

UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA  
FACULDADE DE CIÊNCIAS AGRONÔMICAS  
CÂMPUS DE BOTUCATU

**SENSORIAMENTO REMOTO E GEOPROCESSAMENTO APLICADO  
AO ESTUDO TEMPORAL DO USO DA TERRA E NA COMPARAÇÃO  
ENTRE CLASSIFICAÇÃO NÃO-SUPERVISIONADA E ANÁLISE  
VISUAL**

**RENATA CILENE DAINESE**  
Engenheiro Agrônomo

Orientador: Prof. Dr. Sérgio Campos  
Co-orientador: Dr. Maurício Alves Moreira

Dissertação apresentada à Faculdade de Ciências Agronômicas da UNESP – Campus de Botucatu, para obtenção do título de Mestre em Agronomia – Área de Concentração em Energia na Agricultura.

BOTUCATU - SP  
Fevereiro/2001

*Se não houver...*

*Se não houver frutos*

*Valeu a beleza das flores*

*Se não houver flores*

*Valeu a sombra das folhas*

*Se não houver folhas*

*Valeu a intenção da semente.*

*(Henfil)*

*"A impossibilidade de hoje torna-se realidade amanhã quando os esforços humanos são alimentados pelo entusiasmo e pela paixão".*

(Kazuo Inamori)

Aos meus pais, **Bruno e Sirley**, por dedicarem parte de suas vidas na minha formação pessoal e profissional...

**... Eu dedico.**

Ao meu companheiro, **Éric**, pelo apoio, dedicação, cumplicidade, compreensão e, principalmente, por acreditar na minha escolha profissional e

À minha razão principal de viver, **Júlia**, como uma pequena compensação pelo tempo que deixamos de passar juntas durante a preparação desta Dissertação,...

**... Eu ofereço.**

### **Agradeço a Deus, pois:**

"... Ainda que eu tivesse o dom da profecia,  
o conhecimento de todos os mistérios e de toda a ciência;  
ainda que eu tivesse toda a fé, a ponto de transportar montanhas,  
se não tivesse o *Amor* eu não seria nada.

(...) Agora o meu conhecimento é limitado, mas depois conhecerei como sou conhecido.

Agora, portanto, permanecem estas três coisas: a Fé, a Esperança e o *Amor*.

A maior delas, porém, é o *Amor*."

(1 Cor: 13, 1-13)

*"Quando tento inclinar-me diante de ti, a minha reverência não consegue alcançar a profundidade onde os teus pés repousam, entre os mais pobres, mais humildes e perdidos".*

(Tagore)

## **Oferecimentos Especiais**

Aos meus tios de coração, *Maria Luzia e Paulo Roberto*, por terem me mostrado o caminho da fé, da coragem e da formação pessoal,

Aos meus irmãos, *Bruno e Regiane*, para que seja exemplo sempre para seus caminhos profissionais,

Às minhas queridas, *Élia Tereza e Érica*, pelo apoio e por me ajudarem na educação de minha filhinha,...

**... Eu ofereço este meu trabalho.**

*"O rio atinge seus objetivos, porque aprendeu a contornar os obstáculos".*

## **Agradecimento**

Ao meu orientador, *Prof. Dr. Sérgio Campos*, agradeço por me oferecer possibilidades de crescimento e apontar um futuro profissional.

**Minha eterna gratidão.**

*"Sem esforço, uma grande visão permanecerá apenas um sonho irrealizado. Nenhuma meta que valha a pena jamais foi atingida sem trabalho extenuante, significativo".*

(Kazuo Inamori)

## **Agradecimento Especial**

Ao meu coorientador, *Dr. Maurício Alves Moreira*, agradeço por me mostrar o caminho do conhecimento, pelos ensinamentos e orientações.

**Minha admiração.**

*"A profunda alegria do coração deve ser sempre como uma bússola a guiar o seu caminho na vida. Você deve segui-la sempre, mesmo que entre por trilhas repletas de dificuldades".*

(Madre Tereza de Calcutá)

## **Agradecimentos Especiais**

Ao *Prof. Dr. Kléber Pereira Lanças*, coordenador do Curso de Pós-graduação em Agronomia, Área de Concentração em Energia na Agricultura desta Faculdade, pelo apoio para a realização desta dissertação.

Ao *Prof. Dr. Sérgio Hugo Benez*, vice-coordenador do Curso de Pós-graduação em Agronomia, Área de Concentração em Energia na Agricultura desta Faculdade, pela colaboração financeira para a realização desta dissertação, pelo incentivo e pela amizade.

Ao *Prof. Dr. Zacarias Xavier de Barros e Prof. Dr. Lincoln Gehring Cardoso* pelas orientações e ensinamento científicos.

À *Lígia Barroso Simões* pelo apoio, colaboração, orientações na análise estatística e pela grande amizade.

Ao *José Carlos Moreira, Luigi Carli e Íris* pelas orientações no uso do SIG-SPRING.



Ao *Carlos César Breda* pelo auxílio na impressão desta dissertação e pela amizade.

Ao *Valdete Duarte* pelo auxílio nas referências bibliográficas.

À *Fernanda Leite Ribeiro* por disponibilizar o equipamento computacional para a realização deste trabalho e pela grande amizade.

Ao *Ronaldo Alberto Polo* pelos serviços prestados durante a realização desta dissertação.

À *Coordenadoria de Aperfeiçoamento de Pessoal de Ensino Superior (CAPES)* pelo apoio financeiro, sem o qual não seria possível a realização da dissertação de Mestrado.

*Aos Docentes e Funcionários do Departamento de Engenharia Rural da Faculdade de Ciências Agrônomicas da Universidade Estadual Paulista/Campus de Botucatu e aos demais que contribuíram e tornaram possível a realização deste trabalho.*

## SUMÁRIO

	Página
AGRADECIMENTOS E OFERECIMENTOS .....	II
LISTA DE QUADROS .....	XIV
LISTA DE FIGURAS .....	XVII
LISTA DE FÓRMULAS .....	XX
SUMÁRIO DO APÊNDICE 1 .....	XXI
SUMÁRIO DO APÊNDICE 2 .....	XXII
SUMÁRIO DO APÊNDICE 3 .....	XXIV
1 RESUMO .....	1
2 SUMMARY .....	3
3 INTRODUÇÃO .....	5
4 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA .....	8
4.1 Importância do planejamento do Uso do Solo .....	8
4.2 Sensoriamento Remoto .....	10
4.3 Radiação Solar .....	13
4.3.1 Ondas eletromagnéticas .....	15
4.3.2 Interação da radiação solar com a vegetação .....	18
4.3.2.1 Principais fatores que afetam as propriedades ópticas das folhas .....	20
4.3.3 Interação da radiação solar com o solo .....	23
4.3.4 Interação da radiação solar com a água.....	28
4.4 Imagem de Satélite .....	31

4.4.1 Sistema Landsat .....	33
4.4.2 Seleção de Imagens Digitais .....	35
4.5 Tratamento de Dados Orbitais .....	40
4.5.1 Interpretação visual .....	40
4.5.2 Processamento de dados no formato digital .....	43
4.6 Geoprocessamento .....	45
4.7 Sistemas de Informações Geográficas - SIG .....	47
4.7.1 Características de um SIG .....	53
4.7.1.1 Sistema de aquisição e conversão de dados .....	53
4.7.1.2 Banco de Dados Geográficos .....	54
4.7.2 Representações de dados espaciais .....	55
4.8 Tratamento de Dados Digitais .....	57
4.8.1 Pré-processamento .....	58
4.8.1.1 Restauração .....	59
4.8.1.2 Registro ou Georreferenciamento de Imagens .....	61
4.9 Sistema para Processamento de Informações Georreferenciadas - SPRING..	62
4.9.1 Histórico e Objetivos .....	63
4.9.2 Configuração do SPRING .....	66
4.10 Modelo Linear de Mistura Espectral .....	68
4.11 Segmentação de Imagem .....	69
4.12 Classificação Digital .....	71
4.12.1 Classificação não-supervisionada .....	71
4.12.2 Classificação supervisionada .....	73

4.12.3 Classificação híbrida .....	74
4.13 Mapeamento da Cobertura Vegetal .....	75
4.13.1 Mapeamento de Área de Preservação Permanente (APP) .....	77
4.14 Validação da exatidão do mapeamento.....	80
5 MATERIAL E MÉTODOS .....	84
5.1 MATERIAL .....	84
5.1.1 Descrição Geral da Área de Estudo .....	84
5.1.2 Equipamentos .....	85
5.1.3 Sistema de Informação Geográfica .....	86
5.1.4 Base de dados .....	86
5.1.4.1 Imagens de Satélite .....	86
5.1.4.2 Cartas Planialtimétricas .....	87
5.2 METODOLOGIA .....	87
5.2.1 Criação do Banco de Dados .....	88
5.2.2 Uso do Solo em 1965 e em 1999 da Bacia Experimental da Represa de Jurumirim .....	91
5.2.3 Processamento Digital .....	93
5.2.3.1 Modelo Linear de Mistura Espectral .....	93
5.2.3.2 Classificação não-supervisionada .....	94
5.2.3.2.1 Segmentação de Imagens .....	95
5.2.3.3 Cruzamento das Imagens Classificadas .....	99
5.2.4 Análise espacial das Áreas de Mata ciliar .....	100
5.2.4.1 Mapa de distâncias ( <i>buffer</i> ) .....	102

5.2.4.2 Cruzamento das Informações da Mata ciliar com o Mapa de Ocupação do solo .....	103
6 RESULTADOS E DISCUSSÃO .....	105
6.1 Resultados da Interpretação Visual de Uso do Solo na Bacia Experimental da Represa de Jurumirim para os anos de 1965 e 1999 .....	105
6.2 Análise comparativa entre a interpretação visual e a classificação não- supervisionada da ocupação do solo relacionados aos dados da imagem do satélite Landsat/TM .....	112
6.2.1 Análise comparativa entre a interpretação visual e a classificação não-supervisionada utilizando o componente solo .....	113
6.2.2 Análise comparativa entre a interpretação visual e a classificação não-supervisionada utilizando o componente vegetação .....	116
6.2.3 Análise comparativa entre a interpretação visual e a classificação não-supervisionada utilizando o componente sombra .....	118
6.2.4 Análise comparativa entre a interpretação visual e a classificação não-supervisionada utilizando os componentes solo e vegetação .....	120
6.2.5 Análise comparativa entre a interpretação visual e a classificação não-supervisionada utilizando os componentes vegetação e sombra .	122
6.2.6 Análise comparativa entre a interpretação visual e a classificação não-supervisionada utilizando os componentes solo e sombra .....	124
6.2.7 Análise comparativa entre a interpretação visual e a classificação não-supervisionada utilizando a combinação dos componentes solo, vegetação e sombra.....	126

6.2.8	Análise comparativa entre a interpretação visual e a classificação não-supervisionada utilizando a banda 3 do sensor TM .....	128
6.2.9	Análise comparativa entre a interpretação visual e a classificação não-supervisionada utilizando a banda 4 do sensor TM .....	130
6.2.10	Análise comparativa entre a interpretação visual e a classificação não-supervisionada utilizando a banda 5 do sensor TM .....	132
6.2.11	Análise comparativa entre a interpretação visual e a classificação não-supervisionada utilizando as bandas 3 e 4 do sensor TM .....	134
6.2.12	Análise comparativa entre a interpretação visual e a classificação não-supervisionada utilizando as bandas 4 e 5 do sensor TM .....	136
6.2.13	Análise comparativa entre a interpretação visual e a classificação não-supervisionada utilizando as bandas 3 e 5 do sensor TM .....	138
6.2.14	Análise comparativa entre a interpretação visual e a classificação não-supervisionada utilizando a combinação das bandas 3, 4 e 5 do sensor TM .....	140
6.3	Resultados da Análise Espacial das Áreas de Mata Ciliar .....	143
7	CONCLUSÕES .....	148
8	SUGESTÕES .....	151
9	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....	152
	APÊNDICE 1 .....	173
	APÊNDICE 2 .....	177
	APÊNDICE 3 .....	184

## LISTA DE QUADROS

Quadro	Página
1 Classes de Solo do Estado de São Paulo e Percentagem de Óxido de Ferro ( $Fe_2O_3$ ) .	26
2 Principais características das bandas do sensor TM .....	34
3 Qualidade da classificação associada aos valores da estatística Kappa .....	83
4 Valores dos usos/cobertura da imagem-carta (1965) em relação da imagem do satélite Landsat/TM (1999). .....	106
5 Indicadores de Exatidão e Índice Kappa derivados da classificação não-supervisionada do componente solo em relação à interpretação visual .....	114
6 Indicadores de Exatidão e Índice Kappa derivados da classificação não-supervisionada do componente vegetação em relação à interpretação visual .....	116
7 Indicadores de Exatidão e Índice Kappa derivados da classificação não-supervisionada do componente sombra em relação à interpretação visual .....	118
8 Indicadores de Exatidão e Índice Kappa derivados da classificação não-supervisionada para a combinação dos componentes solo (S) e vegetação (V) em relação à interpretação visual .....	120
9 Indicadores de Exatidão e Índice Kappa derivados da classificação não-supervisionada para a combinação dos componentes vegetação (V) e sombra (Som) em relação à interpretação visual .....	122
10 Indicadores de Exatidão e Índice Kappa derivados da classificação não-supervisionada para a combinação dos componentes solo (S) e sombra (Som) em relação à interpretação visual .....	124

11	Indicadores de Exatidão e Índice Kappa derivados da classificação não-supervisionada para a combinação dos componentes solo (S), vegetação (V) e sombra (Som) em relação à interpretação visual .....	126
12	Indicadores de Exatidão e Índice Kappa derivados da classificação não-supervisionada para a banda 3, do sensor TM, em relação à interpretação visual ..	128
13	Indicadores de Exatidão e Índice Kappa derivados da classificação não-supervisionada para a banda 4, do sensor TM, em relação à interpretação visual ..	130
14	Indicadores de Exatidão e Índice Kappa derivados da classificação não-supervisionada para a banda 5, do sensor TM, em relação à interpretação visual ..	132
15	Indicadores de Exatidão e Índice Kappa derivados da classificação não-supervisionada para a combinação das bandas 3 e 4, do sensor TM, em relação à interpretação visual .....	134
16	Indicadores de Exatidão e Índice Kappa derivados da classificação não-supervisionada para a combinação das bandas 4 e 5, do sensor TM, em relação à interpretação visual .....	136
17	Indicadores de Exatidão e Índice Kappa derivados da classificação não-supervisionada para a combinação das bandas 3 e 5, do sensor TM, em relação à interpretação visual .....	138
18	Indicadores de Exatidão e Índice Kappa derivados da classificação não-supervisionada para a combinação das bandas 3, 4 e 5, do sensor TM, em relação à interpretação visual .....	140
19	Valores do índice Kappa calculado e qualidade da classificação para as classificações não-supervisionadas analisadas.....	142



20 Área Total de uso do solo na bacia e área de uso nas áreas de preservação permanente (APPs) e porcentagem em relação à área da bacia em estudo .....	146
---	-----

## LISTA DE FIGURAS

Figura	Página
1. Esquema para mostrar uma onda transversal, onde A é a amplitude e $\lambda$ é o comprimento .....	14
2. Esquema de uma onda eletromagnética para mostrar o campo elétrico (E), o campo magnético (M), onde C indica o sentido de propagação .....	15
3. Espectro eletromagnético .....	18
4. Comportamento espectral das folhas em duas fases do ciclo da planta .....	21
5. Curvas de reflectância obtidas no horizonte A, para os solos contidos no Quadro 1.	26
6. Curvas de reflectância da água obtidas nos rios Tietê e Piracicaba e no reservatório de Barra Bonita, Estado de São Paulo. Fonte: Adaptada de Steffen et. al (1992)....	30
7. Imagens de uma área no Estado do Rio de Janeiro, obtida nas sete bandas do sensor TM. ....	35
8. Configuração do ambiente SPRING. ....	66
9. Imagem colorida do TM/Landsat, das bandas TM3 (B), TM4 (G) e TM5 (R) e os três componentes solo, sombra e vegetação. ....	69
10. Localização da área de estudo. ....	85
11. Imagem no formato digital do Landsat/TM, correspondente a órbita/ponto 220/76, quadrante C, bandas 3 (B), 4 (G) e 5 (R). ....	86
12. Imagem Landsat/TM recortada com os limites da bacia. ....	90
13. Cartas Planialtimétricas achatadas e recortada com os limites da bacia .....	91

14. Distribuição espacial das diferentes classes de ocupação do solo obtidas através das cartas planialtimétricas. ....	106
15. Distribuição espacial das diferentes classes de ocupação do solo obtidas através da interpretação visual da Imagem Landsat/TM.....	107
16. Imagem Landsat/TM mostrando, em detalhe, áreas com irrigação por pivô central .....	108
17. Classificação não-supervisionada usando como PI o componente solo .....	115
18. Classificação não-supervisionada usando como PI o componente vegetação .....	117
19. Classificação não-supervisionada usando como PI o componente sombra .....	119
20. Classificação não-supervisionada usando como PI os componentes solo e vegetação .....	121
21. Classificação não-supervisionada usando como PI os componentes sombra e vegetação .....	123
22. Classificação não-supervisionada usando como PI os componentes solo e sombra	125
23. Classificação não-supervisionada usando como PI os componentes solo, vegetação e sombra .....	127
24. Classificação não-supervisionada usando como PI a banda 3 do Landsat/TM .....	129
25. Classificação não-supervisionada usando como PI a banda 4 do Landsat/TM .....	131
26. Classificação não-supervisionada na qual se utilizou a banda 5 do Landsat/TM como PI.....	133
27. Classificação não-supervisionada utilizando como PI as bandas 3 e 4 do satélite Landsat/TM .....	135

28. Classificação não-supervisionada utilizando como PI as bandas 4 e 5 do satélite Landsat.....	137
29. Classificação não-supervisionada utilizando como PI as bandas 3 e 5 do satélite Landsat/TM .....	139
30. Classificação não-supervisionada utilizando como PI as bandas 3, 4 e 5 do Landsat/TM .....	141
31. Plano de Informação Rede de Drenagem no formato vetor .....	144
32. Áreas de preservação permanente ao longo da represa, obtidas a partir de informações de drenagem. ....	144
33. Uso do solo nas áreas de preservação permanentes .....	145

## LISTA DE FÓRMULAS

Fórmula	Página
1 Equação representando a reação química obtida na Fotossíntese .....	19
2 Expressão da resposta espectral de um determinado pixel na imagem .....	68
3 Expressão de cálculo da exatidão geral de mapeamento ( $P_0$ ) .....	80
4 Expressão de cálculo da porcentagem de classificação correta (CC%) .....	81
5 Expressão de cálculo da porcentagem de erro de inclusão (EI%) para determinada classe de ocupação do solo .....	81
6 Expressão de cálculo da porcentagem de erro de omissão (EO%) para determinada classe de ocupação do solo .....	81
7 Expressão para determinação do valor Kappa (K) .....	82
8 Expressão de cálculo da exatidão geral de mapeamento ( $P_0$ ) .....	82
9 Expressão de cálculo da proporção de unidades que concordam por casualidade ( $P_c$ ) .....	82
10 Expressão de cálculo da variância do valor Kappa ( $\sigma^2_K$ ) .....	82

**APÊNDICE 1**

Figura	Página
1 Fluxograma da primeira etapa da Pesquisa .....	174
2 Fluxograma de atividades da segunda etapa da Pesquisa .....	175
3 Fluxograma de atividades da terceira etapa da Pesquisa .....	176

## APÊNDICE 2

Quadro	Página
1 Indicadores de Exatidão e Índice Kappa qualificado, derivados da classificação não-supervisionada do componente solo em relação à interpretação visual .....	178
2 Indicadores de Exatidão e Índice Kappa qualificado, derivados da classificação não-supervisionada do componente vegetação em relação à interpretação visual ..	178
3 Indicadores de Exatidão e Índice Kappa qualificado, derivados da classificação não-supervisionada do componente sombra em relação à interpretação visual .....	178
4 Indicadores de Exatidão e Índice Kappa qualificado, derivados da classificação não-supervisionada para a combinação dos componentes solo (S) e vegetação (V) em relação à interpretação visual .....	179
5 Indicadores de Exatidão e Índice Kappa qualificado, derivados da classificação não-supervisionada para a combinação dos componentes vegetação (V) e sombra (Som) em relação à interpretação visual .....	179
6 Indicadores de Exatidão e Índice Kappa qualificado, derivados da classificação não-supervisionada para a combinação dos componentes solo (S) e sombra (Som) em relação à interpretação visual .....	180
7 Indicadores de Exatidão e Índice Kappa qualificado, derivados da classificação não-supervisionada para a combinação dos componentes solo (S), vegetação (V) e sombra (Som) em relação à interpretação visual .....	180

8 Indicadores de Exatidão e Índice Kappa qualificado, derivados da classificação não-supervisionada para a banda 3, do sensor TM, em relação à interpretação visual .....	181
9 Indicadores de Exatidão e Índice Kappa qualificado, derivados da classificação não-supervisionada para a banda 4, do sensor TM, em relação à interpretação visual .....	181
10 Indicadores de Exatidão e Índice Kappa qualificado, derivados da classificação não-supervisionada para a banda 5, do sensor TM, em relação à interpretação visual .....	181
11 Indicadores de Exatidão e Índice Kappa qualificado, derivados da classificação não-supervisionada para a combinação das bandas 3 e 4, do sensor TM, em relação à interpretação visual .....	182
12 Indicadores de Exatidão e Índice Kappa qualificado, derivados da classificação não-supervisionada para a combinação das bandas 4 e 5, do sensor TM, em relação à interpretação visual .....	182
13 Indicadores de Exatidão e Índice Kappa qualificado, derivados da classificação não-supervisionada para a combinação das bandas 3 e 5, do sensor TM, em relação à interpretação visual .....	183
14 Indicadores de Exatidão e Índice Kappa qualificado, derivados da classificação não-supervisionada para a combinação das bandas 3, 4 e 5, do sensor TM, em relação à interpretação visual .....	183



**APÊNDICE 3**

Programa em LEGAL	Página
1 Programa em LEGAL para recorte de Imagem a partir de Plano de Informação Temático .....	185
2 Programa em LEGAL para Cruzamento entre informações de Buffer e Mapa Temático de Uso do Solo .....	186

## **1 RESUMO**

Este trabalho, tendo o objetivo principal de estudar as agressões antrópicas a uma bacia experimental da Represa de Jurumirim, região de importância agrícola para o Estado de São Paulo, foi dividido em três fases.

A primeira fase objetivou reconhecer as mudanças temporais significativas no uso do solo entre os anos de 1965 a 1999. Na segunda fase procurou-se realizar uma análise comparativa, através de matrizes de erro, entre os resultados da interpretação visual e os obtidos através de várias técnicas da classificação digital não-supervisionada, visando selecionar a melhor técnica de tratamento de dados digitais.

Na terceira fase objetivou-se delimitar a mata ciliar que deveria existir às margens dos rios, correspondente a Legislação Florestal, e comparar com a que é encontrada na área atualmente.

Para tanto, foram utilizados dados do satélite Landsat no formato digital. Além destes dados, foram empregadas cartas planialtimétricas, confeccionadas a partir de fotografias aéreas de 1965, para a elaboração do mapa de ocupação do solo da bacia, bem

como para a obtenção dos dados da rede de drenagem e registro da imagem.

Os mapas de ocupação do solo obtidos a partir da interpretação visual e aqueles obtidos pela classificação não-supervisionada, além do mapa da mata ciliar, foram elaborados através do sistema de informação geográfica SPRING.

De acordo com os resultados obtidos na pesquisa, chegou-se às seguintes conclusões: - o uso do solo na Bacia em 1999, pelo processo de interpretação visual, mostrou que todas as classes de ocupação do solo apresentaram mudanças significativas de áreas em relação aos dados de 1965, onde as áreas com água, campo, cerrado e culturas anuais sofreram redução em detrimento ao aumento de áreas com cultura perene, semiperene, pastagem, loteamento, várzea e mata; - o desempenho das técnicas de classificação não-supervisionada, obtidas na segunda etapa do trabalho, foi muito semelhante. Porém, pela regra de decisão de Landis & Koch (1977), obteve-se os melhores resultados de classificação quando se utilizou as combinações das bandas TM3 e TM4; TM3 e TM5 e as três bandas (TM3, TM4 e TM5) conjuntamente, qualificando-as como boa, segundo o índice Kappa; - quanto à terceira fase da pesquisa, constatou-se que apenas 29,62% da área que deveria ser de preservação permanente é constituída por mata ciliar, e a classe de maior expressividade foi a pastagem, ocupando 30,41% da área total de preservação.

Apesar do esquema de classificação adotado nesta pesquisa ter fornecido resultados com baixo desempenho, pode-se concluir que esses resultados podem ser melhorados através da função implementada no SPRING, denominada Edição Matricial. Entretanto, o tempo gasto para corrigir os erros de classificação será menor para os três melhores resultados de classificação, citados acima.

REMOTE SENSING AND GEOPROCESSING APPLIED TO THE TEMPORARY STUDY OF THE LAND USE AND IN THE COMPARISON AMONG CLASSIFICATION UNSUPERVISED AND VISUAL ANALYSIS. Botucatu, 2001. Dissertação (Mestrado em Agronomia/Energia na Agricultura) - Faculdade de Ciências Agronômicas, Universidade Estadual Paulista.

Author: RENATA CILENE DAINESE

Advisers: DR. SÉRGIO CAMPOS

DR. MAURÍCIO ALVES MOREIRA

## **2 SUMMARY**

This study aimed to analyze the human induced impacts in an experimental watershed of the Jurumirim Reservoir. The watershed is located in an important agricultural region of the São Paulo State. The study was conducted in three distinct phases.

During the first phase, the main temporal changes in the land use, in the period between 1965 and 1999, were recognized. In the second phase, it was conducted a comparative analysis by means of error matrixes between the visual interpretation results and those obtained from several techniques through unsupervised digital image processing. This procedure was employed in order to select the most suitable technique for image classification in the study area.

The third step comprised the identification of the areas along the streams that should be untouched to protect riparian forests, according to the Forestry Code. Those areas were compared to the actual riparian forests.

The database encompassed Landsat imagery data and topographic maps based on aerial photographs from 1965, which allowed obtaining land use, hydrographic data and image register.

Land use map through visual interpretation and that obtained through unsupervised classification and, riparian forest map were elaborated through SPRING Geographical Information System.

The obtained results allowed concluding that: - all land use classes on the watershed in 1999, obtained through visual interpretation, presented significant changes in area in relation to data from 1965. Areas of water, field, typical savanna and annual cultures were reduced in favor of increasing in perennial and semi-perennial cultures, pasture, parcels, wetland and forest; - the performance of unsupervised classification techniques was very similar. However, according to decision rule proposed by Landis & Koch (1977), the best results were obtained when was employed a combination of the bands TM3 and TM4; TM3 and TM5 and three bands (TM3, TM4 and TM5) simultaneously, qualifying as good, according to Kappa Index of Agreement; - in relation to the third phase, it was observed that only 29,62% of the area, which should be of permanent preservation, are occupied by riparian forest and that the most representative land use class was the pastureland, which occupies 30,41% of the total preservational area.

In spite of the adopted classification scheme in this research had allowed results with low performance, independent of the product employed, it is possible to conclude that these results can be improved through the implemented function in the SPRING software, called Matricial Edition. However, the time necessary to improve the classification will be less for the three best results of the classification.

### **3 INTRODUÇÃO**

Cultivar o solo para produzir alimentos, a suprir as necessidades do ser humano, é uma condição que não pode ser substituída por formas alternativas, a não ser alguns tipos de cultivos como as hortaliças, que têm sido produzidas no sistema hidropônico. Entretanto, este tipo de cultivo não substitui a produção de grandes quantidades de alimentos, principalmente aqueles considerados básicos para a sobrevivência do homem, como: o arroz, o feijão, a batata, etc.

Por outro lado, a maneira como o homem tem interferido no meio ambiente para produzir alimentos sempre foi agressiva. As conseqüências desta agressão, sem planejamento, têm provocado muitos transtornos, tais como: assoreamento de barragens, empobrecimento dos solos pela erosão laminar, inundações provocadas pela diminuição dos leitos dos rios e mudanças climáticas, dentre outras.

Nos últimos anos, o homem tem sentido que depende cada vez mais de um convívio harmonioso com a natureza, pois dela depende, em última análise, a vida do ser humano na Terra. Este reconhecimento impõe ao homem a necessidade de um planejamento

racional do uso do meio ambiente. Como fruto desta conscientização, o homem tem procurado adquirir conhecimentos sobre o meio em que vive e desenvolver tecnologias que possam tratar as entidades ambientais, dentro de critérios de preservação do solo.

A disponibilidade de informações confiáveis sobre os tipos de culturas instaladas, área plantada e distribuição espacial, dentro de uma determinada região, são fundamentais na tomada de decisões para o planejamento e a definição de prioridades. As medidas adotadas para o planejamento do uso do solo são baseadas em informações fragmentadas de pesquisas realizadas em pontos isolados. Essas medidas, apesar de serem fragmentadas, foram desenvolvidas dentro de critérios embasados nos conhecimentos científicos dos solos, que o homem adquiriu através dos tempos. O grande problema, no entanto, reside na falta de conhecimento do ambiente como um todo, para que as intervenções dos técnicos sejam objetivas e eficientes. Dentro deste ponto de vista, os métodos tradicionais de monitoramento de bacias hidrográficas demonstram ser ineficientes e onerosos.

Para se ter esta visão geral do uso do solo, o emprego de dados coletados por sistemas sensores orbitais tem mostrado ser uma ferramenta muito valiosa para auxiliar o homem a obter informações do uso e ocupação do solo em grandes áreas na superfície terrestre. Segundo Padilha & Kurkdjian (1996), os produtos de sensoriamento remoto, tanto imagens orbitais quanto fotografias aéreas, são de extrema necessidade para analisar o processo de planejamento e reestruturação do ambiente. Antes de Padilha & Kurkdjian (1996), Loch & Kirchner (1988), já haviam afirmado que os produtos de sensoriamento remoto permitem a identificação de origens e características dos agentes modificadores do espaço, além de permitirem o mapeamento e a verificação da extensão e da intensidade das alterações provocadas pelo homem.

Com o avanço dos sistemas de informações geográficas (SIGs), nos últimos anos, o emprego de dados orbitais para mapeamento do uso do solo, foi bastante beneficiado, porque o tempo gasto na análise destes dados foi sensivelmente reduzido. Além disso, novas metodologias mais eficazes, com outros tipos de informações (cartográficas e dados de campo) que permitem gerar banco de dados georreferenciados e integrar diferentes tipos de informações, têm proporcionado resultados muito mais precisos, quando comparados àqueles simplesmente pela interpretação visual de dados orbitais.

Embora o sensoriamento remoto tenha sido desenvolvido para mapeamento de grandes áreas da superfície da Terra, o seu emprego para solucionar problemas ao nível de município ou mesmo de bacias hidrográficas, tem tido muito interesse pelos usuários de dados orbitais, principalmente devido à disponibilidade de informações e a facilidade de realizar o levantamento de campo para dirimir dúvidas de interpretação e para coleta de dados cadastrais.

Dentro deste contexto, o trabalho foi dividido em três fases. A primeira fase objetivou reconhecer as mudanças temporais significativas no uso do solo entre os anos de 1965 a 1999, numa bacia experimental da Represa de Jurumirim, região de importância agrícola para o Estado de São Paulo. Na segunda fase procurou-se realizar uma análise comparativa, através de matrizes de erro, entre os resultados da interpretação visual e aqueles obtidos pelo emprego de várias técnicas da classificação digital não-supervisionada, no intuito de selecionar a melhor técnica de tratamento dos dados digitais. E, finalmente, a última fase objetivou observar a agressão ao meio ambiente na bacia em estudo, delimitando a mata ciliar que deveria existir às margens dos rios, correspondente a Legislação Florestal, e comparar com a que é encontrada na área atualmente.



## **4 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA**

### **4.1 Importância do planejamento do Uso do Solo**

A exploração da terra para produzir alimentos para o sustento do homem, quase sempre foi de forma desordenada e sem planejamento. Como consequência desta forma predatória de exploração do solo, na literatura, são citados inúmeros casos de empobrecimento do solo por erosão intensa, assoreamento de cursos d'água, desertificação, entre outros.

A partir do momento em que o homem começou a associar estes fatores com o mau uso do solo, surgiu o interesse em entender as causas destas catástrofes e ao mesmo tempo a se pensar numa forma planejada de proteger o solo, bem como sua capacidade produtiva. Desta forma, o planejamento do uso do solo pode ser entendido como um conjunto de técnicas que, quando aplicadas corretamente, protegem o solo, prolongando, assim, o seu potencial produtivo.

O planejamento adequado de utilização das terras para fins agropastoris, necessita de manifestação de informações básicas que, segundo Gomes et al. (1993), são fundamentais para prolongar a capacidade produtiva dos solos, principalmente, em regiões com limitações severas quanto à utilização de seus recursos naturais.

Segundo Iwasa & Prandini (1980), a forma de manejo do solo contribui muito para alterar o relevo do terreno. De acordo com os autores, devido ao mau uso do solo, a erosão, depois de certo tempo, reflete nas condições intrínsecas da área, como a geologia, a geomorfologia, o regime hidrológico das bacias hidrográficas, que certamente refletirá no clima local.

Embora existam métodos eficazes de manejo do solo, o que se constata na prática é que poucos têm sido efetivamente adotados pelos agricultores. Uma das razões dessa baixa aceitabilidade é a restrição que os técnicos, que atuam na extensão, têm em observar as bacias hidrográficas como um todo. Neste caso, fica difícil prever com segurança os efeitos do mau uso do solo por um determinado agricultor dentro do universo da bacia hidrográfica.

Segundo Rosa (1993), realizar o levantamento do uso e ocupação do solo é um dos objetivos do programa de sensoriamento remoto orbital. Os sensores orbitais são ferramentas poderosas que permitem a aquisição de dados de forma global, confiável, rápida e repetitiva da área de interesse.

Para Rodrigues (2000), a análise do uso e cobertura do solo, através de informações obtidas pelo sensoriamento remoto, é de grande utilidade ao planejamento e administração da ocupação ordenada e racional do meio físico, além de possibilitar avaliar e monitorar a preservação de áreas de vegetação natural. Segundo a autora, o sensoriamento

remoto é uma ferramenta de grande valia para auxiliar o homem na caracterização do meio físico, biótico e de áreas submetidas ao processo de antropismo.

Valente (1996) mostrou a utilidade das técnicas de sensoriamento remoto e dos sistemas de informações geográficas na determinação de ocupação do solo na região metropolitana de Porto Alegre. Neste estudo, ficou evidenciada a importância do uso de dados multiespectrais e temporais para atualização dos mapas existentes de cobertura vegetal e de uso da terra.

Vários estudos têm sido realizados com o objetivo de monitorar a vegetação através de dados multiespectrais e temporais (Rodrigues, 2000). Dentre eles, destacam-se os estudos realizados por Shimabukuro et al. (1997), sobre a cobertura vegetal do Estado de São Paulo e Rodrigues Yi (1997) no mapeamento e monitoramento da vegetação no Estado do Mato Grosso.

## **4.2 Sensoriamento remoto**

O termo sensoriamento remoto foi introduzido a partir de 1960, ampliando a abrangência da capacidade das, já bem difundidas, fotografias aéreas. Segundo Novo (1999), sensoriamento remoto pode ser definido como a aquisição de informação sobre um objeto a partir de medidas feitas por um sensor que não se encontra em contato físico direto com ele. As informações sobre o objeto, neste caso, são derivadas da detecção e mensuração das modificações que ele impõe sobre os campos de força que o cercam. Estes campos de força podem ser eletromagnéticos, acústicos ou potenciais.

Os geólogos preferem uma definição mais ampla, com relação aos fenômenos físicos observados, incluindo, além da radiação eletromagnética, os campos magnéticos e gravimétricos naturais.

Os agrônomos, oceanógrafos e geógrafos preferem restringi-la apenas à radiação eletromagnética. Neste contexto, o sensoriamento remoto mede as taxas energéticas entre aqueles fenômenos ou objetos e o meio ambiente. Essas trocas manifestam-se, basicamente, por emissão ou modificações na radiação eletromagnética e perturbações nos seus campos naturais.

Em geral, os sensores são sistemas ópticos-eletrônicos capazes de detectar e registrar, sob a forma de imagens, o fluxo de energia radiante que é refletido ou emitido por objetos da superfície terrestre. Em síntese, pode-se dizer que o sensoriamento remoto é um conjunto de técnicas que permite definir um determinado alvo à distância sem tocá-lo. O procedimento é feito através da análise da radiação eletromagnética (REM) refletida ou emitida por este alvo em determinadas faixas espectrais do espectro eletromagnético.

Os alvos, naturais ou artificiais, refletem ou emitem a REM de modo peculiar o que permite desta forma sua identificação. Este fato peculiar de refletir ou emitir a REM é denominado de assinatura espectral ou comportamento espectral (Steffen et al., 1995).

A energia refletida ou emitida por um determinado objeto na superfície é registrada pelos sensores que operam em certas faixas espectrais do espectro eletromagnético, como a região do visível, do infravermelho próximo, médio e distante, etc. Estes sensores podem registrar estas informações em condições de campo, aerotransportados ou colocados em plataformas orbitais. Quando colocado em plataformas orbitais, como é o caso do satélite Landsat, os dados coletados apresentam algumas vantagens em relação

àqueles coletados no campo ou aerotransportados. Os sensores orbitais permitem realizar um imageamento sinóptico (visão ampla da área imageada) e periódico. Além disso, a energia refletida ou emitida pelo alvo, pode ser gravada em diferentes faixas espectrais, permitindo assim, fazer uma análise do comportamento espectral em diferentes bandas do espectro eletromagnético.

Com o surgimento de novos sensores, como é o caso do "Thematic Mapper" (TM) do Landsat ou HRV do SPOT, proporcionando imagens com resolução espacial cada vez melhor, aliada com novas técnicas computacionais de extração de informações de dados na forma digital, ampliou sua aplicabilidade a diversas áreas do conhecimento, tais como: levantamento de recursos ambientais, geologia, agricultura, florestas, urbanismo, entre outras.

A periodicidade na coleta de informações de alvos na superfície terrestre, através dos sensores orbitais, é talvez a principal contribuição do sensoriamento remoto para monitorar os recursos naturais renováveis e não renováveis. Como exemplo, os dados do sensor TM do Landsat têm contribuído de forma relevante no monitoramento de áreas desmatadas na Amazônia Legal, por ser periódico, fazendo com que o custo deste projeto seja sensivelmente menor quando comparado, por exemplo, a um projeto baseado em fotografias aéreas. Além disso, o critério de periodicidade pode ser utilizado para estudos de desertificação e prevenção de desastres naturais.

Toda metodologia de sensoriamento remoto, independente do nível de aquisição dos dados (campo, aerotransportado ou orbital), fundamenta-se na porção refletida ou emitida da energia eletromagnética. Por esta razão, no próximo item será abordado, de

maneira sucinta, a energia eletromagnética e sua interação com a vegetação, o solo e a água que são os principais alvos que compõem uma cena imageada.

### **4.3 Radiação Solar**

A radiação solar, além de ser a principal fonte de energia para a vida no planeta Terra, participando de todos os processos físico-químicos e biológicos, é a fonte de energia para os sensores passivos em sensoriamento remoto (Moreira, 2000).

O sol é considerado uma estrela de quinta grandeza, constituído por uma massa gasosa, contendo aproximadamente 71% de hidrogênio e 26% de hélio. Devido à pressão exercida pela sua massa colossal, a temperatura no centro solar chega a  $40 \times 10^6$  K, promovendo o desencadeamento de reações nucleares, as quais provocam a fusão de núcleos de hidrogênio em núcleos de hélio, com perda de massa que é compensada por emissão de energia. Essa reação que ocorre no núcleo do átomo de hidrogênio é denominada de "radiação".

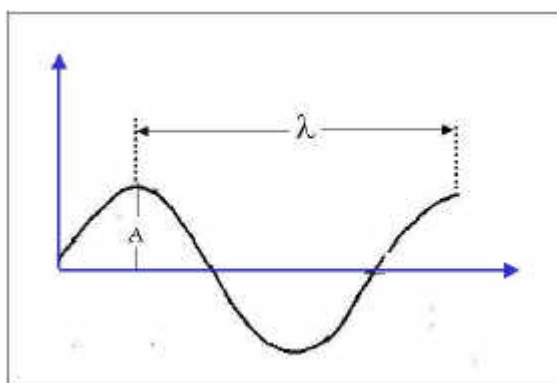
A radiação solar apresenta propriedades de ondas e de partículas discretas (fótons), ou seja, ora a radiação solar é melhor explicada como ondas eletromagnéticas e ora como partículas discretas. Esse comportamento dual da radiação solar deu origem a duas teorias para esclarecer sua natureza: teoria corpuscular e a teoria ondulatória.

De acordo com Albert Einstein (1905), a energia é emitida em forma de quantum num determinado instante e também se propaga como quantas individuais - teoria corpuscular.

A teoria ondulatória postula que a radiação solar se propaga em linha reta, através de um campo eletromagnético, em movimento ondulatório. Admite-se ser o movimento ondulatório, porque todas as propriedades que foram observadas nos estudos de ondas também se aplicam às ondas eletromagnéticas e, por conseguinte, à radiação solar.

Ondas são perturbações periódicas ou oscilações de partículas ou do espaço, por meio das quais, muitas formas de energia propagam-se a partir de suas fontes. Na onda cada partícula do meio oscila, apenas, em torno de sua posição de equilíbrio. As ondas propagam somente energia, que é transferida através de átomos e moléculas da matéria.

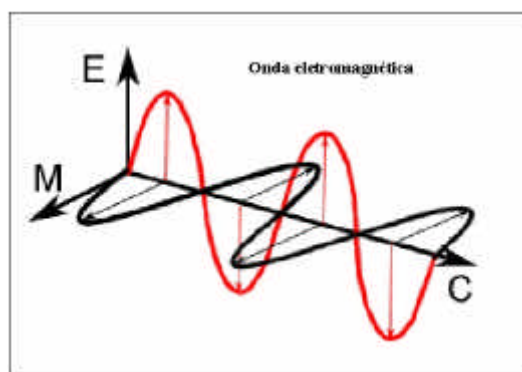
De modo geral, as ondas necessitam de um meio material para se propagar, exceto as ondas eletromagnéticas que se propagam no vácuo. As ondas possuem uma frequência e um comprimento. A frequência corresponde ao número de ondas que passam por um ponto do espaço num determinado intervalo de tempo, ou seja, o número de oscilações da onda por unidade de tempo em relação a um ponto. A frequência é geralmente expressa em ciclos por segundo ou Hertz. O comprimento de onda indica a distância entre dois pontos semelhantes de onda, dado em metros (Figura 1).



**Figura 1.** Esquema para mostrar uma onda transversal, onde  $A$  é a amplitude e  $\lambda$  é o comprimento. FONTE: Moreira (2000).

### 4.3.1 Ondas eletromagnéticas

No início do século Oersted & Maxwell provaram, em seus experimentos, que entre duas cargas elétricas em movimento existe o campo elétrico e o magnético, onde um pode criar o outro, assim a perturbação destas cargas elétricas gera uma onda eletromagnética (Figura 2).



**Figura 2.** Esquema de uma onda eletromagnética para mostrar o campo elétrico (E), o campo magnético (M), onde (C) indica o sentido de propagação. FONTE: Moreira (2000).

A faixa de comprimento de onda ou frequência em que se pode encontrar a energia eletromagnética é ilimitada. Com a tecnologia atualmente disponível, pode-se gerar ou detectar a energia eletromagnética numa extensa faixa de frequência, que se estende de 1 a 1024 Hz, ou comprimentos de onda na faixa de 108 metros a 0.01A.

Este espectro é subdividido em faixas, representando regiões que possuem características peculiares em termos dos processos físicos, geradores de energia em cada faixa, ou dos mecanismos físicos de detecção desta energia.



As diferentes energias eletromagnéticas receberam denominações que são de natureza histórica ou decorrentes dos processos utilizados na sua produção ou determinação (Steffen et al.,1996):

**Radiação Gama:** é emitida por materiais radioativos e pelo sol. Possui alta frequência, por isso é muito penetrante (alta energia). Na prática tem aplicações na medicina (radioterapia) e em processos industriais, principalmente na conservação de alimentos.

**Raios X:** Os raios X surgem do interior da eletrosfera do átomo, por rearranjos eletrônicos. Muito usado para fazer radiografias e em estudos de estruturas cristalinas de sólidos. Os raios X provenientes do sol são absorvidos pelos gases na alta atmosfera.

**Radiação Ultravioleta (UV):** é a radiação compreendida na faixa espectral de 0,01 a 0,38  $\mu\text{m}$ . Esta radiação é produzida em grande proporção durante as reações nucleares no sol. Entretanto, ao atingir o topo da atmosfera terrestre ela é quase totalmente absorvida pelo gás Ozônio ( $\text{O}_3$ ). O espectro do UV é dividido em três bandas: a) UV próximo (0,3 a 0,38 $\mu\text{m}$ ); b) UV distante (0,2 a 0,3 $\mu\text{m}$ ) e c) UV máximo (0,1 a 0,2 $\mu\text{m}$ ). Películas fotográficas são mais sensíveis à radiação ultravioleta, que a luz visível. É usada para a detecção de minerais por luminescência e poluição marinha. A forte atenuação atmosférica nesta faixa espectral apresenta-se como um grande obstáculo na sua utilização.

**Radiação Visível (LUZ):** é o conjunto de radiações eletromagnéticas compreendidas entre os comprimentos de ondas de 0,39 $\mu\text{m}$  a 0,70 $\mu\text{m}$ . As radiações contidas nesta faixa de comprimento de onda, ao incidir no sistema visual humano, são capazes de provocar uma sensação de cor.

Quando se decompõe a luz branca, por um processo qualquer, o que se observa é que uma cor é composta por vários comprimentos de ondas (diferentes frequências) e que a transição de uma cor para outra não é abrupta. Assim, o que nosso cérebro identifica como cor azul é toda radiação compreendida entre 0,39 a 0,50  $\mu\text{m}$ .

O fato do ser humano enxergar cores está ligado aos estímulos do cérebro, que utiliza este recurso para diferenciar uma onda da outra, ou melhor, uma frequência da outra. Assim a vermelha possui uma frequência diferente da violeta.

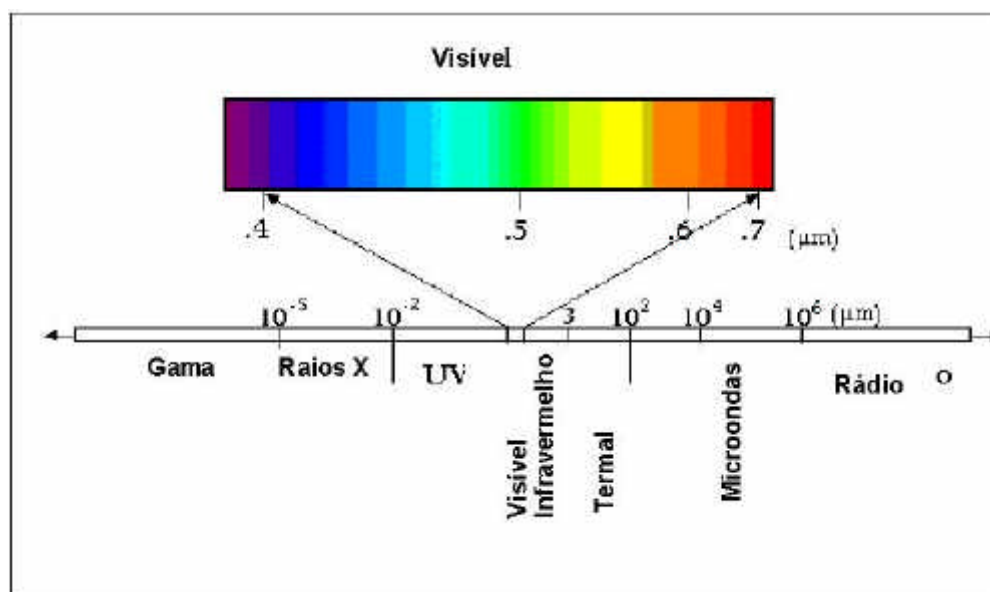
**Radiação Infravermelha (IV):** é a radiação eletromagnética com comprimento de onda entre 0,7 a 1000  $\mu\text{m}$ . Situa-se no espectro eletromagnético entre a luz vermelha e as microondas. Às vezes, é chamada de radiação térmica. Esta radiação é dividida em três faixas espectrais: IV próximo (0,7 a 1,1  $\mu\text{m}$ ), IV médio (1,1 a 3,0  $\mu\text{m}$ ) e IV distante (3,0 a 1000  $\mu\text{m}$ ).

**Microondas:** são radiações eletromagnéticas que se estendem pela região do espectro de 14,0  $\mu\text{m}$  até cerca de  $1 \times 10^{-6}$   $\mu\text{m}$  (1 m). Esta radiação é mais comumente referenciada em termos de Hertz e seus múltiplos. Neste caso ela está compreendida entre 300GHz a 300 MHz. Nesta faixa de comprimentos de onda podem-se construir dispositivos capazes de produzir feixes de radiação eletromagnética altamente concentrados, chamados radares. Pouca atenuação pela atmosfera, ou nuvens, propicia um excelente meio para uso de sensores de microondas em qualquer condição de tempo.

**Ondas de Rádio:** é o conjunto de radiação de frequência menor que 300 MHz (comprimento de onda maior que 1m). Possuem baixas frequências e grandes comprimentos de onda. As ondas eletromagnéticas nesta faixa são utilizadas para comunicação a longa distância, pois além de serem pouco atenuadas pela atmosfera, são

refletidas pela ionosfera, propiciando uma propagação de longo alcance. Estas ondas são utilizadas principalmente em telecomunicação e radiodifusão.

O conjunto de todas estas radiações forma o espectro eletromagnético, que nada mais é do que a ordenação destas radiações em função do comprimento de onda e da frequência (Figura 3).



**Figura 3.** Espectro eletromagnético. FONTE: Adaptada de Steffen (1995)

### 4.3.2 Interação da radiação solar com a vegetação

O dossel vegetativo, assim chamado, é caracterizado pelos seus componentes, sua organização e sua estrutura, os quais afetam diretamente as interações com a energia solar (Assunção, 1989; Colwell, 1974).

A interação da radiação solar com a vegetação é mais significativa através das folhas, as quais são os principais componentes da planta, onde se realiza a

fotossíntese, responsável pela conversão da energia solar em energia química para a produção de carboidratos. A arquitetura da folha e a planta estão adaptadas para aproveitar melhor a radiação solar para o processo de fotossíntese (Moreira, 1997).

A fotossíntese nada mais é do que o processo através do qual as plantas verdes produzem carboidratos (açúcares) a partir da água (absorvida na maior parte pelo sistema radicular) e o CO<sub>2</sub> absorvido da atmosfera, mediado pela radiação fotossinteticamente ativa absorvida (RFAAb), ou seja, radiação solar de comprimento de onda entre 400 a 700 nm, também denominada de luz visível. A fotossíntese pode ser expressa pela seguinte equação:



O açúcar, sintetizado no processo de fotossíntese, é usado de diversas maneiras pela planta. Nas células, as moléculas de açúcar, na presença do oxigênio, são decompostas em outros compostos menores, liberando a energia que a planta necessita para viver. Pela ação das enzimas, o excesso de fotossimilados é convertido em amido, o qual é armazenado nas raízes, caule, folhas e frutos para uso futuro.

A parte refletida do fluxo radiante incidente na superfície do dossel resulta da interação da radiação solar com as diversas camadas ou extratos da vegetação e do solo (Bauer, 1975). Entretanto, essas interações são melhor entendidas pelas propriedades ópticas da folha, por ser o principal componente da vegetação (Vane & Goetz, 1988).

Na região do visível do espectro eletromagnético, a radiação fotossinteticamente ativa ou "Photosynthetically Active Radiation" (PAR), que incide sobre a

vegetação, é absorvida pelos pigmentos fotossintetizantes no mesófilo foliar. Os pigmentos que ocorrem em maior parte são as clorofilas a e b e, em menor parte, os carotenóides, as xantofilas e as antocianinas (Knippling, 1970). Nesta região a reflectância apresenta um pico em torno de  $0,53 \mu\text{m}$  (Bauer, 1975).

Em contraste, na região do infravermelho próximo do espectro eletromagnético, verifica-se que a energia é fortemente refletida e transmitida pelas folhas, devido às discontinuidades do índice de refração na estrutura do mesófilo foliar (Gausman, 1974).

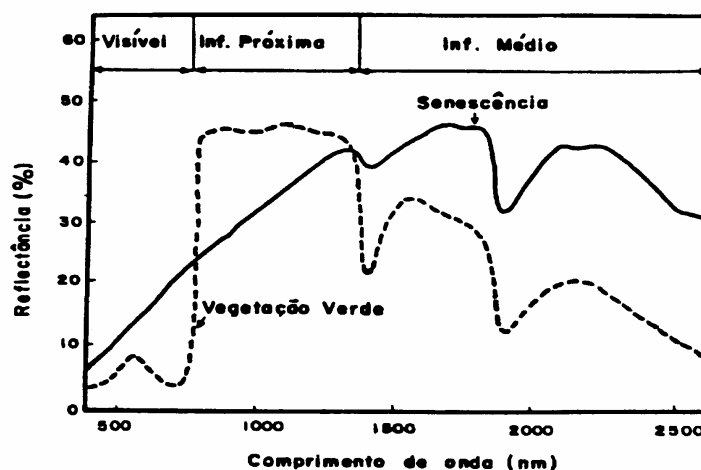
Colwell (1974) destaca três componentes que são inerentes ao entendimento da resposta espectral do dossel: planta, solo e sombra. Estes componentes, aliados a outros fatores característicos do momento de obtenção de uma cena por um sensor, como ângulos (zenital, azimutal e visada), disposições (orientação de fileiras, sazonalidade, relevo), percentagens (vegetação/solo) e componentes (estruturas, teor de umidade, composições), são de suma importância para a análise da resposta espectral de uma área ou alvo agrícola e florestal.

#### **4.3.2.1 Principais fatores que afetam as propriedades ópticas da folha**

Nas faixas do vermelho e infravermelho próximo do espectro eletromagnético o processo de interação da energia solar com a planta realiza-se, principalmente, através das folhas. Portanto, modificações que aconteçam com as folhas, provavelmente, refletirão no seu comportamento espectral.

Guyot (1990) enfatiza que, na região do infravermelho próximo, a reflectância (energia refletida) é afetada pela estrutura anatômica das folhas, ou seja, depende dos extratos celulares, tamanho das células e espessura do mesófilo.

Ao longo do desenvolvimento e crescimento da planta ocorre uma evidente diferenciação na reflectância (Moreira, 1997). Esta diferenciação é destacada na Figura 4, que mostra as propriedades espectrais de folhas em duas fases distintas do ciclo da planta.



**Figura 4.** Comportamento espectral das folhas em duas fases do ciclo da planta.

FONTE: Guyot (1990), p. 27.

A água é outro fator que contribui para a mudança da reflectância das folhas. Ela influencia em comprimentos de onda compreendidos entre 1,3 a 2,5  $\mu\text{m}$  do espectro eletromagnético. Nesta região existem dois picos de máxima absorção da energia solar pelas folhas, próximo de 1,4  $\mu\text{m}$  e 1,9  $\mu\text{m}$  (Figura 4). A influência da água na reflectância da folha, em comprimentos de onda abaixo de 1,3  $\mu\text{m}$ , tem recebido pouca

atenção (Bowman, 1989; Carter, 1991). Nesta faixa de comprimento de onda, o efeito da água na reflectância da folha é indireto, porque não pode ser explicado apenas pela propriedade absorvitiva da água, mas pelas influências de outros componentes da folha, como os pigmentos. Bauer et al. (1980) e Ripple (1985) comentam que este efeito é devido às variações na concentração de clorofila e desarranjos nas estruturas internas das folhas. Carter (1991) denomina este efeito como secundário.

Bauer et al. (1980) comentam que as mudanças na reflectância nas regiões do visível e infravermelho próximo, não são substanciais enquanto o turgor das folhas apresentar conteúdo de água superior a 75%, caso contrário, existe mudança no seu comportamento. Outro fator que afeta a reflectância da folha é a ausência ou deficiência de nutrientes no solo, que tem uma relação direta com o estado nutricional da planta, sendo indispensável ao seu bom desenvolvimento. Desta maneira, existindo deficiência nutricional para a planta, com certeza, esta terá significativamente afetado sua constituição e, conseqüentemente, suas propriedades ópticas foliares (Moreira, 1997).

Bauer et al. (1981) encontraram diferenças na reflectância de dosséis de milho e trigo, quando submetidos a diferentes níveis de disponibilidade de água e diferentes níveis de adubação nitrogenada. Segundo os autores, as deficiências destes dois parâmetros reduziram as concentrações de clorofila nas folhas, o índice de área foliar, a percentagem de cobertura do terreno e o conteúdo de água nas folhas, causando um aumento da reflectância nas regiões do visível e infravermelho médio e decréscimo na região do infravermelho próximo do espectro eletromagnético.

Al-Abbas et al. (1974) concluíram, após compararem características espectrais de folhas saudáveis de milho com folhas deficientes em nitrogênio, fósforo,

potássio, enxofre, magnésio e cálcio, que essa deficiência nutricional causou redução na concentração de clorofila e na absorção da radiação nos comprimentos de onda 0,53 e 0,64  $\mu\text{m}$ . Horler et al. (1980, 1983) explicam, em termos bioquímicos, que esta redução e mudança no comportamento espectral, em função da deficiência nutricional, é porque esses elementos ou fazem parte da estrutura da clorofila ou participam na síntese de enzimas e/ou transporte de energia durante a fotossíntese.

Em plantas cujas folhas apresentam deficiência em fósforo e cálcio, a absorção da energia no infravermelho próximo é menor do que as folhas sem deficiência. Já em plantas deficientes em enxofre, magnésio, potássio e nitrogênio, a absorção é maior do que em folhas normais (Bauer, 1975).

Além dos fatores mencionados acima, existem outros aspectos como espécies, variedades, incidência de pragas e doenças, que, certamente, poderão afetar a energia refletida pelo dossel.

#### **4.3.3 Interação da radiação solar com o solo**

Do ponto de vista agrícola, o solo pode ser entendido como sendo uma mistura de minerais e orgânicos da superfície da Terra, que serve de ambiente para o crescimento das plantas.

Uma das ferramentas utilizadas para se fazer o levantamento e reconhecimento dos solos é o sensoriamento remoto. A grande vantagem do uso de sensoriamento remoto orbital é que essas informações são obtidas periodicamente, de modo que constantemente pode-se fazer uma adequação dos resultados obtidos em datas anteriores.



Outra vantagem na utilização de dados coletados por sensores remotos orbitais diz respeito à visão ampla da área de estudo, à disponibilidade de informações periódicas para o acompanhamento e planejamento adequado do uso do solo e ao acompanhamento de áreas de difícil acesso.

No sensoriamento remoto, o conhecimento da textura do horizonte, que se encontra na superfície, é importante porque, dependendo da sua granulometria, a radiação eletromagnética pode interagir com os constituintes do solo em maior ou menor intensidade. Por exemplo, se um solo apresenta, no seu horizonte superficial, uma composição de 80% de areia, 10% de silte e 10% de argila, ele é dito arenoso. Nesta situação, muito provavelmente, o solo apresenta uma alta refletividade, ou seja, grande parte da energia incidente sobre ele é refletida. Esta energia, quando captada por algum sistema sensor e transformada em produtos que possam ser analisados por métodos visuais ou automáticos, apresentará tons de cinza mais claros, em relação a outros solos mais argilosos ou com maior quantidade de matéria orgânica (Moreira, 2000).

Conhecendo as relações entre textura e as propriedades do solo e as relações entre textura e comportamento espectral, é possível inferir muitas propriedades do solo com base apenas na análise dos dados remotamente sensoriados (Epiphânio et al., 1992). Nesta situação, por exemplo, é possível inferir algumas características do solo como: bem drenado, baixos teores de matéria orgânica, etc.

Os parâmetros do solo que influenciam na radiação refletida da superfície são vários, porém a literatura cita como mais importantes: óxidos de ferro, a umidade, a matéria orgânica, granulometria, mineralogia da argila e material de origem (Epiphânio et al., 1992; Moreira, 2000). Além desses fatores, são citados: a cor do solo, a

capacidade de troca catiônica, as condições de drenagem interna do solo, temperatura, localização, etc.

A rigor, o efeito na quantidade de energia refletida por um determinado tipo de solo é função de todos esses fatores que, eventualmente, se encontram no solo. Em determinadas condições a influência de um parâmetro, na energia refletida pelo solo, sobrepuja a dos outros, resultando, assim, num espectro característico daquele parâmetro (Epiphânio, 1992).

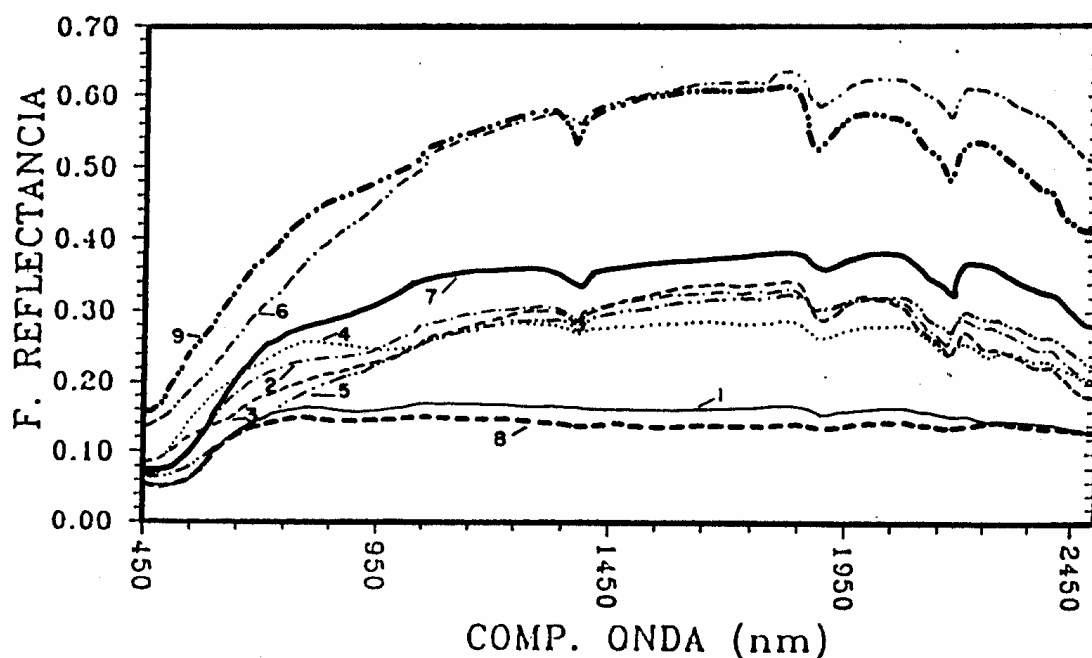
Segundo ainda Epiphânio et al. (1992), os óxidos de ferro, dependendo do tipo e a quantidade relativa, influenciam a cor dos solos, isto é, dão aos solos a cor correspondente ao óxido. Por exemplo, solos que contêm quantidades apreciáveis de limnita ( $\text{Fe}_2\text{O}_3 \cdot 3\text{H}_2\text{O}$ ) apresentam coloração amarela-clara, porque é a cor manifestada pela limnita. Solos ricos em hematita ( $\text{Fe}_2\text{O}_3$ ) são de coloração vermelha, devido à cor da hematita, etc.

No contexto de sensoriamento remoto, a reflectância espectral de solos pode ser usada como um critério importante na identificação de solos que contêm diferentes óxidos de ferro. Em geral, os óxidos de ferro absorvem mais a energia eletromagnética da região do infravermelho próximo (com pico máximo de absorção em torno de 900 nm). A quantidade de energia absorvida depende da quantidade do óxido de ferro. Assim, solos contendo maiores teores de óxidos de ferro, como os Latossolo Ferrífero e os Latossolo Roxo, os espectros de energia refletida por estes solos, principalmente, na região do infravermelho próximo, são bastante atenuados em razão da presença do óxido de ferro, que sobrepuja ao demais parâmetros do solo.

**Quadro 1.** Classes de solo do Estado de São Paulo e porcentagem de Óxido de Ferro ( $\text{Fe}_2\text{O}_3$ ).

CLASSE DE SOLO	Teor de $\text{Fe}_2\text{O}_3$ (%) *	
	HORIZONTE A	HORIZONTE B
Latossolo Roxo (LR)	21,3	23,5
Latossolo Vermelho-Escuro (LE)	8,3	9,6
Latossolo Vermelho-Amarelo (LA)	5,9	8,1
Latossolo Una (LU)	7,0	9,3
Latossolo Húmico (LH)	3,6	4,4
Podzólico Vermelho-Amarelo (PA)	0,3	1,0
Podzólico Vermelho-Escuro (PE)	3,6	5,9
Terra Roxa Estruturada (TE)	25,6	23,4
Cambissolo (Cb)	2,1	2,1

\* Adaptada de Epiphânio et al. (1992).

**Figura 5.** Curvas de reflectância obtidas no horizonte A, para os solos contidos no Quadro 1.

FONTE: Adaptada de Epiphânio et al. (1992).

O solo pode exercer bastante influência no comportamento espectral da vegetação, dependendo da época em que os dados foram adquiridos. Em dossel agrícola, no

início do crescimento vegetativo e para culturas cujo espaçamento é relativamente grande, como é o caso das culturas do café, citrus e milho, a contribuição do solo é muito grande em relação aos estádio de maior crescimento vegetativo.

Para Huete et al. (1985), a reflectância do solo tem influência marcante na avaliação e caracterização de áreas vegetadas. O tipo de solo, bem como suas características, influenciam a reflectância do dossel de algumas culturas, principalmente, durante o período inicial de desenvolvimento, quando ocorre a maior percentagem de solo exposto (Bauer et al., 1981; Ahlrichs & Bauer, 1983).

Segundo Myers (1983) a reflectância espectral do solo depende da cor, teor de umidade, rugosidade da superfície, textura, conteúdo mineral, matéria orgânica e biomassa seca residual. O conteúdo de umidade do solo e biomassa seca residual, os quais variam com o tempo, dominam o padrão de reflectância espectral do solo. Todos esses fatores, num sistema agrícola, variam de acordo com as práticas agrícolas e o sistema de rotação de culturas (Gausman et al., 1975).

Epiphanyo et al. (1992) estudaram o comportamento espectral dos principais solos do Estado de São Paulo, nas faixas do visível, infravermelho próximo e médio do espectro eletromagnético, por espectroscopia fina. Neste estudo, os autores observaram que as diferenças mineralógicas se distinguiram de forma marcante no espectro eletromagnético (próximas de 0,45; 0,65; 0,9; 1,5 e 2,2  $\mu\text{m}$ ). A matéria orgânica foi o constituinte que tendeu a mascarar as feições espectrais, fundamentalmente no visível e infravermelho próximo. A umidade também foi outra que influenciou bastante a reflectância dos solos.

Em função da influência que exerce na resposta espectral do dossel vegetal, vários esforços têm sido realizados no sentido de desenvolver técnicas (os chamados

índices de vegetação) que possam isolar ou remover essa influência, visando assim melhorar a avaliação do comportamento espectral da vegetação (Gardner & Blad, 1986; Huete et al., 1985; Huete, 1987).

#### **4.3.4 Interação da radiação solar com a água**

Na temperatura ambiente, a água é encontrada em três estados físicos: sólido, líquido e gasoso. Em cada um desses estados físicos é diferente a absorção da radiação eletromagnética.

De modo geral, a água líquida absorve toda radiação eletromagnética abaixo de 380 nm e acima de 700 nm, sendo a reflectância relativamente pequena, ultrapassando pouco mais de 5%. Isso demonstra que a água é um forte absorvedor da radiação eletromagnética em quase todas as faixas do espectro eletromagnético.

A água na forma gasosa apresenta elevada reflectância em torno de 70%, para todas as radiações eletromagnéticas contidas no espectro óptico (400 a 2500 nm).

Já a água na forma sólida (neve), até 1200 nm ela é maior do que a curva de reflectância da água no estado gasoso. De 1200 a 2500 nm há um decaimento na curva, indicando uma absorção acentuada da energia nesta faixa espectral.

A energia solar que é absorvida pela massa de água é, em parte, devido às moléculas e aos elétrons da própria massa de água e em parte devido às partículas nela dispersas.

O fitoplâncton e a matéria orgânica nos ecossistemas aquáticos apresentam estreita relação com a água, pois sua distribuição depende fundamentalmente da

movimentação e densidade das massas de água (Montovani, 1993). Esses elementos são responsáveis por parte da absorção e espalhamento da radiação solar e determinam, até certo ponto, as propriedades ópticas da água.

Segundo Cabral et al. (1990), o fitoplâncton é responsável pela produção de matéria orgânica, através da utilização de nutrientes inorgânicos e energia solar (fotossíntese). A matéria orgânica dissolvida na água confere a mesma cor amarela-marrom.

À medida que aumenta a concentração da matéria orgânica na água, diminui a reflectância da mesma (aumento da absorção) em todo espectro do visível, acentuadamente, para a radiação eletromagnética situada na região espectral do azul e do vermelho (Montovani, 1993).

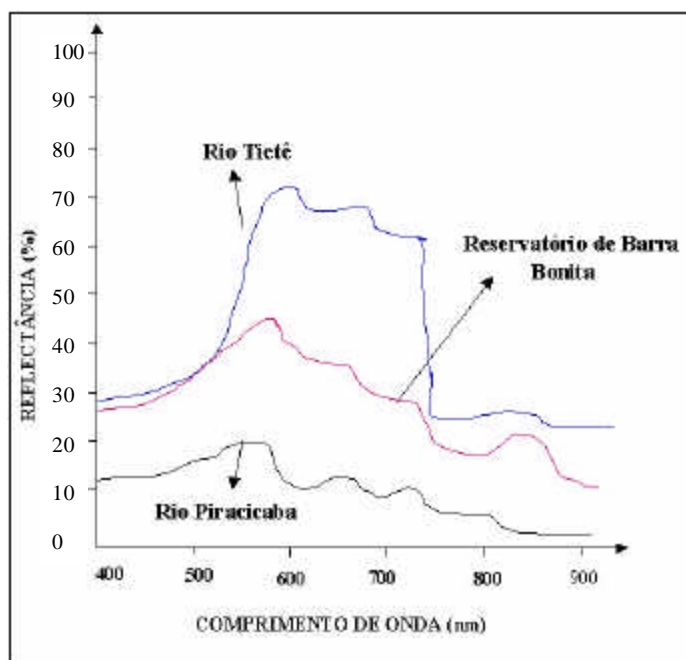
Segundo Sturm (1980), a distribuição granulométrica destes materiais é o parâmetro mais importante no espalhamento da radiação em águas naturais. Novo et al. (1989) analisaram dois tipos de material inorgânico com coloração e granulometria diferentes e observaram uma maior reflectância da água que continha material claro e de granulometria menor. Observaram, ainda, que este material promovia uma forte diminuição na amplitude dos espectros de reflectância das amostras, principalmente nas faixas do vermelho e infravermelho próximo.

Outro exemplo, para mostrar o efeito de concentrações de material inorgânico em suspensão, é mostrado na Figura 6, extraída de Steffen et al. (1992), onde os autores mediram a reflectância da água em três pontos distintos: a) no reservatório de Barra Bonita, formado pelos rios Piracicaba e Tietê no estado de São Paulo; b) no rio Tietê e c) no rio Piracicaba. Os autores chegaram às seguintes conclusões:

A reflectância das águas do rio Tietê é típica de água com elevada concentração de material inorgânico em suspensão, com acentuada reflectância na faixa do vermelho, indicando baixa absorção da energia nesta região espectral.

As águas do rio Piracicaba apresentam uma reflectância bastante baixa com pico máximo na região do verde (23%), forte indicador da presença de material orgânico.

A reflectância da água, obtida no corpo central do reservatório, onde as águas dos dois rios já estão misturadas, mostra claramente a transição entre os dois espectros anteriores.



**Figura 6.** Curvas de reflectância da água obtidas nos rios Tietê e Piracicaba e no reservatório de Barra Bonita, estado de São Paulo. FONTE: Adaptada de Steffen et. al. (1992).

#### 4.4 Imagem de Satélite

Uma imagem de satélite pode ser apresentada sob duas formas: analógica e digital. Na primeira, o produto se assemelha a uma fotografia convencional, que pode ser analisada, visualmente, por um intérprete. Na forma digital, os sinais são gravados na representação do tipo raster. Esse produto é compatível com a maioria dos "softwares" existentes no mercado para extração das informações sobre os alvos da superfície da Terra. Tanto nos dados analógicos como digitais, a energia refletida ou emitida pelos alvos da superfície terrestre, que é captada pelo sensor, é representada em termos de números digitais, também denominado de nível de cinza, que varia de acordo com o sensor. No caso do sensor TM do Landsat, a taxa de gravação da energia permite que os dados sejam representados por 256 níveis de cinza. Atribui-se o nível zero para representar a resposta espectral dos alvos com baixa reflectância e 255 para os alvos com altíssima reflectância. Em geral, o intervalo de reflectância nunca atinge o valor zero e tão pouco 255.

O pixel é a unidade mínima da superfície a ser detectada pelo sensor colocado a bordo do satélite. A resolução espacial (tamanho) de cada pixel varia em função das diferentes plataformas orbitais. Cada pixel é definido por valores radiométricos que representam o conjunto das propriedades específicas da superfície considerada. Esses valores são fornecidos nos diferentes comprimentos de onda associados aos detectores de cada sensor.

Em sensoriamento remoto orbital, um grande número de dados é usado para representar uma imagem, que podem ser manipulados no formato digital, a fim de se extrair informações destas imagens. As imagens coletadas por sensores remotos possuem algumas características que as diferenciam de outras imagens digitais e que são essenciais para



se entender os fundamentos do processamento digital. Entre essas características estão sua estrutura e sua resolução.

A imagem de sensoriamento remoto nada mais é do que uma representação matricial dos elementos de resolução do sensor (IFOV), denominados de pixels (picture elements). A matriz é também denominada de malha ou grid. Cada pixel desse grid tem sua localização definida em um sistema de coordenadas do tipo "linha e coluna", representados por "x" e "y", respectivamente. Por convenção, a origem do grid é sempre no seu canto superior esquerdo. Para um mesmo sensor remoto, cada pixel representa sempre uma área com as mesmas dimensões na superfície da Terra.

Cada cela possui também um atributo numérico "z", que indica o nível de cinza dessa cela, que obviamente vai variar do preto ao branco; esse nível de cinza é conhecido em inglês por DN (digital number). O DN de uma cela representa a intensidade da energia eletromagnética (refletida ou emitida) medida pelo sensor, para a área da superfície da Terra, correspondente ao tamanho do pixel. Deve ser ressaltado que o DN de um pixel corresponde sempre à média da intensidade da energia refletida ou emitida pelos diferentes alvos presentes nesse pixel. Uma imagem digital pode então ser vista como uma matriz com x linhas e y colunas, onde cada elemento dessa matriz possui um atributo z (nível de cinza). No caso das imagens de sensoriamento remoto, essas matrizes possuem dimensões de até alguns milhares de linhas e de colunas (o Landsat gera imagens de 6.550 x 6.550 elementos, o que significa mais de 42 milhões de pixels para cada banda).

Vale lembrar que qualquer imagem, mesmo não digital (como uma fotografia aérea, por exemplo), pode ser transformada em imagem digital através de um processo conhecido por digitalização. Esse processo é implementado através de um tipo de

equipamento periférico denominado "scanner", que transforma uma imagem analógica (fotografias, mapas, etc.) em uma matriz com o número de linhas e colunas e o tamanho de cada cela pré-definidos, atribuindo para cada cela um valor de nível de cinza proporcional à tonalidade da imagem original. Essa matriz é então convertida para um formato digital gráfico, podendo ser lida e manipulada por sistemas de processamento digitais. Existem vários tipos de "scanners", desde simples modelos de mão, geralmente utilizados apenas para atividades de editoração eletrônica em microcomputadores, até sofisticados sistemas de cilindro rotatório com leitura a feixe de laser, apropriados para digitalização de mapas e fotos aéreas por evitarem distorções geométricas.

#### **4.4.1 Sistema Landsat**

O programa Landsat foi desenvolvido pela NASA (National Aeronautics and Space Administration) no início dos anos 70 (Novo, 1989). Dentro do programa Landsat foram desenvolvidos e colocados em órbita sete satélites, e atualmente encontra-se em operação o Landsat 5 e o Landsat 7. Nesta pesquisa foram utilizados dados do Landsat 5.

O Landsat 5 apresenta uma órbita de aproximadamente 98° de inclinação, posicionando-se de forma hélio-síncrona, girando em órbita da Terra a uma altitude de 705 km. Existem dois tipos de sensores a bordo do Landsat 5, o MSS (Multispectral Scanner Subsystem) e o TM (Thematic Mapper). A faixa de imageamento do sensor TM é de 185 km de largura e a resolução temporal é de 16 dias (Chuvieco, 1990).

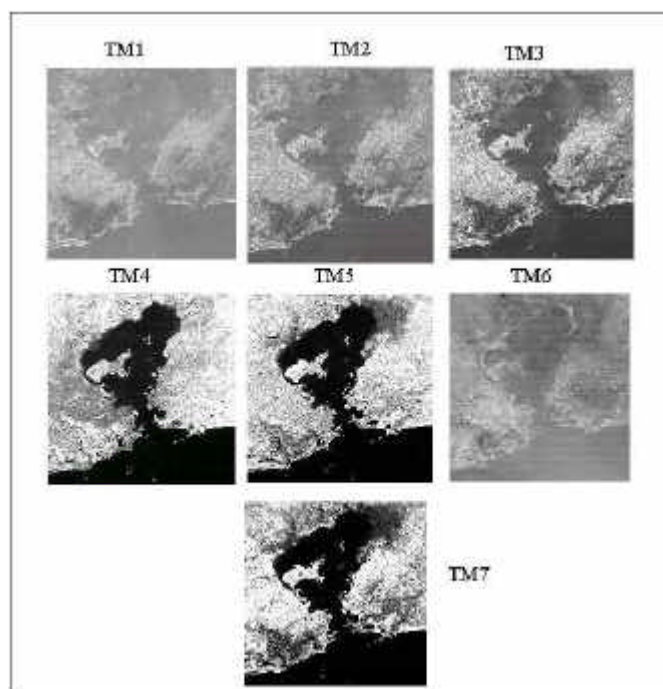
O sensor TM possui uma resolução espacial de 30m x 30m nas bandas do visível, infravermelho próximo e médio, e de 120m x 120m no infravermelho termal (Quadro 2).

**Quadro 2.** Principais características das bandas do sensor TM.

BANDA	FAIXA ESPECTRAL (nm)	APLICAÇÕES
1	0,45 - 0,52	Mapeamento de águas costeiras Diferenciação entre solo e vegetação Diferenciação entre vegetação coníferas e decíduas
2	0,52 - 0,60	Reflectância de vegetação verde e sadia
3	0,63 - 0,69	Absorção da clorofila Diferenciação de espécies vegetais
4	0,76 - 0,90	Levantamento de biomassa Delineamento de corpos d'água
5	1,55 - 1,75	Medidas de umidade de vegetação Diferenciação entre nuvens e neve
6	10,4 - 12,5	Mapeamento de estresse térmico em plantas Outros mapeamentos térmicos.
7	2,08 - 2,35	Mapeamento hidrotermal

No Landsat-7, lançado em 1999 foi adicionado um detetor que opera numa banda pancromática (500 a 900 nm) com resolução espacial de 15m x 15m.

Na Figura 7 é mostrada parte de uma área no Estado do Rio de Janeiro imageada nas sete bandas espectrais do TM.



**Figura 7.** Imagens de uma área no Estado do Rio de Janeiro, obtida nas sete bandas do sensor TM. FONTE: Moreira (2000).

#### 4.4.2 Seleção de Imagens Digitais

A dinâmica de utilização das terras é um fator indispensável porém, complexa do ponto de vista de sistemas de uso e aproveitamento das áreas. Para sistemas agrícolas, pela sua própria natureza variável, a utilização de dados multitemporais de sensoriamento remoto é extremamente importante para sua correta avaliação, caracterização e mapeamento.

Moreira & Assunção (1984) salientam que a utilização apenas de dados multiespectrais por si só, às vezes, são insuficientes para a caracterização de tipos de uso e cobertura em uma região agrícola. Desta forma, os autores recomendam a associação da

variação temporal e espacial às características espectrais e destacam que a caracterização de culturas, através de dados do satélite Landsat, tornam-se eficientes à medida que se faz uso dessa associação.

Uma única passagem do satélite não oferece condições de uma boa exatidão de classificação para a ampla variedade de condições agrícolas que têm uma ambigüidade espectral, devido aos distintos estágios do ciclo fenológico das culturas (Hill e Sturn, 1991).

Lillesand & Kiefer (1994) observaram que o caráter multitemporal das imagens auxilia na discriminação das mudanças espectrais e espaciais durante o ciclo das culturas, o que seria impossível realizar a partir de uma única data.

Segundo Mouat et al. (1993), uma análise de dados multitemporais deve seguir uma seqüência básica para se obter um bom resultado sobre os dados em estudo, a saber: a) aquisição de dados de sensores remotos correspondentes a uma cena particular, envolvendo duas ou mais datas; b) retificação e registro das imagens; c) ajuste das imagens para similares condições atmosféricas e de aquisição e d) análise espectral das imagens propriamente ditas. As fases b e c são necessárias ao estudo comparativo de dados obtidos em datas de aquisição diferentes, sendo parte do que se denomina pré-processamento, e a fase d é relativa aos processos comparativos desses dados, representando a parte denominada de processamento. Todas essas fases fazem parte do tratamento digital de imagens orbitais.

Segundo Rezende (2000), ao selecionar imagens e satélite digitais, têm-se três parâmetros a considerar: a data de passagem do satélite, as bandas espectrais e o nível de correção geométrica. A data a ser escolhida deve atender o objetivo do trabalho a ser

executado, além de considerar a qualidade de gravação, a qual está associada à cobertura de nuvens, consta de três subcampos:

- porcentagem de cobertura média efetiva da cena (EF%), relacionada às condições de iluminação da imagem e ausência de névoa;
- cobertura de nuvens por quadrante (ABCD);
- visibilidade média da cena (V).

De forma geral, na seleção das bandas espectrais para discriminação de culturas agrícolas, utilizando dados TM/Landsat, está consagrado o uso de um triplete que deve conter, pelo menos, uma banda espectral do visível, uma do infravermelho próximo e uma no infravermelho médio (Chavez Júnior, 1984; Townshend, 1984; Sheffield, 1985); visto que as bandas espectrais correlacionadas apresentam informações redundantes, como é o caso das bandas 1, 2 e 3, na faixa do visível e das bandas 5 e 7 na faixa do infravermelho médio, respectivamente (Chen & Lima, 1986). Na discriminação de alvos, as composições coloridas com três bandas espectrais são mais úteis que as imagens em preto e branco, apresentadas em uma só banda. Isto porque quanto maior o número de bandas espectrais utilizadas, desde que não sejam altamente correlacionadas, maior o conteúdo de informações que pode ser extraído. Townshend (1984) concluiu que as bandas espectrais 3, 4 e 5, do sensor TM/Landsat, apresentaram o melhor resultado na discriminação entre as fases de solo preparado, crescimento vegetativo pleno, senescência e pós-colheita, caracterizadas pela presença de cobertura seca (palhada) sobre o solo.

Trabalhos realizados no Estado do Paraná também demonstraram que as bandas 3, 4 e 5 são adequadas para a discriminação de culturas agrícolas (Chen et al., 1986a; Chen & Lima, 1986; Chen et al., 1986b; Chen, 1990). Além de discriminar culturas,

estas bandas espectrais destacaram-se também na discriminação de diferentes coberturas do solo, tais como florestas, áreas urbanas e água (Townshend et al., 1983; Townshend, 1984).

Outro fator que deve ser definido para a seleção de imagens de satélite é seu nível de correção geométrica, uma vez que as imagens orbitais não são georreferenciadas. Um ponto em uma dada cena, somente poderá ser localizado se puder ser descrito em relação a um sistema coerente de coordenadas. Durante o processo de transformação das coordenadas da imagem para o sistema de projeção cartográfica, o posicionamento dos pixels são modificados, gerando espaços vazios entre eles. Deve-se, portanto, aplicar uma reamostragem, através de um interpolador, para compensar esta modificação. Conseqüentemente, o conteúdo de informação da imagem pode ser afetado (Mather, 1993).

Muitos autores vêm estudando o efeito da reamostragem nas imagens de satélite, como é o caso de Etheride e Nelson (1979), que avaliaram o efeito dos interpoladores Vizinho Mais Próximo (VMP), Bilinear (BL) e Convolução Cúbica (CC) em imagens Landsat/MSS. Os autores concluíram que a CC gerou valores de brilho fora da amplitude da imagem original. No entanto, os resultados da classificação digital, através do algoritmo de Máxima Verossimilhança, sobre uma cena reamostrada por CC, não diferiram significativamente dos outros dois. Todavia, Verdin (1983), estudando qualidade de água concluiu que a CC produziu valores anômalos que afetaram significativamente os resultados em relação aos obtidos, sem a aplicação deste interpolador. Hutchins (1999) avaliou o potencial dos métodos VMP, BL e CC em diversos processamentos, como interpretação visual, classificação digital, eficiência computacional do processamento, análise espectral quantitativa e radiométrica.

Com base neste estudo, Hutchins ainda afirma que a reamostragem pode degradar o conteúdo da informação da imagem; por isso, o método de interpolação deve ser escolhido conforme o tipo de análise a ser aplicada e o conteúdo de informação de cada cena.

A Divisão de Geração de Imagens (DGI/INPE) produz imagens com os seguintes níveis de correção geométrica: 0, 4, 5 e 6. As imagens com nível de correção 0, não possuem nenhum tipo de correção geométrica. O nível 4 não possui correção geométrica de sistema, mas recebe uma correção geométrica para compensar o efeito de rotação da Terra, que na verdade é um deslocamento de pixels ao longo da linha de imageamento. Os níveis 5 e 6 são denominados de correção geométrica de sistema. Esta é assim chamada por utilizar, basicamente, os dados auxiliares de sistema, que são transmitidos pelo satélite junto com os dados de imagem. Estes dados auxiliares referem-se à órbita, à altitude do satélite e aos parâmetros do sistema de imageamento. As imagens pertencentes aos níveis 5 e 6 apresentam correção geométrica de sistema pela aplicação das técnicas de reamostragem VMP e CC, respectivamente. O método de interpolação por VMP utiliza o valor radiométrico do pixel mais próximo do centro daquele que se deseja calcular; ao passo que a CC usa cinco interpolações polinomiais do terceiro grau, sendo quatro ao longo das linhas e uma na direção das colunas, sobre os dezesseis pixels que cercam o pixel que se deseja determinar seu novo valor na imagem corrigida (D'Alge, 1999).



## **4.5 Tratamento de Dados Orbitais**

Para obter informações sobre alvos da superfície terrestre (por exemplo, área plantada com determinada cultura e tipo de ocupação do solo) através da análise de dados coletados por sensores orbitais, há duas abordagens das quais se pode lançar mão, ou seja, interpretação visual, utilizando produtos analógicos, e análise digital, feita através de métodos computacionais (Moreira, 2000). Segundo o autor, a escolha de uma ou outra abordagem vai depender da disponibilidade de equipamentos e da finalidade a qual se deseja fazer com a análise. Em muitos casos, emprega-se as duas abordagens, para realizar estudos, por exemplo, de ocupação de áreas agrícolas e/ou para testar a eficiência de um determinado processo de classificação digital.

### **4.5.1 Interpretação visual**

Até a década de 80, o uso de imagens de satélites para obter informações sobre a ocupação do solo baseava-se mais no método de interpretação visual, em particular, para a execução de projetos de mapeamento de grandes áreas (Alves et al., 1972; Skole & Tucker, 1993). Essas técnicas requerem a geração de produtos fotográficos em papel ou filme (a partir de dados originalmente digitais). Uma vez obtidos os dados em formato analógico, estes não permitem mais utilizar técnicas de tratamento digital de imagens, das mais simples, como o realce de feições, às mais sofisticadas, como a classificação digital.

A interpretação visual de imagens de satélite consiste na extração de informações desejadas pelos usuários a respeito dos alvos de ocupação do solo, com base nas suas respostas espectrais.

O sucesso da interpretação visual com o objetivo de extrair informações de áreas agrícolas, de acordo com Duarte (1989), está relacionado com dois fatores básicos: a) época adequada de obtenção das imagens, tipo de produto (colorido ou preto e branco), bandas espectrais, escala das imagens e b) habilidade do fotointérprete. No caso de habilidade do fotointérprete, o autor comenta que é possível estabelecer três níveis, a saber: a) fotointérprete com conhecimento de campo; b) fotointérprete sem conhecimento de campo e c) fotointérprete sem conhecimento de campo, porém possuindo dados auxiliares de campo.

*Moreira (2000), acrescenta que informações sobre o calendário agrícola da região é um parâmetro fundamental na escolha ou seleção das datas ideais para se fazer um inventário agrícola. Por exemplo, para cultivos de verão, sabe-se que o período do ciclo das culturas vai de outubro a março. Entretanto, o preparo do solo e o plantio das culturas, na maioria das vezes, é um período muito longo, dentro de uma mesma região, ou seja, não há uma data pré-estabelecida para que todos agricultores preparem o solo e plantem suas culturas. Com isto, não existe também uma data ideal de passagem do satélite para que todas as culturas sejam espectralmente identificáveis nas imagens. Essa é uma das razões que contribui para que uma mesma cultura possa apresentar diferentes comportamentos espectrais nas imagens de satélites numa determinada data. Como não é possível obter uma data ideal para o mapeamento de todas as culturas, numa dada região, o*

*calendário agrícola auxilia muito a decidir as datas de passagem do satélite mais prováveis de que a maioria das áreas cultivadas possam ser identificadas.*

Novo (1992) comenta que a interpretação visual de imagens baseia-se em certos princípios de análise (teste de hipótese, convergência de evidências, etc.), técnicas de detecção e identificação (modelos de percepção, material colateral, visão estereoscópica) e elementos (tonalidade/cor, tamanho, forma, etc.).

Os dados resultantes do sensoriamento remoto apresentam uma combinação de formas facilmente identificáveis, com outras não tanto, e esta facilidade depende da experiência do intérprete. Antes da interpretação, temos apenas "dados de sensores remotos". Após a interpretação, esses dados são transformados em "informação útil" (Lillesand e Kiefer, 1994).

O processo de interpretação pode envolver vários níveis de complexidade, desde um simples reconhecimento direto de objetos na cena, até a influência das condições do lugar. Por outro lado pode, freqüentemente, ser necessário inferir as características das feições baseadas em suas aparências nas imagens digitais ou analógicas.

Geralmente o trabalho de interpretação pode ser facilitado pelo uso de "chaves de interpretação". As chaves podem ajudar o intérprete a avaliar as informações de feições ou condições apresentadas nas imagens, de uma maneira organizada e consistente.

Para Lillesand & Kiefer (1994), os intérpretes mais eficientes, de modo geral, têm conseguido duplicar os poderes de interpretação pelo uso da imaginação e de uma grande parcela de paciência. Também sendo necessário um entendimento minucioso do fenômeno estudado e o conhecimento da região geográfica em estudo.

#### 4.5.2 Processamento de dados no formato digital

A idéia de se criar procedimentos computacionais para a análise de dados coletados por sistemas sensores, surgiu basicamente por duas razões: agilizar as tarefas manuais realizadas durante a interpretação visual (delimitação de áreas, confecção de mapas, cálculo de área, etc) e possibilitar que o analista pudesse introduzir outros tipos de informações e cruzá-las com os padrões espectrais, contidos nas imagens, de tal modo a tornar a interpretação mais fácil de ser realizada (Moreira, 2000).

Ainda segundo Moreira (2000), os primeiros sistemas desenvolvidos para esta finalidade estavam voltados, única e exclusivamente, para a extração de informações das imagens orbitais. Ou seja, não utilizavam nenhum outro tipo de informação complementar, a não ser a experiência e observação do fotointérprete. Neste caso, os sistemas consideravam apenas as mudanças nos padrões espectrais (diferenças nos valores dos níveis de cinza) contidos na área imageada. Além disso, estes sistemas possuíam configurações muito simples em relação aos sistemas disponíveis hoje. De modo geral, eram constituídos basicamente por uma leitora de dados (na maioria, fita magnética de 2400 pés), um disco rígido (geralmente pequeno) para armazenar os dados, algoritmos de classificação e um sistema de “plotter” para imprimir os resultados na forma de caracteres. No INPE, o primeiro sistema destinado a processar dados de satélites foi o “Image One Hundred” – I-100. Era um equipamento que ocupava um espaço físico muito grande e possuía uma memória fixa de apenas 1 GB (giga byte).

A partir do final da década de 80, o processamento dos dados digitais passou a ser visto dentro de uma conceito maior, isto é, foi dado ênfase em associar, aos dados

de satélites, outras informações complementares geocodificadas, e realizar análises mais complexas através da manipulação de dados de diversas fontes, além da criação de banco de dados georreferenciados. Assim, o tratamento de dados digitais passou a ser denominado de geoprocessamento, que inclui as técnicas empregadas para o tratamento de imagens digitais, técnicas complementares para manipulação de dados de outras fontes e o cruzamento destas informações com aquelas extraídas de dados de satélites.

Esta nova visão, aliada a evolução da informática, fez com que os sistemas de processamento e classificação de dados orbitais sofressem substanciais modificações, tanto na parte de “hardwares” quanto de “softwares”.

Na parte de “hardwares”, Moreira (2000) comenta que os sistemas ganharam expressivo aumento na capacidade de armazenamento de dados. Sistemas de processamento de imagens, que antes ocupavam espaço físico exagerado, como o I-100, foram substituídos por equipamentos compactos, como os microcomputadores e as estações de trabalho “Work Stations”, e com muito mais espaço em disco para armazenamento de dados. As unidades leitoras de dados passaram, de discos rígidos, para fita “Streamer”, chegando atualmente ao cd-rom. Além disso, os sistemas de processamento de dados digitais, foram desenvolvidos integralmente aos sistemas de informações geográficas (SIG), permitindo assim, introduzir outros tipos de dados, como os cartográficos e os cadastrais, para auxiliar o analista na interpretação dos dados orbitais.

Por outro lado, Moreira (2000) também comenta que, na parte de “softwares”, houve melhoras consideráveis. Foram criadas novas técnicas de classificação e geração de novas fontes de dados a partir dos dados de satélites, como é o caso do algoritmo que restaura imagens com “pixels” de tamanho diferente do original. Por exemplo, a partir de

uma imagem obtida pelo sensor TM do Landsat, com resolução espacial de 30 m x 30 m é possível gerar outras (restaurar) imagens com resolução menor que 30 m x 30 m. Além disso, foram criadas subrotinas que permitem maior interação do analista com o computador, no sentido de manipular os resultados de classificação.

Com o advento da informática na automação de processos, surgiram várias ferramentas para a captura, armazenamento, processamento e apresentação de informações espaciais georreferenciadas. A ligação técnica e conceitual destas ferramentas levou ao desenvolvimento da tecnologia de processamento de dados geográficos, denominada Geoprocessamento.

#### **4.6 Geoprocessamento**

O geoprocessamento pode ser entendido como a disciplina do conhecimento que utiliza técnicas matemáticas e computacionais para o tratamento da informação sobre fenômenos geográficamente identificados (Câmara & Medeiros, 1996).

Em termos de definição, nota-se que não existe consenso entre os pesquisadores.

Segundo Rodrigues (1993), Geoprocessamento é um conjunto de tecnologias de coleta, tratamento, manipulação e apresentação de informações espaciais voltado para um objetivo específico. Esta definição considera a coleta de dados como uma etapa do Geoprocessamento.

Segundo Câmara & Medeiros (1998), o termo Geoprocessamento denota uma disciplina do conhecimento que utiliza técnicas matemáticas e computacionais para o tratamento de informações geográficas.

Segundo Xavier da Silva (2000), Geoprocessamento é um conjunto de técnicas de processamento de dados, destinado a extrair informação ambiental a partir de uma base de dados georreferenciada. Nesta definição, o Geoprocessamento só é aplicado após a montagem da base de dados digital.

Segundo Rocha (2000), Geoprocessamento é uma tecnologia transdisciplinar que, através da axiomática da localização e do processamento de dados geográficos, integra várias disciplinas, equipamentos, programas, processos, entidades, dados, metodologias, e pessoas para coleta, tratamento, análise e apresentação de informações associadas a mapas digitais georreferenciados.

O Geoprocessamento procura abstrair o mundo real, transferindo ordenadamente as suas informações para o sistema computacional. Esta transferência é feita sobre bases cartográficas, através de um sistema de referência apropriado. Estes conceitos são importantes para o usuário que pretende trabalhar com esta tecnologia.

Um sistema de geoprocessamento é, geralmente, destinado ao processamento de dados referenciados geograficamente (ou georreferenciados), desde a sua coleta até a geração de saídas na forma de mapas convencionais, relatórios, arquivos digitais, etc, devendo prever recursos para sua estocagem, gerenciamento, manipulação e análise.

Este conjunto possui como principal ferramenta o *Geographical Information System - GIS*, ou *Sistema de Informação Geográfica - SIG*.

Com a evolução da tecnologia de geoprocessamento e de “softwares” gráficos, vários termos surgiram para as várias especialidades. O nome Sistema de Informação Geográfica é muito utilizado e, em muitos casos, é confundido com geoprocessamento. O geoprocessamento é o conceito mais abrangente e representa qualquer tipo de processamento de dados georreferenciados, enquanto um SIG processa dados gráficos e não gráficos (alfanuméricos) com ênfase a análises espaciais e modelagens de superfícies.

Para que o SIG cumpra suas finalidades, há a necessidade de dados. A aquisição de dados em Geoprocessamento deve partir de uma definição clara dos parâmetros, indicadores e variáveis, que serão necessários ao projeto a ser implementado. Deve-se verificar a existência destes dados nos órgãos apropriados (IBGE, DSG, prefeituras, concessionárias e outros). A sua ausência implicará num esforço de geração que dependerá de custos, prazos e processos disponíveis para aquisição.

#### **4.7 Sistema de Informação Geográfica – SIG**

A discussão quanto à definição dos termos GIS, SIG ou SGI, tem origem na sua criação e persiste até os dias atuais.

Segundo Rocha (2000), SIG é um sistema com capacidade para aquisição, armazenamento, tratamento, integração, processamento, recuperação, transformação, manipulação, modelagem, atualização, análise e exibição de informações digitais georreferenciadas, topologicamente estruturadas, associadas ou não a um banco de dados alfanuméricos.



A estrutura topológica representa os relacionamentos entre as suas entidades com conectividade, adjacência, proximidade, continência, interseção. Essa estrutura é que dá identidade ao sistema, diferenciando-o dos demais.

Segundo Burrough & McDonnell (1998), *Geographical Information Systems - GIS* é um conjunto poderoso de ferramentas para coletar, armazenar, recuperar, transformar e visualizar dados sobre o mundo real para um objetivo específico. Esta definição enfatiza as ferramentas de GIS: hardwares, softwares, bancos de dados e Sistema de Gerência de Bancos de Dados.

Câmara & Medeiros (1996) indicam como principais características do SIG a capacidade de inserir e integrar, numa única base de dados, informações espaciais provenientes de dados cartográficos, dados censitários e cadastro urbano e rural, imagens de satélite, redes e modelos numéricos de terreno; oferecer mecanismos para combinar as várias informações através de algoritmos de manipulação e análise, bem como para consultar, recuperar, visualizar e plotar o conteúdo da base de dados georreferenciados.

Seguindo esta abordagem, Teixeira *et al.* (1992) consideram como informação geográfica o conjunto de dados cujo significado contém associações ou relações de natureza espacial. Esses dados podem ser representados em forma gráfica (pontos, linhas, polígonos), numérica (caracteres numéricos) ou alfanumérica (combinação de letras e números).

Segundo Burrough & MacDonnell (1998) os dados geográficos (ou espaciais) são assim denominados porque representam um fenômeno do mundo real em função de:

- sua posição em relação a um sistema de coordenadas conhecido;

- seus atributos, que correspondem a uma informação (por exemplo, época de plantio, tipo e modo de adubação de um segmento, etc);
- sua inter-relação com outros dados, ou seja, sua topologia, (por exemplo, localização de um talhão em relação a outro).

Como característica fundamental de um sistema de geoprocessamento, Câmara (1993) coloca a faculdade de armazenar, recuperar e analisar mapas num ambiente computacional, possibilitando:

- integrar, numa única base de dados, as informações espaciais provenientes de dados cartográficos, dados de censo e de cadastro urbano e rural, imagens de satélites, redes e modelos numéricos de terreno;
- combinar as várias informações através de algoritmos de manipulação, para gerar mapeamentos derivados;
- consultar, recuperar, visualizar e desenhar o conteúdo da base de dados geocodificados.

Paredes (1990) coloca como objetivos do sistema de informação geográfica a descrição físico-espacial da topografia e suas permanentes relações de interação, que sobre ela se estabelecem. Ressalta ainda, a capacidade dos SIGs de descreverem objetos do mundo real dentro dos termos:

- localização absoluta no espaço da superfície terrestre (sistema de coordenadas);
- descrição de sua forma bi ou tridimensional, referenciada ao sistema de coordenadas (geométrica);

- informação classificada e qualificada, inerente ao objeto cartográfico (atributos);
- relação espacial com os demais objetos do seu entorno (topologia).

Em seus estudos, Assad et al. (1993) comprovaram o grande potencial de SIGs na integração de dados geocodificados, e que, para pequenas áreas as principais vantagens são a elevada precisão do produto final e a economia de tempo em relação aos métodos tradicionais de análise.

A utilização de SIGs possibilita a geração de bancos de dados codificados espacialmente, promovendo ajustes e cruzamentos simultâneos de um grande número de informações, possibilitando, ainda, a atualização dos bancos de dados para obtenção de novos mapas com rapidez e precisão. No entanto, a eficiência dos SIGs depende da definição precisa do objetivo e dos passos metodológicos a serem desenvolvidos no ambiente do sistema (Assad,1993).

Os SIGs têm sido aplicados no gerenciamento em diversas áreas, tais como, urbana, regional, floresta, de infra-estrutura, de utilidade pública, de utilidade privada, além de serem utilizados também na otimização de tráfego, na atualização de dados cartográficos, no monitoramento agrícola etc. Mesmo com a diversidade de aplicações de um SIG, sua forma de utilização se resume em três funções: 1) ferramenta para produção de mapas; 2) suporte para análise espacial e de fenômenos; 3) banco de dados geográficos com funções de armazenamento e recuperação de informações espaciais (Câmara Neto, 1995). De fato, as diferentes visões e aplicações fazem com que um SIG possa ter diversas definições.

Um SIG é composto pelos seguintes componentes: interface com o usuário; entrada e integração do dados; funções de processamento; visualização, plotagem, armazenamento e recuperação de dados.

A interface é responsável pela interação entre o usuário e o SIG, sendo realizada através de "menus" (Câmara Neto et al., 1996). Segundo Burrough & MacDonnell (1998), a entrada dos dados refere-se a todos os aspectos de aquisição de dados espaciais existentes em mapas, observações de campo, fotografias aéreas, imagens de satélite ou à conversão de formato digital, digitalização de dados analógicos ou geração do dado digital.

As funções de processamento dependem do tipo de dados envolvidos, e estão relacionadas com a análise geográfica, manipulação de Modelo Numérico do Terreno (MNT), operações de redes e consulta a banco de dados.

A visualização está relacionada com a interface adotada pelo SIG, enquanto a plotagem refere-se à forma de apresentar os resultados (mapas, tabelas e figuras). O armazenamento e o gerenciamento do Banco de Dados (BD) reportam ao caminho que liga a localização, a topologia e os atributos dos elementos geográficos (pontos, linhas e áreas) entre si. Estes elementos geográficos são armazenados em planos de informações (PIs) nos BDs Geográficos, os quais permitem ainda uma integração entre diferentes PIs. E, por fim, a recuperação de dados é feita através de um Sistema Gerenciador de Banco de Dados (Montgomery & Schuvh, 1993, Câmara & Medeiros, 1996).

Segundo Peixoto (1997), costuma haver confusões entre SIG e CAD, porém estes apresentam diferenças bem visíveis. *CAD - Computer Aided Design* ou Projeto Auxiliado pelo Computador - são sistemas que armazenam dados espaciais como entidades gráficas. Esses sistemas, apesar de terem sido criados para facilitar a criação de projetos de

engenharia e arquitetura, são freqüentemente utilizados em cartografia digital. Os sistemas CAD geralmente acessam suas informações de modo seqüencial, forçando a fragmentação das informações geográficas em diversos arquivos.

Além dos dados geométricos e espaciais, os Sistemas de Informação Geográfica possuem atributos alfanuméricos. Os atributos alfanuméricos são associados com os elementos gráficos, fornecendo informações descritivas sobre eles. Os dados alfanuméricos e os dados gráficos são armazenados, geralmente, em bases separadas.

Os programas para SIG são projetados de modo a permitir exames de rotina em ambas as bases gráfica e alfanuméricas, simultaneamente. O usuário é capaz de procurar informações e associá-las às entidades gráficas e vice-versa. Para alcançar esses objetivos, um SIG deve reunir os seguintes itens:

- Ter capacidade para coletar e processar dados espaciais obtidos a partir de fontes diversas, tais como: levantamentos de campo (incluindo o sistema GPS), mapas existentes, fotogrametria, sensoriamento remoto e outros;

- Ter capacidade para armazenar, recuperar, atualizar e corrigir os dados processados de uma forma eficiente e dinâmica;

- Ter capacidade para permitir manipulações e a realização de procedimentos de análise dos dados armazenados, com possibilidade de executar diversas tarefas, tais como, alterar a forma dos dados através de regras de agregação definidas pelo usuário, ou produzir estimativas de parâmetros e restrições para modelos de simulação e gerar informações rápidas a partir de questionamentos sobre os dados e suas inter-relações;

- Ter capacidade para controlar a exibição e saída de dados em ambos os formatos, gráfico e tabular.

### **4.7.1 Características de um SIG**

Atualmente, existe um grande número de Sistemas de Informações Geográficas, com características as mais variadas possíveis em termos de tipos de estruturas de dados, modelos de banco de dados, sistemas de análise e outras. Apesar de possuírem habilidades diferentes, existem alguns módulos presentes na maioria destes programas. Estes módulos são:

- Sistema de Aquisição e Conversão dos Dados;
- Banco de Dados Espaciais e de Atributos;
- Sistema de Gerenciamento de Banco de Dados (SGBD);
- Sistema de Análise Geográfica;
- Sistema de Processamento de Imagens;
- Sistema de Modelagem Digital do Terreno - MDT;
- Sistema de Análises Estatísticas;
- Sistema de Apresentação Cartográfica.

#### **4.7.1.1 Sistema de aquisição e conversão dos dados**

Os sistemas de aquisição são constituídos de programas ou funções de um programa que possuem capacidade de importar os formatos de dados disponíveis.

A conversão de dados representa um conjunto de técnicas de fundamental importância para o sucesso de um SIG. Neste contexto, conversão de dados é uma expressão que identifica o trabalho de transformação de informações que estão

disponíveis em um determinado meio para outro. Naturalmente, como se está tratando de sistemas informatizados, o resultado dos trabalhos de conversão é um banco de dados, seja ele gráfico, alfanumérico ou ambos. O material original poderá ser composto de registros manuais (fichas, mapas, plantas, croquis) ou mesmo armazenados em meio magnético. Resumindo, existem três fatores a considerar em trabalhos de conversão de dados, são eles:

Informações a converter:

- Organização do processo;
- Pessoas envolvidas;
- Tecnologia utilizada.

#### **4.7.1.2 Banco de Dados Geográficos**

Um banco de dados (BD) é mais que um sistema, onde os dados são espacialmente indexados. Pode-se dizer que são procedimentos executados para responder questões sobre entidades espaciais nele representadas. Segundo Aronoff (1989), é um grupo de procedimentos manuais ou computadorizados, utilizados para armazenar e manipular dados geográficos referenciados. Sua criação num SIG é uma operação complexa que envolve a captura de dados, verificação e processo de estruturação.

Um BD Geográfico armazena os dados de um SIG, recuperando, inserindo, removendo e alterando dados geográficos em suas diferentes geometrias (imagens, vetores, grades). Os BDs fornecem ferramentas computacionais que permitem analisar e integrar esses dados com o objetivo de obter soluções rápidas e precisas para problemas relacionados com seu comportamento espacial (Felgueiras, 1990). A recuperação de dados é

feita através de um Sistema Gerenciador de Banco de Dados (SGDB), que dá flexibilidade ao sistema para cálculo, análise e registro de informações descritivas e armazenadas em tabelas (Montgomery & Schuvh, 1993).

Os SGBDs são programas para organizar e gerenciar o BD, que podem ser construídos utilizando combinação das estruturas hierárquicas, relacional ou orientada a objetos. Este sistema visa disponibilizar dados rapidamente para uma série de usuários, mantendo sua integridade, protegendo a eliminação dos dados e facilitando a adição de novos dados, quando necessário.

Como exemplo de um BD Geográfico tem-se o Sistema para Processamento de Informações Georreferenciadas (SPRING), que permite o processamento de imagens, com a possibilidade de integrar as ferramentas de um SIG dentro de uma estrutura de um SGBD.

#### **4.7.2 Representações de dados espaciais**

Existem basicamente duas formas distintas de representar dados espaciais em um SIG: Vetorial (Vector) e Matricial (Raster).

- VETORIAL: Os mapas são abstrações gráficas nas quais linhas, sombras e símbolos são usados para representar as localizações de objetos do mundo real. Tecnicamente falando, os mapas são compostos de pontos, linhas e polígonos. Internamente, um SIG representa os pontos, linhas e áreas como conjunto de pares de coordenadas (X, Y) ou (Longitude, Latitude). Os pontos são representados por apenas um par. Linhas e áreas são



representadas por seqüências de pares de coordenadas, sendo que nas áreas o último par coincide exatamente com primeiro.

Desta forma, são armazenadas e representadas no SIG as entidades do mundo real que são representáveis graficamente no modelo vetorial. Esta forma de representação é também utilizada por softwares CAD e outros. No entanto, o SIG precisa ser capaz de extrair mais resultados destas informações. Deve ser capaz, por exemplo, de determinar se a edificação está totalmente contida no lote e de indicar qual é o lote que contém o registro de água. Para isto, os SIGs contam com um conjunto de algoritmos que lhes permitem analisar topologicamente as entidades espaciais.

- MATRICIAL: O outro formato de armazenamento interno em uso pelos SIGs é o formato matricial ou raster. Neste formato, tem-se uma matriz de células, às quais estão associados valores, que permitem reconhecer os objetos sob a forma de imagem digital. Cada uma das células, denominada pixel, é endereçável por meio de suas coordenadas (linha, coluna).

É possível associar o par de coordenadas da matriz (coluna, linha) a um par de coordenadas espaciais, (X, Y) ou (Longitude, Latitude). Cada um dos pixels estão associados a valores. Estes valores serão sempre números inteiros e limitados, geralmente entre 0 e 255.

Os valores são utilizados para definir uma cor para apresentação na tela ou para impressão. Os valores dos pixels representam uma medição de alguma grandeza física, correspondente a um fragmento do mundo real. Por exemplo, em uma imagem obtida por satélite, cada um dos sensores é capaz de captar a intensidade da reflexão de radiação

eletromagnética sobre a superfície da Terra em uma específica faixa de frequências. Quanto mais alta a reflectância, no caso, mais alto será o valor do pixel.

#### **4.8 Tratamento de dados digitais**

As imagens de satélites, no formato digital ou analógica, são compostas de elementos discretos, pictoriais, denominados “pixels”, cujas informações radiométricas são quantificadas em valores de nível de cinza, que varia de 0 a 255 níveis para o caso de dados digitais e de 0 a 16 níveis para o caso analógico (Chen, 1989).

Entende-se por processamento digital de imagens a análise e a manipulação de imagens por computador, cuja finalidade, segundo Mascarenhas & Velasco (1989) é:

- Identificar e extrair informações da imagem;
- Transformar a imagem de tal modo que a informação seja mais facilmente discernível por um analista humano.

A análise digital é baseada em técnicas de reconhecimento de padrões. Consiste na aplicação de funções matemáticas ou algoritmos aos dados gerados pelos sensores, os quais são transformados em novos produtos (imagens) que possibilitam uma melhor visualização e extração de informações em função dos interesses específicos.

Segundo Crósta (1993), o sistema visual humano possui uma notável capacidade de reconhecer padrões. Contudo, ele dificilmente é capaz de processar o enorme volume de informação presente numa imagem. Vários tipos de degradações e distorções inerentes aos processos de aquisição, transmissão de dados contribuem para limitar a

capacidade do olho humano na visualização de imagens. O objetivo principal do processamento digital de imagens é o de remover as barreiras inerentes ao sistema visual humano, facilitando a extração de informações a partir de imagens.

O sucesso na obtenção de resultados através da análise digital, também está sujeito aos dois fatores básicos citados por Duarte (1989), ou seja, época de obtenção dos dados e experiência do pesquisador em associar os padrões espectrais de algumas áreas de treinamento para o computador, exceto no caso de classificação não supervisionada, que depende apenas do primeiro fator.

A metodologia utilizada para análise digital de dados de satélite, segundo Chen (1989), envolve duas etapas: o treinamento e a classificação (processamento). Entretanto, o Processamento digital de imagens compreende as fases de pré-processamento, realce e classificação digital. O pré-processamento refere-se à preparação inicial dos dados brutos para calibração radiométrica da imagem, correção de distorções geométricas e remoção de ruídos. O realce está relacionado com procedimentos utilizados para melhorar a qualidade visual das imagens.

As técnicas de classificação podem ser feitas por pixels ou por regiões, gerando um produto da imagem original dividida em temas. A seguir serão descritos alguns detalhes das fases de pré-processamento, realce e classificação.

#### **4.8.1 Pré-processamento**

Esta etapa tem como objetivo melhorar a qualidade da imagem, realçando detalhes importantes e eliminando possíveis defeitos de gravação dos dados, para

facilitar a análise do intérprete.

As técnicas que corrigem as distorções radiométricas, geométricas e os problemas de falhas e ruídos são denominadas de pré-processamento, e devem ser realizadas antes de extrair qualquer informação das imagens de satélite (Schowengerdt, 1983). Quando uma imagem é adquirida pelo satélite, ela pode conter erros de geometria e de radiometria. Os erros referentes à geometria de uma imagem podem surgir, por exemplo, devido à curvatura e à rotação da Terra, variações de latitude, altitude e velocidade da plataforma do satélite e anomalias nos sensores (Richards, 1995). Já as alterações radiométricas resultam dos próprios instrumentos utilizados na aquisição dos dados e pelo efeito da atmosfera.

Dentre as técnicas de pré-processamento mais usuais, destacam-se a restauração, o georreferenciamento e a correção radiométrica.

#### **4.8.1.1 Restauração**

A restauração é uma técnica de correção radiométrica que procura reconstruir ou recuperar, da melhor maneira possível, uma imagem que sofreu algum tipo de degradação durante o processo de imageamento (Gonzalez & Wintz, 1987). As degradações inseridas pelo sensor têm efeito de um filtro passa-baixa, o qual reduz ou elimina os componentes em altas frequências que estão associados aos detalhes da cena. Assim, pode-se dizer que devido ao efeito de suavização inserido pelo sensor, a imagem é uma cópia “borrada” da cena (Fonseca, 1988). Todavia, a restauração funciona como um filtro passa-alta, que reduz o borramento da imagem, realçando-a visualmente (Gonzalez & Wintz, 1987). Este filtro é específico para cada tipo de sensor e banda espectral, uma vez que utiliza na sua

concepção a informação da resposta espectral captada em cada sensor. Logo, enfatiza-se que o filtro de restauração deve ser aplicado na imagem com os valores radiométricos originais, antes que seja aplicado qualquer outro pré-processamento.

Além de melhorar a visualização de imagens, a restauração também pode gerar uma nova imagem, cuja resolução espacial é mais fina que a da imagem original (Fonseca, 1988). Assim, a combinação do processo de restauração e interpolação, numa única operação, pode gerar imagens com qualidade radiométrica e resolução espacial melhor através da aplicação de uma grade de amostragem mais fina. Esta idéia tem sido colocada em prática por Wilson (1979), Seto et al. (1990), Fonseca et al. (1993) entre outros, para reamostrar imagens do satélite Landsat. Os resultados obtidos têm sido melhores, quando comparados às imagens remostradas com interpoladores convencionais. Outra grande utilidade da restauração de imagens é na integração de imagens de resoluções não compatíveis.

A retificação geométrica visa compensar ou corrigir erros causados pelo movimento do satélite (varredura) e da terra, curvatura da terra, variações na plataforma (altitude, latitude e velocidade) e efeitos panorâmicos (efeitos causados nos tamanhos dos “pixels” coletados em varredura fora do nadir).

Basicamente, a retificação pode ser feita de forma específica, ou seja, aplicação de modelos matemáticos para correção específica do tipo de fonte de erro, ou podendo ser através do relacionamento matemático entre a localização do “pixel” e a coordenada deste ponto em um sistema de coordenadas geográficas. Geralmente, este último é mais usado, pois independe do conhecimento específico da fonte de distorção (Richards, 1995). Realizadas as técnicas de correções, a imagem pode ser registrada com um sistema de projeção cartográfica de um mapa, de modo que os “pixels” tenham um georreferenciamento.

A retificação geométrica e registro das imagens representam fases importantes para possibilitar o estudo em várias imagens diferentes, pois, se não realizados, poderiam induzir erros ao processo interpretativo das mudanças na cobertura da terra, a partir de variações no número de “pixels”.

Townshend et al. (1992) mostraram que, em duas imagens MSS/Landsat, um erro de registro de um “pixel” gerou um erro de mais de 50% de diferença aos valores de NDVI em áreas densamente florestadas. Dados esses que levaram os autores a concluírem que para alcançar um erro menor (10%), ou seja, um melhor registro, seria necessário uma exatidão mínima de 0,2 “pixel” para áreas densamente florestadas e de 0,5 - 1 “pixel” para áreas menos florestadas. O Registro de imagem será discutido separadamente no próximo subitem.

#### **4.8.1.2 Registro ou georreferenciamento das imagens**

Em sensoriamento remoto, muitas vezes a análise comparativa de imagens multitemporais, ou a combinação entre imagens de diferentes sensores sobre uma mesma área, ou ainda a justaposição de imagens se faz necessária. Nestes casos, é preciso assegurar que os pixels das imagens a serem trabalhadas sejam referentes às mesmas áreas no terreno. Mesmo considerando um mesmo sensor, dificilmente essa coincidência nos pixels ocorrerá, devido às distorções não sistemáticas causadas pelos movimentos do satélite. Portanto, antes de se combinar/comparar duas imagens de uma mesma área, é necessário que ambas estejam perfeitamente registradas entre si.

O Georreferenciamento utiliza simples transformações geométricas para estabelecer um mapeamento entre as coordenadas da imagem e as de um sistema de referência (Richards, 1995). Nesse caso, pode-se correlacionar pontos entre dois sistemas de coordenadas, da carta topográfica, na projeção Universal Transversa de Mercator (UTM) e da imagem. Este relacionamento é executado por uma equação de mapeamento polinomial de 1º grau, utilizando-se vários pontos de controle. Utiliza-se entre 10 a 15 pontos de controle, bem distribuídos e de fácil identificação na imagem e no mapa para o cálculo da equação (Mather, 1993). Os pontos coletados que não entraram no cálculo da equação servem para averiguar a exatidão do georreferenciamento e são chamados de pontos de teste.

#### **4.9 Sistema para processamento de informações georreferenciadas – SPRING**

O produto SPRING (Sistema para Processamento de Informações Georreferenciadas) é um banco de dados geográfico de 2ª geração, para ambientes UNIX e Windows com as seguintes características:

- opera como um banco de dados geográfico sem fronteiras e suporta grande volume de dados (sem limitações de escala, projeção e fuso), mantendo a identidade dos objetos geográficos ao longo de todo banco;
- administra tanto dados vetoriais como dados matriciais (“raster”), e realiza a integração de dados de Sensoriamento remoto num SIG;
- provê um ambiente de trabalho amigável e poderoso, através da combinação de menus e janelas com uma linguagem espacial facilmente programável pelo usuário (LEGAL - Linguagem Espaço-Geográfica baseada em Álgebra);

- consegue escalonabilidade completa, isto é, é capaz de operar com toda sua funcionalidade em ambientes que variem desde microcomputadores a estações de trabalho RISC de alto desempenho.

Para alcançar estes objetivos, o SPRING é baseado num modelo de dados orientado a objetos, do qual são derivadas sua interface de menus e a linguagem espacial LEGAL. Algoritmos inovadores, como os utilizados para indexação espacial, segmentação de imagens e geração de grades triangulares, garantem o desempenho adequado para as mais variadas aplicações.

Outra característica, considerada extremamente importante, é que a base de dados é única, isto é, a estrutura de dados é a mesma quando o usuário trabalha em um microcomputador (IBM-PC) e em uma máquina RISC (Estações de Trabalho UNIX), não havendo necessidade alguma de conversão de dados. O mesmo ocorre com a interface, a qual é exatamente a mesma, de maneira que não existe diferença no modo de operar o produto SPRING.

#### **4.9.1 Histórico e objetivos**

O desenvolvimento de uma nova geração de sistemas de processamento de imagens e geoprocessamento no INPE iniciou-se em 1991, e teve seu primeiro resultado concreto em 1993, com o lançamento da versão 1.0 do SPRING. A evolução do sistema SPRING durante os anos levou ao lançamento em 1996 da versão 2.0 e atualmente já estamos na 3.4.

O SPRING é um sistema inovador, projetado inicialmente para redes



de estações de trabalho baseadas na arquitetura RISC e ambiente operacional UNIX. Desenvolvido usando técnicas avançadas de programação, o SPRING combina interface altamente interativa, usando o “X Windows System” e padrão de apresentação OSF/MOTIF.

A motivação básica para o desenvolvimento do SPRING baseia-se em duas premissas: integração de dados e facilidade de uso. No primeiro caso, a complexidade dos problemas ambientais do Brasil requer uma forte capacidade de integração de dados entre imagens de satélite, mapas temáticos e cadastrais, e modelos numéricos de terreno. Adicionalmente, muitos dos sistemas disponíveis no mercado nacional apresentam alta complexidade de uso e demandam tempo de aprendizado muito longo.

Os objetivos do sistema SPRING são (Câmara et al., 1993):

- integrar as tecnologias de Sensoriamento remoto e Sistemas de Informação Geográfica.

- utilizar modelo de dados orientado-a-objetos, que melhor reflete a metodologia de trabalho de estudos ambientais e cadastrais.

- fornecer ao usuário um ambiente interativo para visualizar, manipular e editar imagens e dados geográficos.

O SPRING objetiva ainda preservar o investimento dos usuários dos sistemas SITIM e SGI, uma vez que todos os dados gerados nestes sistemas podem ser totalmente aproveitados (inclusive com topologia) no novo ambiente.

O SPRING - 2.0 foi construído para ser um SIG de segunda geração. Os sistemas desta geração são concebidos para uso em conjunto com ambientes cliente-servidor. Usualmente, tais sistemas funcionam acoplados a gerenciadores de bancos de dados relacionais (Câmara & Freitas, 1995).

Como objetivos específicos desta versão pode-se citar:

- dar suporte a um banco de dados geográficos de grande porte, sem estar limitado pelo recorte de projeções cartográficas. A identidade dos objetos é mantida em todo o banco de dados.

- aprimorar a integração de dados geográficos, com a introdução explícita do conceito de objetos geográficos (entidades individuais), de mapas cadastrais e mapas de redes.

- obter completa escalabilidade, isto é, o sistema deve ser capaz de operar com funcionalidade plena tanto em PCs rodando Windows 3.1/95, como em estações de trabalho UNIX de alto desempenho.

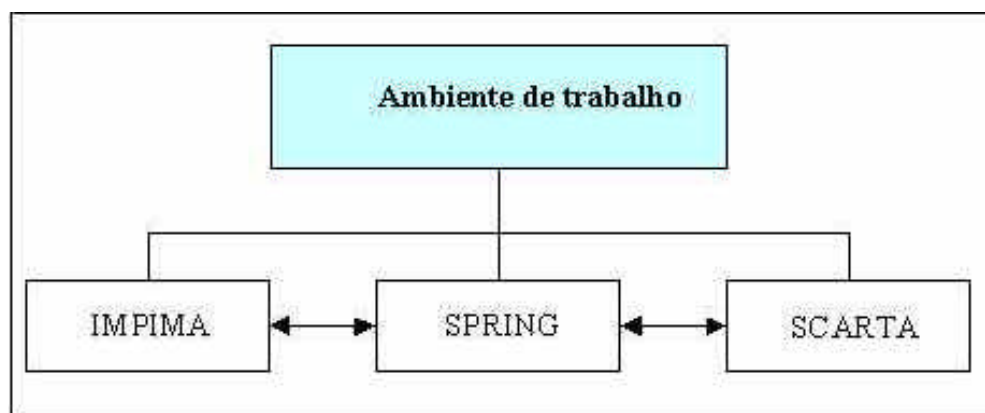
- prover uma interface que combine aplicações comandadas por menus e uma linguagem de consulta e manipulação espacial.

Para alcançar estes objetivos, o SPRING está baseado em um modelo de dados orientado-a-objetos, que combina as idéias de “campos” e “objetos geográficos”. Deste modo, derivamos tanto a interface dirigida por menus, quanto à linguagem LEGAL. Algoritmos inovadores como segmentação de imagens e classificação por regiões (Bins et al., 1995) e modelagem por triangulação com restrições (Namikawa, 1995) complementam os métodos tradicionais de processamento de imagens e análise geográfica.

Baseado nessas características o SPRING tem se mostrado uma opção altamente atrativa na área de geoprocessamento, pois passa a ser considerado um *software* de domínio público, podendo ser adquirido pela internet (“<http://www.dpi.inpe.br/spring>”).

#### 4.9.2 Configuração do SPRING

Dentro de um mesmo ambiente o SPRING é composto por três módulos: o IMPIMA, o SPRING e o SCARTAS, conforme é ilustrado na Figura 8. Os módulos IMPIMA e SCARTA são interligados ao módulo central SPRING porém operam independentemente do SPRING.



**Figura 8.** Configuração do ambiente SPRING. FONTE: Moreira (2000)

O módulo IMPIMA tem a função de ler os dados de satélites no formato digital. No IMPIMA o analista lê e seleciona bandas espectrais e/ou a área de interesse para ser exportada para o banco de dados SPRING.

O módulo principal SPRING possui múltiplas funções que permite ao analista: criar um banco de dados relacional, contendo todos atributos descritivos dos dados geográficos; criar projetos; importar e exportar dados, entre outros.

Através da função de processamento de imagens digitais, o analista pode executar tarefas como: contraste de imagem, filtragem; operações aritméticas; transformações de dados; principais componentes, segmentação de imagem; classificação (MAXVER, Distância Euclidiana e Ioseg), entre outras.

O módulo SCARTA destina-se a gerar cartas. A interligação do SCARTA ao SPRING é feita através do gerenciador de banco de dados (SGBD), assim, o SCARTA não tem nenhuma função para processar e alterar os dados. O SCARTA foi projetado como um módulo independente do módulo SPRING para permitir ao usuário optar por exportar seus dados para outros geradores de cartas, como um CAD (Computer Aided Design).

O SPRING suporta como periféricos: mesa digitalizadoras, traçadores gráficos compatíveis com HPGL e impressoras coloridas compatíveis com PostScript.

Segundo Jacobs (2000), o SPRING (Sistema de Processamento de Informações Georreferenciadas), do INPE, tem a vantagem de permitir a vinculação de diversas bases de dados, geradas até por tecnologias diferentes, otimizando o intercâmbio de dados pelos diversos componentes da Administração, sem que isto implique em esforço adicional de gestão desses dados. Assegurando, assim, condições excepcionais para a realização de análises complexas, reunindo diversas variáveis e localizando sobre o espaço a ocorrência de diversos fenômenos. Tais análises tornar-se-ão não só mais fáceis, como mais rápidas e com um nível de informação superior aos métodos tradicionais. A aliança de informações obtidas através de instrumentos de alta tecnologia (Satélites, GPS, etc.) e informações ao nível de propriedade nos permitirá um controle e um planejamento relacionado às questões ambientais, permitindo a criação de cenários futuros e a definição de atividades que possam transformar estes cenários com um benefício para o meio ambiente.

#### 4.10 Modelo Linear de Mistura Espectral

Devido à resolução espacial dos sensores orbitais, em geral, a resposta espectral contida no “pixel” é uma mistura de três componentes: solo, vegetação e sombra (ou água). De acordo com Shimabukuro & Smith (1991), a resposta espectral de um determinado “pixel” na imagem pode ser representado pela seguinte expressão:

$$r_i = a * vege_i + b * soloi + c * sombra_i + e_i \quad (2)$$

onde:

$r_i$  = é a resposta espectral do “pixel” na banda  $i$ .

$a$ ,  $b$  e  $c$  = são as proporções de vegetação, solo e sombra (ou água), respectivamente.

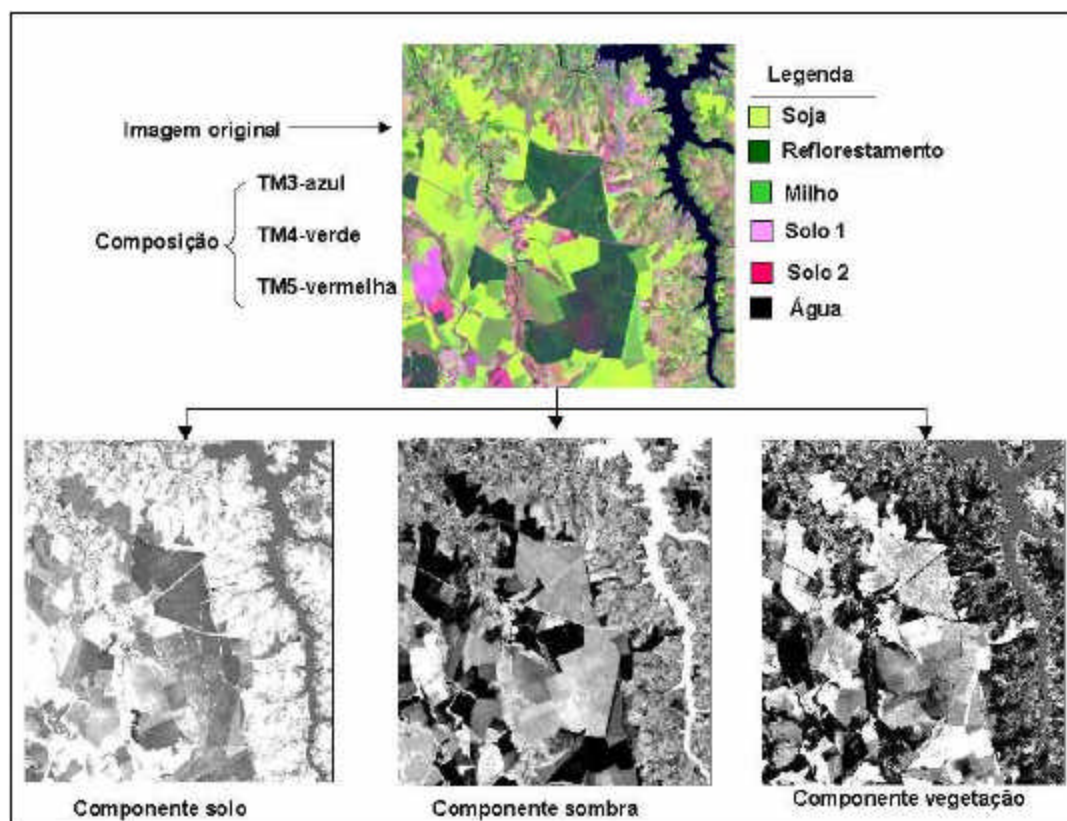
$vege_i$ ,  $soloi$  e  $sombra_i$  = são as respostas espectrais dos componentes vegetação, solo e sombra, respectivamente.

$e_i$  = é o erro na banda  $i$ , onde o subscrito  $i$  é a banda considerada.

O modelo de mistura espectral fundamenta-se nestes três componentes. O princípio básico do modelo é a decomposição linear dos dados originais em componente sombra, solo e vegetação. Por esta razão, o procedimento é denominado Modelo Linear de Mistura Espectral, o qual está implementado no SPRING.

Após a decomposição dos dados originais nos componentes solo, vegetação e sombra (Figura 9) é, então, aplicado os procedimentos de classificação. Como exemplo de aplicação do modelo linear de mistura espectral, podemos citar o acompanhamento de áreas desflorestadas na Região Amazônica. Neste projeto, denominado de PRODES digital, as imagens obtidas pelo sensor TM do Landsat são decompostas nos três

componentes e, a imagem sombra é utilizada na classificação não-supervisionada, através do algoritmo Iseg. Através deste procedimento, foi possível separar áreas desmatadas em estágio de recuperação de áreas cobertas com vegetação natural sem intervenção antrópica.



**Figura 9.** Imagem colorida do TM/Landsat formada pelas bandas TM3 (B), TM4 (G) e TM5(R) e os três componentes, solo, sombra e vegetação, de um município do Estado de Minas Gerais.

#### 4.11 Segmentação de imagem

A segmentação de imagem é um procedimento adotado antes da fase de classificação no qual a imagem é dividida em regiões espectralmente homogêneas, e

algumas dessas áreas são utilizadas como treinamento do classificador. Os processos utilizados para dividir a imagem, em regiões espectralmente homogêneas, implementados no SPRING são três: crescimento de regiões, detecção de bordas e detecção de bacias.

A segmentação por crescimento de regiões é um técnica em que somente as regiões adjacentes, espacialmente, podem ser agrupadas (INPE, 1997). Este procedimento tem sido o mais utilizado nos trabalhos sobre mapeamento de vegetação, através do emprego de dados coletados pelo sensor TM do Landsat.

No procedimento de segmentação por crescimento de região é necessário que o analista forneça ao sistema dois parâmetros: limiar de similaridade e limiar de área. O limiar de similaridade é o valor mínimo abaixo do qual duas classes são consideradas similares e agrupadas em uma única região. O limiar de área define o número mínimo de “pixels” necessário para que uma área seja individualizada. O resultado dessa segmentação é expresso por uma matriz de N polígonos.

A segmentação através do método de detecção de bacia é feita sobre uma imagem resultante da extração de bordas. Neste procedimento o algoritmo pressupõe uma representação topográfica para a imagem, ou seja, para uma dada imagem gradiente o valor de nível digital de cada “pixel” equivale a um valor de elevação naquele ponto. Para tal, define-se uma altura inicial (nível digital) para o preenchimento das bacias (limiar). Nas mudanças de valores do nível digital define-se uma barreira entre duas regiões.

## 4.12 Classificação digital

A classificação digital de imagens orbitais consiste no estabelecimento de um processo de decisão no qual um grupo de pixels é definido como pertencente a uma determinada classe ou um tema que descreve um objeto no mundo real.

Segundo Mather (1993), a classificação é dividida nos seguintes passos:

- seleção de feições de interesse;
- escolha do método padrão de comparação, ou seja, a classificação propriamente dita;
- determinação da exatidão do mapa gerado.

A seleção de feições de interesse é, na verdade, o reconhecimento das respostas espectrais das classes.

Os métodos de classificação digital podem ser agrupados em função da presença ou não de uma fase de treinamento onde o analista interage com o computador.

### 4.12.1 Classificação não-supervisionada

O método é dito não-supervisionado quando o classificador não utiliza, a priori, nenhum conhecimento sobre as classes existentes na imagem e define, sem a interferência do analista, a estratificação da cena, atribuindo a cada pixel uma determinada



classe. Tal abordagem corresponde à técnica de segmentação de imagens, onde as mesmas são divididas em certas classes sem conhecimento prévio.

Neste tipo de classificação, o algoritmo baseia-se na análise de agrupamentos onde são identificados no espaço de atributos as "manchas" (clusters) formadas por pixels com características espectrais similares.

Define-se então, através de um limiar estabelecido pelo analista, quais as concentrações de pixels que devem ser tratadas como grupos distintos (Richards, 1988).

O algoritmo define estas classes com base em regras estatísticas pré-selecionadas. Entre os algoritmos utilizados neste método temos o K-Médias e o Isoseg, entre outros.

O K-Médias agrupa os dados em K dimensões do espaço, onde K refere-se ao número de bandas espectrais e/ou imagens envolvidas (Schowengerdt, 1983). O objetivo deste procedimento é agrupar os pixels de características espectrais mais similares, a partir de medidas de menor distância euclidiana entre um pixel e os centros de gravidade das classes definidas anteriormente.

O Isoseg é baseado em um conjunto de regiões definido pela técnica de segmentação de imagens. Segundo Bins et al. (1993), esse algoritmo envolve uma primeira etapa de particionamento da imagem em regiões com diferentes atributos estatísticos (média, matriz de covariância e área) e uma segunda etapa de classificação de regiões, fundamentada na teoria de agrupamentos (clustering).

Em uma descrição sucinta deste algoritmo de classificação, tem-se como primeira tarefa a definição do limiar de aceitação (em percentagem), referente à distância entre os centros iniciais dos clusters. Com isto, gera-se uma relação de regiões

ordenada de forma decrescente por área. De um modo geral, as regiões de maior área são aquelas de maior representatividade da classe.

#### **4.12.2 Classificação supervisionada**

O método de classificação é dito supervisionado quando existe um conhecimento prévio de algumas áreas em que se deseja trabalhar, o que permite a seleção de amostras de treinamento confiáveis.

O classificador opera com base na distribuição de probabilidade de cada classe selecionada (Adeniyi, 1985).

Numa linguagem mais popular, o analista inicialmente treina o classificador, para depois associar os pixels a uma determinada classe (previamente definida), através de regras estatísticas preestabelecidas.

Conforme Lillesand & Kiefer (1987), dentre os métodos interativos de classificação, os mais comuns são a classificação por paralelepípedo (Single Cell) e a classificação por Máxima Verossimilhança (Maximum Likelihood).

No método de paralelepípedo, a mais simples das classificações supervisionadas e de maior rapidez computacional, as "assinaturas" das classes são estabelecidas pelo exame dos histogramas que compõem os atributos espectrais individuais dos dados contidos nas amostras de treinamento. Para Crósta (1992), no paralelepípedo definido pelo nível de cinza mínimo e máximo do conjunto de treinamento, os lados desta figura geométrica constituem os limites de decisão de determinada classe. Assim, todos os pixels contidos neste intervalo serão rotulados como pertencentes a esta classe específica.

O método da classificação por Máxima Verossimilhança (Maxver) baseia-se no cálculo da distância estatística entre cada pixel e a média dos níveis de cinza da classe previamente definida a partir de amostras de treinamento (Dutra et al., 1981).

Neste tipo de classificação supervisionada, a probabilidade de um dado pixel pertencer a uma das classes predefinidas é calculada por uma função de probabilidade  $P(x)$ . O cálculo é realizado para o conjunto de classes que intervêm na classificação temática. Em resumo, o pixel é atribuído àquela classe que maximiza a função de probabilidade.

#### **4.12.3. Classificação híbrida**

As classificações não-supervisionada e supervisionada podem ser utilizadas simultaneamente para minimizar as desvantagens inerentes de cada método, obtendo-se, assim, uma maior eficiência na caracterização dos alvos agrícolas e florestais nas imagens. Tal método é conhecido como classificação híbrida e é recomendada principalmente nas classificações que envolvem uma estratificação temática mais detalhada.

Segundo Richards (1986), o método supervisionado, para ter desempenho significativo, necessita o delineamento a priori das classes espectrais unimodais, o que nem sempre é possível. Por sua vez, o método não-supervisionado pode contornar tal limitação, estabelecendo na representatividade da imagem estudada os agrupamentos de pixels (manchas) que podem ser convenientemente tratados como classes distintas, ainda que não se espere que esse método realize por inteiro a classificação. A classificação híbrida, na realidade, tem seu desempenho dependente do conhecimento temático do analista. Primeiro, pela definição e análise das classes estatísticas produzidas pelo procedimento não-

supervisionado, que numa fase seguinte orientam a seleção de amostras mais homogêneas e espectralmente representativas de cada classe, como base de treinamento supervisionado.

O conhecimento de campo e as informações de relações de aspectos de cada alvo, em cada banda, trazem suporte à regra de decisão na escolha das amostras de treinamento a ser feita pelo analista. Após isto, a rotulação final dos pixels da classificação é feita em associação com os tipos de cobertura do solo existentes na área de estudo.

#### **4.13 Mapeamento da cobertura vegetal**

A interação harmônica e sustentável do homem com o ambiente requer medidas de planejamento e controle das atividades que ele realiza sobre o meio.

A ação antrópica sobre o ambiente de forma descontrolada e indiscriminada, vem desencadeando graves processos de erosão do solo. Estima-se que 80% da área cultivada no Estado de São Paulo apresente valores de perda de solo por erosão acima do tolerável (Lombardi Neto & Drugowich, 1993).

Como resultado dessa ação, têm-se verificado aumento da demanda por tecnologias de manejo ambiental (Trotter, 1991). Entre elas, as técnicas de geoprocessamento, principalmente sensoriamento remoto e sistemas de informações geográficas (SIG), associadas a modelos de estimativa de perda de solo e produtividade, vêm contribuindo de forma significativa para a avaliação da ocupação antrópica, da degradação do solo e dos recursos naturais (Castro, 1992; Donzeli, et al. 1992; Fadini, 1998; Cavalli; 1998). A integração dessas tecnologias tem colaborado, também, na avaliação global de microbacias hidrográficas.

Segundo Prochnow (1992), a aplicação da tecnologia SIG em estudos de bacias hidrográficas permite mapeamentos precisos e rápidos, além de facilitar a análise de diferentes fenômenos e processos, possibilitando simulações e modelagens. Sendo a base de dados para cada sub-bacia periodicamente atualizada, podem constituir-se numa fonte permanente de subsídios ao monitoramento ambiental.

Os primeiros levantamentos executados para dimensionar a situação da cobertura vegetal natural e do reflorestamento no Estado de São Paulo foram os seguintes:

Borgonovi & Chiarini (1965) efetuaram, com base em fotografias aéreas de 1962, o levantamento das áreas cobertas com cerrado, cerradão e campo. O trabalho mostrou a seguinte situação: cerradão (724.900 ha), cerrado (2.668.000 ha) e campo (458.600 ha), representando 2,9%, 10,8% e 1,7%, respectivamente, da área do Estado.

Borgonovi et al. (1967) efetuaram o levantamento por fotointerpretação da cobertura vegetal de floresta natural e reflorestamento do Estado de São Paulo, com base em levantamento aéreo efetuado em 1962. Neste trabalho, as diferentes categorias de vegetação (mata, capoeira, cerradão, cerrado, campo cerrado e campo) foram agrupadas como floresta natural, com uma área de 3.405.800 ha, que representava 13,7% da área total do Estado.

Dentro do programa "Zoneamento Econômico Florestal do Estado de São Paulo", Serra Filho et al. (1974), com base em levantamento aerofotográfico do Estado, efetuado no período de 1971-73, apresentaram um diagnóstico da cobertura vegetal natural, envolvendo diferentes tipo fitofisionômicos, com as seguintes áreas e percentuais referentes à área total do Estado de São Paulo: mata (2.069.920 ha, 8,33%); capoeira (1.241.090 ha,

4,99%); cerradão (105.390 ha, 0,42%); cerrado (784.990 ha, 3,16%); campo cerrado (148.390 ha, 0,60%) e campo (43.870 ha, 0,18%).

Dentro dos procedimentos metodológicos dos trabalhos citados, os levantamentos resultantes foram obtidos a partir de grades de pontos, com fotointepretação de aerofotografias pancromáticas verticais.

Kronka et al. (1993), publicaram o trabalho "Inventário Florestal do Estado de São Paulo", em que é quantificada a cobertura vegetal natural e o reflorestamento. Com imagens do satélite LANDSAT-5-TM, bandas 3, 4 e 5, as diferentes fitofisionomias fotointerpretadas foram transferidas para bases cartográficas 1:50.000, a partir das quais efetuou-se o mapeamento final e a quantificação, abrangendo todos os municípios do Estado de São Paulo.

Em 1998, o Instituto Florestal publicou o trabalho "Áreas de Domínio do Cerrado no Estado de São Paulo", resultante da análise digital de imagens orbitais do satélite LANDSAT-5, período 1993-94. Neste trabalho as áreas remanescentes do cerrado são mapeadas

#### **4.13.1 Mapeamento de Área de Preservação Permanente (APP)**

Segundo Amato & Sugamoto (2000), o planejamento do uso do solo de acordo com as exigências vigentes na legislação é um processo essencial que visa à conservação dos recursos naturais. Esta afirmação tem mostrado ser válida em diferentes níveis de entendimento do problema, desde o município até a unidade de produção rural. Neste sentido, a demarcação geográfica das áreas de preservação permanente (APP) destacadas pela

lei, e a confrontação desses locais com o seu uso atual, estabelece as medidas a serem adotadas com o objetivo de contribuir com o uso racional das terras.

As APP foram definidas pela primeira vez pela Lei N° 4771 (Brasil, 1965) que instituiu o Novo Código Florestal Brasileiro. As florestas e demais formas de vegetação natural situadas em APP foram consideradas como reservas ecológicas pela Resolução CONAMA N° 004/85 (Brasil, 1985). Já o Código Florestal, no Artigo 2°, vetava a supressão total ou parcial de florestas de preservação permanente, com exceção para atividades de utilidade pública ou de interesse social, como forma de proteger o ambiente natural de ações antrópicas. A permanência de cobertura vegetal nessas áreas visa atenuar os processos erosivos dos solos, contribuindo para a redução do assoreamento dos cursos d'água, com reflexo na regularização do volume hídrico e na diversidade biológica.

A Lei N° 4771/65, alterada mais recentemente pelas Leis N° 7803 e 7875, ambas promulgadas em 1989, defini e delimita as APP, estabelecidas em seu Artigo 7°, como sendo: “as florestas e demais formas de vegetação natural situadas, entre outras:

*II- ao longo dos rios ou de qualquer curso d'água, desde o seu nível mais alto, cuja largura mínima, em cada margem , seja de :*

- a) *30m para cursos d'água com menos de 10m de largura;*
- b) *50m para cursos d'água de 10 a 50m de largura;*
- c) *100m para os cursos d'água que tenham de 50 a 200m de largura;*
- d) *200m para os cursos d'água que tenham de 200 a 600m de largura;*
- e) *500m para os cursos d'água que tenham largura superior a 600m.*

*III- ao redor das lagoas ou reservatórios d'água naturais ou artificiais, desde o seu nível mais alto, medido horizontalmente, em faixa marginal cuja largura mínima seja de :... 100m para os que estejam em área rural, exceto os corpos d'água com até 20 ha de superfície, cuja faixa marginal seja de 50m;...*

*IV- nas nascentes, ainda que intermitentes, e nos chamados olhos d'água, qualquer que seja a sua situação topográfica, num raio mínimo de 50m de largura;*

*V- no topo de morros, montes e montanhas, em áreas delimitadas a partir da curva de nível correspondente a 2/3 da altura mínima da elevação em relação à base;*

*VI- nas encostas ou partes destas, com declividade superior a 100% ou 45°, na sua linha de maior declive.”*

A utilização de Sistemas de Informação Geográfica para a resolução de problemas espaciais é um procedimento já consolidado nesta última década. Assim, a geração de bases de dados codificados espacialmente que facilitam a manipulação dos eventos geográficos e a automatização da análise são, na atualidade, as alternativa mais viáveis para a comparação do uso efetivo do solo com o seu uso adequado segundo a lei.

De acordo com Amato & Sugamoto (2000) o Sistema de Processamento de Informações Georreferenciadas - SPRING (INPE, 1999), representa tecnologia nacional disponibilizada sem custo. Isto constitui uma grande vantagem quando se objetiva o gerenciamento do uso da terra em uma unidade produtiva, pois significa que esse tipo de ferramenta pode ser diretamente utilizada pelo planejador.

Costa et al. (1996), demonstraram as capacidades de uso de um SIG na delimitação das APP e a sua caracterização com relação ao uso da terra trabalhando em uma



microbacia. Esses autores adotaram critérios para delimitação das APP ao longo de vias de drenagem e nascentes, adequadas aos conceitos legais. Porém, no caso da delimitação das áreas correspondentes ao 1/3 superior dos morros (item V, Art. 7º, Decreto 33.944/92), realizaram considerações não concordantes com os preceitos legais.

#### 4.14 Validação da exatidão do mapeamento

Para Congalton (1991), atualmente as técnicas usadas na exatidão de mapeamento têm como ponto de partida a construção de uma matriz de erro. Essa matriz apresenta a distribuição de percentagem de “pixels” classificados correta e erroneamente. Hay (1988) define três objetivos na utilização da matriz de erro: a) oferece dados que permitem o ajuste das áreas das classes obtidas por algum tipo de classificação; b) cálculo de parâmetros de exatidão geral da classificação e c) identificação de erros específicos que afetam cada uma das categorias.

Ippoliti-Ramilo (1998) comenta que a estatística mais simples derivada da matriz de erro é a exatidão geral ( $P_0$ ) que é calculada segundo a expressão:

$$P_0 = \frac{\sum_{i=1}^m n_{ii}}{N} \quad (3)$$

**onde**,  $N$  é o número total de unidades amostrais contempladas pela matriz;  $n_{ii}$  são os elementos da diagonal principal (número de pixels corretamente classificados) e  $m$  é o número de categorias presentes na matriz de erro.

Segundo Story & Congalton (1986), a exatidão geral pode também ser calculada através da divisão dos números de unidades amostrais classificadas corretamente

uma categoria pelo número total de unidades amostrais dessa categoria, derivado dos dados de referência, indicando a probabilidade de uma unidade de referência estar classificada corretamente, o que caracteriza uma medida do erro de omissão. Entretanto, segundo os autores, caso o total de "pixels" classificados corretamente numa categoria seja dividido pelo total de "pixels" nessa categoria, isso representa a probabilidade de um "pixel" classificado no mapa ser a categoria no terreno, caracterizando uma medida de inclusão.

Erros de inclusão ocorrem quando um ponto é classificado como sendo de uma classe A, quando na verdade é de outra; e erros de omissão ocorrem quando um ponto é classificado como pertencente a outra categoria quando ele é membro da classe A (Ippoliti-Ramilo, 1998). Os erros de inclusão e de omissão, bem como a classificação correta, podem ser calculados pelas equações:

$$CC\% = \frac{NPCC \times 100}{NPIV} \quad (4)$$

$$EI\% = \frac{(\sum NPEC) \times 100}{NPIV} \quad (5)$$

$$EO\% = \frac{(VIV - NPCC) \times 100}{NPIV} \quad (6)$$

onde: **CC%** é a porcentagem de classificação correta; **NPCC** é o número de pixels corretamente classificados para a classe em questão; **NPIV** é o número total de pixels da interpretação visual para a classe; **EI%** é a porcentagem do erro de inclusão para a classe; **NPEC** é o número total de pixels erroneamente classificados; **EO%** é a porcentagem do erro de omissão para a classe.

A partir das matrizes de erros, a concordância entre o mapeamento e a verdade terrestre pode ser mais criteriosamente estudada com a utilização de análises

estatísticas multivariadas. Essas técnicas são apropriadas, pois os dados são de natureza discreta (não contínuos) e encontram-se multinomialmente distribuídos (Congalton & Mead, 1983).

Neste sentido, a estatística Kappa é um método muito utilizado para avaliar a concordância entre a verdade terrestre com o mapa temático, obtido a partir da interpretação visual de dados de satélite. A grande vantagem do uso da estatística Kappa é que no cálculo do coeficiente Kappa inclui todos os elementos da matriz de erro e não somente os elementos da diagonal principal, como no caso da exatidão geral. Para a determinação do valor Kappa e da sua variância emprega-se as seguintes equações:

$$K = \frac{P_o - P_c}{1 - P_c} \quad (7)$$

$$P_o = \frac{\sum_{i=1}^M n_{ii}}{N} \quad (8)$$

$$P_c = \frac{\sum_{i=1}^M n_{i+} \cdot n_{+i}}{N^2} \quad (9)$$

$$\sigma_K^2 = \frac{P_o (1 - P_o)}{N(1 - P_c)^2} \quad (10)$$

onde, **P<sub>o</sub>** é a exatidão geral, **P<sub>c</sub>** é a proporção de unidades que concordam por casualidade; **M** é o número de classes presentes na matriz de erro; **n<sub>ii</sub>** representa o número de observações na linha **i** e coluna **i**; **n<sub>i+</sub>** e **n<sub>+i</sub>** são os totais marginais da

linha  $i$  e da coluna  $i$ , respectivamente e  $N$  refere-se ao número total de unidades amostrais contempladas pela matriz.

O valor da estatística Kappa, determinado através da Equação (7), é comparado aos valores contidos no Quadro 3, desenvolvido por Landis & Koch (1977). Na realidade essa tabela foi desenvolvida para analisar resultados de análise de diagnóstico clínicos. Entretanto, ela tem sido referência para classificar mapas resultantes da utilização de dados de sensoriamento remoto, dentro de certas restrições, mas que tem dado bons resultados.

**Quadro 3.** Qualidade da classificação associada aos valores da estatística KAPPA

Valor de Kappa	Qualidade do mapa temático
< 0,00	Péssima
0,00 – 0,20	Ruim
0,20 – 0,40	Razoável
0,40 – 0,60	Boa
0,60 – 0,80	Muito boa
0,80 – 1,00	Excelente

FONTE: Adaptada de Landis & Koch (1977, p.65)

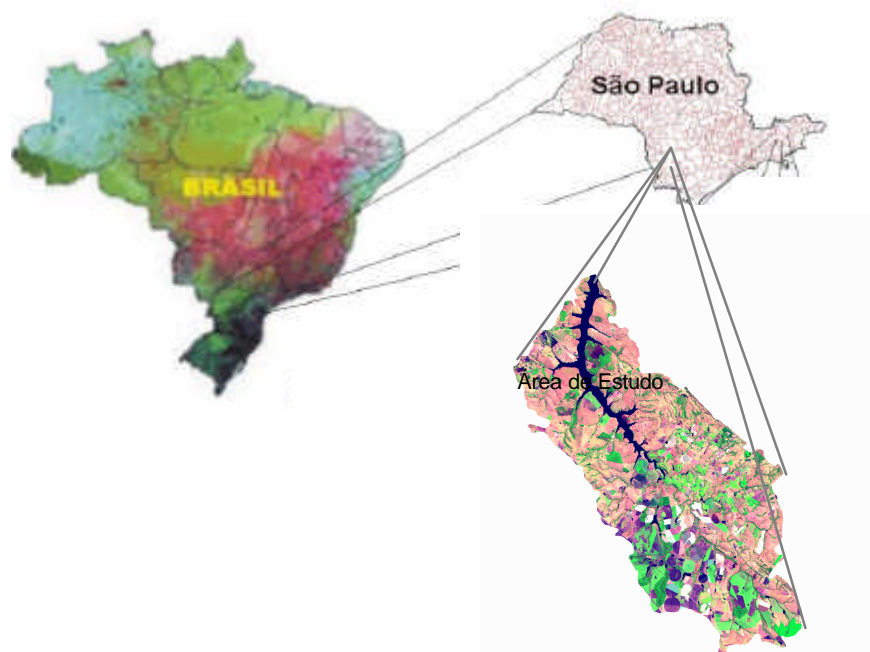
## **5 MATERIAL E MÉTODOS**

### **5.1 Material**

#### **5.1.1 Descrição geral da área de estudo**

A área de estudo utilizada nesta pesquisa corresponde a uma bacia hidrográfica experimental, pertencente ao Rio Paranapanema, mais precisamente localizada na Represa de Jurumirim, ao sudoeste do Estado de São Paulo, com uma área de 37.711,17 ha, abrangendo parte dos municípios de Itaí e Paranapanema e o distrito de Holambra. Situa-se entre as latitudes de 23° 15' S a 23° 40' S e longitudes de 48° 44' WGr a 49° 05' WGr (Figura 10).

A escolha desta área decorre por ela ser de grande importância agrícola, contendo dois dos municípios com maior área agricultável da região. A bacia é considerada sítio da maior produção de feijão do Estado de São Paulo. Em quase sua totalidade é gerenciada por uma das maiores cooperativas agrícolas do Estado, a Holambra II.



**Figura 10.** Localização da área de estudo

A bacia é bastante favorecida pelos tipos de solo Terra Roxa Estruturada e Latossolo Roxo e pelo tipo de relevo suave ondulado. O clima predominante na região, segundo a classificação de Köppen, é o tropical de altitude e a maior altitude encontrada é de 614 m.

### 5.1.2 Equipamentos

Nesta pesquisa, todos os processos empregados no tratamento das imagens digitais, bem como a criação do banco de dados foram realizados através de um microcomputador com as seguintes características: PENTIUM-II (multimídia); 128 Mb de memória RAM; winchester de 10.0 GB; monitor SVGA 15"; impressora HP - Deskjet 695 C.

### 5.1.3 Sistema de Informação Geográfica

O Sistema de Informações Geográficas (SIG) utilizado foi o SPRING, nas versões 3.3 e 3.4, desenvolvidos no INPE – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais em conjunto com a EMBRAPA – Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária.

### 5.1.4 Base de dados

#### 5.1.4.1 Imagens de Satélite

Nesta pesquisa foi utilizada a imagem no formato digital do Landsat/TM, correspondente a órbita/ponto 220/76, quadrante C, bandas 3,4 e 5, referente a data de passagem de 02 de setembro de 1999 (Figura 11).



**Figura 11.** Imagem no formato digital do Landsat/TM, correspondente a órbita/ponto 220/76, quadrante C, bandas 3 (B), 4 (G) e 5 (R).

#### **5.1.4.2 Cartas planialtimétricas**

As cartas planialtimétricas foram empregadas para delimitar o divisor de águas da área. Além disto, as cartas foram utilizadas para introduzir no banco de dados informações de rede de drenagem e extrair as informações do uso do solo no ano de 1965 (ano das fotografias aéreas). Utilizou-se para isto, Cartas do Brasil, escala 1:50.000, com isolinhas de equidistância vertical de 20 metros, elaboradas pelo IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. A área de estudo está inserida em três cartas, a saber:

- Guarizinho, folha SF-22-Z-D-V-1, editada em 1973;
- Itaí, folha SF-22-Z-D-I-4, editada em 1974;
- Jurumirim, folha SF-22-Z-D-II-3, editada em 1973.

## **5.2 Metodologia**

Para atender aos objetivos propostos, a pesquisa foi dividida em três etapas. A primeira etapa consistiu na avaliação do uso do solo em duas etapas distintas, isto é, no ano de 1965 e 1999. Esta etapa teve como finalidade verificar a possibilidade de quantificar mudanças no uso do solo na bacia, com o desenvolvimento da agricultura na região. Em outras palavras, fazer uma análise da ação antrópica. Entretanto, como na época de 1965 não havia dados orbitais, optou-se em fazer esta análise utilizando as informações de uso do solo contidas nas cartas planialtimétricas, tendo em vista que elas foram obtidas de fotografias aéreas.



Na segunda etapa da pesquisa, procurou-se fazer um estudo comparativo dos resultados obtidos pela interpretação visual da imagem do Landsat/TM com várias operações de classificação digital não-supervisionada realizadas no SPRING.

E, finalmente, na terceira etapa, a partir da rede de drenagem, fez-se um mapa da mata ciliar que, de acordo com a Legislação Florestal, deveria existir às margens dos rios da bacia, e comparar com a que é encontrada na área atualmente.

Antes de proceder ao tratamento dos dados digitais foi criado um banco de dados georreferenciado, como o procedimento a seguir.

### **5.2.1 Criação do banco de dados**

O banco de dados é uma estrutura que guarda registros de forma integrada ou partilhada, e permite que itens de dados individuais sejam usados por diferentes programas, fazendo a combinação de diversos conjuntos de dados (Hansen, 1989).

Um sistema de banco de dados é um programa computacional, normalmente grande e complexo, que permite ao usuário mudanças de dados, atualizações, correções de erros, etc. O sistema opera com dados: numéricos, alfanuméricos, datas entre outros.

O banco de dados possui linguagens para descrição, manipulação de dados, pesquisas de elementos espaciais da informação. Além, disso provê ferramentas de programação e possui estruturas particulares (Hansen, 1989).

Para a criação do banco de dados, nesta pesquisa, foi utilizado o aplicativo computacional do SPRING. Para a área da bacia, o banco de dados utilizou um

Projeto denominado de Jurumirim, criado em projeção UTM/SAD69 com uma área (retângulo envolvente) definida pelas coordenadas geográficas 23° 15' 32" S e 49° 05' 00" W.

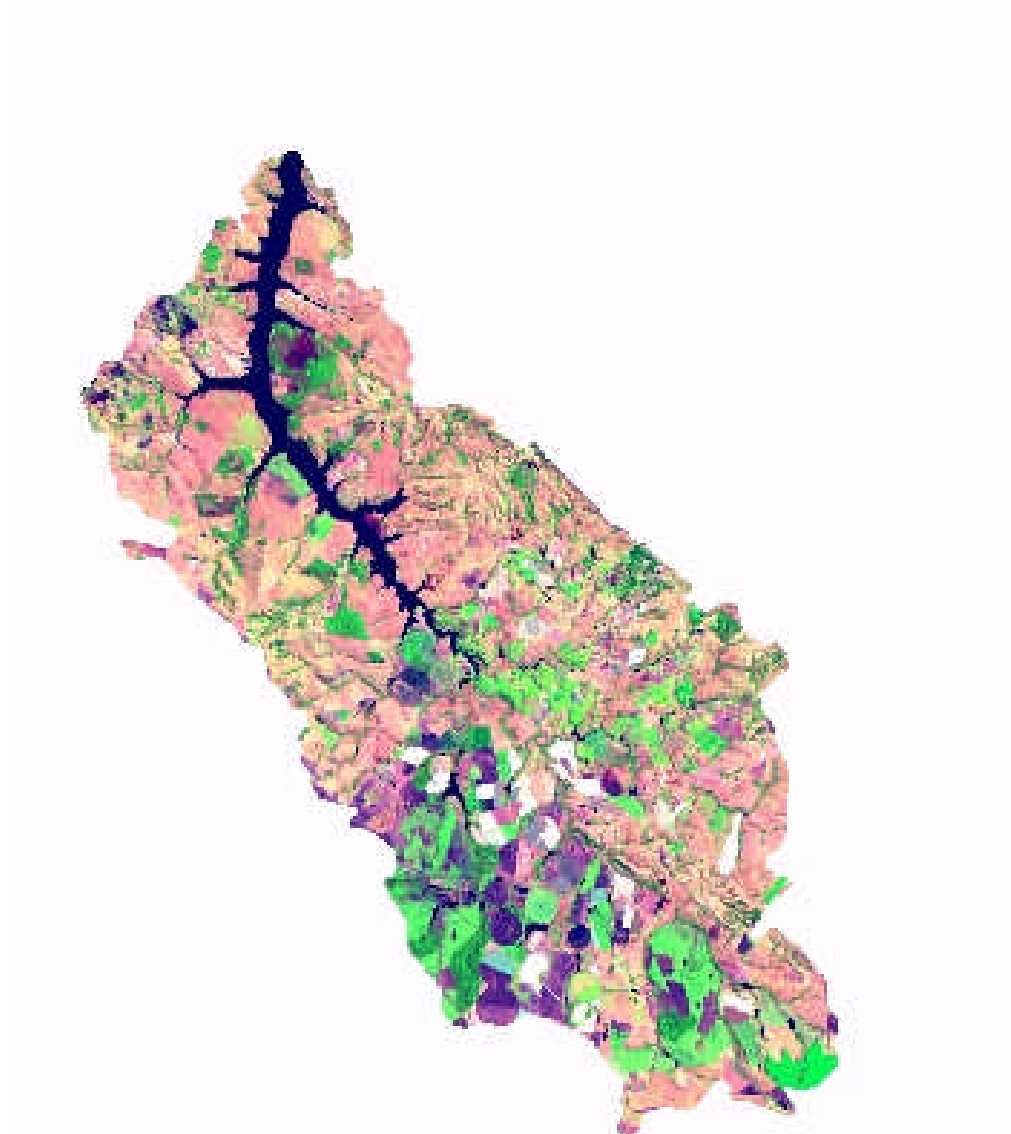
No banco de dados foram inseridos, em diferentes planos de informações, dados digitalizados referentes à rede de drenagem, limites da bacia hidrográfica, resultados da transformação das cartas planialtimétricas em formato digital, imagens do Landsat/TM correspondente as bandas TM3, TM4 e TM5 e composição colorida TM3(B), TM4(G) e TM5 (R).

Os dados digitais do Landsat foram inicialmente lidos no IMPIMA, para converter o formato INPE em GRIB (Gridded Binary).

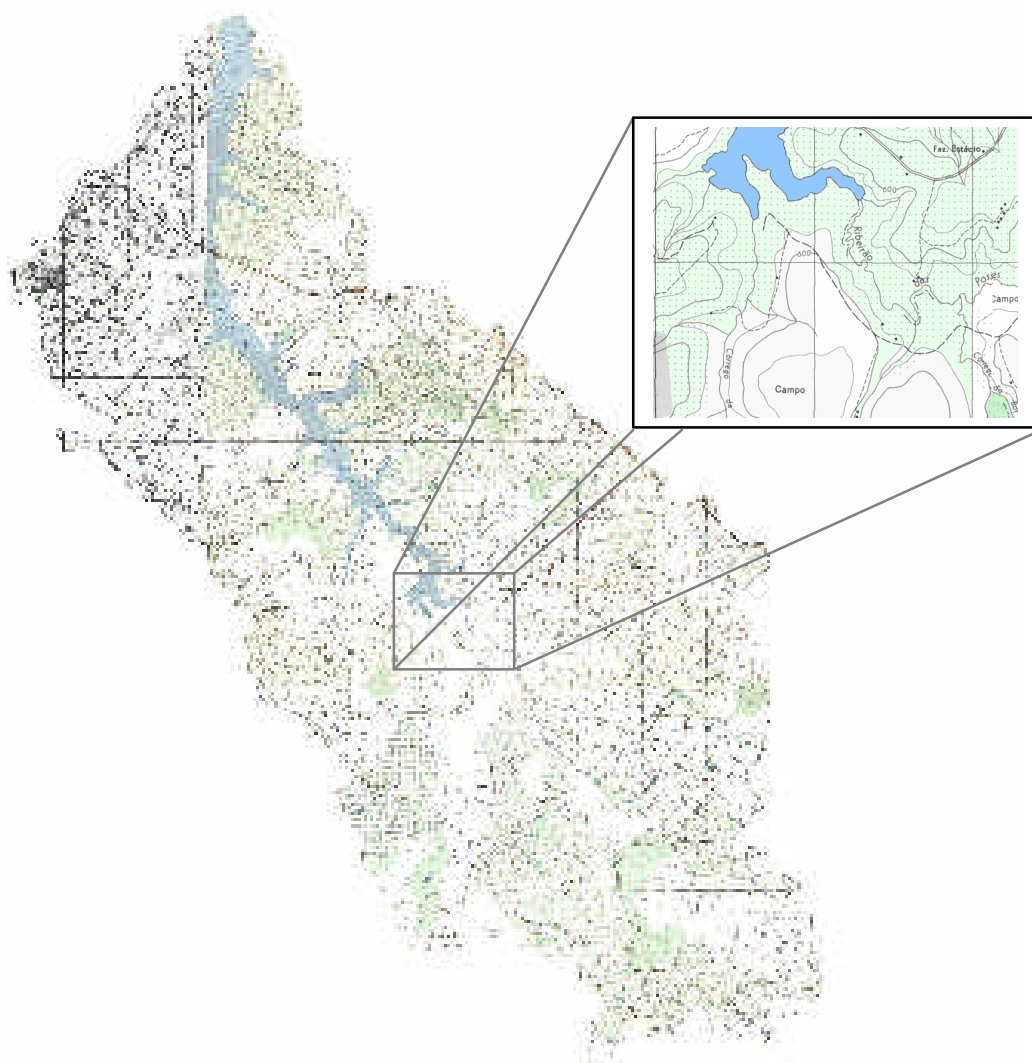
A retificação geométrica ou registro da imagem, ou ainda georreferenciamento, dos dados do Landsat/TM, visa compensar ou corrigir os erros causados pelo movimento do satélite (varredura) em relação à Terra, assim como os efeitos panorâmicos (efeitos causados nos tamanhos dos "pixels" coletados em varredura fora do nadir). A retificação pode ser feita de forma específica, ou seja, aplicando modelos matemáticos para a correção específica do tipo de fonte de erro, ou através do relacionamento matemático entre a localização do "pixel" e a coordenada deste ponto em um sistema de coordenadas geográficas (Richards, 1993). Nesta pesquisa empregou-se a segunda abordagem, ou seja, ajustando os dados do Landsat/TM às cartas topográficas através de pontos de controle devidamente identificados tanto nas cartas quanto na imagem. A referência adotada para a correção geométrica foi a rede de drenagem e cruzamento de rodovias. O ajustamento foi feito mediante o reconhecimento de pontos de controle na imagem ajustados com as coordenadas da base, via tela do monitor, no SPRING. A escolha dos pontos de controle foi feita obedecendo a uma distribuição uniforme destes pontos por toda a imagem, tentando obter um

ajuste com o menor erro possível. Posteriormente, aplicou-se um polinômio de transformação de primeiro grau.

Com as informações dos limites da bacia hidrográfica, gerou-se um mapa temático o qual foi utilizado para o recorte da área da bacia nos dados do Landsat/TM e nos resultados obtidos através da conversão das cartas em dados raster (Figuras 12 e 13). Este recorte foi feito em Linguagem Espacial para Geoprocessamento Algébrico (LEGAL), descrito no Apêndice 3.



**Figura 12.** Imagem Landsat-TM recortada com os limites da bacia.



**Figura 13.** Cartas planialtimétricas achatadas e recortada com os limites da bacia.

### *5.2.2 Uso do Solo em 1965 e em 1999 da Bacia Experimental da Represa de Jurumirim.*

Uma vez criado o banco de dados geográfico, o passo seguinte foi realizar o estudo sobre o uso do solo na bacia, nos anos de 1965 e 1999. Esse estudo foi feito com base na comparação dos resultados obtidos pela interpretação visual de dados do

Landsat/TM com as informações sobre o uso do solo contidas nas cartas planialtimétricas. Como não se dispunha de dados do Landsat/TM no formato analógico, a interpretação visual foi realizada numa abordagem diferente dos métodos tradicionais (“overlay” sobreposto às imagens de satélites). Para contornar o problema de falta de uma imagem em papel, optou-se por fazer uma interpretação visual dos dados do Landsat/TM, diretamente na tela do computador.

Por outro lado, para fazer o cruzamento das informações de uso do solo obtidas tanto dos dados digitais quanto das cartas planialtimétricas, houve a necessidade de transformar os dados cartográficos em dados digitais, ou seja, torná-los compatíveis com os dados digitais do Landsat/TM. Este procedimento foi realizado através do auxílio de um “scanner” para digitalizar as informações do uso do solo contidas nas cartas, para então serem importadas para o banco de dados do SPRING.

Feita a digitalização das cartas pelo “scanner”, os dados foram transferidos para o “software” *Adobe Photoshop* onde se fez a junção das partes digitalizadas e conseqüentes agrupamentos. Nesta etapa os dados cartográficos foram transformados para o formato TIFF.

Os dados no formato TIFF foram então convertidos para GRIB no módulo IMPIMA do SPRING 3.3 e, posteriormente, importados para o banco de dados, onde foi realizado o registro, utilizando como referência as cartas planialtimétricas originais. Em outras palavras, procurou-se ajustar o mapa digitalizado segundo as cartas de origem. Uma vez feito o registro, os dados foram importados para o projeto Jurumirim como categoria Imagem, isto é, no formato raster, semelhante a uma imagem do satélite Landsat/TM.

O procedimento de interpretação visual consistiu em digitalizar os polígonos das diferentes classes de ocupação do solo (água, mata, cerrado, campo, cultura anual, cultura perene, cultura semiperene, várzea, loteamento e pastagem), tanto da carta como da imagem, ou seja, gerando dois mapas temáticos contendo a distribuição espacial das diferentes classes de ocupação do solo.

Com os dados obtidos das cartas planialtimétricas, a interpretação visual foi muito simples, pois consistiu apenas de uma digitalização das diferentes classes contidas na carta-imagem para gerar o mapa temático. Entretanto, a interpretação dos dados do Landsat/TM foi feita levando-se em conta o comportamento espectral dos diferentes alvos de ocupação do solo. Para adquirir o conhecimento do comportamento espectral dos diferentes alvos na área de estudo, foi realizado, previamente, um trabalho de campo, auxiliado de um GPS. Após o trabalho de campo, procedeu-se a interpretação obtendo, assim, um mapa temático preliminar. Em seguida, foi realizado um segundo trabalho de campo para eliminar dúvidas de interpretação.

Depois de eliminadas as dúvidas de interpretação, obteve-se um mapa temático para o ano de 1965 (dados cartográficos) e um para 1999. Estas informações foram quantificadas e fez-se a comparação da ocupação do solo nestas duas datas. As figuras representativas das interpretações visuais estão inseridas no Capítulo 4 - Resultados, como Figuras 14 e 15.

### **5.2.3 Processamento digital**

#### **5.2.3.1 Modelo Linear de Mistura Espectral**

Devido à resolução espacial dos sensores orbitais ser relativamente grande, quando comparado à resolução das fotografias aéreas, de modo geral, a resposta espectral contida no “pixel” é uma mistura de três componentes: solo, vegetação e sombra (ou água). O modelo linear de mistura espectral foi desenvolvido para decompor a imagem original em três componentes, segundo a equação:

$$r_i = a * \text{vege}_i + b * \text{solo}_i + c * \text{sombra}_i + e_i$$

onde:  $r_i$  é a resposta espectral do “pixel” na banda  $i$ ;  $a$ ,  $b$  e  $c$  são as proporções de vegetação, solo e sombra (ou água), respectivamente,  $\text{vege}_i$ ,  $\text{solo}_i$  e  $\text{sombra}_i$  são as respostas espectrais dos componentes vegetação, solo e sombra, respectivamente e  $e_i$  é o erro na banda  $i$ , onde o subscrito  $i$  é a banda considerada.

A aplicação do modelo linear de mistura espectral teve como objetivo gerar três novos componentes a partir dos dados originais do Landsat/TM. Esses três componentes gerados pelo modelo são baseados nas porcentagens de solo, sombra e vegetação em cada pixel da imagem. Assim, quando o pixel contém mais informações de vegetação do que de solo e sombra, este pixel será representado, com maior expressão no componente vegetação. De forma semelhante, o modelo faz isto para todos os pixels da imagem. No final são então gerados três novos componentes.

### **5.2.3.2 Classificação não-supervisionada**

A classificação não-supervisionada foi realizada em 14 (quatorze) produtos, ou seja: os dados digitais originais (TM3, TM4, TM5); o componente solo; o componente vegetação; o componente sombra, combinados dois a dois (6 produtos) e três a

três (2). Entretanto, antes de realizar a classificação, foi feita a segmentação dos 14 tipos de produtos.

### 5.2.3.3 Segmentação de imagem

Na classificação supervisionada, os procedimentos de análise dos “pixels”, baseiam-se unicamente nos atributos espectrais do “pixel”. Além disso, no caso da classificação supervisionada, o treinamento é muito subjetivo, porque é feito segundo um critério estabelecido pelo analista. Isto pode gerar um pacote de treinamento que não contém todas as variações possíveis dos atributos espectrais de uma determinada classe de ocupação do solo.

A segmentação de imagem é um procedimento adotado antes da fase de classificação, que tenta solucionar o que foi dito no parágrafo anterior, sobre a subjetividade na aquisição do pacote de treinamento. Através deste procedimento, a imagem é dividida em regiões espectralmente homogêneas, onde algumas dessas áreas são utilizadas como treinamento do classificador. Segundo Moreira (2000), os processos utilizados para dividir a imagem, em regiões espectralmente homogêneas, disponíveis no SPRING, são três: a) crescimento de regiões; b) detecção de bordas e 3) combinação das outras duas (INPE, 2000). Para áreas agrícolas e áreas de vegetação natural, como na região amazônica, o segmentador utilizado é o crescimento de regiões. Por essa razão, será discutido apenas este procedimento. Maiores informações sobre os outros dois procedimentos de segmentação podem ser encontradas em INPE (2000).



A segmentação por crescimento de regiões é uma técnica em que somente as regiões espacialmente adjacentes são agrupadas segundo algum critério de similaridade (INPE, 2000). Segundo Bins (1996), o método de crescimento de regiões considera a similaridade dos valores de nível de cinza dos pixels de uma imagem supondo que  $\mathbf{R}$  é o domínio de toda uma imagem e  $\mathbf{R}_i$  as sub-regiões da imagem. Com isso, pressupõe-se que :

a) A região deve ser conectada, ou seja, para qualquer par de pixels pertencentes a região,  $\mathbf{x}_i$  e  $\mathbf{x}_j$ , devendo haver uma seqüência  $\{\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_k, \mathbf{x}_{k+1}, \dots, \mathbf{x}_j\}$  tal que  $\mathbf{x}_k$  e  $\mathbf{x}_{k+1}$  são vizinhos e todos os vizinhos da seqüência pertencem a região;

b)  $\mathbf{I} = \bigcup_{k=1}^m \mathbf{R}_k$ , em que  $\mathbf{I}$  é a imagem inteira e  $\mathbf{R}_k$  é a  $k^{\text{ésima}}$  região;

c)  $\mathbf{R}_i \cap \mathbf{R}_j = \emptyset$ , para todo  $i$  e  $j$ ,  $i \neq j$ ;

d) Supondo uma função booleana  $\mathbf{H}(\mathbf{R})$ , que muda a homogeneidade de uma região tem-se :

$\mathbf{H}(\mathbf{R}_k) = \text{verdadeiro}$ , para  $k = 1, 2, \dots, m$ ;

$\mathbf{H}(\mathbf{R}_i \cup \mathbf{R}_j) = \text{falso}$ , para  $i \neq j$ ;

Bins (1996), ainda comenta que existem diferentes implementações do algoritmo, onde se considera os pressupostos acima apresentados, e agora duas regiões  $\mathbf{R}_i$  e  $\mathbf{R}_j$  serão agregadas se os seguintes critérios forem satisfeitos :

1)  $\mathbf{R}_j = \text{vizinho mais próximo } (\mathbf{R}_i)$ ;

2)  $\mathbf{R}_i = \text{vizinho mais próximo } (\mathbf{R}_j)$ ;

3)  $\text{dist}(\mathbf{R}_i, \mathbf{R}_j) < \text{limiar de similaridade}$ ;

Onde,  $\text{dist}(\mathbf{R}_i, \mathbf{R}_j)$  é a distância euclidiana entre duas médias espectrais de  $\mathbf{R}_i$  e  $\mathbf{R}_j$ ;

$\mathbf{R} = \{ \mathbf{R}_k | \text{dist}(\mathbf{R}, \mathbf{R}_k) = \min(\text{dist}(\mathbf{R}, \mathbf{R}'), \mathbf{R}' \text{ pertence ao vizinho mais próximo de } \mathbf{R} \}$

O procedimento de segmentação exige que o analista forneça dois tipos de limiares: o limiar de *Similaridade* e de *Área*.

- **Limiar de Similaridade:**

O limiar de similaridade é um valor que o analista fornece ao algoritmo, onde abaixo do qual duas regiões são consideradas similares, e então agrupadas em uma única região. Este limiar é definido pela distância Euclidiana mínima entre as médias das regiões consideradas.

- **Limiar de Área:**

O limiar de área corresponde à área mínima, dado em número de *pixels*, para que uma região seja individualizada. Ao final da segmentação, é obtida uma representação simbólica da imagem: uma lista de regiões com seus atributos, uma lista de arcos (fronteira entre duas regiões) com seus atributos (força e orientação média das bordas) e uma lista de nós (ponto de encontro de três ou mais regiões).

Após vários testes, definiu-se o valor 8 para o limiar de similaridade e 20 para o limiar de área, devido a serem os que melhor representaram as regiões de interesse para o mapeamento de uso e cobertura do solo na área de estudo.

No início do processo de segmentação a região pode ser um “pixel” ou um conjunto de “pixels”. Segundo INPE (2000), para cada região o segmentador calcula os atributos espectrais, tais como: média, variância e textura. A agregação das regiões é feita segundo os critérios de similaridade e de área que são fornecidos pelo analista.

Depois de realizada a segmentação dos diferentes tipos de produtos, o passo seguinte foi realizar a classificação não-supervisionada. Para tal, utilizou-se o classificador ISOSEG, com limiar de aceitação de 75%. Este algoritmo, bem como o limiar foi empregado por que, segundo algumas pesquisas, entre elas os estudos de Venturieri (1996), demonstram que o ISOSEG e o limiar 75% são os que apresentam melhor desempenho de classificação de uso do solo.

Nos estudos de Venturieri (1996), o autor utilizou o Ioseg com os limiares 99,9; 99; 95 e 75%, e concluiu que na discriminação das classes Floresta, Sucessão Secundária inicial, Sucessão Secundária Avançada, Pasto Sujo, Pasto Limpo e Áreas de Cultivos Agrícolas, o limiar de 75% representou melhor a distribuição espectro-contextual destas formas de ocupação da terra.

Porém, por a classificação formar um elevado número de classes temáticas, fez-se, logo após a classificação, o mapeamento da área, ou seja, agrupamento de classes temáticas homogêneas, nas mesmas classes da interpretação visual, a saber: água, mata, cerrado, campo, cultura anual, cultura perene, cultura semiperene, várzea, loteamento e pastagem.

No próprio SPRING foi feito o Cálculo de Áreas e a Tabulação Cruzada (cruzamento do número de pixels de duas a duas das classificações, sendo uma sempre a interpretação visual) para, posteriormente, ser realizada a análise estatística. Neste

segundo estudo, a análise estatística foi feita através do índice Kappa, o qual foi descrito no Subcapítulo 2.14.

#### **5.2.3.4 Cruzamento das Imagens Classificadas**

Antes do cruzamento das imagens classificadas, foi necessário fazer, após o trabalho de campo, a reedição dos mapas de uso e cobertura do solo. Na reedição foram corrigidos os polígonos com eventuais erros de classificação. Essa correção foi feita com os mapas ainda no formato raster (matriz).

Após esta correção, foi efetuada a conversão da representação do formato varredura para o formato vetorial extraindo os contornos dos objetos, e criada uma relação espacial do tipo vizinhança e pertinência entre os polígonos e a conectividade entre os arcos (INPE, 1999).

Criou-se a topologia e geraram-se os polígonos dos mapas de uso e cobertura do solo com a intenção de fazer o cruzamento destas informações.

Para a análise dos mapas temáticos foi necessário fazer o cruzamento de PI's dois a dois. A tabulação cruzada possibilitou a obtenção do cálculo de áreas para cada classe envolvida, correspondente a cada ano, para analisar cada alteração ocorrida durante o período. Para este procedimento utilizou-se a tabulação cruzada dentro do aplicativo computacional do SPRING.

A tabulação cruzada permite a obtenção do cálculo de área das interseções entre as classes de dois PI's temáticos que estejam no formato varredura. Os dados devem apresentar a mesma resolução horizontal e vertical, o mesmo número de linhas e

colunas (“*pixels*”) e estarem registrados, isto é, terem correspondência no sistema cartográfico (INPE, 1999). Cruzou-se também os mapas temáticos de uso e cobertura do solo dos anos de 1965 com o ano de 1999, utilizando a linguagem de programação de dados espaciais LEGAL (Linguagem Espacial para Geoprocessamento Algébrico) do SPRING.

Todos os procedimentos metodológicos envolvidos neste estudo estão sumarizados no fluxograma da Figura 1, 2 e 3, Apêndice 1.

As cartas de classificação das áreas agrícolas foram elaboradas pelo módulo SCARTA, um produto de saída gráfica dos dados do SPRING, gerado o iplot e impressas como Figuras 17 a 30, anexas no Capítulo 4 - Resultados.

#### **5.2.4 Análise espacial das áreas de mata ciliar**

A metodologia empregada nesta etapa da pesquisa foi fundamentada na análise de áreas de preservação permanente, correspondente somente a mata ciliar, pois, a área de estudo não possui áreas cuja inclinação seja superior a 45°. A cota mais alta da bacia é de 614m e situa-se no divisor de águas, portanto sem expressão neste contexto.

Neste caso, as áreas de mata ciliar foram estabelecidas segundo os critérios previstos no Código Florestal na Lei nº 7.511, de 07 de julho de 1986 que altera dispositivos da Lei nº 4.771, de 15 de setembro de 1965, ou seja:

*“as florestas e demais formas de vegetação natural situadas, entre outras:*

*II- ao longo dos rios ou de qualquer curso d’água, desde o seu nível mais alto, cuja largura mínima, em cada margem , seja de :*

- a) *30m para cursos d'água com menos de 10m de largura;*
- b) *50m para cursos d'água de 10 a 50m de largura;*
- c) *100m para os cursos d'água que tenham de 50 a 200m de largura;*
- d) *200m para os cursos d'água que tenham de 200 a 600m de largura;*
- e) *500m para os cursos d'água que tenham largura superior a 600m.*

*III- ao redor das lagoas ou reservatórios d'água naturais ou artificiais, desde o seu nível mais alto, medido horizontalmente, em faixa marginal cuja largura mínima seja de :... 100m para os que estejam em área rural, exceto os corpos d'água com até 20 ha de superfície, cuja faixa marginal seja de 50m;...*

*IV- nas nascentes, ainda que intermitentes, e nos chamados olhos d'água, qualquer que seja a sua situação topográfica, num raio mínimo de 50m de largura..."*

Os procedimentos para a análise das áreas de preservação, ao longo dos rios, dentro da bacia hidrográfica, consistiram-se em várias etapas que envolveram tratamentos dos dados cartográficos e dados do Landsat/TM.

Os dados cartográficos foram utilizados para obter a faixa de terra considerada de preservação permanente, conforme descrito no Código Florestal. Essas áreas foram delimitadas com base na rede de drenagem da área de estudo, derivada dos dados cartográficos. Os cursos d'água foram digitalizados pela tela do computador, utilizando como suporte as cartas planialtimétricas, e inseridos no projeto Jurumirim como um mapa temático.

No plano de informação *rede de drenagem*, associou-se classes, tais como:

- **"Nascentes"** – correspondente aos "pontos" de início dos cursos d'água;
- **"Canais Tributários"** – engloba os rios que vão da nascente até desaguar no rio principal (represa) da bacia. Nestes rios, devido a dificuldade de cálculo da medida da distância de uma margem a outra, foi considerada a largura mínima (10 m), segundo o subitem 1), do item a), do artigo 2º do Código Florestal, para poder, assim, não cair em algum erro por excesso;
- **"Represa"** – formada pelo canal correspondente ao rio principal (englobado em um polígono), com margem média superior a 600 metros de largura. Neste caso, a impossibilidade do programa em fatiar áreas de menores extensões, quando se trabalha em um polígono único, fez com que se utilizasse uma largura média em toda a extensão deste rio.

#### 5.2.4.1 Mapa de distâncias (*buffer*)

A delimitação das áreas de preservação permanente ao longo dos rios foi feita através da operação "*Mapa de Distância*", que gera uma grade contendo valores de distâncias entre drenagens consecutivas.

Segundo INPE (1999), um mapa de distância é um tipo de análise de proximidade (medida de distância entre objetos, comumente medida em unidade de

comprimento) que apresenta zonas com larguras especificadas (distâncias) em torno de um ou mais elementos do mapa.

São necessários os seguintes procedimentos para um mapa de distância:

1. identificar o elemento (ponto, linha ou polígono) que será usado para gerar a grade de distância. Pode ser utilizado tanto um PI temático como um cadastral;

2. criar uma grade numérica com valores de distância em torno do elemento selecionado;

3. fatiar a grade em relação às distâncias desejadas.

Neste contexto, sobre esta grade de distância, aplicou-se o fatiamento para separar a área da bacia em duas classes de distância, isto é, uma classe que corresponde as áreas de preservação permanente, estabelecida segundo o código florestal, e outra com áreas além das distâncias estabelecidas no código florestal.

Como as áreas de preservação permanente para as nascentes, rios e represa possuem larguras diferentes, foi necessário criar um plano de informação para cada um. Assim, adotando os procedimentos dos itens 1, 2 e 3 acima, foram gerados três planos de informações denominados APP – Nascentes, APP – Rios e APP – Represa.

#### **5.2.4.2 Cruzamento das informações da mata ciliar com o mapa de ocupação do solo**

Após a obtenção dos dados, tanto pelo Fatiamento das áreas de mata ciliar como pela interpretação visual da ocupação do solo da Imagem Landsat-TM, a próxima



etapa consistiu em fazer o cruzamento destas informações a fim de se fazer a análise da diferença entre os dados.

Para este cruzamento foi criado um programa em Linguagem Espacial para Geoprocessamento Algébrico (LEGAL) no SPRING. Um programa em LEGAL é constituído de sentenças (linhas de comando), que estão estruturadas em três partes: declarações, instanciações e operações.

Declaração: nesta parte definem-se variáveis de trabalho. Cada variável deve ser declarada explicitamente, isto é, deve fornecer um nome e associá-la a uma categoria no esquema conceitual.

Instanciação: nesta parte recuperam-se os dados já existentes do banco de dados ou cria-se um novo PI. Este novo PI poderá então ser associado ao resultado de operações em LEGAL.

Operação: Nesta parte, realizam-se as operações da álgebra de mapas.

O programa editado em LEGAL para o cruzamento da presente pesquisa está em Apêndice 3.

A partir disto avaliou-se qual seria a ocupação do solo em 1999 das áreas que deveriam estar com preservação permanente, ou seja, mata ciliar.

## **6 RESULTADOS E DISCUSSÃO**

### **6.1 Resultados da interpretação visual de uso do solo na bacia experimental da represa Jurumirim para os anos de 1965 e 1999.**

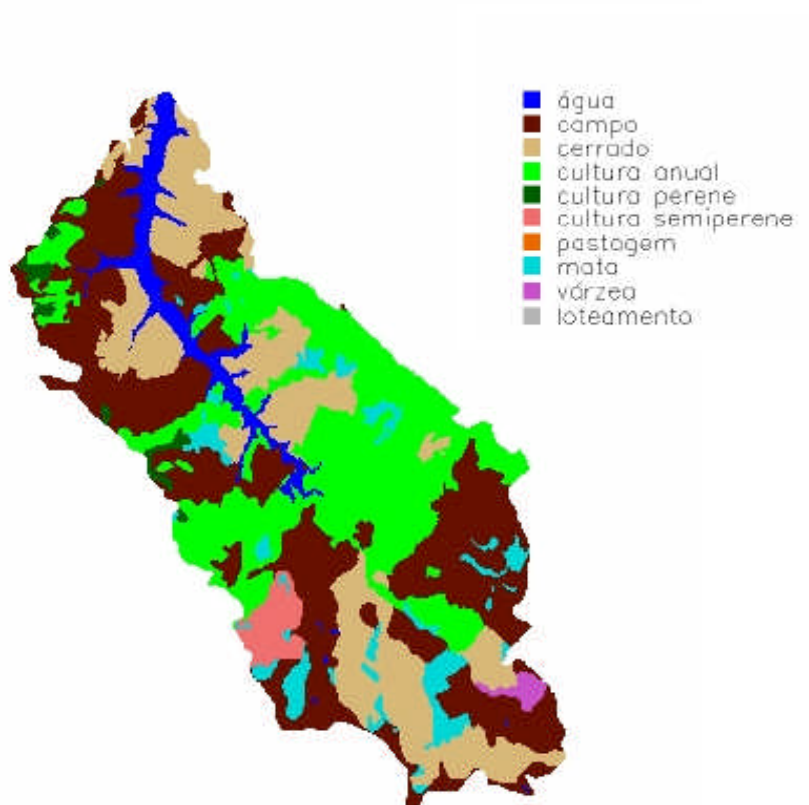
Para esta etapa da pesquisa considerou-se a informação de uso do solo contida nas cartas planialtimétricas como testemunha para análise das possíveis mudanças ocorridas na área de estudo no ano 1999. Em outras palavras, procurou-se fazer uma análise do antropismo ocorrido na área durante este período.

Os resultados da interpretação visual da imagem do Landsat/TM, bem como das cartas planialtimétricas estão contidas no Quadro 4. Adicionalmente a estas informações, o Quadro 4 contém os valores de redução ou aumento de área (ha) e a diferença relativa em termos percentuais. Nas Figuras 14 e 15 é mostrada a distribuição espacial das diferentes classes de ocupação do solo obtidas através das cartas planialtimétricas e da interpretação visual da imagem do Landsat/TM.

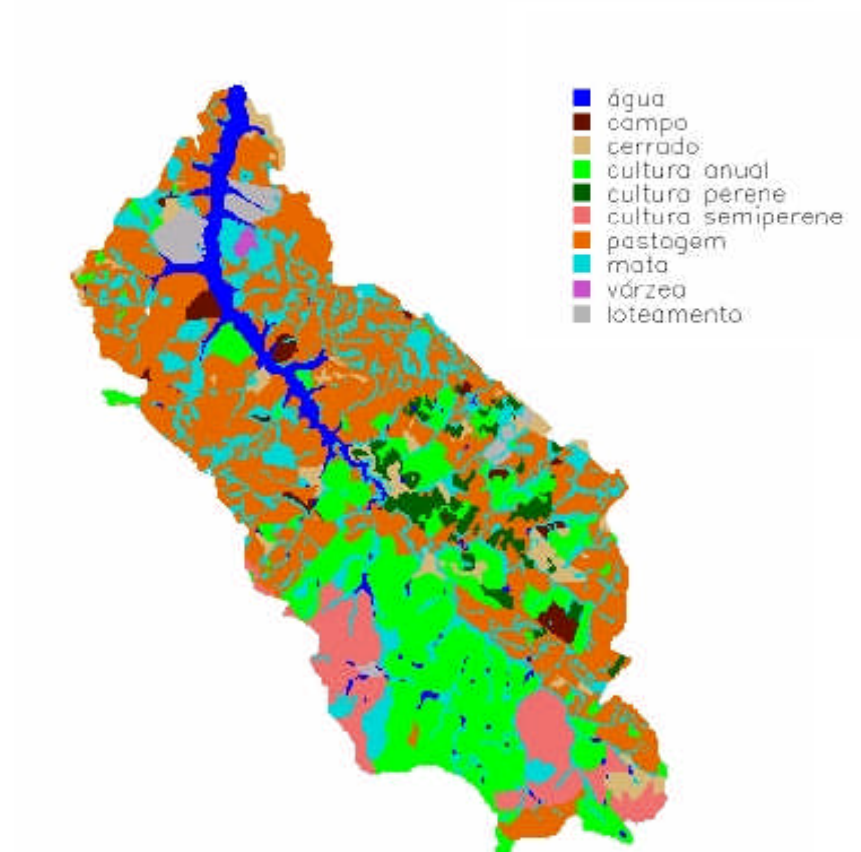
**Quadro 4.** Valores dos usos/cobertura da imagem do satélite Landsat/TM (1999) em relação à carta-imagem (1965).

Uso/Cobertura *	Área em hectares			
	Cartas do Brasil	Imagem Landsat/TM	Diferença	Diferença
A	2019,68	1936,22	- 83,56	4,13 %
Ca	13224,70	588,60	- 12636,10	95,5 %
Ce	8449,65	1565,33	- 6884,62	81,5 %
CA	10504,07	7710,11	- 2793,96	26,6 %
CP	409,28	1243,09	833,81	203,7 %
CSP	789,75	2717,78	1928,03	30,9 %
P	0	14195,76	14195,76	-
L	104,57	837,13	732,56	700,5 %
V	237,91	88,99	148,92	62,6 %
M	1971,52	6828,78	4857,26	246,4 %
TOTAL	37711,17	37711,17	-	-

\* A = água; Ca = campo; Ce = cerrado; CA = cultura anual; CP = cultura perene; CSP = cultura semiperene; P = pastagem; L = loteamento; V = várzea; M = mata.



**Figura 14.** Distribuição espacial das diferentes classes de ocupação do solo obtidas através das cartas planialtimétricas.

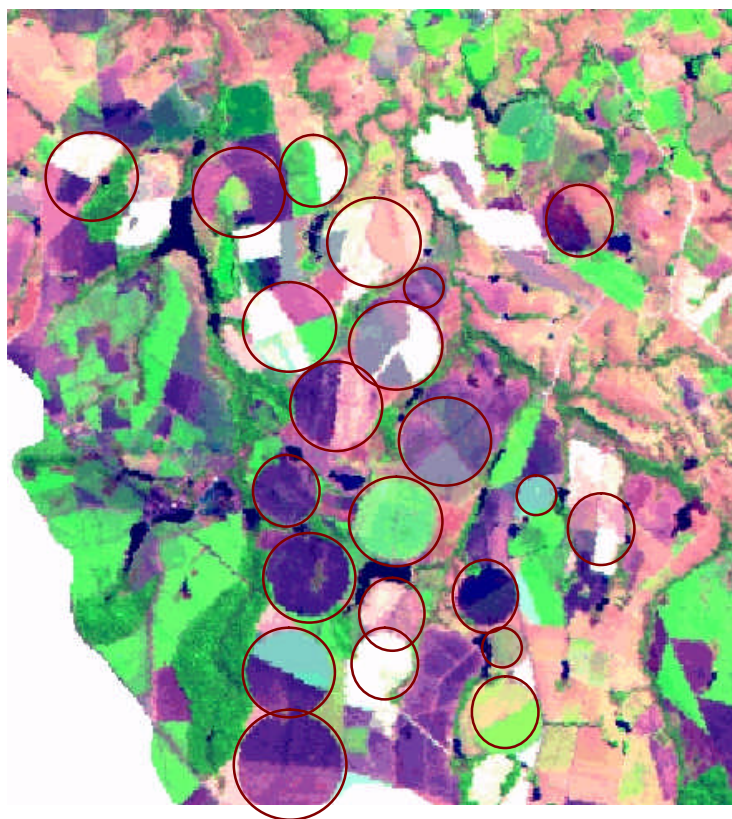


**Figura 15.** Distribuição espacial das diferentes classes de ocupação do solo obtidas através da interpretação visual da Imagem do Landsat/TM.

Conforme pode ser observado no Quadro 4, todas as classes de ocupação do solo tiveram mudanças em termos de área, quando comparadas as duas datas analisadas. Observa-se que em algumas classes como a água, o campo, o cerrado e cultura anual, houve redução na área enquanto que a cultura perene, semiperene, pastagem, loteamento, várzea e mata tiveram um incremento positivo na área de ocupação, em relação ao ano de 1965.

Das classes que obtiveram menor intensidade de mudança quantitativa, temos primeiramente a água, de 2019,68 ha em 1965 para 1936,22 ha em 1999, apresentando uma redução de 83,56 ha, o que representa 4,13% a menos da área de reservatórios de água em

relação a 1965. Sobretudo, acredita-se que essa redução na área ocupada pelos reservatórios foi consequência de uma forte estiagem na região no período de outubro de 1998 a setembro de 1999. Este fato favoreceu uma redução do nível de água nos reservatórios, consequentemente apresentando uma menor área inundada, na época de passagem do satélite Landsat. Além disso, outro fator que deve ter contribuído para a redução da lâmina de água foi o grande número de pivôs central, uma prática de irrigação muito comum nestas últimas décadas na região onde se insere a área da bacia hidrográfica. Esta prática de irrigação foi muito evidente na imagem do Landsat/TM, conforme é ilustrado na Figura 16.



**Figura 16.** Imagem Landsat/TM mostrando, em detalhe, áreas com irrigação por pivô central.

Na classe cultura semiperene houve também mudança na área, com um aumento de 31% em 1999, o qual passou de 789,75 ha em 1965 para 2717,78 ha no ano de 1999. A cultura semiperene está representada na região pela cultura da cana-de-açúcar. Analisando os resultados da interpretação e a distribuição espacial da cultura da cana-de-açúcar, nota-se que a expansão das fronteiras agrícolas dessa cultura se deu em áreas de campo, cerrado e mata. Este aumento de 1928,03 ha na área de cana-de-açúcar está relacionado com a implantação de uma usina (Usina Londra) implantada na região na década de 80.

Politano et al. (1983), Barros et al. (1987), Cardoso et al. (1988) e Campos et al. (1993), entre outros, discutiram em seus trabalhos que a expansão canavieira na região foi em detrimento da ocupação do espaço deixado por outras culturas, provocada em consequência dos incentivos governamentais na década de 70. Segundo Cardoso et al. (1992) além dos incentivos governamentais, o aumento significativo das áreas de cana-de-açúcar também foi provocado pela necessidade de se buscar fontes alternativas de energia para produção de biomassa.

Em relação ao ano de 1965, a área com várzea diminuiu em 62,6 %. Observou-se que a causa desta diminuição foi devido à introdução de cultura anual e pastagem. A área correspondente a 89 ha está localizada na região central de uma grande área de mata próxima a margem direita do rio, ao norte da bacia.

A área ocupada com cultura anual sofreu uma redução de 26,6 %. Entretanto, em termos de tamanho de área, esta redução não é significativa, pois em 1965 a área era de 10.504,07 e em 1999 foi de 7.710,11. Por outro lado, percebe-se que a rotatividade das áreas ocupadas com cultura anual foi geral, isto é, a localização espacial dessas áreas foi

totalmente modificada, para os dois anos analisados. Este fato pode ser observado nas Figuras 14 e 15, onde se nota que a cultura anual passou a ser cultivadas em locais que em 1965 o solo era ocupado por campo e cerrado. Já nos locais onde em 1965 eram ocupados com cultura anual hoje estão sendo explorados com atividades pastoris.

Com relação à cultura perene nota-se que o aumento de áreas, em relação a 1965, foi de 203,7 %. Esse aumento vertiginoso da área de cultura perene está muito relacionado com a presença da cooperativa Holambra, responsável pela maior parte da comercialização dos frutos ali produzidos, principalmente espécies como: pêssigo, nectarina e ameixa. Este fato leva a crer que o incentivo da Cooperativa aos seus produtores resultou no incremento da área ocupada por fruticultura, atingindo um valor de 833,81 ha. Dos 409,28 ha relativos ao ano de 1965 passou para 1.243,09 ha em 1999.

A mata teve um comportamento parecido com a cultura perene, com um aumento de 246,4 %. Provavelmente este incremento foi devido à regeneração de matas a partir dos cerrados. Isto foi constatado devido à observação de várias áreas, principalmente, a ampliação de uma área homogênea de 373,59 ha de mata, ao norte da Bacia, onde antes era composta por cerrado.

Constatou-se que a maior mudança do uso do solo, de 1965 para 1999, foi à área de pastagem. Pelas informações contidas nas cartas planialtimétricas esta classe de uso do solo era inexistente naquela época. No ano de 1999 foram identificados e mapeados nos dados do Landsat/TM 14.195,76 ha. Por outro lado, observada a distribuição espacial das áreas de pastagem nos dados do Landsat/TM, percebe-se que esta categoria de uso do solo ocupou áreas que em 1965 eram destinadas a campo e cerrado. Observou-se ainda que boa parte das áreas de pastagem localizam-se em regiões que deveriam ser ocupadas com mata

ciliar, conforme é mostrado na Figura 33. Este resultado concorda com Miranda & Ippoliti (2000), em estudos de planejamento do uso do solo, de uma unidade de produção rural na Zona da Mata - MG. Neste estudo, os autores verificaram que 68,3% da superfície da área estudada representava uso incorreto, sendo utilizada com pastagem.

As áreas de cerrado e, principalmente, de campo tiveram uma redução visivelmente significativa de 81,5% e 95,5%, respectivamente, em relação a 1965. Observa-se nas Figuras 14 e 15 que essas áreas foram quase que totalmente substituídas por pastagem e culturas, conforme o que já foi discutido anteriormente.

A cobertura vegetal sofreu e vem sofrendo constantes modificações ao longo dos anos com a ação antrópica e, segundo Campos et al. (1998), sendo mais intensa nos solos com melhor fertilidade e de condições ecológicas mais propícias à exploração agropecuária. Os solos mais pobres, em função do aumento da densidade demográfica e do aperfeiçoamento das técnicas agronômicas, vêm sendo utilizados (Borgonovi & Chiarini, 1965); assim, na região de estudo, as áreas de cerrado vêm diminuindo progressivamente pela utilização de suas áreas, principalmente com culturas e criações de alto retorno econômico, como é o caso das pastagens, cereais e cana-de-açúcar.

As áreas de loteamento, na verdade, são representativas de áreas residenciais urbanas (como o Distrito de Holambra), áreas rurais com relevância (usina), e loteamentos propriamente ditos.

Durante a interpretação visual, observou que um Loteamento, denominado por "Terras de Santa Cristina" foi implantado em uma área ao Norte da Bacia, às margens da Represa de Jurumirim, conforme pode ser visto na Figura 15. A área mapeada neste loteamento correspondeu a 669,86 ha. Segundo o código florestal de proteção ao meio



ambiente, esta área foi planejada sem nenhum critério de proteção das áreas de preservação permanente, onde consta na Lei Florestal nº 10.561 de 1995, que nesta região deve existir uma área de preservação permanente de 500m de mata ciliar a partir de ambas as margens do rio.

## **6.2 Análise comparativa entre a interpretação visual e a classificação não-supervisionada da ocupação do solo relacionadas aos dados da imagem do satélite Landsat/TM.**

A segunda etapa da pesquisa, conforme foi comentado em material e métodos, consistiu de uma análise dos resultados da classificação não-supervisionada com aqueles obtidos através da interpretação visual dos dados do Landsat no formato digital (testemunha). A análise comparativa foi realizada entre os resultados da classificação de um produto digital com os resultados da interpretação visual, ou seja, duas a duas.

Nos Quadros 5 a 18 encontram-se os valores dos indicadores de exatidão, bem como da classificação correta, calculados segundo as equações já discutidas anteriormente, porém revistas aqui:

$$CC\% = \frac{NPCC \times 100}{NPIV}$$

$$EI\% = \frac{(\sum NPEC) \times 100}{NPIV}$$

$$EO\% = \frac{(VIV - NPCC) \times 100}{NPIV}$$

onde: **CC%** é a porcentagem de classificação correta; **NPCC** é o número de pixels corretamente classificados para a classe em questão; **NPIV** é o número total de pixels da interpretação visual para a classe; **EI%** é a porcentagem do erro de inclusão para

a classe; **NPEC** é o número total de pixels erroneamente classificados; **EO%** é a porcentagem do erro de omissão para a classe.

Encontramos, também nestes Quadros, os valores calculados da exatidão geral e do índice Kappa, segundo as equações:

$$K = \frac{P_o - P_c}{1 - P_c}$$

$$P_o = \frac{\sum_{i=1}^M n_{ii}}{N}$$

onde, **Po** é a exatidão geral, **Pc** é a proporção de unidades que concordam por casualidade; **M** é o número de classes presentes na matriz de erro; **n<sub>ii</sub>** representa o número de observações na linha **i** e coluna **i**; **n<sub>i+</sub>** e **n<sub>+i</sub>** são os totais marginais da linha **i** e da coluna **i**, respectivamente e **N** refere-se ao número total de pixels na matriz.

O mapa resultante de cada uma das classificações está representado nas Figuras 17 a 30, e as matrizes de erro derivadas da avaliação de cada um dos produtos digitais e da interpretação visual estão contidas no Apêndice 2, como Quadros 1 a 14.

### **6.2.1 Análise comparativa entre a interpretação visual e a classificação não-supervisionada utilizando o componente solo**

Observando os dados do Quadro 5, nota-se que das 10 classes de ocupação do solo, interpretadas visualmente, apenas cinco classes foram possíveis de serem individualizadas através da classificação não-supervisionada do componente solo, derivada do

modelo de mistura espectral. As classes de uso do solo foram: água, cerrado, cultura anual, pastagem e mata.

**Quadro 5.** Indicadores de Exatidão e Índice Kappa derivados da classificação não-supervisionada do componente solo em relação à interpretação visual.

Classe	Classificação correta (%)	Erro de inclusão	Erro de omissão	Kappa ( <i>K</i> )	Exatidão Geral	Qualidade da classificação*
A	84,55	0,62	0,15			
Ce	17,34	0,93	0,83			
CA	0,51	0,25	0,99	0,29	0,49	razoável
P	93,57	0,41	0,06			
M	42,46	0,57	0,57			

\* Qualidade da classificação segundo Landis & Koch (1977).

Observa-se também no Quadro 5 que o erro de inclusão para todas as classes foi muito alto, sendo o menor erro (0,25 ou 25%) verificado para a classe cultura anual.

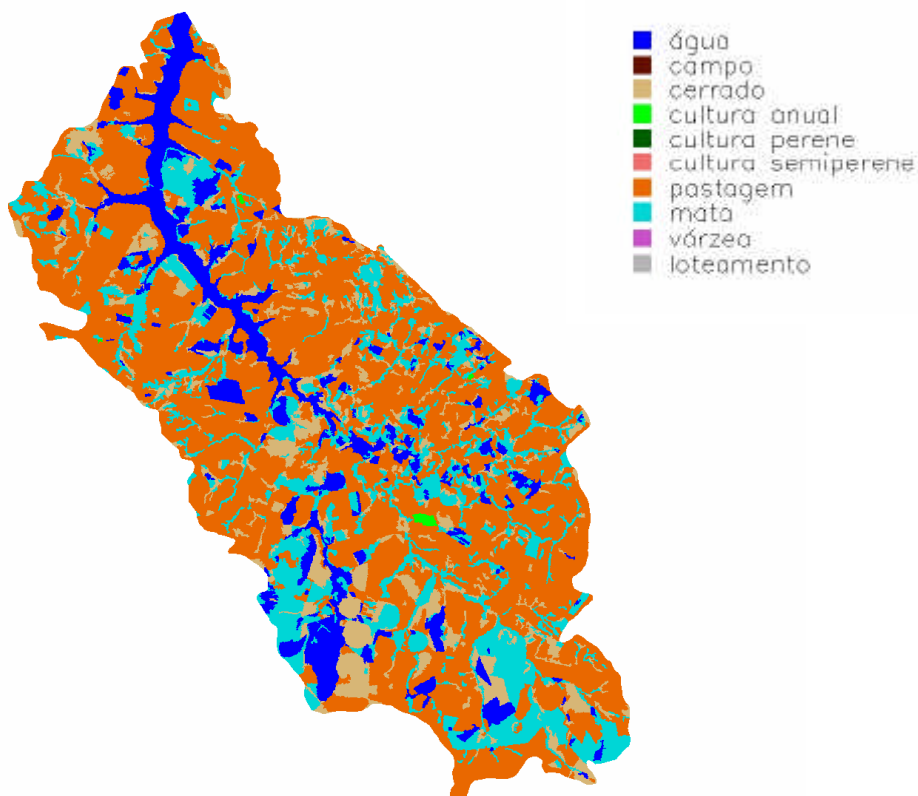
Sabe-se que quando determinado pixel pertence a uma classe e é classificado como pertencente à outra, o erro é dito “omissão”. Logo, deve ser observado que a classe cultura anual teve um erro de omissão muito elevado (99%), contribuindo para uma baixa porcentagem de classificação correta (0,51%).

Por outro lado, a classe cerrado, que teve o maior erro de inclusão (0,93 ou 93%), apresentou, para algumas áreas, semelhança espectral com todas as classes existentes na área que foram individualizadas pelo classificador, conforme pode ser visto no Quadro 1 do Apêndice 2.

Observa-se que a maior porcentagem de classificação correta foi obtida para a classe pastagem, contendo erro de omissão de apenas 6%, porém com erro de inclusão de 41%. A classe pastagem foi incluída em uma grande área de cultura anual, como também pode ser observado no Apêndice 2, Quadro 1.

O índice Kappa calculado para esta matriz de erro foi de 0,29. Segundo Landis e Koch (1977), quando os resultados de uma classificação fornecer um valor de Kappa nesta magnitude, a classificação é razoável.

A distribuição espacial das classes de uso do solo obtidas através do componente solo encontra-se na Figura 17.



**Figura 17.** Classificação não-supervisionada usando como PI o componente solo.

### 6.2.2 Análise comparativa entre a interpretação visual e a classificação não-supervisionada utilizando o componente vegetação

**Quadro 6.** Indicadores de Exatidão e Índice Kappa derivados da classificação não-supervisionada do componente vegetação em relação à interpretação visual.

Classe	Classificação correta (%)	Erro de inclusão	Erro de omissão	Kappa ( <i>K</i> )	Exatidão Geral	Qualidade da classificação*
A	80,13	0,74	0,20			
Ce	0,75	0,83	0,99			
CA	6,05	0,82	0,94	0,27	0,45	razoável
CP	23,85	0,63	0,76			
P	82,26	0,41	0,18			
M	45,49	0,47	0,55			

\* Qualidade da classificação segundo Landis & Koch (1977).

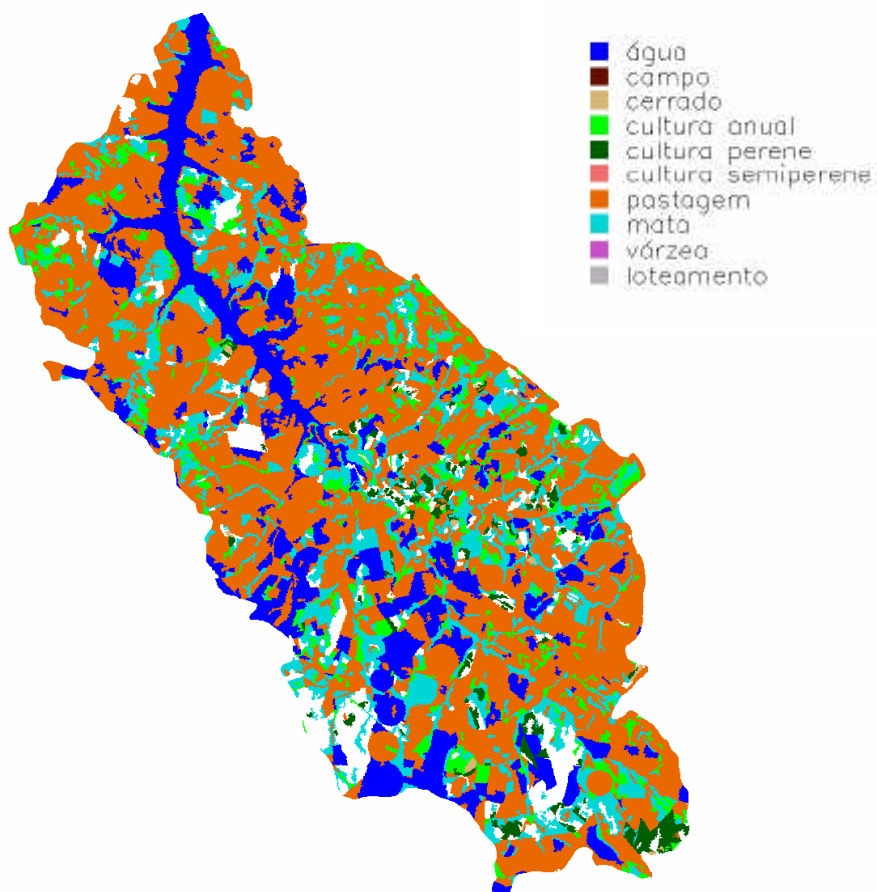
Pela análise dos dados contidos no Quadro 6, percebe-se que quando se utilizou o componente vegetação, o número de classes identificadas passou de cinco (componente solo) para seis (6), a saber: água, cerrado, cultura anual, cultura perene, pastagem e mata (Figura 18). Nesta classificação já foi possível individualizar a classe cultura perene. Entretanto, percebe-se ainda que o erro de inclusão foi também alto para todas as classes, semelhante aos resultados obtidos quando empregou o componente solo.

Comparando estes resultados com aqueles obtidos do componente solo, nota-se que enquanto o cerrado foi a classe mais heterogênea em termos de comportamento espectral, nesta abordagem de classificação o erro de inclusão (0,82 ou 82%) da classe cultura anual foi fortemente influenciado pela contribuição de pixels classificados como cultura anual, em todas as classes individualizadas pela segmentação.

Por outro lado, a classe cerrado continuou a apresentar um alto erro de inclusão (0,83 ou 83%), porém apresentando também um erro de omissão de 99%, e apenas 0,75% de classificação correta.

A melhor porcentagem de classificação correta continua sendo atribuída a classe pastagem (82,26%).

O valor de Kappa de 0,27 permite classificar os resultados obtidos através do componente vegetação como razoável (Landis e Koch, 1977).



**Figura 18.** Classificação não-supervisionada usando como PI o componente vegetação.

### 6.2.3 Análise comparativa entre a interpretação visual e a classificação não-supervisionada utilizando o componente sombra

**Quadro 7.** Indicadores de Exatidão e Índice Kappa derivados da classificação não-supervisionada do componente sombra em relação à interpretação visual.

Classe	Classificação correta (%)	Erro de inclusão	Erro de omissão	Kappa ( <i>K</i> )	Exatidão Geral	Qualidade da classificação*
A	85,91	0,04	0,14	0,26	0,49	razoável
CA	43,10	0,50	0,57			
CP	44,64	0,74	0,55			
P	91,90	0,52	0,08			

\* Qualidade da classificação segundo Landis & Koch (1977).

Nesta abordagem de classificação em que se empregou o componente sombra, nota-se no Quadro 7 e Figura 19 que o número de classes individualizadas durante o processo de segmentação foi apenas 4, ou seja: água, cultura anual, cultura perene e pastagem.

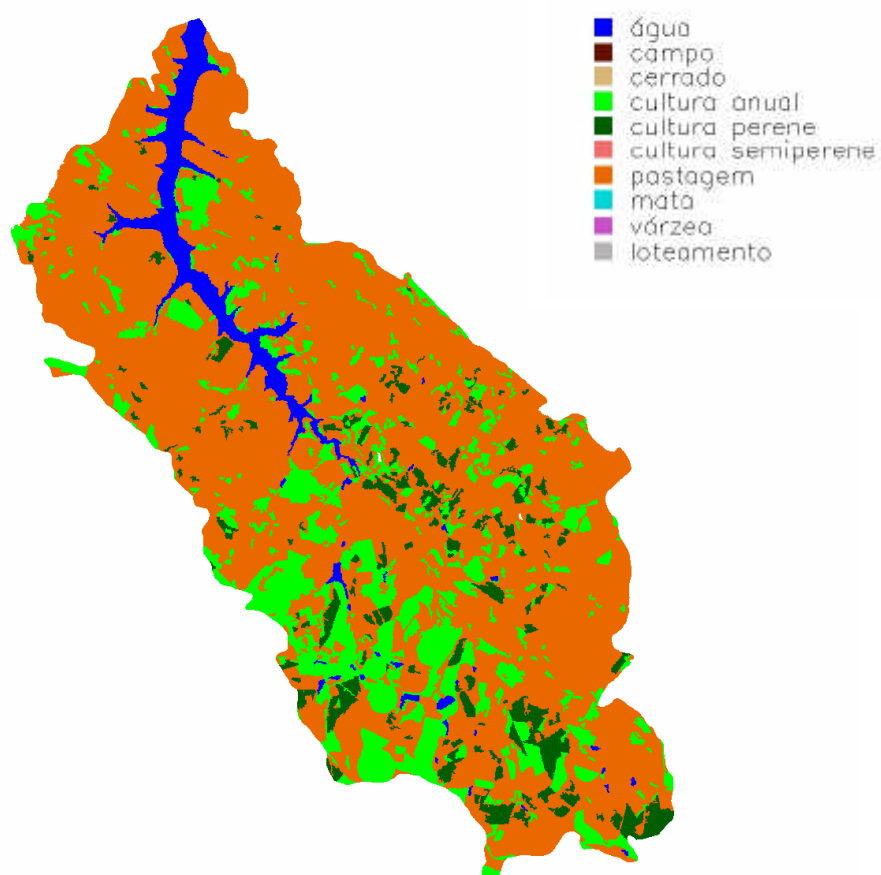
Pelos resultados obtidos nota-se que o erro de inclusão foi expressivamente mais elevado para a classe cultura perene (0,74 ou 74%). Este erro foi devido à contribuição de pixels de todas as classes, que apresentaram semelhanças espectrais à classe cultura perene.

Por outro lado, nota-se que o menor erro de inclusão (4%), seguido de um baixo erro de omissão (14%), foi observada na classe água, o que era esperado já que o componente sombra está relacionado com os corpos d'água e áreas de expressiva umidade.

A classe pastagem apesar de obter uma classificação correta de 99%, apresentou um alto erro de inclusão (52%), estando incluída em todas as outras classes, como pode ser observado na matriz de erro contida no Quadro 3 do Apêndice 2. Ainda neste

Quadro, podemos observar que, além da pastagem, as classes cultura anual e cultura perene também estiveram incluídas em todas as classes, porém com um maior valor na classe cultura semiperene.

Contudo, o índice Kappa foi um dos mais baixos (0,26), qualificando a classificação não-supervisionada para este componente como sendo razoável.



**Figura 19.** Classificação não-supervisionada usando como PI o componente sombra.



#### 6.2.4 Análise comparativa entre a interpretação visual e a classificação não-supervisionada utilizando os componentes solo e vegetação

Observando os resultados contidos no Quadro 8 nota-se que na classificação não-supervisionada, quando se empregou a combinação das componentes solo e vegetação, o número de classes individualizadas foi maior do que nos casos anteriores. Neste caso, as classes obtidas pela classificação supervisionada foram: água, campo, cerrado, cultura anual, cultura perene, cultura semiperene, pastagem e mata. A distribuição espacial das classes mapeadas pode ser visualizada na Figura 20.

**Quadro 8.** Indicadores de Exatidão e Índice Kappa derivados da classificação não-supervisionada para a combinação das componentes solo (S) e vegetação (V) em relação à interpretação visual.

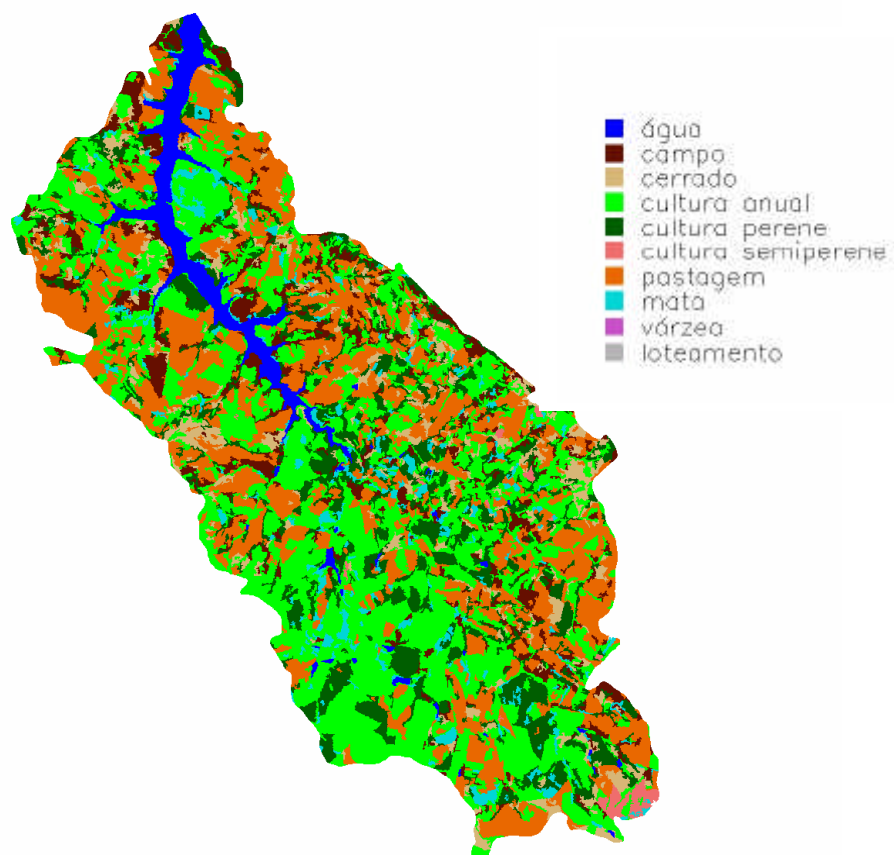
Classe	Classificação correta (%)	Erro de inclusão	Erro de omissão	Kappa ( <i>K</i> )	Exatidão Geral	Qualidade da classificação*
A	84,32	0,02	0,16			
Ca	29,66	0,94	0,70			
Ce	15,83	0,89	0,84			
CA	57,16	0,67	0,43			
CP	36,24	0,91	0,64	0,26	0,49	razoável
CSP	6,27	0,27	0,93			
P	53,35	0,27	0,46			
M	8,77	0,60	0,91			

\* Qualidade da classificação segundo Landis & Koch (1977).

Apesar de ter separado maior número de classes de uso do solo, percebe-se que o erro de inclusão ainda permaneceu alto para as classes campo (94%), cerrado (89%) e cultura perene (91%). Para estas classes o erro de inclusão foi resultante da

contribuição de todas as demais classes individualizadas. Porém, todas estas classes apresentam um erro de omissão também elevado.

A melhor porcentagem de classificação correta foi observada na classe água (84,32%), levando em consideração que seu erro de omissão foi de apenas 16%. Contudo, o índice Kappa foi de 0,26, igual ao da classificação anterior, qualificando a classificação não-supervisionada, utilizando os componentes solo e vegetação, como razoável.



**Figura 20.** Classificação não-supervisionada usando como PIs os componentes solo e vegetação.

### 6.2.5 Análise comparativa entre a interpretação visual e a classificação não-supervisionada utilizando os componentes vegetação e sombra

**Quadro 9.** Indicadores de Exatidão e Índice Kappa derivados da classificação não-supervisionada para a combinação dos componentes vegetação (V) e sombra (Som) em relação à interpretação visual.

Classe	Classificação correta (%)	Erro de inclusão	Erro de omissão	Kappa ( <i>K</i> )	Exatidão Geral	Qualidade da classificação*
A	83,68	0,02	0,16			
Ce	19,82	0,90	0,80			
CA	38,85	0,57	0,61			
CP	31,36	0,82	0,68	0,38	0,51	razoável
CSP	22,94	0,73	0,77			
P	62,91	0,32	0,99			
M	65,88	0,45	0,34			

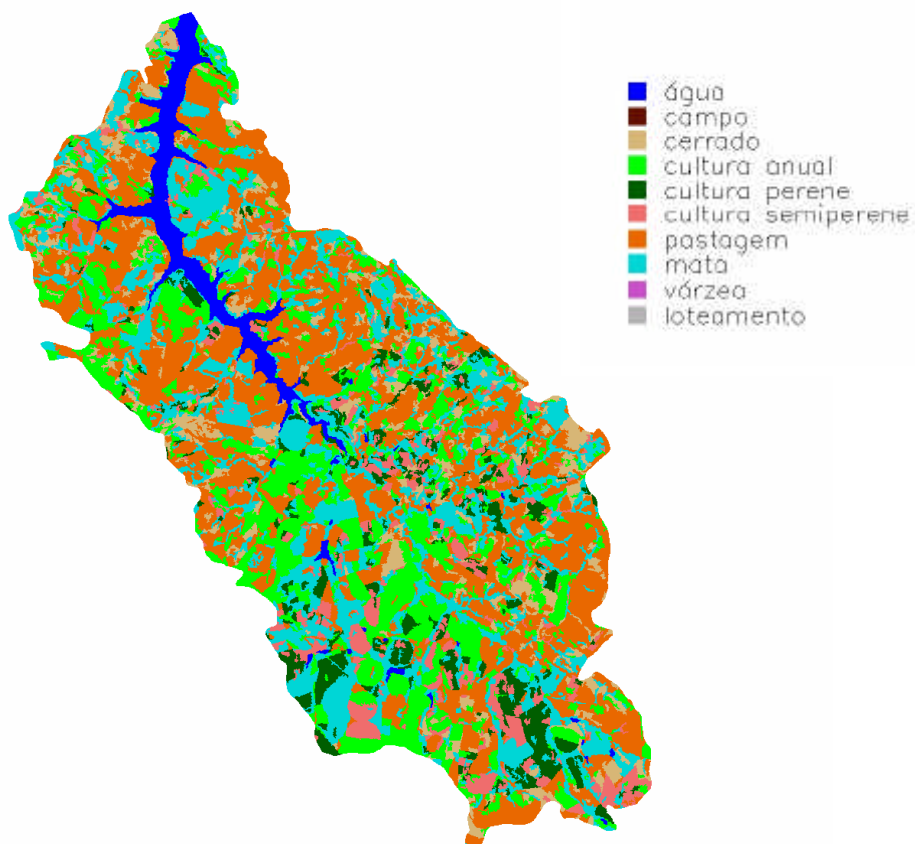
\*Qualidade da classificação segundo Landis & Koch (1977).

Quando se empregou a combinação dos componentes vegetação e sombra na classificação o número de classes mapeadas foi 7: água, cerrado, cultura anual, cultura perene, cultura semiperene, pastagem e mata (Figura 21).

De modo geral, percebe-se que o desempenho da classificação não foi bom. Pois se observa no Quadro 9 que os erros de inclusão ainda permaneceram altos, com exceção da classe água. Das classes identificadas durante a classificação, os maiores erros de inclusão foram obtidos para o cerrado, cultura perene e cultura semiperene, cujos erros de inclusão foram de 90%, 80% e 73%, respectivamente.

Por outro lado, percebe-se que essas três classes de uso do solo foram também problemáticas em todas as abordagens de classificação utilizadas até o momento.

Para o cerrado, as classes que mais contribuíram no erro de inclusão foram campo, cultura anual, pastagem e mata.



**Figura 21.** Classificação não-supervisionada usando como PIs os componentes sombra e vegetação.

Quanto à cultura anual, a causa do alto erro de inclusão está muito relacionada com as classes cerrado, cultura semiperene, pastagem, mata e loteamento, conforme é visto no Quadro 5, Apêndice 2. Embora se perceba que, em menor escala, todas as demais classes tiveram suas parcelas de contribuição no alto erro de inclusão.

Ao analisar os resultados de classificação obtidos para cultura semiperene, nota-se que as classes de uso do solo que mais contribuíram para o alto erro de inclusão foram cultura anual, cultura perene e mata.

Uma análise mais detalhada dos dados contidos no Quadro 9 permite dizer que todas as classes mapeadas através da classificação não-supervisionada não possuem comportamentos espectrais bem definidos, ou seja, da mesma forma que uma determinada classe de uso do solo pode contribuir para elevar o erro de inclusão das outras, o erro de inclusão dessa classe é também muito influenciado por pixels das outras classes. Este fato denota a heterogeneidade de comportamento espectral. Por exemplo, a classe cultura anual apresentou semelhança de resposta espectral, pelo menos em algumas áreas, com todas as demais classes definidas pelo classificador. Em outras palavras o comportamento desta classe é multimodal.

O índice Kappa obtido nesta abordagem de classificação foi de 0,38 o que também qualifica o desempenho da classificação como razoável.

**6.2.6 Análise comparativa entre a interpretação visual e a classificação não-supervisionada utilizando os componentes solo e sombra**

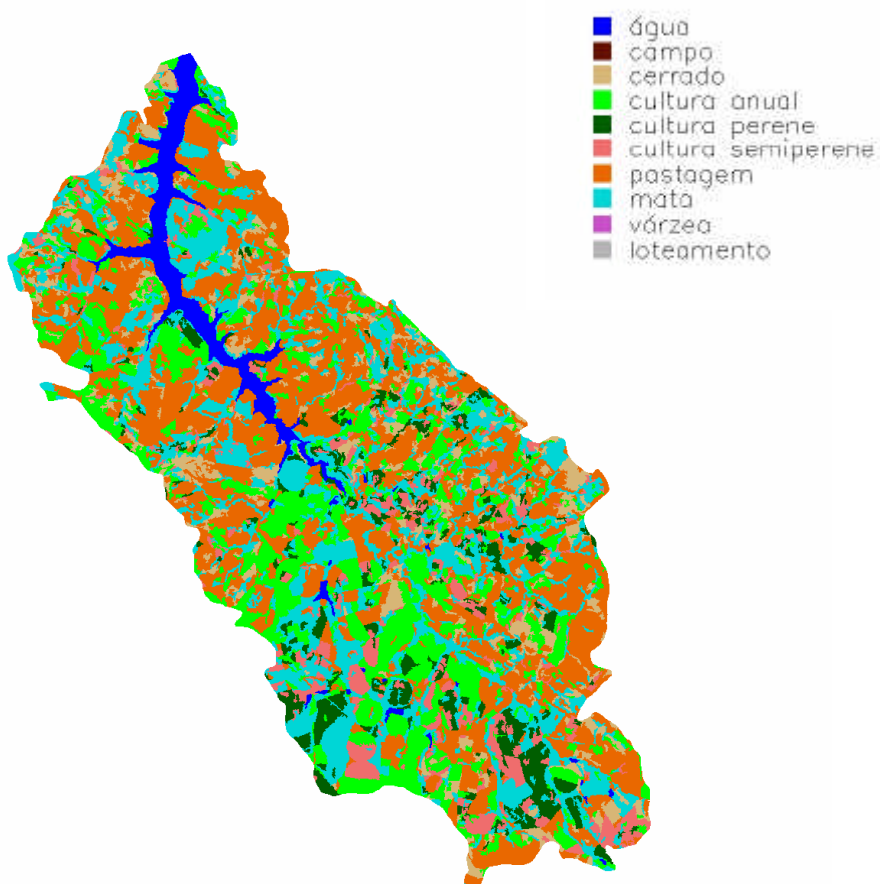
**Quadro 10.** Indicadores de Exatidão e Índice Kappa, derivados da classificação não-supervisionada para a combinação dos componentes solo (S) e sombra (Som) em relação à interpretação visual.

Classe	Classificação correta (%)	Erro de inclusão	Erro de omissão	Kappa ( <i>K</i> )	Exatidão Geral	Qualidade da classificação*
A	86,03	0,08	0,14	0,27	0,42	razoável
CA	69,56	0,72	0,30			
CP	27,21	0,77	0,73			
CSP	38,90	0,72	0,61			
P	30,44	0,28	0,69			
M	46,18	0,39	0,54			

\* Qualidade da classificação segundo Landis & Koch (1977).

O uso da combinação dos componentes solo e sombra apresentou um desempenho de classificação pior do que no caso anterior. Nesta abordagem o número de classes de uso do solo que foi definido pelo esquema de classificação foi de 6, ou seja: água, cultura anual, cultura perene, cultura semiperene, pastagem e mata, conforme é mostrado na Figura 22.

Observa-se nos dados contidos no Quadro 10 que o desempenho da classificação também não foi satisfatório. Com exceção da água (0,08 ou 8%) todas as classes mapeadas apresentaram um alto erro de inclusão, o que denota, mais uma vez, a heterogeneidade do comportamento espectral das classes de uso do solo na bacia.



**Figura 22.** Classificação não-supervisionada usando como PIs os componentes solo e sombra.

Observa-se que as classes cultura anual, perene e semiperene tiveram os mais altos erros de inclusão, com valores acima de 70% e muito próximos entre si.

O baixo erro de inclusão obtido para a classe água, está muito relacionado com o componente sombra, cujo modelo é definido em função da água, conforme Shimabukuro et al. (1999).

O valor de Kappa calculado sobre os resultados desta abordagem de classificação foi de 0,27, portanto, a classificação é tida por Landis e Koch (1977), como sendo razoável.

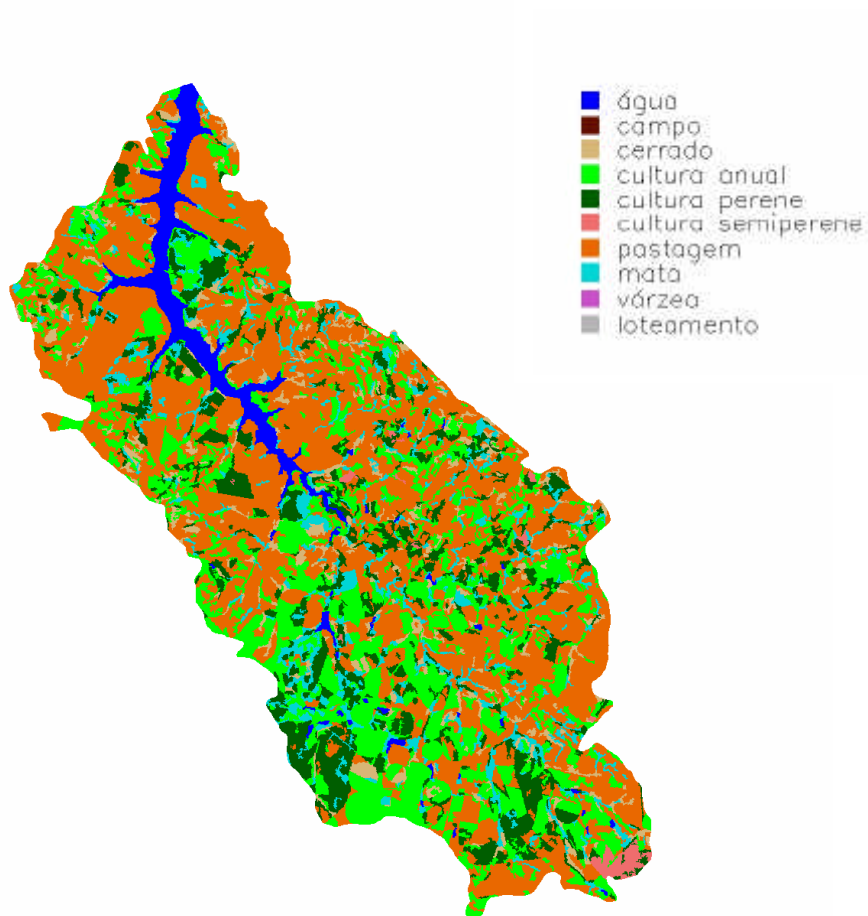
### **6.2.7 Análise comparativa entre a interpretação visual e a classificação não-supervisionada utilizando a combinação dos componentes solo, vegetação e sombra**

**Quadro 11.** Indicadores de Exatidão e Índice Kappa derivados da classificação não-supervisionada para a combinação dos componentes solo (S), vegetação (V) e sombra (Som) em relação à interpretação visual.

Classe	Classificação correta (%)	Erro de inclusão	Erro de omissão	Kappa ( <i>K</i> )	Exatidão Geral	Qualidade da classificação*
A	86,19	0,02	0,13			
Ce	12,99	0,89	0,87			
CA	45,34	0,60	0,55			
CP	40,84	0,89	0,59	0,34	0,50	razoável
CSP	6,44	0,31	0,93			
P	78,80	0,36	0,21			
M	23,63	0,39	0,76			

\* Qualidade da classificação segundo Landis & Koch (1977).

Utilizando a classificação não-supervisionada, na combinação dos componentes solo, vegetação e sombra, observa-se no Quadro 11 que, apesar de ter adicionado mais um componente do modelo de mistura espectral, o número de classes definidas pelo sistema foi 7, semelhante aos resultados obtidos quando se utilizou a combinação vegetação e sombra. Por estes resultados pode-se dizer que a introdução do componente solo pouco adianta na discriminação das classes de uso do solo.



**Figura 23.** Classificação não-supervisionada utilizando como PIs os componentes solo, vegetação e sombra.



Nesta abordagem de classificação foram individualizadas as seguintes classes de uso do solo: água, cerrado, cultura anual, cultura perene, cultura semiperene, pastagem e mata, cuja distribuição espacial é mostrada na Figura 23.

Esta abordagem de classificação não diferiu, em termos de resultados, das demais abordagens até então utilizadas nesta pesquisa. Entretanto, percebe-se que os erros de inclusão foram mais baixos para a maioria das classes definidas pelo classificador e que apenas duas classes apresentaram erros de inclusão elevados, cerrado (89%) e cultura perene (89%).

O índice Kappa calculado para esta abordagem de classificação foi 0,34. Apesar de ser um índice de valor mais alto do que os anteriores, o desempenho da classificação ainda é considerado razoável por Landis e Koch (1977).

### 6.2.8 Análise comparativa entre a interpretação visual e a classificação não-supervisionada utilizando a banda 3 do sensor TM

**Quadro 12.** Indicadores de Exatidão e Índice Kappa derivados da classificação não-supervisionada para a banda 3, do sensor TM, em relação à interpretação visual.

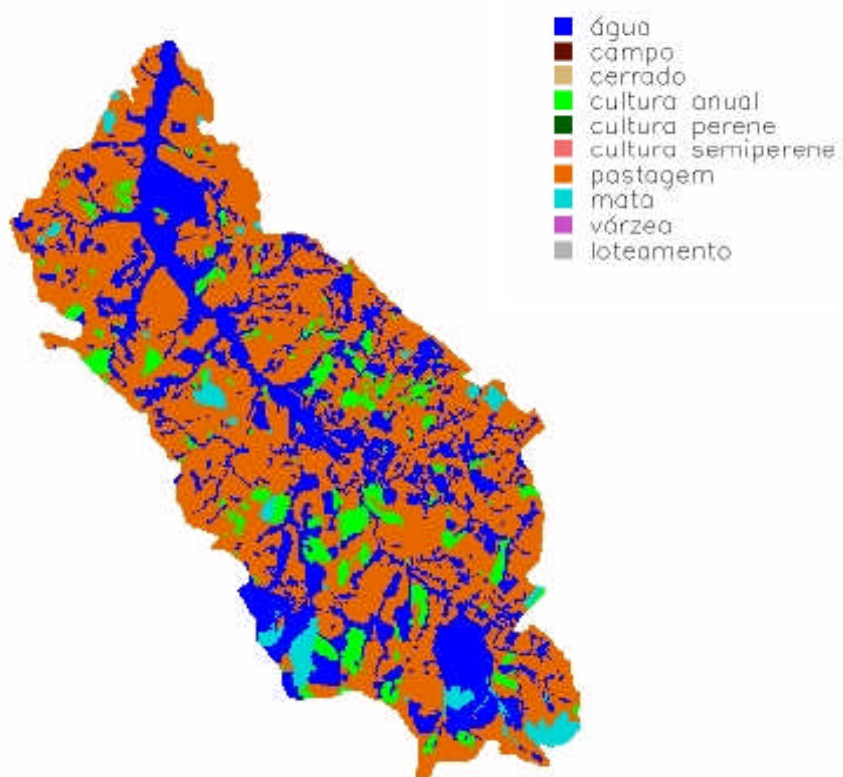
Classe	Classificação correta (%)	Erro de inclusão	Erro de omissão	Kappa ( <i>K</i> )	Exatidão Geral	Qualidade da classificação*
A	91,77	0,84	0,08	0,24	0,44	razoável
CA	19,02	0,43	0,81			
P	87,74	0,45	0,12			
M	11,90	0,29	0,88			

\*Qualidade da classificação segundo Landis & Koch (1977).

Uma vez que os resultados da classificação não-supervisionada não apresentaram resultados satisfatórios, para os produtos derivados do modelo linear de mistura

espectral, procurou-se realizar a classificação sobre os dados originais do Landsat/TM sem nenhuma transformação. Nesta primeira abordagem utilizou apenas a banda TM3 como fonte de informação para realizar a classificação, cujos resultados podem ser vistos no Quadro 12.

Pela análise dos resultados nota-se que o número de classes definidas foi apenas 4, ou seja: água, cultura anual, pastagem e mata. Esse número de classes definidas não chega a 50% das classes que realmente existem na bacia, conforme pode ser visto na Figura 24.



**Figura 24.** Classificação não-supervisionada utilizando como PI a banda 3 do Landsat/TM.

Por outro lado, analisando os erros de inclusão percebe-se que o desempenho da classificação foi também muito ruim, embora na concepção de Landis e Koch (1977), os resultados tenham sido razoáveis, pois o valor de Kappa calculado foi de 0,24.

### 6.2.9 Análise comparativa entre a interpretação visual e a classificação não-supervisionada utilizando a banda 4 do sensor TM

**Quadro 13.** Indicadores de Exatidão e Índice Kappa derivados da classificação não-supervisionada para a banda 4, do sensor TM, em relação à interpretação visual.

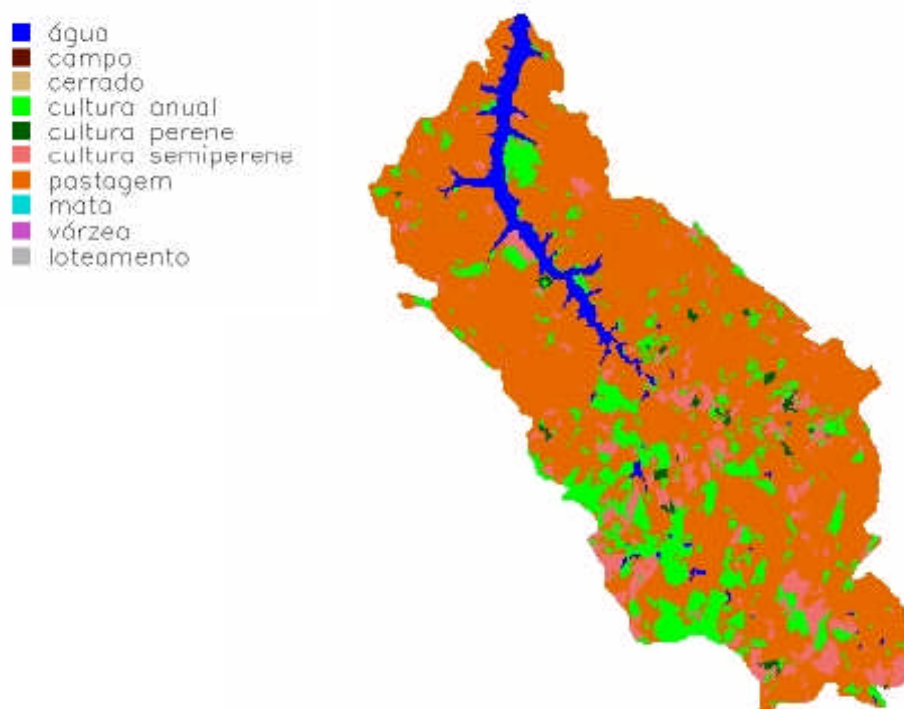
Classe	Classificação correta (%)	Erro de inclusão	Erro de omissão	Kappa ( <i>K</i> )	Exatidão Geral	Qualidade da classificação*
A	84,49	0,02	0,15			
CA	33,58	0,47	0,66			
CP	9,63	0,58	0,90	0,27	0,51	razoável
CSP	42,01	0,62	0,58			
P	94,62	0,51	0,05			

\*Qualidade da classificação segundo Landis & Koch (1977).

A contribuição espectral das classes de uso do solo, contidas na banda 4 do Landsat/TM, fez com que o classificador pudesse individualizar apenas 5 classes das 10 interpretadas visualmente. As classes individualizadas foram: água, cultura anual, cultura perene, cultura semiperene e pastagem. Percebe-se que utilizando somente esta banda espectral, apesar de ser nela que a vegetação tem a maior resposta espectral, não é suficiente para fornecer um resultado de classificação satisfatório. Além disso, nota-se que os erros de inclusão continuaram a ser altos, para um resultado desejável. O maior erro de inclusão foi obtido para as classes cultura semiperene (62%) e cultura perene (58%).

Observando os erros de omissão das classes mapeadas no Quadro 13, verifica-se que os valores encontrados para as cinco classes foram ainda mais altos do que os erros de inclusão. Neste caso, os erros de omissão para as classes água, cultura anual, cultura perene, cultura semiperene e pastagem foram 15%, 66%, 90%, 58% e 5% respectivamente. Isto mostra mais uma vez que nesta faixa espectral o comportamento espectral das classes mapeadas é bastante heterogêneo, conforme foi verificado para os outros produtos analisados anteriormente.

O valor de Kappa encontrado foi de 0,27 o que qualifica o desempenho da classificação como sendo razoável. A distribuição espacial das cinco classes mapeadas encontra-se na Figura 25.



**Figura 25.** Classificação não-supervisionada utilizando como PI a banda 4 do satélite Landsat/TM

### 6.2.10 Análise comparativa entre a interpretação visual e a classificação não-supervisionada utilizando a banda 5 do sensor TM

**Quadro 14.** Indicadores de Exatidão e Índice Kappa derivados da classificação não-supervisionada para a banda 5, do sensor TM, em relação à interpretação visual.

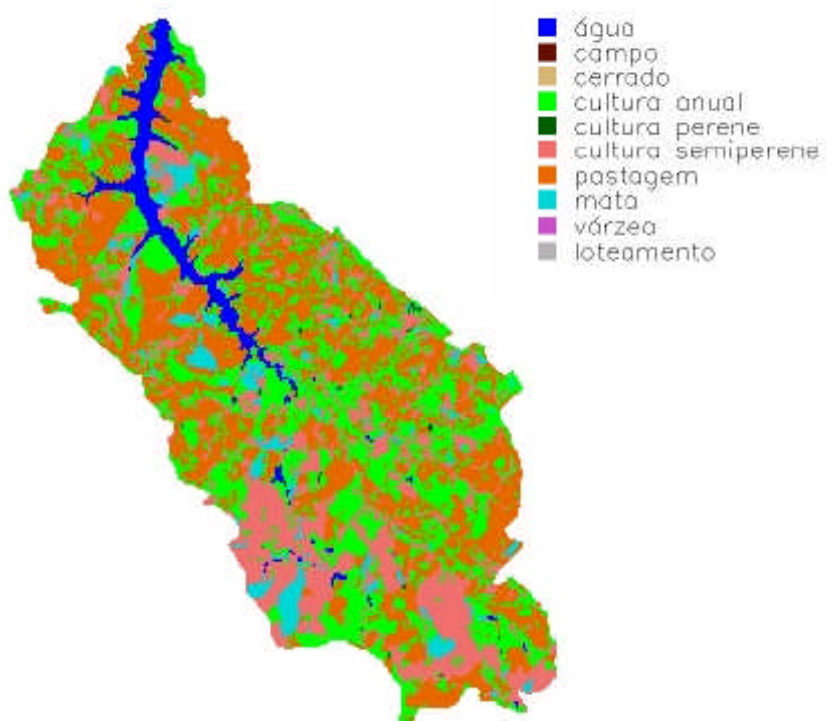
Classe	Classificação correta (%)	Erro de inclusão	Erro de omissão	Kappa ( <i>K</i> )	Exatidão Geral	Qualidade da classificação*
A	84,05	0,02	0,16			
CA	46,30	0,70	0,53			
CP	1,02	0,85	0,99			
CSP	80,88	0,72	0,19	0,35	0,50	razoável
P	72,87	0,27	0,27			
M	17,44	0,32	0,82			

\* Qualidade da classificação segundo Landis & Koch (1977).

A resposta espectral, quando observada na banda 5 do Landsat/TM é mais baixa do que a resposta espectral na banda 4 (infravermelho próximo). Todavia, esta banda localiza-se numa região espectral onde o teor de água na folha exerce muita influência na resposta espectral da vegetação. Devido a esta característica, optou-se em realizar uma classificação utilizando apenas a banda 5, para analisar se a contribuição da água exerceria alguma influência nos resultados obtidos.

Nesta abordagem de classificação foi possível individualizar 6 classes de uso do solo: água, cultura anual, cultura perene, cultura semiperene, pastagem e mata. Apesar disso, nota-se que o desempenho de classificação não foi satisfatório, pois apresentou valores altos de erros de inclusão e de omissão, conforme pode ser observados no Quadro 14 e na Figura 26.

O valor de Kappa calculado foi de 0,35. Ainda assim, a classificação é considerada como razoável.



**Figura 26.** Classificação não-supervisionada na qual se utilizou a banda 5 do Landsat/TM como PI.

### 6.2.11 Análise comparativa entre a interpretação visual e a classificação não-supervisionada utilizando as bandas 3 e 4 do sensor TM

**Quadro 15.** Indicadores de Exatidão e Índice Kappa derivados da classificação não-supervisionada para a combinação das bandas 3 e 4, do sensor TM, em relação à interpretação visual.

Classe	Classificação correta (%)	Erro de inclusão	Erro de omissão	Kappa ( <i>K</i> )	Exatidão Geral	Qualidade da classificação*
A	85,31	0,17	0,14			
Ce	4,56	0,88	0,95			
CA	54,58	0,35	0,45			
CP	31,20	0,29	0,68			
CSP	65,30	0,60	0,34	0,53	0,65	razoável
P	83,59	0,31	0,16			
V	87,98	0,62	0,12			
M	63,88	0,27	0,36			

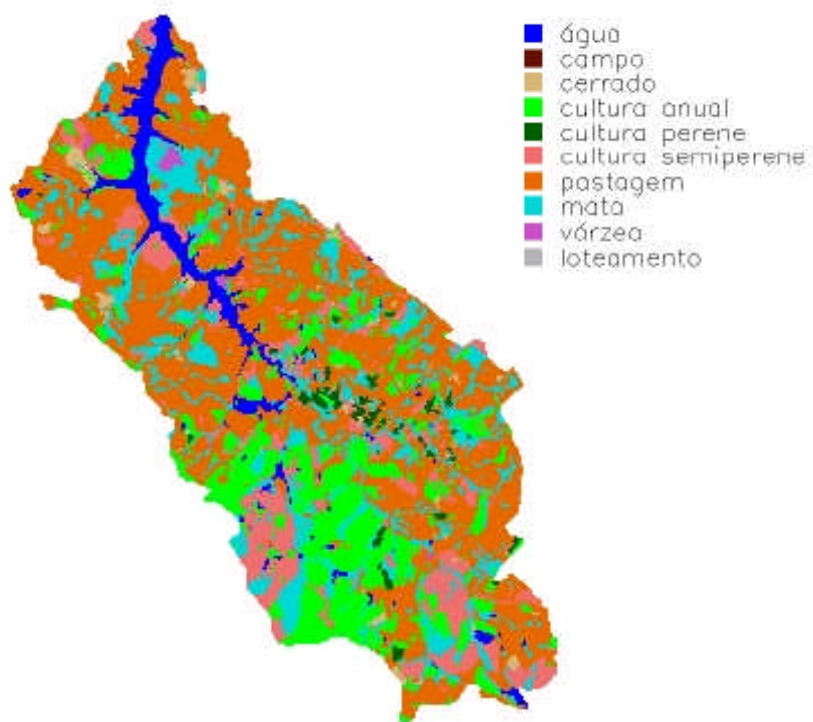
\* Qualidade da classificação segundo Landis & Koch (1977).

Combinando as informações espectrais contidas nas bandas 3 e 4 do Landsat/TM nota-se que o número de classes de uso do solo definido pelo classificador foi 8, ou seja: água, cerrado, cultura anual, cultura perene, cultura semiperene, pastagem, várzea e mata (Figura 27). Por outro lado, observa-se que esta foi a primeira a classificar a classe várzea, com uma porcentagem de classificação correta boa (88%), apenas apresentando um índice de erro de inclusão alto (62%). Pelo Quadro 11 do Apêndice 2 nota-se que esta classe foi incluída provavelmente em áreas com alto índice de umidade, ou seja, nas classes água e cultura anual.

Neste esquema de classificação, pode-se observar que os erros de inclusão não foram ideais, porém apenas três classes apresentaram erros acima de 50%, isto é,

as classes cerrado, várzea e cultura semiperene. O mesmo raciocínio pode ser empregado para os erros de omissão. Observa-se que a classe cerrado foi a que apresentou o pior resultado de classificação.

O valor de Kappa encontrado foi de 0,53 que segundo Landis & Koch (1977) é tida como boa.



**Figura 27.** Classificação não-supervisionada utilizando como PI as bandas 3 e 4 do satélite Landsat.



### 6.2.12 Análise comparativa entre a interpretação visual e a classificação não-supervisionada utilizando as bandas 4 e 5 do sensor TM

**Quadro 16.** Indicadores de Exatidão e Índice Kappa derivados da classificação não-supervisionada para a combinação das bandas 4 e 5, do sensor TM, em relação à interpretação visual.

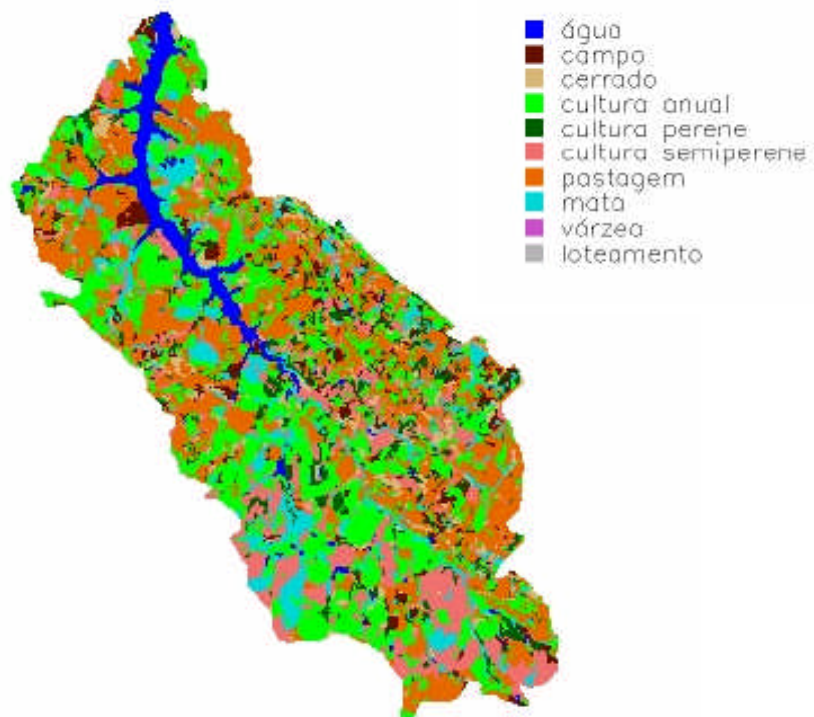
Classe	Classificação correta (%)	Erro de Inclusão	Erro de omissão	Kappa ( <i>K</i> )	Exatidão Geral	Qualidade da classificação*
A	87,40	0,05	0,12			
Ca	35,94	0,87	0,64			
Ce	12,28	0,88	0,87			
CA	49,68	0,63	0,50	0,37	0,50	razoável
CP	14,13	0,91	0,86			
CSP	63,60	0,67	0,36			
P	58,42	0,26	0,41			
M	37,15	0,22	0,63			

\* Qualidade da classificação segundo Landis & Koch (1977).

Ao utilizar a combinação das bandas 4 e 5 do sensor TM, o número de classes definidas na classificação foi semelhante àquele obtido com as bandas 3 e 4, ou seja, 8 classes, assim definidas: água, campo, cerrado, cultura anual, cultura perene, cultura semiperene, pastagem e mata (Quadro 16 e Figura 28). Neste caso, a classe várzea que havia sido mapeada na combinação das bandas 3 e 4 não foi definida pelo classificador nesta abordagem de classificação. Em contra partida, apesar dos altos índices de erro de inclusão e de omissão (0,87 e 0,64, respectivamente), e da baixa porcentagem de classificação correta (35,94%), o classificador mapeou áreas de campo que não haviam sido identificadas em nenhum caso anterior.

O desempenho de classificação foi semelhante ao uso das bandas 3 e 4 do TM/Landsat, ou seja, os erros de inclusão e omissão foram altos, com exceção da classe água que apresentou um erro de inclusão de 5%. Para as demais classes mapeadas observa-se que os erros de inclusão foram acima de 20%.

O valor de Kappa determinado foi de 0,37 qualificando o desempenho da classificação como razoável.



**Figura 28.** Classificação não-supervisionada utilizando como PI as bandas 4 e 5 do satélite Landsat.

### 6.2.13 Análise comparativa entre a interpretação visual e a classificação não-supervisionada utilizando as bandas 3 e 5 do sensor TM

**Quadro 17.** Indicadores de Exatidão e Índice Kappa derivados da classificação não-supervisionada para a combinação das bandas 3 e 5, do sensor TM, em relação à interpretação visual.

Classe	Classificação correta (%)	Erro de Inclusão	Erro de omissão	Kappa ( <b>K</b> )	Exatidão Geral	Qualidade da classificação*
A	80,35	0,02	0,19			
Ce	22,47	0,85	0,77			
CA	61,51	0,40	0,38			
CP	1,01	0,63	0,99	0,43	0,57	razoável
CSP	52,67	0,79	0,47			
P	74,09	0,31	0,26			
M	38,27	0,21	0,61			

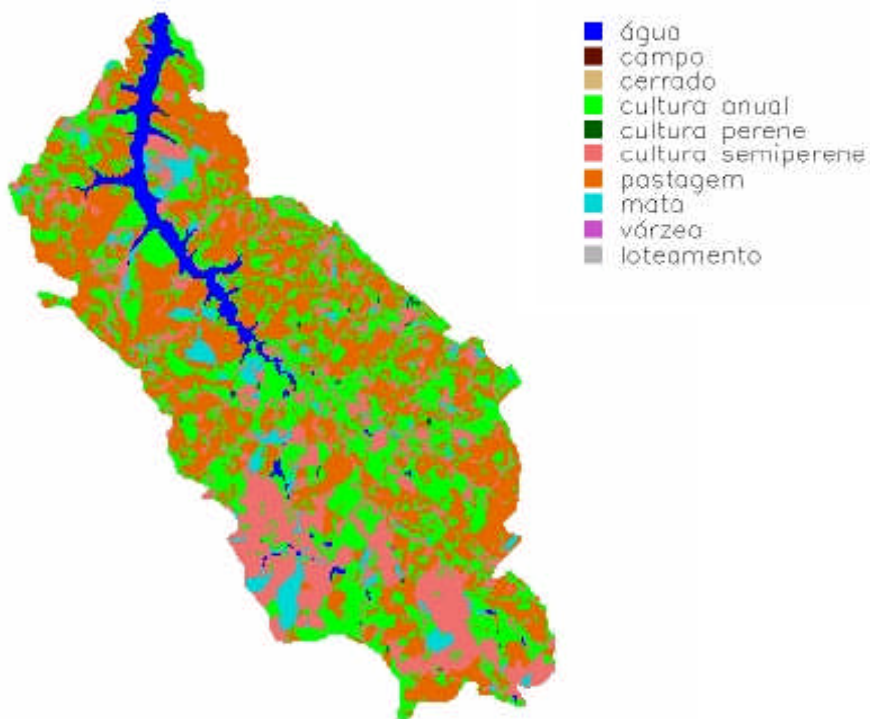
\* Qualidade da classificação segundo Landis & Koch (1977).

Nesta abordagem de classificação o número de classes mapeadas foi menor do que nos dois últimos casos discutidos, ou seja, passou de 8 para 7 classes de uso do solo: água, cerrado, cultura anual, cultura perene, cultura semiperene, pastagem e mata.

A classe campo não foi mapeada, indicando que as informações sobre a resposta espectral desta classe (nível de cinza) não forneceram parâmetros para que o segmentador distinguísse-a das demais classes de uso do solo. Observa-se nos resultados contidos no Quadro 17 e na Figura 29 que os erros de inclusão e omissão foram também bastante altos, com exceção da classe água que vem apresentado baixo erro de inclusão em todas as abordagens até aqui discutidas.

Com exceção da água, o menor erro de inclusão obtido foi para a classe mata (21%). Entretanto, verifica-se que o erro de omissão foi de 61%.

De modo geral, o que se observa nos dados contidos em todas as tabelas de matrizes de erro é que quando o erro de inclusão é alto o erro de omissão geralmente é baixo e vice-versa, podendo, em alguns casos, ser ambos altos ou baixos.



**Figura 29.** Classificação não-supervisionada utilizando como PI as bandas 3 e 5 do Landsat/TM.

O valor de Kappa para esta abordagem de classificação foi de 0,43. Segundo Landis & Koch (1977) é tida como boa.

**6.2.14 Análise comparativa entre a interpretação visual e a classificação não-supervisionada utilizando a combinação das bandas 3, 4 e 5 do sensor TM**

**Quadro 18.** Indicadores de Exatidão e Índice Kappa derivados da classificação não-supervisionada para a combinação das bandas 3, 4 e 5, do sensor TM, em relação à interpretação visual.

Classe	Classificação correta (%)	Erro de Inclusão	Erro de omissão	Kappa ( <i>K</i> )	Exatidão Geral	Qualidade da classificação*
A	86,38	0,03	0,13			
Ce	1,43	0,81	0,96			
CA	54,96	0,36	0,45			
CP	40,14	0,37	0,60			
CSP	60,19	0,55	0,40	0,43	0,57	razoável
P	87,83	0,28	0,12			
V	86,26	0,69	0,14			
M	66,57	0,33	0,33			

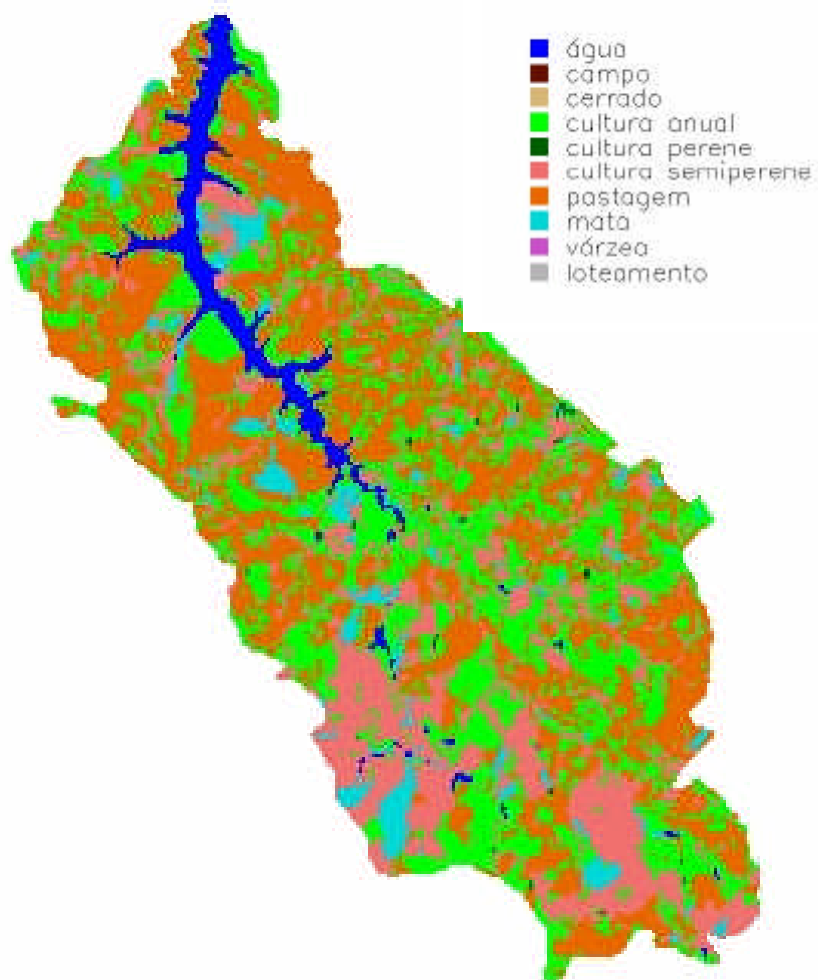
\* Qualidade da classificação segundo Landis & Koch (1977).

Nesta abordagem de classificação, apesar de ter aumentado informações espectrais de mais uma banda espectral, nota-se nos resultados da matriz de erro, contidos no Quadro 18, que o desempenho do classificador nesta abordagem de classificação ainda foi insatisfatório. Os erros de inclusão e de omissão foram também elevados.

Por outro lado, a introdução de mais uma banda espectral não aumentou o número de classes mapeadas, além daquele obtido pela combinação das bandas 3 e 4, 4 e 5 do Landsat/TM.

O menor erro de inclusão continuou sendo para a classe água que apresentou um erro de inclusão de 3% e de omissão de 13%. Já a classe cerrado foi a que apresentou o pior desempenho de classificação com erro de inclusão e de omissão de 81% e

96% respectivamente o valor de Kappa calculado para esta abordagem de classificação foi de 0,56 o que, segundo Landis & Koch (1977), é tida como boa.



**Figura 30.** Classificação não-supervisionada utilizando como PI as bandas 3, 4 e 5 do Landsat/TM.

A seguir, no Quadro 19 encontra-se, de maneira resumida, os valores de Kappa e a qualificação de cada abordagem de classificação utilizada nesta pesquisa, segundo Landis & Koch (1977).

**Quadro 19.** Valores do índice Kappa calculado e qualidade da classificação para as classificações não-supervisionadas analisadas.

<b>Plano de informação utilizado na Classificação não-supervisionada</b>	<b>Índice Kappa em relação à Interpretação visual</b>	<b>Qualidade da classificação segundo o Índice Kappa</b>
Componente Solo	0,2918	Razoável
Componente Vegetação	0,2725	Razoável
Componente Sombra	0,2642	Razoável
Componentes Solo e Vegetação	0,2605	Razoável
Componentes Vegetação e Sombra	0,3761	Razoável
Componentes Solo e Sombra	0,2765	Razoável
Componentes Solo, Vegetação e Sombra	0,3364	Razoável
Banda TM3	0,2406	Razoável
Banda TM4	0,2757	Razoável
Banda TM5	0,3513	Razoável
Bandas TM3 e TM4	0,5299	Boa
Bandas TM4 e TM5	0,3672	Razoável
Bandas TM3 e TM5	0,4324	Boa
Bandas TM3, TM4 e TM5	0,5563	Boa

Analisando os resultados obtidos em todas as abordagens de classificação pode-se afirmar que o desempenho da classificação foi muito semelhante para todas estas. Isto é, todas apresentaram altos erros de inclusão e de omissão. Entretanto, pela regra de decisão de Landis & Koch (1977), conforme pode ser visto no Quadro 19, os melhores resultados de classificação obtidos foram quando se utilizou a combinação das bandas TM3 e TM4; TM3 e TM5 e as três bandas conjuntamente.

Esses resultados indicam que há uma necessidade de maior interação do analista com o sistema de classificação no sentido de melhorar esses resultados.

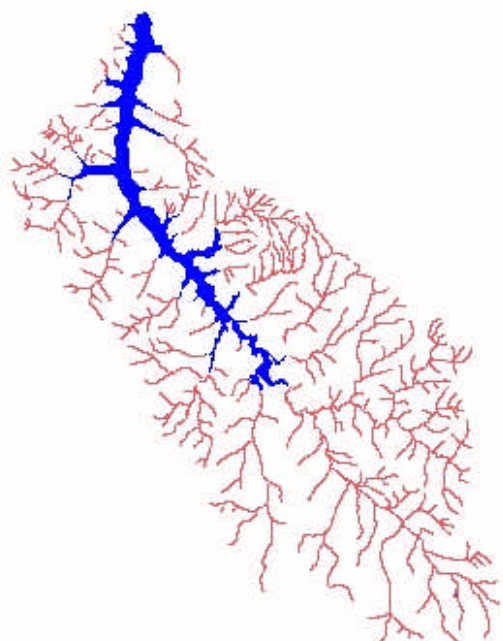
Com a evolução do Sistema para Processamento de Informações Georreferenciadas (SPRING), algumas sub-rotinas implementadas foram de grande valia na questão de mapeamento de áreas de ocupação do solo, independente da abordagem de classificação (supervisionada ou não-supervisionada).

Dentre essas sub-rotinas destaca-se a edição matricial, que permite o analista modificar os resultados da classificação. Através da edição matricial, por exemplo, o analista pode mudar a rotulação de classes que foram mapeadas erroneamente pelo classificador, corrigir limites de bordas de talhões e editar classes não classificadas. Assim, embora as classificações obtidas para todas as abordagens adotadas nesta pesquisa não tenham oferecido bons resultados, conforme foi discutido anteriormente, o mapa temático final com boa exatidão e precisão de mapeamento pode ser obtido através da interferência do analista, utilizando a edição matricial. Entretanto, pelos resultados obtidos percebe-se que o analista teria menos trabalho de edição se usar as combinações tidas como boas, segundo Landis & Koch (1977).

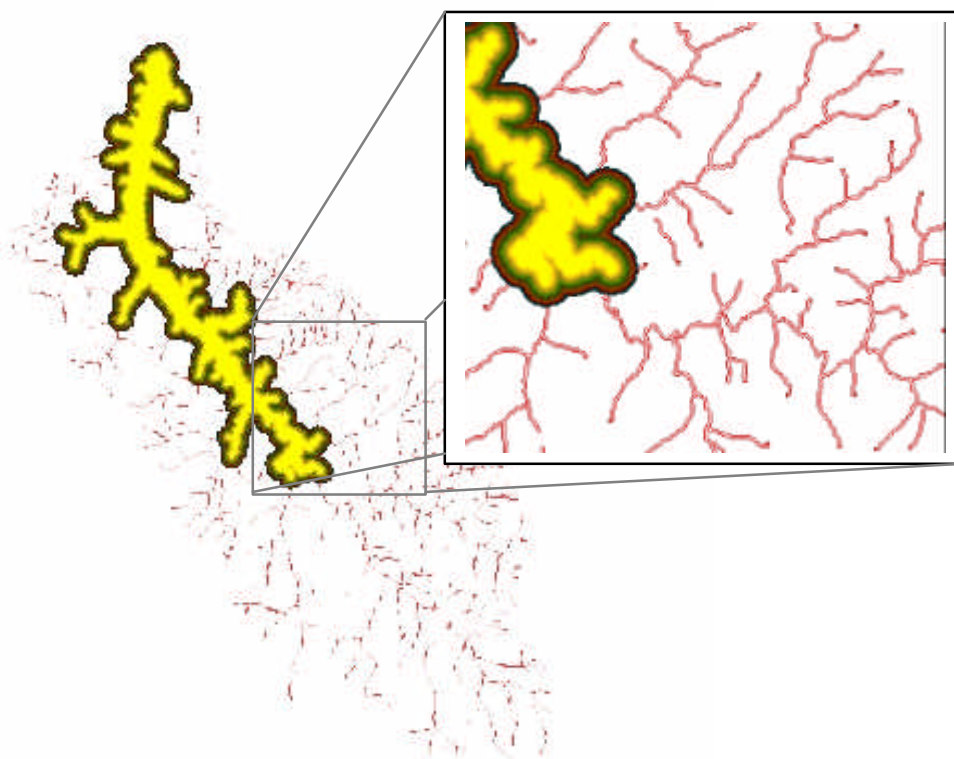
### **6.3 Resultados da análise espacial das áreas de mata ciliar**

Conforme o que foi comentado no Capítulo Material e Métodos, de posse das informações de drenagem (Figura 31), gerou-se uma grade retangular e, a partir desta grade obteve-se as áreas ao longo da drenagem consideradas de preservação permanente, para cada categoria de drenagem, conforme é mostrado na Figura 32.





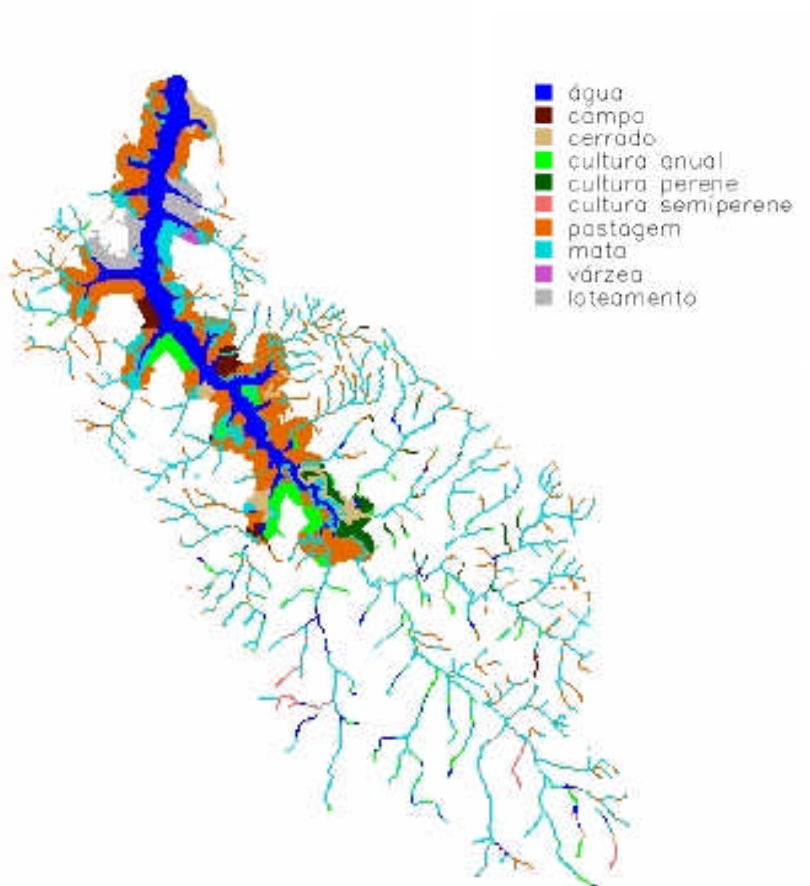
**Figura 31.** Plano de Informação Rede de Drenagem no formato vetor.



**Figura 32.** Áreas de preservação permanente ao longo da represa, obtidas a partir de informações de drenagem.

Com os dados das classes de ocupação do solo obtidos pela interpretação visual, conforme Figura 15, de modo geral, observa-se que ao longo da drenagem encontra-se muitas áreas de pastagem.

A partir destes dados do mapa temático, contendo a distribuição das diferentes classes de ocupação do solo, e de um programa gerado no LEGAL gerou-se um novo mapa temático, contendo o uso do solo apenas nas áreas de preservação permanente, conforme é mostrado na Figura 33.



**Figura 33.** Uso do solo nas áreas de preservação permanentes

Os dados do Quadro 20 têm informações da área total dos diferentes tipos de uso total da bacia e dos solos nas áreas de preservação permanente.

**Quadro 20.** Área Total de uso do solo na bacia e área de uso nas áreas de preservação permanente (APPs) e porcentagem em relação à área da bacia em estudo.

CLASSE	ÁREA TOTAL (ha)	ÁREA NAS APP (ha)	% EM RELAÇÃO A CLASSE	% DA ÁREA TOTAL DAS APPS (10.074,11 ha)
água	1936,22	1936,22	100	19,21
campo	588,60	190,62	32,38	1,89
cerrado	1565,33	466,02	29,77	4,62
cultura anual	7710,11	629,64	8,16	6,25
cultura perene	1243,09	241,65	19,44	2,39
cultura semiperene	2717,78	99,45	3,66	0,98
mata	6828,78	2984,04	43,70	29,62
pastagem	14195,76	3063,78	21,58	30,41
várzea	88,99	27,18	30,54	0,27
loteamento	837,13	435,51	52,02	4,32

Conforme pode ser visto no Quadro 20, o total de mata existente em toda área da bacia é de 6.828,78 ha. Desse total, 43,70% encontra-se dentro das áreas de preservação permanente e corresponde a 29,62% da área de preservação permanente.

A pastagem foi a classe de maior expressividade tanto fora como dentro da área de preservação permanente. Na bacia foram mapeados 14.195,76 ha, dos quais 21,58% encontra-se dentro da APPs. A classe pastagem equivale a 30,41% da área total de preservação. Além disso, foi observado no mapa de uso do solo que, nas áreas de preservação permanentes, existiam áreas com presença de solo exposto. Essas áreas, após verificação de campo, constatou-se que correspondiam à pastagens secas, devido à época de estiagem na região. Este fato fez com que estas áreas apresentassem comportamento de solo exposto.

As áreas de cultura anual e de cultura perene representam, respectivamente, 8,16% e 19,44% da área de preservação permanente. Embora, apresentem uma porcentagem relativamente pequena, nota-se que a sua ocorrência, dentro dessa área de preservação, foi nas cabeceiras, ou seja, nas nascentes e ao longo dos rios tributários. Isto se enquadra no mesmo caso da pastagem, podendo provocar o assoreamento do rio.

Outro fato agravante, constatado nas áreas de preservação permanente, foi a presença de áreas destinadas a loteamento. Essas áreas localizam-se nas margens da represa, o que, sem dúvida, contribui no processo de assoreamento da represa, mesmo representando proporções relativamente pequenas.

## 7 CONCLUSÕES

A metodologia utilizada e os resultados obtidos permitiram chegar às conclusões apresentadas a seguir.

O uso de dados de sensoriamento remoto e técnicas de geoprocessamento é uma ferramenta muito útil para monitorar mudanças em bacias hidrográficas, pela ação antrópica, por que:

- Permite ter uma visão global da área;
- Permite localizar os focos dos problemas;
- É um procedimento relativamente barato;
- Gera um banco de dados dinâmico.

Com relação ao estudo da bacia propriamente dita, pode-se dizer que os dados do Landsat/TM mostraram-se eficientes para a obtenção do mapa de uso do solo atual da área através do processo de interpretação visual.

O uso do solo na bacia experimental da represa Jurumirim em 1999, pelo processo de interpretação visual, mostrou que todas as classes de ocupação do solo apresentaram mudanças nas áreas em relação aos dados de 1965. As áreas com água, campo,

cerrado e culturas anuais, sofreram redução em detrimento do aumento de áreas com cultura perene, semiperene, pastagem, loteamento, várzea e mata.

Pastagem, campo e cerrado foram as coberturas vegetais que apresentaram maior mudança. Campo e cerrado sofreram uma considerável redução (37,64%), sendo substituídos por pastagens.

As classes cultura perene, mata e loteamento apresentaram um aumento significativo. A mata, principalmente a ciliar, mostrou um acréscimo de mais de 200%, provavelmente, devido a regeneração de cerrados.

A implementação da área de loteamento deveu-se à instalação do loteamento "Terras de Santa Cristina", às margens da represa.

Quanto à segunda etapa do trabalho pode-se afirmar que o desempenho das classificações foi muito semelhante. As classificações apresentaram altos erros de inclusão e de omissão, entretanto, pela regra de decisão de Landis & Koch (1997), obteve-se os melhores resultados de classificação quando se utilizou a combinação das bandas TM3 e TM4; TM3 e TM5 e as três bandas conjuntamente (TM3, TM4 e TM5), qualificando-as como boas, segundo o índice Kappa.

Analisando a área de preservação permanente constatou-se que apenas 29,62% da área é constituída por mata ciliar, porém no período considerado nota-se que houve um incremento de mata na bacia de 200%.

A pastagem foi a classe de maior expressividade tanto fora como dentro da área de preservação permanente, ocupando 30,41% da área total de preservação. Embora as áreas de cultura anual e de cultura perene apresentem uma porcentagem relativamente pequena da área de preservação permanente (8,16% e 19,44%,

respectivamente), nota-se que a sua ocorrência, dentro dessa área de preservação, foi nas cabeceiras, ou seja, nas nascentes e ao longo dos rios tributários, podendo provocar o assoreamento dos rios.

Outro fato agravante, constatado nas áreas de preservação permanente, é a presença de áreas destinadas ao loteamento. Estas áreas localizam-se nas margens da represa, as quais foram planejadas sem nenhum critério de proteção das áreas de preservação permanente, pois, segundo o código florestal, nesta região deve existir uma faixa de 500m de mata ciliar de cada lado da represa. Sem dúvida alguma, a situação deste loteamento pode contribuir num processo de assoreamento da represa, mesmo representando proporções relativamente pequenas (4,32 %) na bacia.

Apesar do esquema de classificação adotado nesta pesquisa ter fornecido resultados com baixo desempenho, independente do produto utilizado, pôde-se concluir que esses resultados podem ser melhorados através da função implementada no SPRING, denominada Edição Matricial. Entretanto, o tempo gasto para corrigir os erros de classificação será menor para os três melhores resultados de classificação citados acima.

## **8 SUGESTÕES**

Sugere-se que em outras pesquisas desta envergadura sejam testados outros limiares de similaridade e área para definir um procedimento de segmentação onde se pode obter maior separabilidade dos alvos de ocupação do solo. Além disso, sugere-se que seja empregada a composição IHS, utilizando como uma das componentes a banda pancromática do ETM+/Landsat-7.



## 9 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ADENIYI, P. O. Digital analysis of multitemporal Landsat data for land-use/land-cover classification in semi-arid area of Nigeria. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, v. 51, 1985.

AHLRICH, J.S., BAUER, M.E. Relation of agronomy and multispectral reflectance characteristics of spring wheat canopies. *Agronomy Journal*, v. 66, n.1, p. 987-993, 1983.

AL-ABBAS, A., BARR, H.R., HALL, J.D., CRANE, F.L., BAUMGARDNER, M.F. Spectra of normal and nutrient deficient maize leaves. *Agronomy Journal*, v.66.n.1., p.16-20, 1974.

ALVES, D.S., MEIRA FILHO, L.G., D'ALGE, J.C.L., MELLO, E.K., MOREIRA, J.C., DE MEDEIROS, J.S. *The Amazonia Information System*. ISPRS Archives, Commission VI, 28, 259-266, 1992.

AMATO, F., SUGAMOSTO, M. L. Sistemas de Informações Geográficas no controle do desmatamento irregular na Área de Proteção Ambiental de Guaraqueçaba e de ocupação antrópica no entorno do Parque Nacional de Superagüi [CD-ROM]. In: GISBRASIL 2000, Salvador, 2000, *Anais... Fatorgis - Informação e Eventos Tecnológicos*.

ARONOFF, S. *Geographical Information Systems: a management perspective*. Ottawa, WDI Publications, 1989.

ASSAD, E.D. et al. Estruturação de dados geoambientais no contexto de microbacia hidrográfica. In: ASSAD, E.D., SANO, E.E. *Sistema de Informações Geográficas: aplicações na agricultura*. Planaltina: EMBRAPA – CPAC, 1993. Cap. 4, p. 89-107.

ASSUNÇÃO, G.V. *Sensoriamento remoto na Agricultura: Conceitos básicos, metodologia e aplicações*. São José dos Campos, abril de 1989. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE (INPE-4806-MD/39).

BARROS, Z.X. de, CARDOSO, L.G., TARGA, L.A. Utilização de Fotografias aéreas em ocupação do solo por cobertura vegetal. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA AGRÍCOLA, 16, Jundiaí - SP., 1987. *Anais...* Jundiaí, SBEA, 1987. P. 598-603.

BAUER, M.E. *The role of remote sensing in determining the distribution , yield of crops*, Laboratory for Applications of Remote Sensing, Purdue University, West Lafayette, Indiana. 1975. (LARS Technical Report 122075).

BAUER, M.E., VANDERBILT, V.C., ROBINSO, B.F., DAUGHTRY, S.T. Spectral properties of agricultural crops , soils measured from space, aerial, field , laboratory sensors. In: Congress of International Society of Photogrametry, 14., *Proceedings*, Hamburg, West Germany, July 1980. p 56 -73.

BAUER, M.E., VANDERBILT, V.C., DAUGHTRY, C.S.T. Spectral agronomy relationships of corn, soybean and wheat canopies. West Lafayette, IN, LARS, 1981. 20 p. (LARS TR-o91281). *Proceedings*. Purdue: Purdue University, 1976. P. 4B41-4B51.

BAUER, M.E., GALLO, K. P., DAUGHTRY, S.T. Spectral estimates of solar radiation intercepted by corn canopies. *Agronomy Journal*, v. 75, n. 3, p. 527-531, 1983.

BINS, L. S., ERTHAL, G. J., FONSECA, L. M. G. Um método de classificação não-supervisionada por regiões. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE COMPUTAÇÃO GRÁFICA E PROCESSAMENTO DE IMAGENS, 6, 1993, Recife. *Anais... do SIBGRAPI* 93. Recife: SBC/UFPE, 1995. V.2, p. 65-68.

BORGONOV, M. & CHIARINI, J.V. 1965. *Cobertura vegetal do Estado de São Paulo. I - Levantamento por fotointerpretação das áreas cobertas com cerrado, cerradão e campo, em 1962*. *Bragantia*, Campinas, 14:159-179.

-----, 1967. *Cobertura Vegetal do Estado de São Paulo. II - Levantamento por fotointerpretação das áreas cobertas com floresta natural e reflorestamento*. *Bragantia*, São Paulo, 26(6): 93-102.

BOWMAN, W. D. The relationship between leaf water status, gas exchange, , spectral reflectance in cotton leaves. *Remote Sensing of Environment*, v.30, n. 3, p.249-55, Dec. 1989.

BURROUGH, P. A. & MCDONNELL, R. A. *Principles of Geographical Information Systems. Spatial Information Systems and Geostatistics*. Oxford University, Oxford, 1998

CABRAL, A.P., MANTOVANI, J.E., COSTA, M.P.F., DE LIMA, R.F., NOVO, E.M.L. Efeitos da concentração e da granulometria na assinatura espectral do material particulado inorgânico em suspensão. IN: *Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto*, 4., Manaus, *Anais...* São José dos Campos:INPE, v.2, p.496-504, 1990.

CÂMARA, G. Anatomia de Sistemas de Informação Geográfica: Visão Atual e Perspectivas de Evolução. SIMPÓSIO BRASILEIRO DE GEOPROCESSAMENTO, *Anais ...*, São Paulo, SP, 1993.

CÂMARA, G. *Modelos, Linguagens e Arquiteturas para banco de dados geográficos*. São José dos Campos: Inpe, 1995. Tese de Doutorado.

CÂMARA, G., FREITAS, U.M., SOUZA, R.C.M., GARRIDO, J. SPRING: Integrating Remote Sensing and GIS by Object - Oriented Data Modelling. *Computers and Graphics*, vol. 15, n. 6, July 1996.

CÂMARA, G., THOMÉ, R., FREITAS, U. e MONTEIRO, A. M. Interoperability In Practice: Problems in Semantic Conversion from Current Technology to OpenGIS. 2nd. INTERNATIONAL CONFERENCE ON INTEROPERABLE OPERATING SYSTEMS, Zurique, 1998 in [www.dpi.inpe.br/geopro/papers.html](http://www.dpi.inpe.br/geopro/papers.html).

CAMPOS, J.E.G. & FREITAS-SILVA F. H. 1998b. *Mapa hidrogeológico do Distrito Federal em formato vetorial, na escala 1:100.000*. Instituto de Geociências da Universidade de Brasília. IEMA/SEMATEC/UnB. Brasília/DF.

- CAMPOS, S., CASTRO, R. DE CARDOSO, L.G., BARROS, Z.X. DE CURI, P.R. Agrupamentos das Divisões Regionais Agrícolas com relação à cobertura vegetal do Estado de São Paulo, em 1990. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA AGRÍCOLA, 22, Ilhéus - BA, 1993. *Anais...* Ilhéus. SBEA/CEPLAC, 1993.p.329-338.
- CARDOSO, L. G. PIEDADE, G.C.R., BARROS, Z.X. DE. Fotointerpretação da rede de drenagem de áreas reflorestadas com eucalipto no município de Botucatu nos períodos de 1962-1972 e 1972-1977. *En. Agric.*, Botucatu, v.3, n.3, p.21, 1988 (Resumo de Dissertação de Mestrado).
- CARDOSO, L. G. PIEDADE, G.C.R., BARROS, Z.X. DE. Implantação de canaviais em Latossolo Roxo (LR) e o comportamento do processo erosivo analisado em bacias hidrográficas de 3ª ordem de ramificação. *Científica*, São Paulo, v. 20(1), n.1.p. 119-128, 1992.
- CARDOSO, L. G., ICHIDA, M.S., BARROS, Z.X. DE. Expansão da Eucaliptocultura em Botucatu - SP e sua relação com classes de declividade. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA AGRÍCOLA, 22, Ilhéus - BA, 1993. *Anais...* Ilhéus. SBEA/CEPLAC, 1993.p.415-429.
- CARTER, G.A. Primary , secondary effects pf water content on the spectral reflectance of leaves. *American Journal of Botany*, v.78, n.7, p.916-24, Jul. 1991

- CASTRO, A.G. de. *Técnicas de sensoriamento remoto e sistemas geográficos de informações no estudo integrado de bacias hidrográficas*. São José dos Campos, 1992. 142p. Dissertação (mestrado em sensoriamento remoto) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais.
- CAVALLI, A.C. *Utilização de dados espectrais dos sensores TM/LANDSAT-5 e AVHRR/NOAA-14 como indicadores de processos de degradação do solo*. Rio Claro, 1988. 153 p. Dissertação de Doutorado. Instituto de Geo-Ciências e Ciências Exatas, UNESP.
- CHEN, C. S., TARDIN, A. T., BATISTA, G. T. *Índices de vegetação e suas aplicações na agricultura*. São José dos Campos, 1986. 24p. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE. (INPE-3912-MD/030).
- CHEN, C. S. Metodologia de análise digital de dados orbitais. In: Assunção, G.V. *Sensoriamento remoto na agricultura: conceitos básicos, metodologia e aplicações*. São José dos Campos: INPE, 1989. p.107-126 (INPE-4806-MID/39).
- CHEN, P. *Modelagem de Dados - a Abordagem Entidade-Relacionamento para o Projeto Lógico*, McGraw-Hill, 1990.

CHUVIECO, E., CONGALTON, R.G. Using cluster analysis to improve the selecting of training statistics in classifying remotely sensed data. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, v.54, n.9, p.1275-1281, 1990.

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

CONGALTON, R.G., MEAD, R.A. A quantitative method to test for consistency and correctness in photointerpretation. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, v.49, n.1, p.69-74, 1983.

CONGALTON, R.G. A comparison of sampling scheme used in generating error matrices for assessing the accuracy of maps generated from remotely sensed data. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, v.54, n.5, p. 593-600, 1988.

CONGALTON, R.G., MEAD, R.A. A review of assessing the accuracy of classifications of remote sensed data. *Remote Sensing of Environment*, v.37, n.1, p.35-46, 1991.

COSTA, T.C.da C. et al. Delimitação e Caracterização de Área de Preservação Permanente por meio de um SIG. Sistema de Informações Geográficas. *Revista Árvore*, Viçosa, SIF. 20(1): 129, 1996.



CRÓSTA, A. P. *Processamento Digital de Imagens de Sensoriamento Remoto*. Campinas: UNICAMP, 1992. 170p.

D'ALGE, J. C. L. *Níveis de correção geométrica em imagens TM-Landsat: notas de aula, 3º trimestre*. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. São José dos Campos, SP. 1999. Apostila.

DICKS, S., LO, T. Evaluating of thematic map accuracy in a land-use and land-cover mapping program. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, v. 56, n. 9, p. 1247-1252, 1990.

DONZELI, P.L., VALÉRIO FILHO, M., PINTO, S.A.F., et al. Técnicas de Sensoriamento Remoto aplicadas ao diagnóstico básico para planejamento e monitoramento de microbacias hidrográficas. In: LOMBARDI NETO, F., CAMARGO, O.A., coords. *Microbacia do Córrego São Joaquim (município de Pirassununga)*. Campinas: IAC, 1992. P.91-119. (IAC. Documentos, 29).

DUARTE, V. Metodologia de interpretação visual de imagens de satélite. In Assunção, G. V. *Sensoriamento remoto na agricultura: conceitos básicos, metodologia e aplicações*. São José dos Campos: INPE, 1989. p. 91-106 (INPE-4806-MD/39).

DUTRA, L. V., SOUZA, R. C. M., MITSUO, F. A., MOREIRA, J. C. *Análise automática de imagens multiespectrais*. São José dos Campos: INPE, 1981.

EPIPHÂNIO, J.C.N., FORMAGGIO, A.R., VALERIANO, M.M, OLIVEIRA, J.B.  
*Comportamento espectral de solos do Estado de São Paulo*. São José dos Campos: INPE,  
1992. 132p. (INPE – 5424 – PRP/172).

ETHERIDE, J., NELSON, C. Some effects of nearest neighbor, bilinear interpolation, and cubic convolution resampling on Landsat data. In: International Symposium Machine Processing of Remotely Sensed Data, 5., West Lafayette, 1979. *Proceedings*. West Lafayette : Purdue University, 1979. p. 84-85.

FADINI, A . A . B. *Impactos do uso das terras na bacia hidrográfica do rio Jundiaí (SP)*. Rio Claro, 1998. 141p. Dissertação de Mestrado. Instituto de Geo-Ciências e Ciências Exatas, UNESP.

FELGUEIRAS, C. A. Modelagem Numérica do Terreno. In: CÂMARA, G. & MEDEIROS, J. S. *Gis para o Meio Ambiente*. GIS Brasil 98, Curitiba, PR, 1998, pág 79-115.

GARDNER, B. R., BLAD, B. L. Evaluation of spectral reflectance models to estimate com leaf area while minimizing the influences of sou background effects. *Remote Sensing of Environnient*, v. 20, n. 1, p. 183-190, 1986.

GAUSMAN, H. W. Leafitflectance ofnear-infrared. *Photogrammetric Engineering*, v.40, n.1, p.l<sup>83</sup>-18, 1974.

- GAUSMAN, H. W., GERBERMANN, A. H., WIEGAND, C. L., et al. Reflectance differences between crop residues and bare soils. *Soil Science Society of America Proceedings*, v. 39, n. 4, p. 752-755, 1975.
- GOMES, C.B.G, LEITE,F.R.B.L., CRUZ, M.L.B. Aptidão agrícola das terras através do sistema de informações geográficas. IN: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 7., 1993. São José dos Campos. *Anais ...* São José dos Campos: INPE, 1993. P 132-9.
- GONG, P., HOWARTH, P.J. An assessment of some factors influencing multispectral land-cover classification. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, v.56, n.5, p. 597-603, 1990.
- GONZALEZ, R. C. & WINTZ, P. *Digital Image Processing* (2<sup>nd</sup> Ed). Addison-Wesley Pub. Co. reading, MA, 1987. 503 p.
- GUYOT, G. Optical properties of vegetation canopies. In: Steven, M.D., Clark, J.A., ed. *Applications of Remote Sensing in Agriculture*. London: Butterworths, 1990. cap. 2, p. 19-43.
- HAY, A.M. Sampling designs to test land-use map accuracy. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, v.45, n.4, p.529-533, 1979.

----- The derivation of global estimates from a confusion matrix. *International Journal of Remote Sensing*, v.9, n.8, p.1395-1398, 1988.

HILL, J., STURM, B. Radiometric correction of multitemporal thematic mapper data for use in agricultural land-cover classification and vegetation monitoring. *International Journal of Remote Sensing*, v. 12, n. 7, p. 1471-1491, 1991.

HORLER, D.N.H. BARBER, J., BARRINGER, A. R. Effect of heavy metals on the absorbance , reflectance spectra of plants. *International Journal of Remote Sensing*, 1(2):121-36, Apr./Jun. 1980.

HORLER, D.N.H., DOCKRAY, M., BARBER, J. The red edge of plant leaf reflectance. *International Journal of Remote Sensing*, 4(2):273-88, Apr./Jun. 1983.

HUETE, A. R., JACKSON, R. D., POST, D. F. Spectral response of plant canopy with different soil backgrounds. *Remote Sensing of Environment*, v. 17, n. 1, p. 37-53, 1985.

HUETE, A. R. Soil dependent spectral response in a developing plant canopy. *Agronomy Journal*, v. 79, n. 1, p. 61-68, 1987.

HUETE, A. R. A soil adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sensing of Environment*, v. 25, n. 3, p. 295-309, 1988.

HUTCHINS, K. A resampling Primer. *Imaging notes*. v. 14, n. 4, p. 10-11, 1999.

INPE. *Kit LANDSAT*. Ministério da Ciência e Tecnologia. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. São José dos Campos, SP, 1997.

IPOLITI-RAMILO, G.A. *Imagens TM/Landsat-5 da época de pré-plantio para a previsão da área de culturas de verão*. São José dos Campos. 183p. (INPE-7116-TDI/688). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 1999.

IWASA, O. Y., PRADINI, F.L. Diagnóstico da origem e evolução de voçoroca: condição fundamental para a preservação e correção. In: SIMPÓSIO SOBRE O CONTROLE DA EROSÃO, 1980, Curitiba. *Anais*. Curitiba: ABGE, 1980. P.5-30.

KNIPLING, E.B. Physical and physiological basis for the reflectance of visible and near-infrared radiation from vegetation. *Remote Sensing of Environment*, 1(3): 155-59, 1970.

KRONKA, F. J. N. et al. 1993. *Inventário florestal do Estado de São Paulo*. Instituto Florestal. São Paulo.

LANDIS, J.R., KOCH, G.G. The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometrics*, v.33,n.1,p.159-174, 1977.

LILLESAND, T.M., KIEFER, R.W. *Remote sensing and image interpretation*. New York. John Miley & Sons, Inc., 1987. 721p.

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

LOMBARDI NETO, F., ROCHA, J.V., BACELLAR, A.A.A. Planejamento agroambiental da microbacia hidrográfica do ribeirão Cachoeirinha – município de Iracemápolis, SP, utilizando um sistema de informação geográfica. In.: 5<sup>o</sup> SIMPÓSIO NACIONAL DE CONTROLE DE EROSÃO. 1995, Bauru. *Anais ... Bauru*: s.n., 1995. P. 257-259.

MA, Z., REDMOND, R.L. Tau coefficients for accuracy assessment of classification of remote sensing data. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, v.61,n.4,p.453-459, 1995.

MANTOVANI, J.E. *Comportamento espectral da água: faixas de maior sensibilidade do fitoplâncton na presença de matéria orgânica dissolvida e de matéria inorgânica particulada*. São José dos Campos. 98p. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto)- Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 1993.

MASCARENHAS, N. D. A. & VELASCO, F. R. D. *Processamento Digital de Imagens*. 4<sup>a</sup> Escola Computação/IME-USP. São Paulo, 1984. 235 p.

MATHER, P. M. *Computer processing of remotely-sensed images: na introduction*. 3 ed. Chichester: John Wiley & Sons, 1993. 352 p.

MEDEIROS, A. M. P., RUDORFF, B. F. T., SHIMABUKURO, Y. E. Imagens Landsat na estimativa de áreas de cana-de-açúcar, milho e soja. [CD-ROM]. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 8., Salvador, 1996. *Anais*. São Paulo: Image Multimídia, 1996. Seção de Comunicações Técnico Científicas.

MOREIRA, M. A. *Déficit hídrico na cultura do trigo e o impacto na resposta espectral e em parâmetros agronômicos*. Piracicaba, 1997. 142p. (Doutorado – Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”/USP).

MOREIRA, M. A., ANGULO FILHO, R., RUDORFF, B. F. T. Efeito do estresse de água sobre as principais características agronômicas do cultivar de trigo IAC-287 ‘YACO’, quando aplicado em diferentes estádios durante o ciclo da cultura. In: X CONGRESSO BRASILEIRO DE AGROMETEOROLOGIA. *Anais ...* Piracicaba, 13 a 18 de julho de 1997.

MOUAT, D. A., MAHIN, G. G., LANCASTER, J. Remote Sensing techniques in the analysis of change detection. *Geocarto International*, v. 8, n. 2, p. 39-50, 1993.

MYERS, V. 1. Remote Sensing Applications in Agriculture. In: Coweli, R. A. ed. *Manual of remote sensing*, 2 ed.. Falis Church: ASP, 1983. v.2, Cap. 33, p. 2111-2218.

NAMIKAWA, L. M. *Um método de ajuste de superfície para grades triangulares considerando linhas características*. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, SP, 1995. (Dissertação de Mestrado).

NOVO, E.M.L.M. *Sensoriamento Remoto: Princípios e Aplicações*. São Paulo. Ed. Edgard Blucher, 1989. 308p.

NOVO, E.M.L.M., HANSON, J.D., CURRAN, P.L. The effect of sediment type on the relationship between reflectance and suspended sediment concentration. *International Journal of Remote Sensing*, v.107, n.7, p. 1283-1289. 1989

NOVO, E.M.L.M, *Sensoriamento Remoto*. Curso de Especialização em Geoprocessamento. UFRJ, IGEO, Dep. Geografia, LAGEOP, Rio de Janeiro, 1999, Volume 2, Mídia CD.

PADILHA, R. C. B. L. A., KURKDJIAN, M. L. N. O. Aplicação da técnica de segmentação em imagens HRV/SPOT para a discriminação dos vazios urbanos. [CD-ROM]. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 8., Salvador, 1996, *Anais*. São Paulo: Image Multimídia, 1996. Seção de Comunicações Técnicos-Científicas.



PAREDES, E.A. Automatização de restituidores analógicos e estruturação de dados compilados para uso na tecnologia CAD e SIG. *Revista UNIMAR*, Maringá, v. 12, n. 1, p. 35-46, Abril, 1990.

PEIXOTO, R. S. S. L. *Utilização de Sistemas de Informações Geográficas para Gerenciamento de Cidades de Pequeno Porte*. USP, EESC, São Carlos, SP, 1997. (Dissertação de Mestrado)

POLITANO, W. et al. Caracterização por fotointerpretação da ocupação do solo no município de Monte Alto-SP. *Rev. Eng. Agrícola, Botucatu*, v. 7, n. 1, p. 17-25, 1983.

PROCHNOW, M.C.R. Problemas e impactos urbanos e agrícolas. Semana de debates sobre recursos hídricos e meio ambiente. 1992. Piracicaba. *Atas da Segunda semana de Recursos Hídricos e Meio Ambiente*, Piracicaba: Consórcio Intermunicipal das Bacias Hidrográficas dos Rios Piracicaba e Capivari, DAEE, FUNDAP, 1992. P. 165-70.

REZENDE, A. C. P., CHEN, S. C. Estudo do Efeito da Correção Geométrica Sobre as Características Radiométricas das Imagens Digitais TM/Landsat. [CD-ROM]. In: GISBRASIL 2000, Salvador, 2000, *Anais...* Fatorgis - Informação e Eventos Tecnológicos.

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

RICHARDS, J. A. Thematic mapping from multitemporal image data using the principal components transformation *Remote Sensing and Environment*, v. 16, n. 1, p. 35-46, 1988.

RICHARDS, J. A. *Remote sensing digital images analysis: an introduction*. 3 ed. Berlin: Springer-Verlag, 1995. 340 p.

RODRIGUES, A. C.M. *Mapeamento Multitemporal do uso e cobertura do solo do município de São Sebastião-SP, utilizando técnicas de segmentação e classificação de imagens TM-Landsat e HRV-SPOT*. São José dos Campos:INPE, 94p. 2000. (INPE-7510-PUD/39).

RODRIGUES, M. Geoprocessamento: um retrato atual. *Revista Fator GIS*. Sagres Cartografia e Editora, Curitiba, PR, 1993, Ano 1, nº 2, pág. 20-23.

RODRIGUES YI, J.L. *Mapeamento e monitoramento de vegetação através de imagens AVHRR-NOAA*. São José dos Campos. 133p. (INPE-6816-TDI/638). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 1997.

ROSA, R. Levantamento do meio físico do município de Araguari - MG. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 7, 1993, São José dos Campos. *Anais...*São José dos Campos: INPE, 1993.p.239-47.

SCHOWENGERDT, R. A. *Techniques for Image Processing and Classification in Remote Sensing*. Academic Press. New York, 1983. 249 p.

SERRA FILHO, R. et al. 1975. *Levantamento da cobertura vegetal natural e do reflorestamento no Estado de São Paulo*. Bol. Técnico IF, 11:1-56.

SHIMABUKURO, Y.E., MELLO, E.M.K., MOREIRA, J.C., DUARTE, V. *Segmentação e classificação da imagem sombra do modelo de mistura para mapear desflorestamento na Amazônia*. São José dos Campos:INPE, 1997, 16p. (INPE 6147-PUD/029).

SKOLE, D.L., CHOMENTOWSKI, W.H., SALAS, W.A., NOBRE, A.D. Physical and Human Dimensions of Deforestation in Amazonia. *Bioscience*, 44, 314-322, 1993.

STEFFEN, C. A. *Reflectância*. São José dos Campos, Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais-INPE, 1995. (INPE 5638. PUD/070).

STEFFEN, C.A. Técnicas radiométricas com o spectron SE-590. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 1., Salvador, 1996. *Anais*. INPE, 1996. p. 9-14.

VALENTE, A. L. S. Uma metodologia para determinação de áreas de risco através do geoprocessamento e sensoriamento remoto. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 8., Salvador, 1996. *Anais*. São Paulo: Image Multimídia, 1996. Seção de Comunicações Técnico-Científicas.

VENTURIERI, A. *Segmentação de Imagens e lógica nebulosa para treinamento de uma rede neural artificial na caracterização do uso da terra na Região de Tucuruí (PA)*. São José dos Campos: INPE, 1996. 115p. Dissertação de Mestrado.

TEIXEIRA, A. L. A., MORETI, E., CHRISTOFOLETTI. *Introdução aos Sistemas de Informação Geográfica*. Edição do Autor, Rio Claro, SP, 1992.

TOWNSHEND, J.R.G., JUSTICE, C. O., GURNEY, C., MCMANUS, J. The impact of misregistration on change detection. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, v. 30, n. 5, p. 1054-1060, 1992.

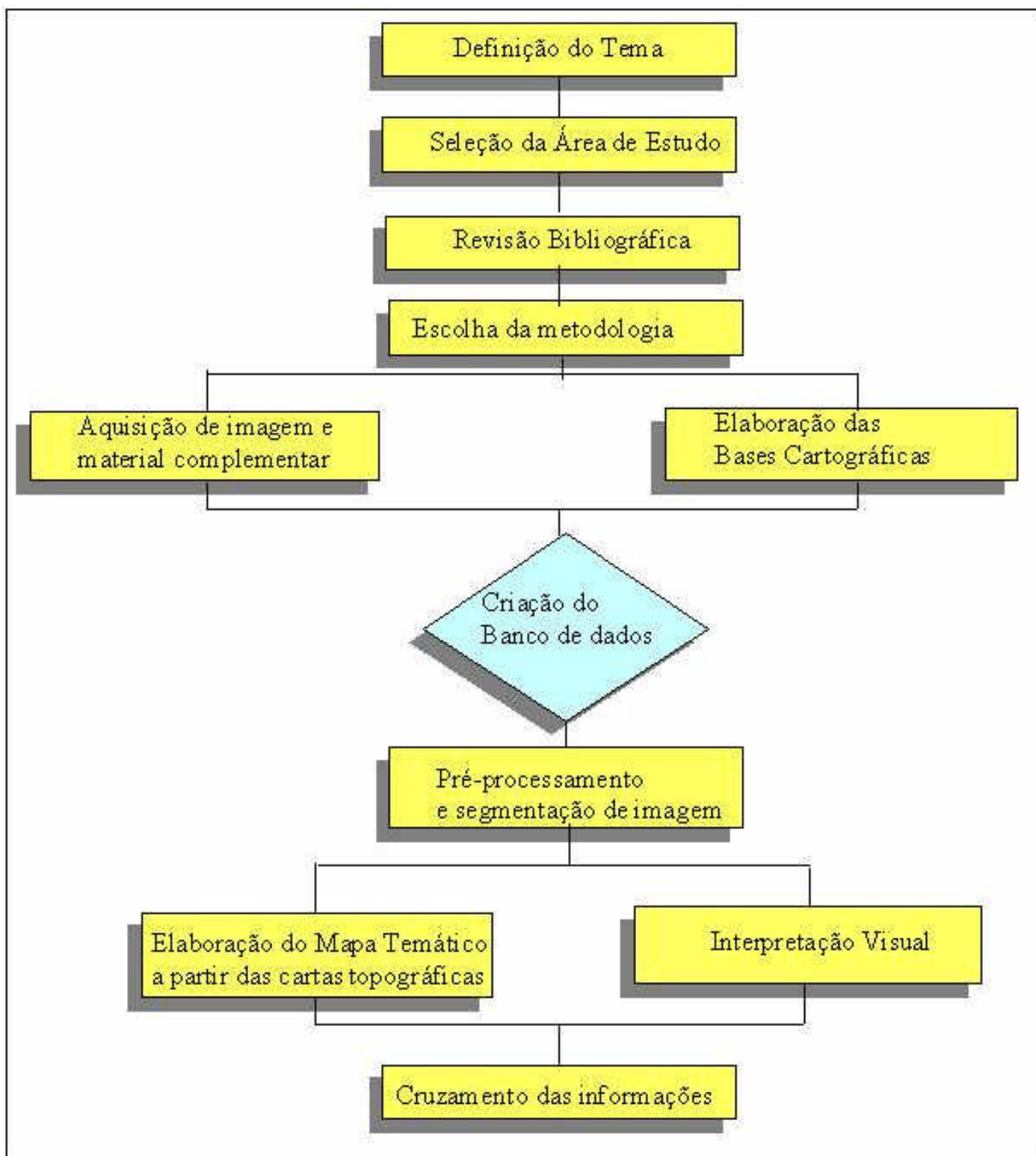
TROTTER, C. M. Remotely-sensed data as an information source for geographical information systems in natural resource management: a review. *International J. of Geographical Information System*. 1991. v. 5, n. 2, p. 225 – 239..

VERDIN, J. Corrected vs. uncorrected Landsat-4 MSS data. *Landsat Data Users Notes*. Issue n.27, NOAA, Sioux Falls, S.D. June 1983, 4 p.

XAVIER DA SILVA, J. A digital model of the enviroment: Na Effective Approach to Areal Analysis. LATIN AMERICAN CONFERENCE, IGU, Rio de Janeiro, 1982, *Anais*, vol. 1, p. 17-22.

XAVIER DA SILVA, J. Sensoriamento Remoto. Curso de Especialização em Geoprocessamento. UFRJ, IGEO, Dep. Geografia, LAGEOP, Rio de Janeiro, 1999, Volume 2, Mídia CD.

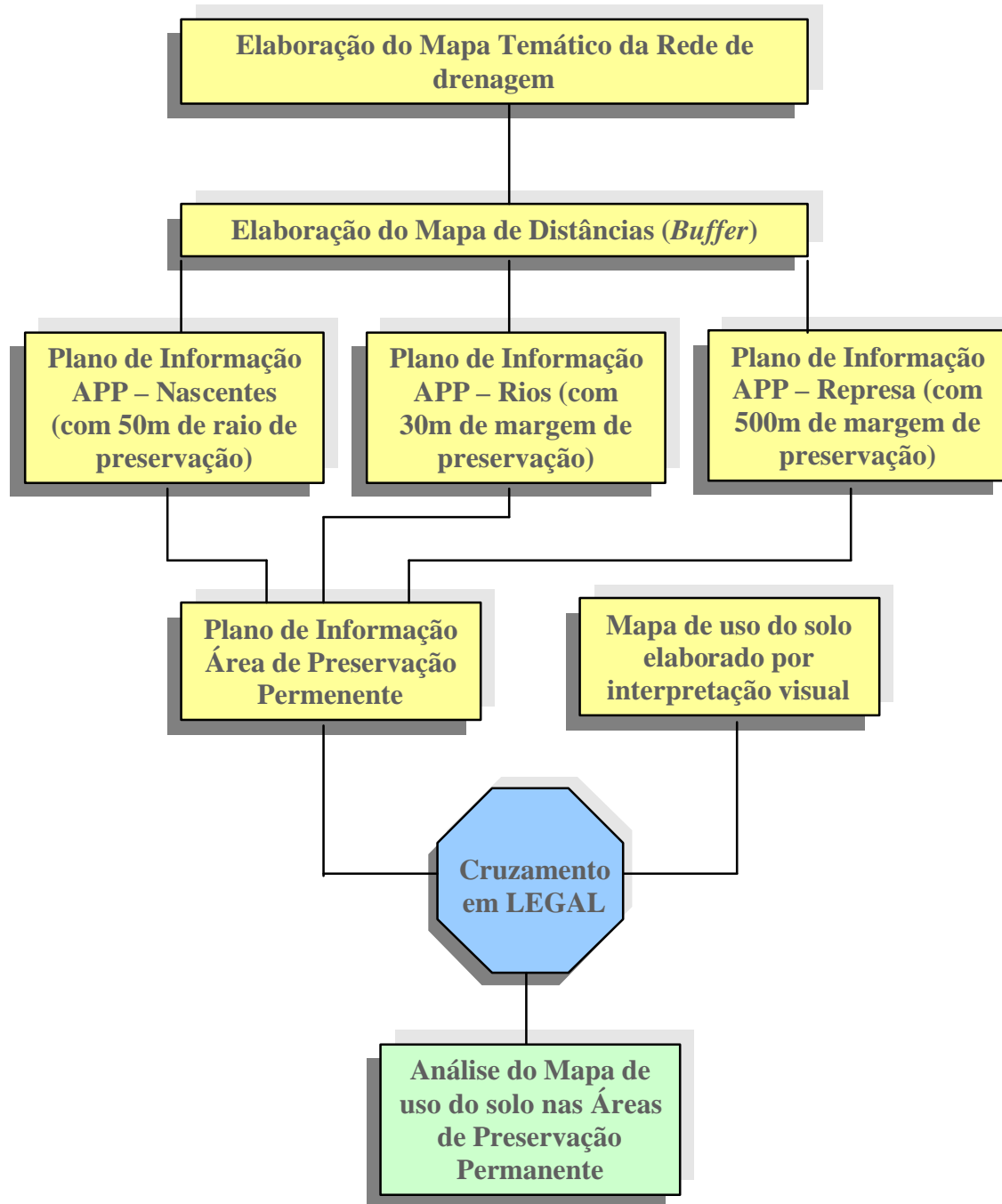
*APÊNDICE 1*



**Figura 1.** Fluxograma da primeira etapa da Pesquisa



**Figura 2.** Fluxograma de atividades na segunda etapa da pesquisa



**Figura 3.** Fluxograma de atividades na terceira etapa da pesquisa



*APÊNDICE 2*

**Quadro 1.** Indicadores de exatidão e índice Kappa qualificado, derivados da classificação não-supervisionada do componente solo em relação à interpretação visual.

Classificação Solo	Classes de ocupação do solo										Total	Erro I <sup>1</sup>	Ex C <sup>2</sup>
	Interpretação visual												
	A	Ca	Ce	CA	CP	CSP	P	L	V	M			
A	18189	34	482	4144	4698	3673	496	106	10	16086	47918	0.62	0.38
Ce	616	1369	3016	15636	1128	4987	5820	601	215	11939	45327	0.93	0.07
CA	3	0	9	441	2	0	123	0	0	9	587	0.25	0.75
P	915	4768	11453	54187	1812	4514	147604	8302	0	15544	249099	0.41	0.59
M	1766	365	2230	10973	6146	16918	3230	305	768	32216	74917	0.57	0.43
Total	21496	6541	17345	85611	13788	30206	157823	9314	993	75896	419013		
Erro O <sup>3</sup>	0.15	1.00	0.83	0.99	1.00	1.00	0.06	1.00	1.00	0.57		0.52	
Ex Pr <sup>4</sup>	0.85	0.00	0.17	0.01	0.00	0.00	0.94	0.00	0.00	0.43			

KIA= 0,29 (estimativa de Kappa); P0 = 0,48 (exatidão geral)

<sup>1</sup>Erro I = erro de inclusão; <sup>2</sup> Ex C = Exatidão do consumidor;

<sup>3</sup>Erro O = erro de omissão; <sup>4</sup> Ex Pr = exatidão do produtor.

**Quadro 2.** Indicadores de exatidão e índice Kappa qualificado, derivados da classificação não-supervisionada da componente vegetação em relação à interpretação visual.

Classificação vegetação	Classes de ocupação do solo										Total	Erro I <sup>1</sup>	Ex C <sup>2</sup>
	Interpretação visual												
	A	Ca	Ce	CA	CP	CSP	P	L	V	M			
A	17239	372	1120	25488	156	5022	15279	862	670	1576	67784	0.74	0.26
Ce	0	0	131	162	424	61	0	0	0	3	781	0.83	0.17
CA	330	610	2156	5185	718	1809	7364	542	35	10071	28820	0.82	0.18
CP	8	7	296	1114	3295	3946	60	0	0	84	8810	0.63	0.37
P	3501	4363	9794	40269	1619	4116	129761	7706	256	18606	219991	0.41	0.59
M	376	1086	3238	10490	3755	7285	4492	188	32	34520	65462	0.47	0.53
Total	21496	6541	17345	85611	13788	30206	157823	9314	993	75896	419013		
Erro O <sup>3</sup>	0.20	1.00	0.99	0.94	0.76	1.00	0.18	1.00	1.00	0.55		0.55	
Ex Pr <sup>4</sup>	0.80	0	0.01	0.06	0.24	0	0.82	0	0	0.45			

KIA = 0,27 (estimativa de Kappa); P0 = 0,45 (exatidão geral)

<sup>1</sup>Erro I = erro de inclusão; <sup>2</sup> Ex C = Exatidão do consumidor;

<sup>3</sup>Erro O = erro de omissão; <sup>4</sup> Ex Pr = exatidão do produtor.

**Quadro 3.** Indicadores de exatidão e índice Kappa qualificado, derivados da classificação não-supervisionada da componente sombra em relação à interpretação visual.

Classificação Sombra	Classes de ocupação do solo										Total	Erro I <sup>1</sup>	Ex C <sup>2</sup>
	Interpretação visual												
	A	Ca	Ce	CA	CP	CSP	P	L	V	M			
A	18483	3	28	299	0	37	151	49	3	141	19194	0.04	0.96
CA	1470	542	1858	36927	1333	9889	11057	938	974	8428	73416	0.50	0.50
CP	10	184	1148	4138	6166	10026	1095	14	0	1059	23840	0.74	0.26
P	1461	5807	14131	44017	6285	10140	144958	8313	16	66152	301280	0.52	0.48
Total	21496	6541	17345	85611	13788	30206	157823	9314	993	75896	419013		
Erro O <sup>3</sup>	0.14	1.00	1.00	0.57	0.55	1.00	0.08	1.00	1.00	1.00		0.51	
Ex Pr <sup>4</sup>	0.86	0	0	0.43	0.45	0	0.92	0	0	0			

KIA = 0,26 (estimativa de Kappa); P0 = 0,49 (exatidão geral)

<sup>1</sup>Erro I = erro de inclusão; <sup>2</sup> Ex C = Exatidão do consumidor;

<sup>3</sup>Erro O = erro de omissão; <sup>4</sup> Ex Pr = exatidão do produtor.

**Quadro 4.** Indicadores de exatidão e índice Kappa qualificado, derivados da classificação não-supervisionada para a combinação das componentes solo (S) e vegetação (V) em relação à interpretação visual.

Classificação S vs V	Classes de ocupação do solo										Total	Erro I <sup>1</sup>	Ex C <sup>2</sup>
	Interpretação visual												
	A	Ca	Ce	CA	CP	CSP	P	L	V	M			
A	18142	5	28	61	32	20	113	42	2	143	18588	0.02	0.98
Ca	237	1940	2870	3149	130	237	19256	752	0	4418	32989	0.94	0.06
Ce	98	1167	2754	3671	591	359	11950	401	0	3339	24330	0.89	0.11
CA	1606	1525	3973	48967	2938	12880	32264	4124	949	40127	149713	0.67	0.33
CP	602	352	4467	13309	5006	9396	8079	569	0	15784	57564	0.91	0.09
CSP	0	2	22	128	525	1896	4	0	0	27	2604	0.27	0.73
P	348	1453	2543	13771	2166	2406	84152	3241	0	5287	115367	0.27	0.73
M	456	92	533	2323	2390	2876	1093	185	42	6657	16647	0.60	0.40
Total	21496	6541	17345	85611	13788	30206	157823	9314	993	75896	419013		
Erro O <sup>3</sup>	0.16	0.70	0.84	0.43	0.64	0.93	0.46	1.00	1.00	0.91		0.59	
Ex Pr <sup>4</sup>	0.84	0.30	0.16	0.57	0.36	0.07	0.54	0	0	0.09			

KIA = 0,26 (estimativa de Kappa); P0 = 0,49 (exatidão geral)

<sup>1</sup>Erro I = erro de inclusão; <sup>2</sup> Ex C = Exatidão do consumidor;

<sup>3</sup>Erro O = erro de omissão; <sup>4</sup> Ex Pr = exatidão do produtor.

**Quadro 5.** Indicadores de exatidão e índice Kappa qualificado, derivados da classificação não-supervisionada para a combinação das componentes vegetação (V) e sombra (Som) em relação à interpretação visual.

Classificação V vs Som	Classes de ocupação do solo										Total	Erro I <sup>1</sup>	Ex C <sup>2</sup>
	Interpretação visual												
	A	Ca	Ce	CA	CP	CSP	P	L	V	M			
A	18004	7	25	27	1	19	157	28	3	146	18417	0.02	0.98
Ce	111	2021	3448	5100	497	278	18153	825	0	3430	33863	0.90	0.10
CA	1202	1773	3079	33288	988	3982	26276	1364	565	6073	78590	0.57	0.43
CP	149	107	617	6287	4332	9395	968	130	0	2486	24471	0.82	0.18
CSP	212	121	862	8270	4327	6927	984	104	305	3927	26039	0.73	0.27
P	899	1896	4529	20703	730	1781	99232	5886	6	9746	145408	0.32	0.68
M	912	611	4629	11701	2911	7707	11503	977	114	49986	91051	0.45	0.55
Total	21496	6541	17345	85611	13788	30206	157823	9314	993	75896	419013		
Erro O <sup>3</sup>	0.16	1.00	0.80	0.61	0.68	0.77	1.00	1.00	1.00	0.34		0.49	
Ex Pr <sup>4</sup>	0.84	0	0.20	0.39	0.32	0.23	0	0	0	0.66			

KIA = 0,38 (estimativa de Kappa); P0 = 0,51 (exatidão geral)

<sup>1</sup>Erro I = erro de inclusão; <sup>2</sup> Ex C = Exatidão do consumidor;

<sup>3</sup>Erro O = erro de omissão; <sup>4</sup> Ex Pr = exatidão do produtor.

**Quadro 6.** Indicadores de exatidão e índice Kappa qualificado, derivados da classificação não-supervisionada para a combinação das componentes solo (S) e sombra (Som) em relação à interpretação visual.

Classificação S vr Som	Classes de ocupação do solo										Total	Erro I <sup>1</sup>	Ex C <sup>2</sup>
	Interpretação visual												
	A	Ca	Ce	CA	CP	CSP	P	L	V	M			
A	18509	4	62	896	2	44	158	38	128	235	20076	0.08	0.92
CA	1353	2984	9808	59593	2098	9668	97692	7874	718	21597	213385	0.72	0.28
CP	10	890	1083	2886	3759	1870	5121	9	0	1083	16711	0.77	0.23
CSP	163	244	2978	6665	4702	11747	3436	355	0	12329	42619	0.72	0.28
P	349	2206	1737	7941	444	481	48016	501	0	5505	67180	0.28	0.72
M	1105	208	1522	7400	2781	6282	2850	537	147	35045	57877	0.39	0.61
Total	21496	6541	17345	85611	13788	30206	157823	9314	993	75896	419013		
Erro O <sup>3</sup>	0.14	1.00	1.00	0.30	0.73	0.61	0.69	1.00	1.00	0.54		0.58	
Ex Pr <sup>4</sup>	0.86	0	0	0.70	0.27	0.39	0.31	0	0	0.46			

KIA = 0,27 (estimativa de Kappa); P0 = 0,42 (exatidão geral)

<sup>1</sup>Erro I = erro de inclusão; <sup>2</sup> Ex C = Exatidão do consumidor;

<sup>3</sup>Erro O = erro de omissão; <sup>4</sup> Ex Pr = exatidão do produtor.

**Quadro 7.** Indicadores de exatidão e índice Kappa derivados da classificação não-supervisionada para a combinação das componentes solo (S), vegetação (V) e sombra (Som) em relação à interpretação visual.

Classificação S vr V vr Som	Classes de ocupação do solo										Total	Erro I <sup>1</sup>	Ex C <sup>2</sup>
	Interpretação visual												
	A	Ca	Ce	CA	CP	CSP	P	L	V	M			
A	18544	5	35	55	1	36	139	45	3	176	19039	0.02	0.98
Ce	195	419	2261	4272	220	835	6330	221	0	6143	20896	0.89	0.11
CA	1455	1513	3793	38848	2633	10581	23145	1070	961	14855	98854	0.60	0.40
CP	234	135	1344	8527	5641	9766	1540	50	13	22741	49991	0.89	0.11
CSP	4	2	20	387	428	1945	10	0	0	33	2829	0.31	0.69
P	697	4417	8414	29118	4027	3873	124300	7664	0	13912	196422	0.36	0.64
M	360	45	1323	4174	836	3055	1809	264	16	17934	29816	0.39	0.61
Total	21496	6541	17345	85611	13788	30206	157823	9314	993	75896	419013		
Erro O <sup>3</sup>	0.13	1.00	0.87	0.55	0.59	0.93	0.21	1.00	1.00	0.76		0.50	
Ex Pr <sup>4</sup>	0.87	0	0.13	0.45	0.41	0.07	0.79	0	0	0.24			

KIA = 0,34 (estimativa de Kappa); P0 = 0,50 (exatidão geral)

<sup>1</sup>Erro I = erro de inclusão; <sup>2</sup> Ex C = Exatidão do consumidor;

<sup>3</sup>Erro O = erro de omissão; <sup>4</sup> Ex Pr = exatidão do produtor.

**Quadro 8.** Indicadores de exatidão e índice Kappa derivados da classificação não-supervisionada para a banda 3, do sensor TM, em relação à interpretação visual.

Classificação TM3	Classes de ocupação do solo										Total	Erro I <sup>1</sup>	Ex C <sup>2</sup>
	Interpretação visual												
	A	Ca	Ce	CA	CP	CSP	P	L	V	M			
A	19745	1329	3996	14608	10348	18735	9305	515	993	46667	126241	0.84	0.16
CA	48	205	420	16297	139	117	9387	1451	0	780	28844	0.43	0.57
P	1506	5002	12732	54309	2731	8598	138394	7348	0	19311	249931	0.45	0.55
M	190	0	42	167	568	2642	187	0	0	9036	12832	0.29	0.71
Total	21496	6541	17345	85611	13788	30206	157823	9314	993	75896	419013		
Erro O <sup>3</sup>	0.08	1.00	1.00	0.81	1.00	1.00	0.12	1.00	1.00	0.88		0.56	
Ex Pr <sup>4</sup>	0.92	0	0	0.19	0	0	0.88	0	0	0.12			

KIA = 0,24 (estimativa de Kappa); P0 = 0,44 (exatidão geral)

<sup>1</sup>Erro I = erro de inclusão; <sup>2</sup> Ex C = Exatidão do consumidor;

<sup>3</sup>Erro O = erro de omissão; <sup>4</sup> Ex Pr = exatidão do produtor.

**Quadro 9.** Indicadores de exatidão e índice Kappa derivados da classificação não-supervisionada para a banda 4, do sensor TM, em relação a interpretação visual.

Classificação TM4	Classes de ocupação do solo										Total	Erro I <sup>1</sup>	Ex C <sup>2</sup>
	Interpretação visual												
	A	Ca	Ce	CA	CP	CSP	P	L	V	M			
A	18178	4	25	38	2	17	136	29	4	107	18540	0.02	0.98
CA	1416	319	984	28767	2321	7825	3970	456	931	7296	54285	0.47	0.53
CP	0	3	452	889	1331	399	26	0	0	66	3166	0.58	0.42
CSP	48	327	925	9341	4342	12687	3892	273	0	1601	33436	0.62	0.38
P	1847	5883	14804	46346	5790	9164	149249	8556	58	66724	308421	0.51	0.49
Total	21496	6541	17345	85611	13788	30206	157823	9314	993	75896	419013		
Erro O <sup>3</sup>	0.15	1.00	1.00	0.66	0.90	0.58	0.05	1.00	1.00	1.00		0.49	
Ex Pr <sup>4</sup>	0.85	0	0	0.34	0.10	0.42	0.95	0	0	0			

KIA = 0,27 (estimativa de Kappa); P0 = 0,51 (exatidão geral)

<sup>1</sup>Erro I = erro de inclusão; <sup>2</sup> Ex C = Exatidão do consumidor;

<sup>3</sup>Erro O = erro de omissão; <sup>4</sup> Ex Pr = exatidão do produtor.

**Quadro 10.** Indicadores de exatidão e índice Kappa derivados da classificação não-supervisionada para a banda 5, do sensor TM, em relação à interpretação visual.

Classificação TM5	Classes de ocupação do solo										Total	Erro I <sup>1</sup>	Ex C <sup>2</sup>
	Interpretação visual												
	A	Ca	Ce	CA	CP	CSP	P	L	V	M			
A	18084	3	39	46	4	9	161	59	3	164	18572	0.02	0.98
CA	1046	3858	11153	39669	5736	4806	38924	2751	21	24908	132872	0.70	0.30
CP	499	0	16	59	141	12	16	4	0	213	960	0.85	0.15
CSP	1222	147	1251	19599	6288	24424	2933	314	680	30945	87803	0.72	0.28
P	286	2459	4619	22631	637	208	114949	6070	0	6326	158185	0.27	0.73
M	352	69	112	3377	980	633	290	116	289	13238	19456	0.32	0.68
Total	21496	6541	17345	85611	13788	30206	157823	9314	993	75896	419013		
Erro O <sup>3</sup>	0.16	1.00	1.00	0.53	0.99	0.19	0.27	1.00	1.00	0.82		0.50	
Ex Pr <sup>4</sup>	0.84	0	0	0.47	0.01	0.81	0.73	0	0	0.18			

KIA = 0,35 (estimativa de Kappa); P0 = 0,50 (exatidão geral)

<sup>1</sup>Erro I = erro de inclusão; <sup>2</sup> Ex C = Exatidão do consumidor;

<sup>3</sup>Erro O = erro de omissão; <sup>4</sup> Ex Pr = exatidão do produtor.

**Quadro 11.** Indicadores de exatidão e índice Kappa derivados da classificação não-supervisionada para a combinação das bandas 3 e 4, do sensor TM, em relação à interpretação visual.

Classificação TM3 e TM4	Classes de ocupação do solo										Total	Erro I <sup>1</sup>	Ex C <sup>2</sup>
	Interpretação visual												
	A	Ca	Ce	CA	CP	CSP	P	L	V	M			
A	18354	64	65	2054	62	248	981	22	4	381	22235	0.17	0.83
Ce	1	18	793	1220	82	40	4047	68	0	283	6552	0.88	0.12
CA	666	380	1466	46763	684	5936	9573	3353	12	3287	72120	0.35	0.65
CP	8	4	181	1247	4310	0	89	0	0	253	6092	0.29	0.71
CSP	517	1627	2272	7400	4077	19718	6003	595	0	7141	49350	0.60	0.40
P	863	4339	10443	20920	1385	1706	131858	5103	0	15815	192432	0.31	0.69
V	469	0	3	515	0	32	219	18	870	160	2286	0.62	0.38
M	611	104	1967	5262	3186	2412	4503	155	107	48474	66781	0.27	0.73
Total	21496	6541	17345	85611	13788	30206	157823	9314	993	75896	419013		
Erro O <sup>3</sup>	0.14	1.00	0.95	0.45	0.68	0.34	0.16	1.00	0.12	0.36		0.35	
Ex Pr <sup>4</sup>	0.86	0	0.05	0.55	0.32	0.66	0.84	0	0.88	0.64			

KIA = 0,53 (estimativa de Kappa); P0 = 0,65 (exatidão geral)

<sup>1</sup>Erro I = erro de inclusão; <sup>2</sup> Ex C = Exatidão do consumidor;

<sup>3</sup>Erro O = erro de omissão; <sup>4</sup> Ex Pr = exatidão do produtor.

**Quadro 12.** Indicadores de exatidão e índice Kappa derivados da classificação não-supervisionada para a combinação das bandas 4 e 5, do sensor TM, em relação à interpretação visual.

Classificação TM4 e TM5	Classes de ocupação do solo										Total	Erro I <sup>1</sup>	Ex C <sup>2</sup>
	Interpretação visual												
	A	Ca	Ce	CA	CP	CSP	P	L	V	M			
A	18803	11	60	307	4	16	162	71	283	220	19937	0.05	0.95
Ca	100	2351	1648	3702	648	325	7385	255	0	2677	19091	0.87	0.13
Ce	106	777	2136	3436	470	243	6650	590	0	3893	18301	0.88	0.12
CA	1183	1410	5078	42566	1704	5672	45119	2035	466	12045	117278	0.63	0.37
CP	205	173	2587	5004	1952	1874	3055	332	0	8491	23673	0.91	0.09
CSP	314	203	1295	13119	7969	19208	1556	65	195	14604	58528	0.67	0.33
P	233	1503	3928	14481	596	112	92157	5855	0	5674	124539	0.26	0.74
M	545	108	458	2766	443	2642	1189	111	49	28190	36501	0.22	0.78
Total	21496	6541	17345	85611	13788	30206	157823	9314	993	75896	419013		
Erro O <sup>3</sup>	0.12	0.64	0.87	0.50	0.86	0.36	0.41	1.00	1.00	0.63		0.50	
Ex Pr <sup>4</sup>	0.88	0.36	0.13	0.50	0.14	0.64	0.59	0	0	0.37			

KIA = 0,37 (estimativa de Kappa); P0 = 0,50 (exatidão geral)

<sup>1</sup>Erro I = erro de inclusão; <sup>2</sup> Ex C = Exatidão do consumidor;

<sup>3</sup>Erro O = erro de omissão; <sup>4</sup> Ex Pr = exatidão do produtor.

**Quadro 13.** Indicadores de exatidão e índice Kappa derivados da classificação não-supervisionada para a combinação das bandas 3 e 5, do sensor TM, em relação à interpretação visual.

Classificação TM3 e TM5	Classes de ocupação do solo										Total	Erro I <sup>1</sup>	Ex C <sup>2</sup>
	Interpretação visual												
	A	Ca	Ce	CA	CP	CSP	P	L	V	M			
A	17286	4	32	47	0	4	160	73	3	134	17743	0.02	0.98
Ce	150	874	3909	4110	3199	253	7048	868	4	6551	26966	0.85	0.15
CA	2191	459	1344	52696	2421	11876	6754	2028	21	7830	87620	0.40	0.60
CP	83	0	9	9	140	0	2	0	0	140	383	0.63	0.37
CSP	813	993	2925	9696	3947	15905	25030	251	0	18661	78221	0.79	0.21
P	586	4175	8772	17274	2086	610	116862	6077	0	13436	169878	0.31	0.69
M	380	31	199	1549	1993	1444	1417	17	965	29042	37037	0.21	0.79
Total	21496	6541	17345	85611	13788	30206	157823	9314	993	75896	419013		
Erro O <sup>3</sup>	0.19	1.00	0.77	0.38	0.99	0.47	0.26	1.00	1.00	0.61		0.43	
Ex Pr <sup>4</sup>	0.81	0	0.23	0.62	0.01	0.53	0.74	0	0	0.39			

KIA = 0,43 (estimativa de Kappa); P0 = 0,57 (exatidão geral)

<sup>1</sup>Erro I = erro de inclusão; <sup>2</sup> Ex C = Exatidão do consumidor;

<sup>3</sup>Erro O = erro de omissão; <sup>4</sup> Ex Pr = exatidão do produtor.

**Quadro 14.** Indicadores de exatidão e índice Kappa derivados da classificação não-supervisionada para a combinação das bandas 3, 4 e 5, do sensor TM, em relação a interpretação visual.

Classificação TM3, TM4 e TM5	Classes de ocupação do solo										Total	Erro I <sup>1</sup>	Ex C <sup>2</sup>
	Interpretação visual												
	A	Ca	Ce	CA	CP	CSP	P	L	V	M			
A	18584	5	51	106	2	13	144	77	3	203	19188	0.03	0.97
Ce	18	12	749	2298	167	178	448	1	0	203	4074	0.81	0.19
CA	853	283	1593	47088	833	7654	8843	2033	28	4597	73805	0.36	0.64
CP	8	480	288	1839	5544	3	189	0	0	487	8838	0.37	0.63
CSP	455	49	1202	9713	3801	18176	1583	113	0	5250	40342	0.55	0.45
P	580	5240	8625	17260	1507	755	138546	6484	0	13925	192922	0.28	0.72
V	156	10	40	613	0	70	371	0	853	614	2727	0.69	0.31
M	835	457	4642	6464	1932	3243	7149	606	109	50515	75952	0.33	0.67
Total	21496	6541	17345	85611	13788	30206	157823	9314	993	75896	419013		
Erro O <sup>3</sup>	0.13	1.00	0.96	0.45	0.60	0.40	0.12	1.00	0.14	0.33		0.33	
Ex Pr <sup>4</sup>	.087	0	0.04	0.55	0.40	0.60	0.88	0	0.86	0.67			

KIA = 0,56 (estimativa de Kappa); P0 = 0,67 (exatidão geral)

<sup>1</sup>Erro I = erro de inclusão; <sup>2</sup> Ex C = Exatidão do consumidor;

<sup>3</sup>Erro O = erro de omissão; <sup>4</sup> Ex Pr = exatidão do produtor.

*APÊNDICE 3*



## I - Programa em LEGAL para recorte de Imagem a partir de Plano de Informação Temático

```
{  
//Programa em Legal para Recorte de imagem a partir de PI Temático  
  
//  
Imagem in1, in2, in3, out1, out2, out3 ("Imagem_TM");  
Tematico t1 ("Divisoraguas");  
in1 = Recupere (Nome = "S255B1-31/Dec/69");  
in2 = Recupere (Nome = "S255B2-31/Dec/69");  
in3 = Recupere (Nome = "S255B3-31/Dec/69");  
t1 = Recupere (Nome = "Bacia");  
out1 = Novo (Nome = "TM3_recortado", ResX=30, ResY=30);  
out2 = Novo (Nome = "TM4_recortado", ResX=30, ResY=30);  
out3 = Novo (Nome = "TM5_recortado", ResX=30, ResY=30);  
out1 = (t1.Class == "Bacia") ? (in1) : (255);  
out2 = (t1.Class == "Bacia") ? (in2) : (255);  
out3 = (t1.Class == "Bacia") ? (in3) : (255);  
}
```

## II - Programa em LEGAL para Cruzamento entre informações de *Buffer* e Mapa Temático de Uso do Solo

```
{  
//declaração  
  
Tematico pi1, pi2, pi3 ("Área PP");  
Tematico pi4, pi5 ("Uso_visual");  
  
//Instanciação  
  
pi1=Recupere(Nome="Nascentes");  
pi2=Recupere(Nome="Rios primários");  
pi3=Recupere(Nome="Represa");  
pi4=Recupere(Nome="Class_TM345_8x20_75%-T");  
pi5=Novo(Nome="APP_Uso_do_solo", ResX=30, ResY=30, Escala=6000);  
  
//operação  
  
pi5=Reclassifique(pi1.Classe=="Nascentes")/(pi2.Classe=="Rios  
Primários")/(pi3.Classe=="Represa") ? pi4.classe : 0 ;  
}
```