2+3+4 = B:1+B:2+B:3+B:4, Média dos valores de brilho das bandas 1+2+3 = B:1+B:2+B:3, Média dos valores de brilho das bandas 1+2 = B:1+B:2, Média dos valores de brilho das bandas 2+3 = B:2+B:3, Média dos valores de brilho das bandas 1+4 = B:1+B:4, Des. Padrão da média dos valores de brilho da banda 1 = S:1, Des. Padrão da média dos valores de brilho da banda 2 = S:2, Des. Padrão da média dos valores de brilho da banda 3 = S:3, Des. Padrão da média dos valores de brilho da banda 4 = S:4, Razão de bandas 4-3/4+3 (NDVI) = NDVI, Razão de bandas (3-2)/(3+2) = 3-2/3+2, Razão de bandas (2-1)/(2+1) = (2-1)/(2+1), Área = A, Comprimento = w, Largura = l, Comprimento da borda = e, Comprimento / largura = γ, Índice de forma = s, Assimetria = k. Exceto = todos menos os parâmetro que o exceto refere-se.

MELHORES PARÂMETROS ENCONTRADOS PARA A DISCRIMINAÇÃO ENTRE CLASSES NO NÍVEL 2.

Classes	Várzea	Solo Úmido	Pastagem	Vegetação natural	Água	Solo Seco	Construções	Soma dos Parâmetros
Cana	$(2-1)/(2+1)$ B:1+B:2+B:3+B:4 B:1+B:4=0,1 B:2=0,5	B:1+B:4 NDVI B:4 $(3-2)/(3+2)$	B:1+B:2+B:3+B:4 $(2-1)/(2+1)=0,03$ B:4=0,12	B:2+B:3 B:1+B:2 $(2-1)/(2+1)$ NDVI B:1, B:2, B:3	B:4	exceto B:1+B:4 exceto B:4	todos	$(2-1)/(2+1)$ NDVI B:1+B:2+B:3+B:4 B:4
Várzea		B:3 NDVI B:2+B:3 $(3-2)/(3+2)$ S:4	B:1+B:2+B:3+B:4 B: 2,4 $(2-1)/(2+1)$ $(3-2)/(3+2)$ VB2,3 VB1,4 VB1,2	B:4 S:4 NDVI B:3=0,06 $(3-2)/(3+2)$	B:4	todos	todos	NDVI B:1+B:4 B:1+B:2+B:3+B:4 $(3-2)/(3+2)$
Solo Úmido			B:1+B:2+B:3+B:4 B: 2,4 NDVI $(2-1)/(2+1)$ $(3-2)/(3+2)$ VB1,4 VB1,2	B:1+B:2 B:1,4 B:2,3 B:3 B:4 NDVI $(3-2)/(3+2)$	B:4	exceto NDVI exceto (3-2)/(3+2)	exceto 3-2/3+2 exceto NDVI	NDVI B:4 B:2+B:3
Pastagem				exceto B:4 exceto B:1+B:4 exceto (3-2)/(3+2)	B:4	exceto B:4 exceto B:1+B:4	exceto B:4=0,05	B:1+B:2+B:3+B:4 B:2+B:3 $(2-1)/(2+1)$
Vegetação natural					B:4	exceto B:4 exceto B:1+B:4	todos	NDVI B:1+B:2 $(3-2)/(3+2)$
Água						B:4	B:4	B:4
Solo Seco							exceto (3-2)/(3+2) exceto (2-1)/(2+1) exceto NDVI exceto B:4	B:3 B:2+B:3 B:1+B:2+B:3+B:4
Construções								B:1+B:2+B:3+B:4 B:1+B:2 B:2+B:3

Legenda: Média dos valores de brilho da banda 1 = B:1 ou (C_L1), Média dos valores de brilho da banda 2 = B:2 ou (C_L2), Média dos valores de brilho da banda 3 = B:3 ou (C_L3), Média dos valores de brilho da banda 4 = B:4 ou (C_L4), Média dos valores de brilho das bandas 1+2+3+4 = B:1+B:2+B:3+B:4, Média dos valores de brilho das bandas 1+2+3 = B:1+B:2+B:3, Média dos valores de brilho das bandas 1+2 = B:1+B:2, Média dos valores de brilho das bandas 2+3 = B:2+B:3, Média dos valores de brilho das bandas 1+4 = B:1+B:4, Des. Padrão da média dos valores de brilho da banda 1 = S:1, Des. Padrão da média dos valores de brilho da banda 2 = S:2, Des. Padrão da média dos valores de brilho da banda 3 = S:3, Des. Padrão da média dos valores de brilho da banda 4 = S:4, Razão de bandas 4-3/4+3 (NDVI) = NDVI, Razão de bandas $(3-2)/(3+2) = 3-2/3+2$, Razão de bandas $(2-1)/(2+1) = (2-1)/(2+1)$, Área = A, Comprimento = w, Largura = l, Comprimento da borda = e, Comprimento / largura = γ , Índice de forma = s, Assimetria = k. Exceto = todos menos os parâmetro que o exceto refere-se.

MELHORES PARÂMETROS ENCONTRADOS PARA A DISCRIMINAÇÃO ENTRE CLASSES NO NÍVEL 3.

Classes	Várzea	Solo Úmido	Pastagem	Vegetação natural	Água	Solo Seco	Construções	Soma dos Parâmetros
Cana	B:1+B:4 (2-1)/(2+1) NDVI S:4 B:1+B:2+B:3+B:4 4 B:4	B:1+B:4 (2-1)/(2+1) NDVI B:1+B:2+B:3+B:4 4 B:4 (3-2)/(3+2)	B:1+B:2+B:3+B:4 B:2 (2-1)/(2+1) B:1+B:4 (3-2)/(3+2) S:4=0,05	B:2+B:3 B:1+B:2 (2-1)/(2+1) NDVI=0,03 B:1, B:2, B:3 (3-2)/(3+2)	B:4	Exceto B:1+B:4	todos	(2-1)/(2+1) NDVI B:1+B:2+B:3+B:4
Várzea		B:3 NDVI B:2+B:3 (3-2)/(3+2) S:1	B:1+B:2+B:3+B:4 B: 2,4 S:3; S:4 (2-1)/(2+1) (3-2)/(3+2) VB2,3 VB2,4 VB2,5	B:1+B:2+B:3+B:4 S:4 NDVI B:2+B:3 VB1,4 VB1,2 (3-2)/(3+2)	B:4	todos	todos	NDVI B:1+B:4 B:2+B:3
Solo Úmido			exceto B:3	Exceto B:1+B:2+B:3+B:4 Exceto B:1	B:4	exceto NDVI	exceto 3-2\3+2	NDVI B:3 (3-2)/(3+2)
Pastagem				exceto NDVI	B:4	exceto B:1,2 exceto B:1+B:2 exceto B:1+B:4	todos	B:1+B:2+B:3+B:4 B:2 (2-1)/(2+1)
Vegetação natural					B:4	exceto B:4 exceto B:1+B:4	todos	B:2+B:3 B:1+B:2 (3-2)/(3+2)
Água						B:4	B:4	B:4
Solo Seco							exceto (3-2)/(3+2)	B:3 B:2+B:3 B:1+B:2+B:3+B:4
Construções								B:1+B:2+B:3+B:4 B:1+B:2 B:2+B:3

Legenda: Média dos valores de brilho da banda 1 = B:1 ou (C_{L1}), Média dos valores de brilho da banda 2 = B:2 ou (C_{L2}), Média dos valores de brilho da banda 3 = B:3 ou (C_{L3}), Média dos valores de brilho da banda 4 = B:4 ou (C_{L4}), Média dos valores de brilho das bandas 1+2+3+4 = B:1+B:2+B:3+B:4, Média dos valores de brilho das bandas 1+2+3 = B:1+B:2+B:3, Média dos valores de brilho das bandas 1+2 = B:1+B:2, Média dos valores de brilho das bandas 2+3 = B:2+B:3, Média dos valores de brilho das bandas 1+4 = B:1+B:4, Des. Padrão da média dos valores de brilho da banda 1 = S:1, Des. Padrão da média dos valores de brilho da banda 2 = S:2, Des. Padrão da média dos valores de brilho da banda 3 = S:3, Des. Padrão da média dos valores de brilho da banda 4 = S:4, Razão de bandas 4-3/4+3 (NDVI) = NDVI, Razão de bandas (3-2)/(3+2) = 3-2/3+2, Razão de bandas (2-1)/(2+1) = (2-1)/(2+1), Área = A, Comprimento = w, Largura = l, Comprimento da borda = e, Comprimento / largura = γ, Índice de forma = s, Assimetria = k. Exceto = todos menos os parâmetro que o exceto refere-se.

MELHORES PARÂMETROS DE FORMA ENCONTRADOS PARA A DISCRIMINAÇÃO ENTRE CLASSES NO NÍVEL 3.

Classes	Cana	Várzea	Solo Úmido	Pastagem	Vegetação natural	Água	Solo Seco	Construções
Cana						l		
Várzea				k = 0,02		l	k = 0,02	l
Solo Úmido						l w e		l
Pastagem								e
Vegetação natural						e l		
Água								l
Solo Seco								l
Construções								

Legenda: Média dos valores de brilho da banda 1 = B:1 ou (C_L1), Média dos valores de brilho da banda 2 = B:2 ou (C_L2), Média dos valores de brilho da banda 3 = B:3 ou (C_L3), Média dos valores de brilho da banda 4 = B:4 ou (C_L4), Média dos valores de brilho das bandas 1+2+3+4 = B:1+B:2+B:3+B:4, Média dos valores de brilho das bandas 1+2+3 = B:1+B:2+B:3, Média dos valores de brilho das bandas 1+2 = B:1+B:2, Média dos valores de brilho das bandas 2+3 = B:2+B:3, Média dos valores de brilho das bandas 1+4 = B:1+B:4, Des. Padrão da média dos valores de brilho da banda 1 = S:1, Des. Padrão da média dos valores de brilho da banda 2 = S:2, Des. Padrão da média dos valores de brilho da banda 3 = S:3, Des. Padrão da média dos valores de brilho da banda 4 = S:4, Razão de bandas 4-3/4+3 (NDVI) = NDVI, Razão de bandas (3-2)/(3+2) = 3-2/3+2, Razão de bandas (2-1)/(2+1) = (2-1)/(2+1), Área = A, Comprimento = w, Largura = l, Comprimento da borda = e, Comprimento / largura = γ , Índice de forma = s, Assimetria = k. Exceto = todos menos os parâmetro que o exceto refere-se.

ANEXO 7- VALORES EXTRAÍDOS DAS AMOSTRAS PARA SEREM PROCESSADOS NA ANÁLISE BASEADA EM ESTATÍSTICA

VALORES RESULTANTES PARA A ELABORAÇÃO DAS FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA ELABORADOS A PARTIR DE ANÁLISE ESTATÍSTICA.

VÁRZEA					
Parâmetro	B:1+B:2+B:3+B:4	NDVI	(2-1)/(2+1)	(3-2)/(3+2)	B:1+B:4
Média	295,86	0,25	0,00	-0,13	333,81
Máximo	338,24	0,52	0,03	-0,04	403,19
Mínimo	232,34	-0,03	-0,05	-0,22	246,94
CONSTRUÇÕES					
Parâmetro	B:1+B:2+B:3+B:4	B:2+B:3	B:1+B:2		
Média	949,93	1012,81	928,17		
Máximo	2605,68	2791,12	2519,56		
Mínimo	-202,22	-247,04	-195,81		
CANA					
Parâmetro	B:1+B:2+B:3+B:4	S:33	NDVI	(2-1)/(2+1)	
Média	334,35	19,16	0,35	0,03	
Máximo	376,57	31,12	0,717	0,057	
Mínimo	289,92	7,87	0,023	0,003	
FLORESTA					
Parâmetro	B:4	NDVI	(2-1)/(2+1)	B:1+B:2	
Média	599,04	0,55	-0,02	234,28	
Máximo	898,17	0,73	0,03	274,72	
Mínimo	278,18	0,31	-0,08	202,84	
PASTAGEM					
Parâmetro	NDVI	(2-1)/(2+1)	B:2+B:3	B:1+B:4	
Média	0,34	0,06	320,44	448,74	
Máximo	0,68	0,10	421,92	570,27	
Mínimo	-0,08	0,02	230,12	324,33	
SOLO ÚMIDO					
Parâmetro	B:1+B:2+B:3+B:4	B:4	NDVI	B:2+B:3	(3-2)/(3+2)
Média	311,34	339,13	0,04	307,29	0,012
Máximo	407,51	467,83	0,10	414,34	0,07
Mínimo	244,55	236,37	-0,01	232,53	-0,05
SOLO SECO					
Parâmetro	B:1+B:2+B:3+B:4	B:3	B:2+B:3		
Média	458,26	496,09	465,24		
Máximo	634,15	689,92	665,33		
Mínimo	297,30	305,34	290,93		
ÁGUA					
Parâmetro	B:4				
Média	135,87				
Máximo	156,75				
Mínimo	112,63				

ANEXO 8 – MATRIZ DE CONFUSÃO DOS MAPAS ELABORADOS PELO MÉTODO EMPÍRICO E PELO MÉTODO ESTATÍSTICO.

A) MATRIZ DE CONFUSÃO DO NÍVEL 1, 2 E 3 (FORMA EMPÍRICA)

MATRIZ DE CONFUSÃO DO NÍVEL 2

User \ Reference Class	Construções	Solo Seco	Água	Vegetação natural	Pastagem	Solo Úmido	Várzea	Cana	Soma
Construções	549	0	0	0	0	0	0	0	549
Solo Seco2	1525	71127	0	0	1299	0	0	0	73951
Água2	0	0	1364	0	0	0	0	0	1364
Vegetação natural2	0	0	0	152458	382	0	557	0	153397
Pastagem2	382	30769	0	322	416916	0	0	5103	453492
Solo Úmido2	0	2484	0	0	0	79456	0	0	81940
Várzea2	0	0	50	847	0	0	22838	2653	26388
Cana2	63	146	0	267	15500	183	0	73794	89953
Não Classificad	223	1290	0	721	2305	4616	2057	11949	23161
Total	2742	105816	1414	154615	436402	84255	25452	93499	
KAPPA Por classe	0.199	0.642	0.964	0.983	0.910	0.937	0.894	0.765	
TOTAL									
Exatidão geral	0.905								
KAPPA	0.864								

MATRIZ DE CONFUSÃO DO NÍVEL 3.

User \ Reference Class	Construções	Solo Seco	Água	Vegetação natural	Pastagem	Solo Úmido	Várzea	Cana	Soma
Construções	264	0	0	0	0	0	0	0	264
Solo Seco3	942	54960	0	113	2228	0	0	0	58243
Água3	0	0	1138	0	0	0	0	0	1138
Vegetação natural3	0	0	50	141085	382	0	2364	0	143881
Pastagem3	1433	44879	0	2368	418801	1668	0	4930	474079
Solo Úmido3	0	1151	0	0	0	77583	0	0	78734
Várzea3	0	0	226	4670	0	384	22449	2653	30382
Cana3	0	405	0	0	2468	801	0	57346	61020
Não classificado	103	4421	0	6379	12523	3819	639	28570	56454
SOMA	2742	105816	1414	154615	436402	84255	25452	93499	
KAPPA Por classe	0.096	0.486	0.804	0.895	0.915	0.913	0.877	0.585	
ACURÁCIA TOTAL									
Exatidão geral	0.855								
KAPPA	0.792								

ANEXO 9 – MATRIZ DE CONFUSÃO DOS MAPAS ELABORADOS PARA O NÍVEL 1, 2 E 3.

Item A do anexo 8

ANEXO 10 – RESULTADO FINAL DA IMAGEM CLASSIFICADA.



ANEXO 11 – MATRIZ DE CONFUSÃO DA PÓS-CLASSIFICAÇÃO

Classes do Mapa Elaborado	Classes do Mapa de Referência																		Total	
	Floresta Ciliar	Floresta em Fragmentos	Reflorestamento	Fundo	Água	Solo Úmido	Várzea	Rio	Estradas não Pavimentada	Áreas de solo seco	Construções	Cana-Açúcar	Pastagem	Samambaia	Desbaste Eucalipto	Cana nova	Estrada Asfaltada	Agricultura		pastagem II
Floresta Ciliar	16025	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	16025
Floresta em Fragmentos	0	44660	6626	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	51286
Reflorestamento	0	0	17254	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	17254
Fundo	0	0	0	296642	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	296642
Água	0	0	0	0	698	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	698
Solo Úmido	0	0	0	0	0	26981	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	26981
Várzea	0	0	0	0	0	0	4365	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4365
Rio	1	0	0	0	0	0	0	20	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	21
Estradas não Pavimentada	0	0	0	0	0	0	0	0	1471	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1471
Áreas de solo seco	0	0	0	0	0	0	0	0	482	7336	0	0	0	0	0	0	0	0	0	7818
Construções	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	135	0	0	0	0	0	0	0	0	135
Cana-Açúcar	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	88298	0	0	0	0	0	0	0	88298
Pastagem	0	549	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	8197	0	0	1677	108	0	0	10531
Samambaia	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	495	0	0	0	0	0	495
Desbaste Eucalipto	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	60158	0	0	0	0	60158
Cana nova	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	34936	0	0	0	34936
Estrada Pavimentada	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4771	0	0	4771
Agricultura	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3059	0	3059
pastagem II	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	41898	41898

ANEXO 12 – TABELA RESULTANTE PARA A REGRA 3

Proprietários	Possíveis Áreas de RL	Área total da Propriedade	Área mínima de Floresta 20%	Área Florestal descontada a RL
Remer Wilson Zacharias	25,7491	32,1432	6,43	19,3205
Jose Antonio Pratinha	20,9046	22,5576	4,51	16,3931
Paulo Edson Pratinha	17,4256	18,8464	3,77	13,6563
Nicola Frascati	36,8770	120,4923	24,10	12,7785
Rosa Yossiko Mito	17,8550	32,5474	6,51	11,3455
COCAMAR	34,0299	146,7586	29,35	4,6781
Juliano da Mata	17,8259	81,9844	16,40	1,4290
Fernando Fugi Medina	1,1402	3,1477	0,63	0,5107
Jose Rodrigues	0,3146	1,3718	0,27	0,0403
Agro Paulinia	0,4027	2,0105	0,40	0,0006
Armando Lugli	2,3080	11,6108	2,32	(0,0142)
Everson Rodrigues	0,8804	5,6356	1,13	(0,2467)
DNER - Estrada	2,1673	17,6047	3,52	(1,3536)
Arnaldo Alberton	0,1091	8,2943	1,66	(1,5498)
Fued Abraham	1,0997	14,4034	2,88	(1,7809)
Luciano Steves	14,9308	84,0940	16,82	(1,8880)
Magda Comelli Schnorr	4,9147	34,8690	6,97	(2,0591)
João Paulo	0,8661	16,7789	3,36	(2,4897)
Irene Schicovska	1,6084	21,7513	4,35	(2,7419)
Angelo Tribulato (in memorian)	0,5368	16,7116	3,34	(2,8055)
Evaristo Borim Filho	0,3886	18,5876	3,72	(3,3290)
Ivan T. Botelho	0,9468	23,0976	4,62	(3,6727)
Marcos	0,0949	19,0263	3,81	(3,7103)
Yutaka Zakamoto	3,1000	34,5840	6,92	(3,8169)
Proprietário não identificado	0,9623	24,4217	4,88	(3,9220)
Antonino de Almeida	0,2899	21,2679		

			4,25	(3,9636)
UNIBANCO	5,6497	49,4135	9,88	(4,2330)
Hiraku Shibuya	3,0345	37,6606	7,53	(4,4976)
Pedro Evangelista dos Santos	1,9232	32,3339	6,47	(4,5436)
Fernando Cruz	1,6376	30,9518	6,19	(4,5528)
Henrique Ferreira Dallago	0,0910	23,7052	4,74	(4,6500)
Paula	0,6148	26,9494	5,39	(4,7751)
Francisco Sanches Dias	1,6900	32,9597	6,59	(4,9020)
Orlando Cezar Matias	0,0047	25,0448	5,01	(5,0043)
Pimenta da Veiga	2,6760	39,0195	7,80	(5,1279)
Pereira	7,5954	64,3499	12,87	(5,2746)
Amaro	6,6655	60,7585	12,15	(5,4862)
Francisco Donizete Razente	18,4688	120,2656	24,05	(5,5843)
Antonio Gaona Garcia	3,8671	49,8517	9,97	(6,1033)
Jose Eduardo Zacharias	0,0005	31,2193	6,24	(6,2433)
Alexandre Sette	2,4546	44,3248	8,86	(6,4103)
Joao Picoli	0,0150	32,2253	6,45	(6,4301)
João do Brejo	0,0193	33,2794	6,66	(6,6366)
Audusto da Silva	30,5836	187,5166	37,50	(6,9197)
Emiliano	5,4019	63,5702	12,71	(7,3121)
Jesse de Souza	0,1963	37,9296	7,59	(7,3896)
Mario Pasquini	1,3941	46,1948	9,24	(7,8448)
Saiki	12,3791	104,9963	21,00	(8,6202)
Sonia Maria Zacharias Baroni	1,6998	52,8161	10,56	(8,8634)
Albuquerque	15,0993	120,5312	24,11	(9,0070)
Paulo Antonio	0,6707	48,8239	9,76	(9,0941)
Pedro Simão	0,7832	52,7903	10,56	(9,7749)
Cristovão	0,8183	55,6267	11,13	(10,3070)
Saraiva	1,8949	67,5448	13,51	(11,6141)
Daniel	2,5958	72,2814		

			14,46	(11,8605)
Suzana Vieira	12,0276	128,0221	25,60	(13,5768)
Amorim Michel Moleirinho	2,3205	80,2783	16,06	(13,7351)
Reinaldo Redher Ferreira (in memorian)	3,3584	101,3737	20,27	(16,9163)
Ibrahim Chama Fares	3,0392	101,6287	20,33	(17,2866)
Lauro Soares de Oliveira	6,8142	120,7057	24,14	(17,3269)
Silio Gonzales	11,9655	171,5395	34,31	(22,3424)
Fusico	0,1816	134,5762	26,92	(26,7336)
Sueo Okabayashi	1,3554	164,0440	32,81	(31,4534)
Fabio Junqueira Vilella Pedras	4,8983	200,1367	40,03	(35,1291)
Irmaos Yamomoto	11,8034	272,0187	54,40	(42,6003)
JosÚ Salustinao	0,0838	238,6533	47,73	(47,6468)
Ribemar Emp. Agropecuarios e Imob. S/A	0,0201	263,1341	52,63	(52,6067)
Guithembergue Astholphi Filho	23,6210	656,3415	131,27	(107,6473)
SOMA	419,1421	5111,9862	1022,3972	-603,2552