

UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA “JÚLIO DE MESQUITA FILHO”
FACULDADE DE CIÊNCIAS AGRONÔMICAS
CÂMPUS DE BOTUCATU

**COMPARAÇÃO DE MÉTODOS DE CLASSIFICAÇÃO DE IMAGENS,
VISANDO O GERENCIAMENTO DE ÁREAS CITRÍCOLAS**

ANA PAULA BARBOSA

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

BOTUCATU - SP

Agosto - 2009

UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA “JÚLIO DE MESQUITA FILHO”
FACULDADE DE CIÊNCIAS AGRONÔMICAS
CÂMPUS DE BOTUCATU

**COMPARAÇÃO DE MÉTODOS DE CLASSIFICAÇÃO DE IMAGENS,
VISANDO O GERENCIAMENTO DE ÁREAS CITRÍCOLAS**

ANA PAULA BARBOSA
Engenheira Agrônoma

Orientador: Prof. Dr. Sérgio Campos
Co-orientadores: Prof. Dr. Célia Regina Lopes Zimback
Prof. Dr. Zacarias Xavier de Barros

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

BOTUCATU - SP
Agosto - 2009

FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA SEÇÃO TÉCNICA DE AQUISIÇÃO E TRATAMENTO DA INFORMAÇÃO - SERVIÇO TÉCNICO DE BIBLIOTECA E DOCUMENTAÇÃO - UNESP - FCA LAGEADO - BOTUCATU (SP)

B238c Barbosa, Ana Paula, 1983-
Comparação de métodos de classificação de imagens, visando o gerenciamento de áreas citrícolas / Ana Paula Barbosa. - Botucatu : [s.n.], 2009.
xii, 65 f., il., color., tabs.

Dissertação (Mestrado)-Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Ciências Agrônômicas, Botucatu, 2009

Orientador: Sérgio Campos

Co-orientador: Célia Regina Lopes Zimback

Co-Orientador: Zacarias Xavier de Barros

Inclui bibliografia

1. Fuzzy. 2. Satélite LANDSAT. 3. Classificadores de imagens. I. Campos, Sérgio. II. Zimback, Célia Regina Lopes III. Barros, Zacarias Xavier de. IV. Universidade Estadual Paulista "Júlio de Mesquita Filho" (Campus de Botucatu). Faculdade de Ciências Agrônômicas. V. Título.

UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA "JÚLIO DE MESQUITA FILHO"
FACULDADE DE CIÊNCIAS AGRONÔMICAS
CAMPUS DE BOTUCATU

CERTIFICADO DE APROVAÇÃO

**TÍTULO: "COMPARAÇÃO DE MÉTODOS DE CLASSIFICAÇÃO DE IMAGENS,
VISANDO O GERENCIAMENTO DE ÁREAS CITRÍCOLAS".**

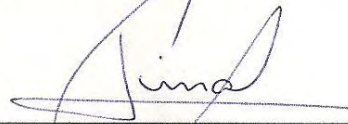
ALUNA: ANA PAULA BARBOSA

ORIENTADOR: PROF. DR. SERGIO CAMPOS

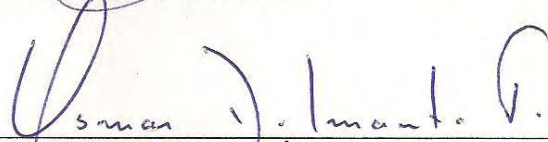
Aprovado pela Comissão Examinadora



PROF. DR. SERGIO CAMPOS



PROF. DR. SERGIO LAZARO DE LIMA



PROF. DR. OSMAR DELMANTO JÚNIOR

Data da Realização: 14 de agosto de 2009.

OFERECIMENTO

Aos meus pais *Sebastião* e *Lucilia*,
meus mestres, meu norte...

Aos meus irmãos *Luciano* e *Rodrigo*, meus
exemplos de vida...

... dedico.

“... pelo contrário, Deus escolheu as coisas humildes do mundo, e as desprezadas, e aquelas que não são, para reduzir a nada as que são; a fim de que ninguém se vanglorie na presença de Deus” (1 Coríntios 1.28-29)

AGRADECIMENTO

Ao meu orientador, ***Prof. Dr. SÉRGIO CAMPOS***, agradeço pela orientação, confiança em mim depositada e pela amizade consolidada nestes anos de convivência,

Minha gratidão.

AGRADECIMENTO ESPECIAL

À **Profa. Dra. CÉLIA REGINA LOPES ZIMBACK**, mais que minha co-orientadora, minha grande amiga, sempre com bons conselhos e disposta a ajudar. Suas palavras de incentivo e o grande empenho nas etapas do projeto foram essenciais para a qualidade deste trabalho.

Minha eterna admiração.

AGRADECIMENTOS

À Faculdade de Ciências Agronômicas/UNESP, Campus de Botucatu-SP, pelo excelente curso de pós-graduação, conceituado corpo docente, estrutura física e por me abrir os caminhos do conhecimento científico e pelo crescimento pessoal e profissional.

À Empresa Citrovita®, pelo interesse no trabalho e por disponibilizar a área do estudo realizado.

Ao Departamento de Recursos Naturais/Ciência do Solo, por conceder-me a oportunidade de desenvolver o trabalho no Laboratório de Geoprocessamento.

Ao Departamento de Engenharia Rural, especialmente ao **Prof. Dr. Zacarias Xavier de Barros**, pela agradável convivência e amizade.

Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), pelo apoio financeiro, sem o qual a realização da dissertação de Mestrado seria comprometida.

Aos colegas e amigos conquistados durante a pós-graduação, especialmente a **Alessandra Fagioli da Silva, Anderson Antonio da Conceição Sartori, Clovis Manoel Carvalho Ramos, Diego Augusto de Campos Moraes, Fábio Ávila Nossack, Francienne Gois Oliveira, Indiamara Marasca, Juliano Boeck Santos, Leslie Ivana Serino Castro, Ramon Felipe Bicudo da Silva, Rodrigo José Pisani, Rone Batista de Oliveira, Talita Aparecida Pletsh, Waylson Zancanella Quarteza**ni, pelo apoio recebido, auxílio nos trabalhos, sugestões, críticas, pelos momentos de descontração, carinho, amizade e pela agradável convivência.

Aos velhos amigos **Bruno Shigueo Umeda, Carmen Aki Inafuku, Cristiane Ana de Jesus, Frederico Almeida de Jesus, Ivana Licia de Campos, João Henrique Cruciol, Karina Goulart Tumura, Raquel Albuquerque de Souza e Talita Merloti**, pelo apoio e força nos momentos difíceis, pelo carinho e por me ensinarem o sentido da verdadeira amizade.

Aos meus familiares, sim, esta conquista é nossa!

À **Mariana Lisboa Pessoa**, minha amiga-irmã que, embora distante em alguns quilômetros, sempre ajudou a tornar as coisas menos difíceis, despertando em mim o encanto pelo sensorial remoto.

Aos integrantes do Grupo de Estudos e Pesquisas Agrárias Georreferenciadas - GEPAG, pelos ensinamentos recebidos, pela saudável e cordial amizade.

Aos colegas de pós-graduação em Agronomia – Energia na Agricultura, pela companhia ao longo desta jornada.

Aos Professores e funcionários dos Departamentos de Engenharia Rural e de Recursos Naturais/Ciência do Solo, pela atenção dedicada, pela amizade e por toda ajuda prestada.

Aos funcionários da biblioteca e às secretárias da Seção de Pós Graduação, pela atenção e dedicação.

E a todos que de maneira direta ou indireta contribuíram para a realização deste trabalho.

Meus mais sinceros agradecimentos.

SUMÁRIO

	Página
AGRADECIMENTOS E OFERECIMENTOS.....	II
LISTA DE TABELAS	X
LISTA DE FIGURAS	XI
LISTA DE FÓRMULAS	XII
1 RESUMO	1
2 SUMMARY	3
3 INTRODUÇÃO	5
4 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	7
4.1 Citricultura Brasileira	7
4.1.1 A cultura	7
4.1.2 Importância econômica	8
4.1.3 Monitoramento da cultura	10
4.2 Sensoriamento Remoto	12
4.2.1 Radiação Eletromagnética	12
4.2.2 Interação da Radiação Solar com Alvos Naturais	14
4.2.2.1 Interação da Radiação Solar com a Vegetação	15
4.2.2.2 Interação da Radiação Solar como Solo	18
4.2.2.3 Interação da Radiação Solar com a Água	19
4.3 Geoprocessamento	20
4.3.1 Sistemas de Informação Geográfica	21
4.3.1.1 SIG – IDRISI	23
4.4 Imagens de Satélite	25

4.4.1 Processamento Digital de Imagens	25
4.4.1.1 Pré Processamento	25
4.4.1.2 Realce	26
4.4.2 Imagens de satélite TM/LANDSAT	26
4.4.3 Interpretação de Imagens de Satélite	29
4.4.4 Fatores que Influenciam a Análise de Imagens de Satélite	31
4.5 Sistemas de Classificação de Imagens	32
4.5.1 Classificação Não Supervisionada	32
4.5.2 Classificação Supervisionada	33
4.5.3 Classificação Relativa	35
4.5.4 Avaliação da Classificação	37
5 MATERIAL E MÉTODOS	40
5.1 Material	40
5.1.1 Descrição da Área de Estudo	40
5.1.2 Equipamentos	41
5.1.3 Base de Dados	42
5.2 Metodologia	42
5.2.1 Processamento Digital das Imagens	43
5.2.1.1 Pré Processamento	43
5.2.2 Classificação das Imagens	44
5.2.2.1 Classificação Supervisionada	44
5.2.2.2 Classificação Não Supervisionada	45
5.2.2.3 Classificação Relativa	45

5.2.3 Validação da Classificação	46
6 RESULTADOS E DISCUSSÃO	47
6.1 Classificação visual	47
6.2 Classificação não supervisionada CLUSTER	49
6.3 Classificação supervisionada MAXVER	51
6.4 Classificação relativa FUZZY	52
6.5 Comparação de métodos de classificação de imagens.....	53
6.5.1 Índice KAPPA	53
6.5.2 Comparação de médias	55
7 CONCLUSÃO	57
8 REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	59

LISTA DE TABELAS

	Página
1 Épocas principais de colheita dos frutos das principais variedades cítricas no Estado de São Paulo	8
2 Características espectrais e espaciais do sensor TM e suas aplicações	28
3 Qualidade da classificação associada aos valores da estatística Kappa	39
4 Datas de passagem das imagens do satélite LANDSAT utilizadas no trabalho	42
5 Matriz de partição <i>fuzzy</i> , com valores de graus de associação das classes	45
6 Comparação das classificações CLUSTER, MAXVER e FUZZY pelo Índice Kappa ...	54
7 Quantificação de áreas cultivadas com citros resultantes da interpretação visual e classificações CLUSTER, MAXVER e <i>Fuzzy</i>	55
8 Valores de <i>p-valor</i> para o nível de significância de 0,05 e graus de liberdade	56

LISTA DE FIGURAS

	Página
1 Distribuição da produção de laranja no Estado de São Paulo, 2007	9
2 Obtenção de imagens por sensoriamento remoto	11
3 Representação de uma onda eletromagnética	12
4 O Espectro Eletromagnético	13
5 Representação do sistema de cores RGB	14
6 Comportamento espectral característico da vegetação verde	16
7 Curvas de reflectância espectral para solo	18
8 Curvas de reflectância espectral para água	20
9 Estrutura geral de um Sistema de Informação Geográfica	22
10 Representação de dados nos formatos matricial e vetorial	23
11 Representação dos tipos de funções de pertinência Nebulosas	36
12 Mapa de localização da Fazenda Água Branca, Bariri – SP	41
13 Recortes de imagens LANDSAT-5 TM em composição colorida RGB 543, das datas de passagem do satélite: 16 de junho de 2003 e 26 de maio de 2007.....	43
14 Mapa resultante da interpretação visual, passagem de 16/06/2003	48
15 Mapa resultante da interpretação visual, passagem de 26/05/2007.....	49
16 Mapas resultantes da classificação CLUSTER, passagem de 16/06/2003 e 26/05/2007	50
17 Mapas resultantes da classificação MAXVER, passagem de 16/06/2003 e 26/05/2007	51
18 Mapas resultantes da classificação <i>Fuzzy</i> , passagem de 16/06/2003 e 26/05/2007.....	53

LISTA DE FÓRMULAS

	Página
1 Equação geral para a interação do fluxo radiante espectral incidente na superfície	15
2 Equação normalizada do fluxo radiante espectral incidente na superfície	15
3 Expressão para determinação do valor Kappa (K)	38
4 Expressão de cálculo da exatidão geral de mapeamento (Po)	38
5 Expressão de cálculo da proporção de unidades que concordam por casualidade (Pc) ..	39
6 Expressão de cálculo da variância do valor Kappa (σ_k^2)	39

1 RESUMO

Dada a significativa importância da atividade citrícola no Estado de São Paulo, verifica-se a necessidade de um constante monitoramento destas áreas, contribuindo para a tomada de decisões rápidas e abrangentes, visando à manutenção desta exploração. Mesmo com sua extraordinária capacidade de analisar e interpretar dados de sensoriamento remoto, o ser humano tende à subjetividade ao registrar as informações observadas nas imagens. Muitas vezes, o conhecimento do analista sobre a área de estudo é limitado, o que faz do processo de classificação uma tarefa que demanda maior esforço e tempo para identificação dos objetos representados na superfície. A classificação de imagens é o processo de extração de informação para reconhecer padrões e objetos homogêneos e são utilizados em sensoriamento remoto para mapear áreas da superfície terrestre que correspondem aos temas de interesse. O trabalho teve por objetivo a comparação da eficiência de métodos de classificação de imagens orbitais em áreas cultivadas com citros, utilizando técnicas de geoprocessamento visando o planejamento e o gerenciamento localizado das áreas de produção de citros. A área de estudo utilizada corresponde a Fazenda Água Branca, município de Bariri/ SP. O SIG - Idrisi 15.0, foi utilizado no processamento das imagens do satélite LANDSAT-5 TM, órbita/ponto: 221/75, passagens de 16/06/2003 e 26/05/2007. Do trabalho realizado constatou-se que os resultados na avaliação de acurácia da classificação foram satisfatórios, sendo que a classificação do algoritmo CLUSTER apresentou qualidade excelente (0,9276) e muito boa (0,6485); o

algoritmo MAXVER apresentou classificações excelentes, com Kappa de 0,8338 e 0,8818; e o índice gerado pelo método de classificação relativa *Fuzzy* apresentou qualidade de classificação entre muito boa (0.7260) e boa (0,5235), para 2003 e 2007, respectivamente. Os métodos utilizados para a discriminação das áreas cultivadas com citros mostraram eficiências distintas na classificação das imagens. De modo geral, as classificações referentes à imagem de 2003 apresentaram melhor desempenho quando comparadas às classificações das imagens de 2007, visto que sofreram menor influência da reflectância de outras classes de uso do solo.

Palavras-chave: *Fuzzy*, satélite LANDSAT, classificadores de imagens.

COMPARISON OF METHODS FOR THE CLASSIFICATION OF IMAGES, AIMED AT MANAGEMENT OF CITRUS AREAS. Botucatu, 2009. 65p. Dissertação (Mestrado em Agronomia/Energia na Agricultura) - Faculdade de Ciências Agrônômicas, Universidade Estadual Paulista.

Author: ANA PAULA BARBOSA

Adviser: Ph. D. SÉRGIO CAMPOS

Ph. D. CÉLIA REGINA LOPES ZIMBACK

Ph. D. ZACARIAS XAVIER DE BARROS

2 SUMMARY

The significative activity of the citrus crop in São Paulo State requires a constant monitoring of these areas, contributing to make the quick and comprehensive decisions, aiming to maintain this operation. Even with the extraordinary ability to analyze and interpret data from remote sensing, human beings tend to subjectivity to register the information in the observed images. Often, knowledge of the analyst about the study area is limited, which makes the process of classifying a task that demands more time and effort to identify the objects represented on the surface. The images classification is the process of extraction of information to recognize patterns and homogeneous objects and it is used in remote sensing to map areas of the surface that correspond to themes of interest. This study aimed to compare the efficiency of methods of classification of orbital images in areas cultivated with citrus, using GIS techniques to the planning and management located in the areas of citrus production. The study area is located in Água Branca Farm, city of Bariri/SP. The GIS - Idrisi 15.0 was used in the image processing. It noted that the evaluation results of the classification accuracy were satisfactory, which the classifications of the CLUSTER algorithm had excellent quality (0.9276) and very good (0.6485), the MAXVER algorithm had excellent ratings, with kappa of 0.8338 and 0.8818, and the index obtained by the method of Fuzzy classification submitted a rating between very good (0.7260) and good (0.5235) for 2003 and 2007, respectively. The methods used for the discrimination of areas cultivated with citrus showed different efficiencies in the classification of images. In general, the classifications for the 2003

images showed the best performance when compared to scores of 2007 images, as they have less influence the reflectance of other land use classes.

Keywords: *Fuzzy*, LANDSAT satellite, Images classifiers.

3 INTRODUÇÃO

No decorrer de sua história, a citricultura paulista apresentou fases de expansão e retração, de prosperidade e de decadência. A partir da década de sessenta, com o desenvolvimento da indústria de suco, a cultura se expandiu quase ininterruptamente até meados da década de noventa, passando a se constituir numa das três primeiras atividades agrícolas no Estado de São Paulo em termos de receita bruta (AMARO 1999).

Numa economia de mercado, como a brasileira, esse desenvolvimento sugere que o crescimento da demanda provocou a expansão da área plantada e da produção, não tendo sido estimulada por condições econômicas artificiais e/ou programas governamentais.

A citricultura no Estado de São Paulo é de grande importância econômica e social, pois apresenta participação significativa na geração de empregos, na ocupação de terra, formação de renda, ativação dos elos da cadeia produtiva, captação de divisas e desenvolvimento regional de outros setores da economia (prestação de serviços, transportes, comércio, etc.).

O conhecimento da dinâmica de uma paisagem numa determinada região é um fator importante no planejamento racional e sustentabilidade do meio ambiente. Desta maneira, o sensoriamento remoto orbital torna-se uma notável ferramenta na aquisição primária de informações para o mapeamento do uso do solo, fundamento primordial para o planejamento regional das terras.

Dada a significativa importância da atividade citrícola, verifica-se a necessidade de um constante monitoramento destas áreas, contribuindo para a tomada de decisões rápidas e abrangentes, visando à manutenção desta exploração.

Mesmo com sua extraordinária capacidade de analisar e interpretar dados de sensoriamento remoto, o ser humano tende à subjetividade ao registrar as informações observadas nas imagens. Muitas vezes, o conhecimento do analista sobre a área de estudo é limitado, o que faz do processo de classificação uma tarefa que demanda maior esforço e tempo para identificação dos objetos representados na superfície.

Nesse sentido, a classificação de imagens é o processo de extração de informação para reconhecer padrões e objetos homogêneos e são utilizados em sensoriamento remoto para mapear áreas da superfície terrestre que correspondem aos temas de interesse.

Nos métodos de classificação, os padrões de resposta espectral dominantes que ocorrem em uma imagem são extraídos e essas classes de informação são identificadas através de confirmações no terreno. São opções adequadas, quando a área investigada é desconhecida ou quando suas características não são bem definidas.

Assim, como o intenso monitoramento de áreas citrícolas faz-se necessário a tomada de decisões rápidas e abrangentes, sendo primordial a utilização de tecnologias e princípios que contribuam para um manejo adequado das variabilidades temporal e espacial, associadas aos aspectos da produção agrícola.

Neste contexto, o processo de automatização da classificação torna-se necessário para acelerar o mapeamento de áreas citrícolas, porém, percebe-se que é uma tarefa que não pode ser obtida sem estudos específicos, tratando-se de um processo complexo a escolha do algoritmo.

A fim de aprimorar as técnicas de classificação, são empregadas regras para discriminar alvos em imagens de média resolução espectral, visando obter, de forma acurada, informações confiáveis dos recursos naturais.

Este trabalho teve por objetivo a comparação da eficiência de métodos de classificação de imagens orbitais em áreas cultivadas com citros, na Fazenda Água Branca, Município de Bariri/SP, utilizando técnicas de geoprocessamento visando o planejamento e o gerenciamento localizado das áreas de produção de citros.

4 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

4.1 Citricultura Brasileira

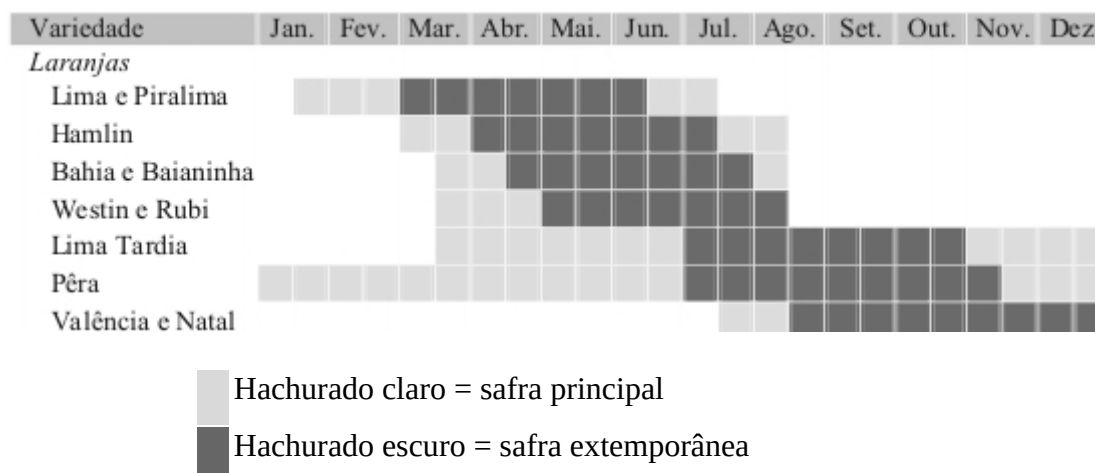
4.1.1 A cultura

Os citros compreendem um grande grupo de plantas do gênero *Citrus* e outros gêneros afins (*Fortunella* e *Poncirus*) ou híbridos da família Rutaceae. São originários principalmente das regiões subtropicais e tropicais do sul e sudeste da Ásia, incluindo áreas da Austrália e África (países vizinhos de clima subtropical úmido). Foram levados para a Europa na época das Cruzadas e chegaram ao Brasil, trazidos pelos portugueses, no século XVI (MATTOS JUNIOR et. al., 2005).

Conforme Mattos Junior et. al. (2005), as árvores, de porte médio, atingem em média quatro metros de altura; a copa é densa, de formato normalmente arredondado. As folhas são aromáticas, assim como as flores, pequenas e brancas. Os frutos são ricos em vitamina C; possuem ainda vitaminas A e complexo B, além de sais minerais, principalmente cálcio, potássio, sódio, fósforo e ferro.

Cientificamente a laranja-doce é conhecida como *Citrus sinensis* e a laranja-azeda como *Citrus aurantium*, ambas Dicotyledonae, Rutaceae. Na laranja-doce destacam-se as variedades Pera (maturação semi-tardia), Natal (tardia), Valencia (tardia); Hamlin (semi-precoce).

Tabela 1. Épocas principais de colheita dos frutos das principais variedades cítricas no Estado de São Paulo



Fonte: Mattos Junior et. al., 2005

Para Mattos Junior et. al. (2005), os solos profundos e permeáveis, com boa fertilidade (pouco ácidos e com ampla reserva de nutrientes) permitem maior desenvolvimento das árvores e maior produção de frutos. As principais classes de solos, onde predomina a citricultura brasileira, compreendem os Latossolos, os Argissolos e os Neossolos. Entretanto, observa-se, em menores proporções, a ocorrência de plantios em Alissolos, Cambissolos e Nitossolos.

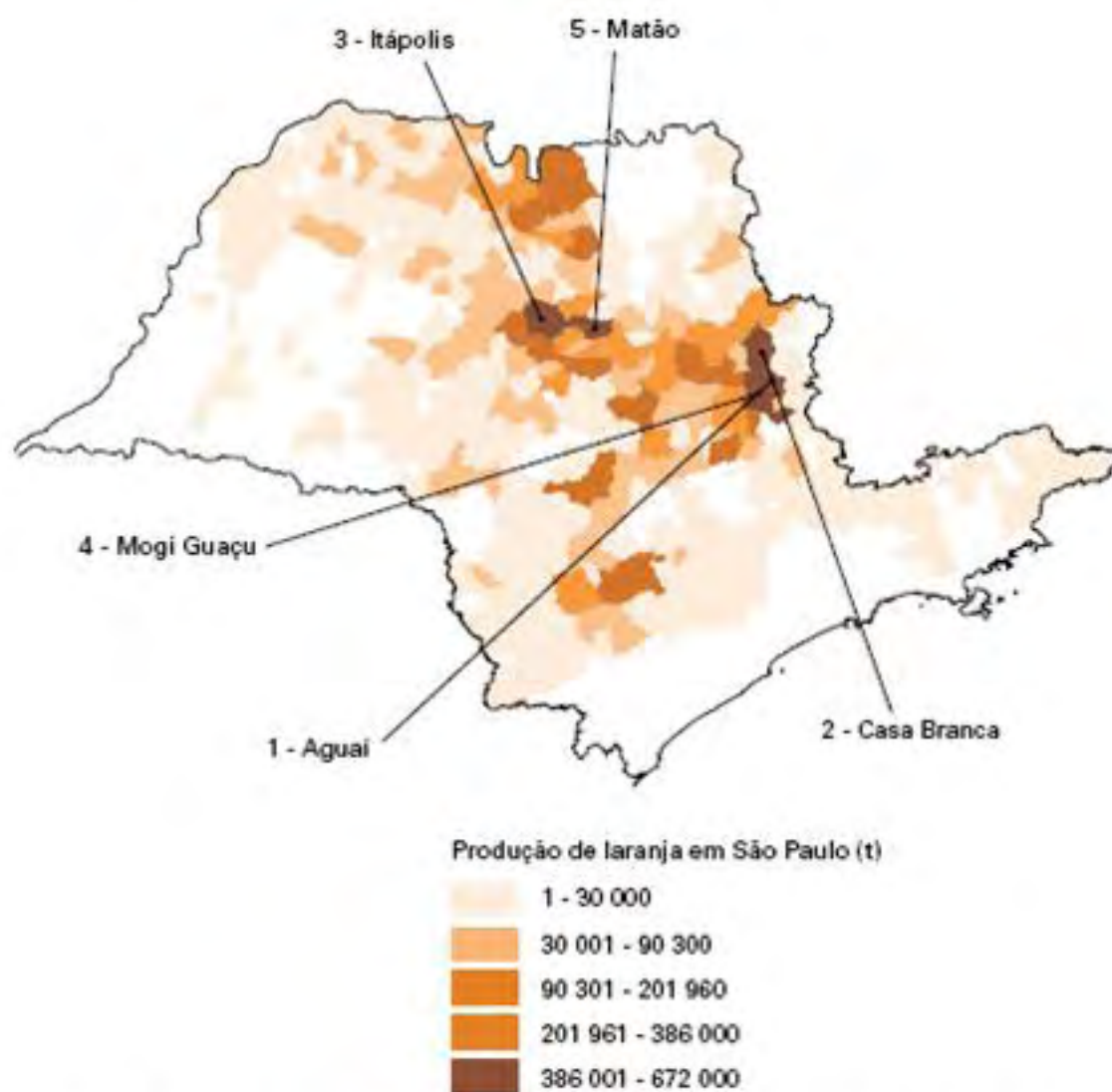
4.1.2 Importância econômica

A produção nacional de laranja atingiu 18.684.985 toneladas. São Paulo é o maior produtor nacional, com 79,7% de participação na produção da fruta no País, onde, praticamente, toda a matéria-prima é processada e o suco exportado (IBGE, 2007).

O cinturão citrícola paulista é composto por mais de 200 milhões de pés de laranja plantados em 628 mil hectares, responsável por 53% da produção mundial de suco e 80% do comércio internacional desse produto (ABECITRUS, 2007).

Segundo IBGE (2007), a grande concentração dos pomares se localiza ao norte de São Paulo (Figura 1), mas se expande pelo Triângulo Mineiro. Em Minas Gerais, a produção obtida foi de 583.509 toneladas, um acréscimo de 1,9% em relação à de 2006. Essa produção do Triângulo Mineiro é esmagada nas indústrias localizadas no Estado de São Paulo

e o suco também é destinado à exportação. Em ambos os estados são cultivadas tradicionais variedades, precoces e tardias, como Hamlin, Pera, Valência e Natal, principalmente.



Fonte: IBGE, Diretoria de Pesquisas, Coordenação de Agropecuária, Produção Agrícola Municipal 2007.

Figura 1. Distribuição da produção de laranja no Estado de São Paulo, 2007.

O Estado de São Paulo produziu, em 2007, 14.904.621 toneladas, um acréscimo de 3,7% comparado ao ano de 2006, muito embora tenha preocupado bastante os técnicos e produtores a incidência de doenças como o cancro cítrico, pinta preta, morte súbita

(MSC), clorose variegada dos citros (CVC) e o *greening*, como mais uma importante doença bacteriana (IBGE, 2007).

4.1.3 Monitoramento da cultura

Apesar da significativa produção, verifica-se no Brasil a carência de ferramentas para um monitoramento constante das áreas citrícolas, permitindo a tomada de decisões rápidas e abrangentes, de forma a favorecer a manutenção desta exploração em níveis internacionalmente competitivos (SANCHES et. al, 2005; ASN, 2004).

Assim, compreende-se que o estudo de pomares de citros a partir de sensores de resolução espacial equivalente ao TM/LANDSAT exige o entendimento de diversos fatores. Isto porque ocorrem variações na resposta espectral destes alvos em função de alterações no substrato, altura e cobertura do terreno pelas árvores e características geométrica da disposição das plantas e das condições de observação do sensor (COVRE,1989).

4.2 Sensoriamento Remoto

A definição clássica do termo sensoriamento remoto refere-se a um conjunto de técnicas destinado à obtenção de informações sobre objetos, sem que haja contato físico com eles. Segundo Garcia (1982), o termo sensoriamento remoto é restrito aos métodos que utilizam a energia eletromagnética na detecção e medida das características de objetos, incluindo-se as energias relativas à luz, calor e ondas de rádio.

Para Crepani, 1983, citado por VETTORAZZI (1992), o sensoriamento remoto é a ciência e a arte de se obter informações sobre um objeto, área ou fenômeno, através da análise de dados coletados por aparelhos denominados sensores, que não entram em contato direto com os alvos em estudo, como mostra a Figura 2.

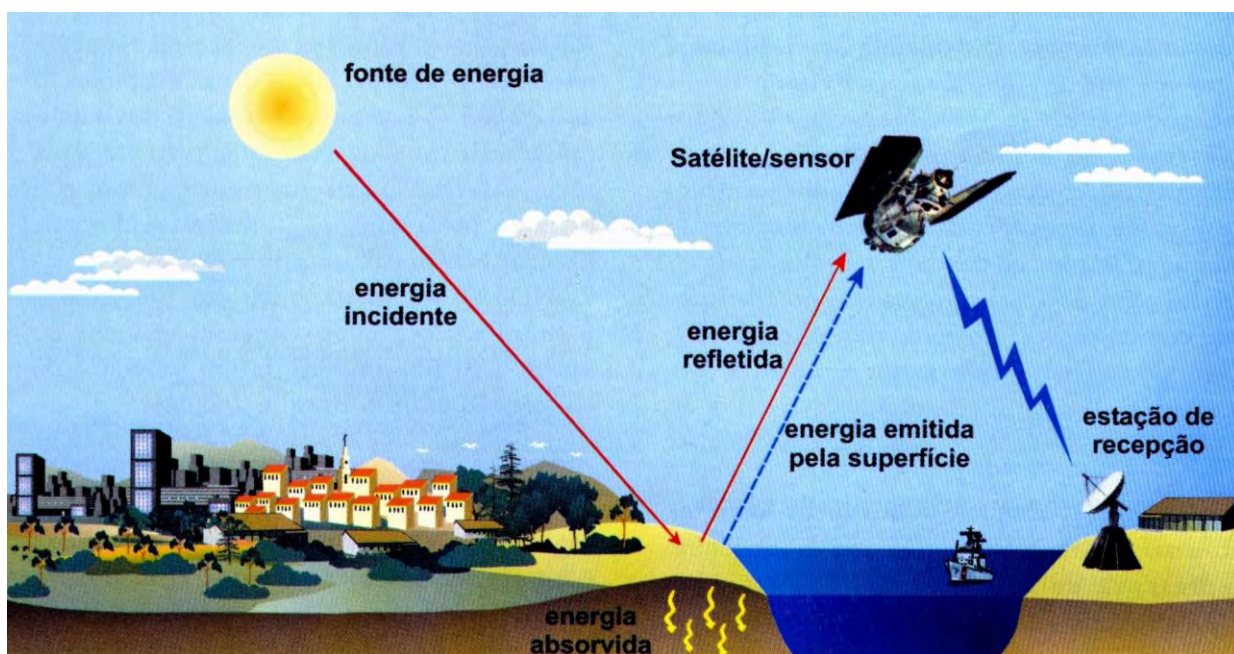


Figura 2. Obtenção de imagens por sensoriamento remoto.

Fonte: FLORENZANO, 2002.

Na agronomia, o sensoriamento remoto é restringido apenas à radiação eletromagnética, visto que mede as taxas energéticas entre os objetos e o meio ambiente.

Freitas Filho e Medeiros (1993) constataram que as vantagens de utilizar dados de sensoriamento remoto nos levantamentos do uso das terras visam atingir grandes áreas de difícil acesso, fazer o imageamento de grande altitude, possibilitando uma visão sinóptica da superfície terrestre, com repetitividade, viabilizando o monitoramento de grandes áreas.

De modo geral, pode-se dizer que o sensoriamento remoto engloba, além de uma nova tecnologia (softwares e hardwares), o conhecimento básico de todos os componentes que direta ou indiretamente fazem parte do “sistema” sensoriamento remoto, como: a radiação, a atmosfera terrestre, o solo, a vegetação e a água.

4.2.1 Radiação Eletromagnética

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, 2001).

A energia utilizada no sensoriamento remoto é a radiação eletromagnética. Conforme Noguchi (2004), essa energia é associada a flutuações de energia na forma de onda que viajam através do espaço em uma velocidade constante (velocidade da luz), abrangendo um campo elétrico e magnético associados em um modelo de onda harmônico e senoidal (Figura 3). Pelo fato da velocidade ser constante, a onda é caracterizada somente pela sua frequência e comprimento.

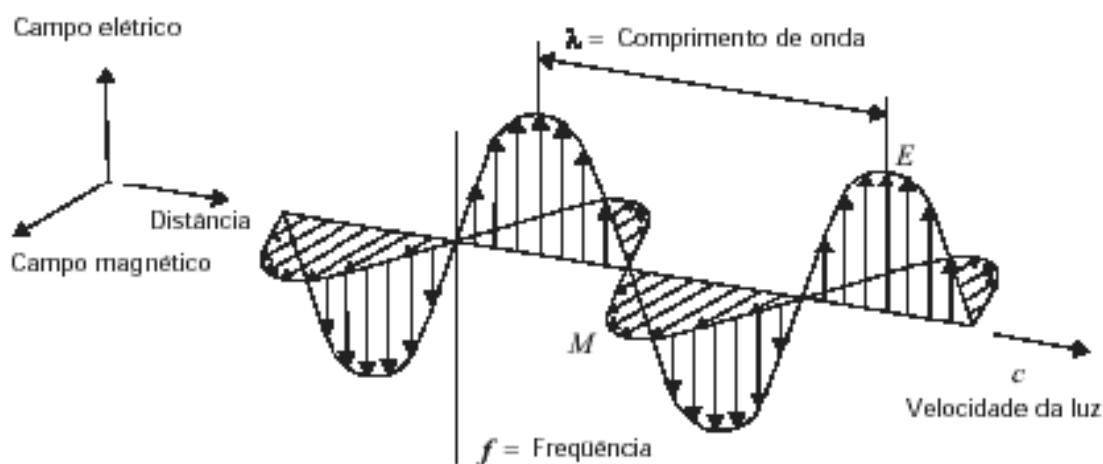


Figura 3. Representação de uma onda eletromagnética.

Fonte: LILLESAND e KIEFER, 1994.

A distribuição da radiação eletromagnética é representada pelo Espectro Eletromagnético, onde a energia é distribuída por regiões, segundo o comprimento de onda e a frequência (Figura 4). A unidade mais utilizada para medir o comprimento de onda ao longo do espectro é o micrômetro (μm), que equivale a $1 \times 10^{-6} m$ (LILLESAND e KIEFER, 1994).

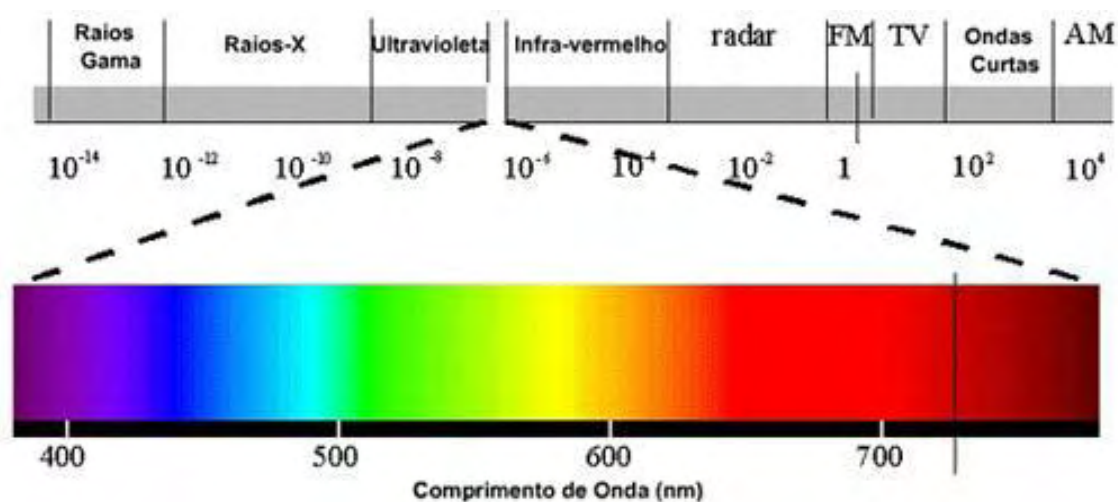


Figura 4. O Espectro Eletromagnético.

Essas diferentes radiações eletromagnéticas receberam denominações que são de natureza histórica ou decorrente dos processos utilizados na sua produção ou determinação (STEFFEN, 1996): raios gama, raios-x, radiação ultravioleta, luz visível, radiação infravermelha (próximo, médio e termal), microondas e ondas de rádio.

Raios gama: são gerados por átomos radioativos e explosões nucleares, possuindo maior poder de penetração do que os raios-X. Os raios gama são utilizados em aplicações na medicina e em tomadas de imagens do universo, de forma a fornecer importantes informações sobre a vida e morte de estrelas e outros processos no universo.

Raios-X: são ondas de alta energia que têm grande penetração e possuem diversas aplicações na medicina.

Radiação ultravioleta (UV): abrange uma porção estreita do espectro antes da região do visível. Essas ondas contidas na luz do Sol podem queimar a pele, mas têm sua utilização em observatórios de astronomia.

Radiação Visível (Luz): é o conjunto de radiações eletromagnéticas compreendidas entre os comprimentos de onda 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 a sensação de cor. A cor "azul" é encontrada próxima do intervalo de $0,4$ a $0,5\mu\text{m}$, "verde" de $0,5$ a $0,6\mu\text{m}$ e "vermelho" de $0,6$ a $0,7\mu\text{m}$ (LILLESAND e KIEFER, 1994).

De acordo com teorias mais recentes, o olho humano é sensível à luz em três colorações básicas: vermelho, verde e azul. O sistema RGB: *red, green e blue* (Figura 5), utiliza estas cores como primárias, as quais são combinadas para gerar as demais cores.

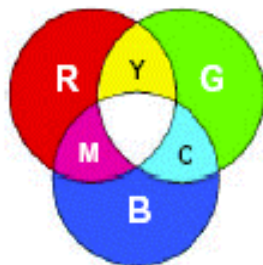


Figura 5. Representação do sistema de cores RGB.

Radiação Infravermelha (IV): encontra-se no espectro eletromagnético após a região do visível, em uma larga faixa dividida em três categorias diferentes de ondas do infravermelho (IV): infravermelho próximo (de 0.7 a $1.3\mu\text{m}$), infravermelho médio (de 1.3 a $3\mu\text{m}$) e infravermelho termal (acima de $3\mu\text{m}$).

Microondas: é a radiação com comprimento de onda mais longo ($14\mu\text{m}$ a $1 \times 10^{-6}\mu\text{m}$) do espectro. São emitidas pela terra, carros, aviões e atmosfera, podendo ser detectadas para dar informação sobre a temperatura dos objetos que as emitem.

Nesta faixa de comprimento de onda podem-se construir dispositivos capazes de produzir feixes de radiação eletromagnética altamente concentrados, chamados radares.

Ondas de Rádio: são usadas para transmitir sinais em telecomunicação e radiodifusão e também para criar imagens, sendo que, com comprimentos de onda de poucos centímetros podem ser transmitidas por um satélite ou antena em um avião. As ondas refletidas podem ser usadas para gerar uma imagem da superfície da terra no escuro ou através de nuvens (10m a 10 cm).

4.2.2 Interação da Radiação Solar com Alvos Naturais.

Os objetos da superfície terrestre como a vegetação, a água e o solo refletem, absorvem e transmitem radiação eletromagnética em proporções que variam com o

comprimento de onda, de acordo com as suas características bio-físico-químicas (FLORENZANO, 2002).

Por essa razão, é possível representar a energia refletida pelos objetos através de curvas, o que possibilita a distinção destes objetos da superfície terrestre nas imagens de sensores remotos.

4.2.2.1 Interação da Radiação Solar com a Vegetação

Grande parte da energia disponível para as plantas está na forma de radiação difusa que, por não ter dependência angular, atinge o interior da copa e as partes inferiores da vegetação (Bernardes, 1987, citado por MOREIRA, 2001). Entretanto, nem toda a radiação que atinge a planta tem efeito sobre ela.

As radiações eletromagnéticas, cujos comprimentos de onda são capazes de induzir uma resposta fisiológica nas plantas, isto é, capaz de provocar uma reação fotoquímica, são denominadas de radiação fisiologicamente ativa (MOREIRA, 2001).

Moreira (2001) relatou que ao incidir sobre um alvo, a radiação, proveniente do sol, interage com o seu material constituinte. A irradiância que incide numa superfície pode ser parcialmente refletida, absorvida ou transmitida. A equação geral para a interação do fluxo radiante espectral incidente na superfície é:

$$\Phi_i = \Phi_r + \Phi_a + \Phi_t \quad (1)$$

onde, Φ_i , Φ_r , Φ_a e Φ_t são os fluxos (quantidades) de energia incidente, refletida, absorvida e transmitida, respectivamente.

Normalizando a equação descrita acima, em relação ao fluxo incidente (Φ_i), tem-se:

$$1 = \rho + \alpha + \tau \quad (2)$$

onde, as razões adimensionais ρ , α e τ são denominadas de reflectância, absortância e transmitância, respectivamente, cujos valores definem as propriedades radiométricas dos alvos analisados.

As quantidades de energia absorvida, transmitida ou refletida pelas folhas das plantas podem diferir de uma espécie para outra, ou até mesmo dentro da própria espécie.

O comportamento espectral refere-se à curva de reflectância em função do comprimento de onda nas regiões do espectro eletromagnético. O comportamento espectral da vegetação é caracterizado por três regiões distintas: visível, infravermelho próximo e infravermelho médio (Figura 6).

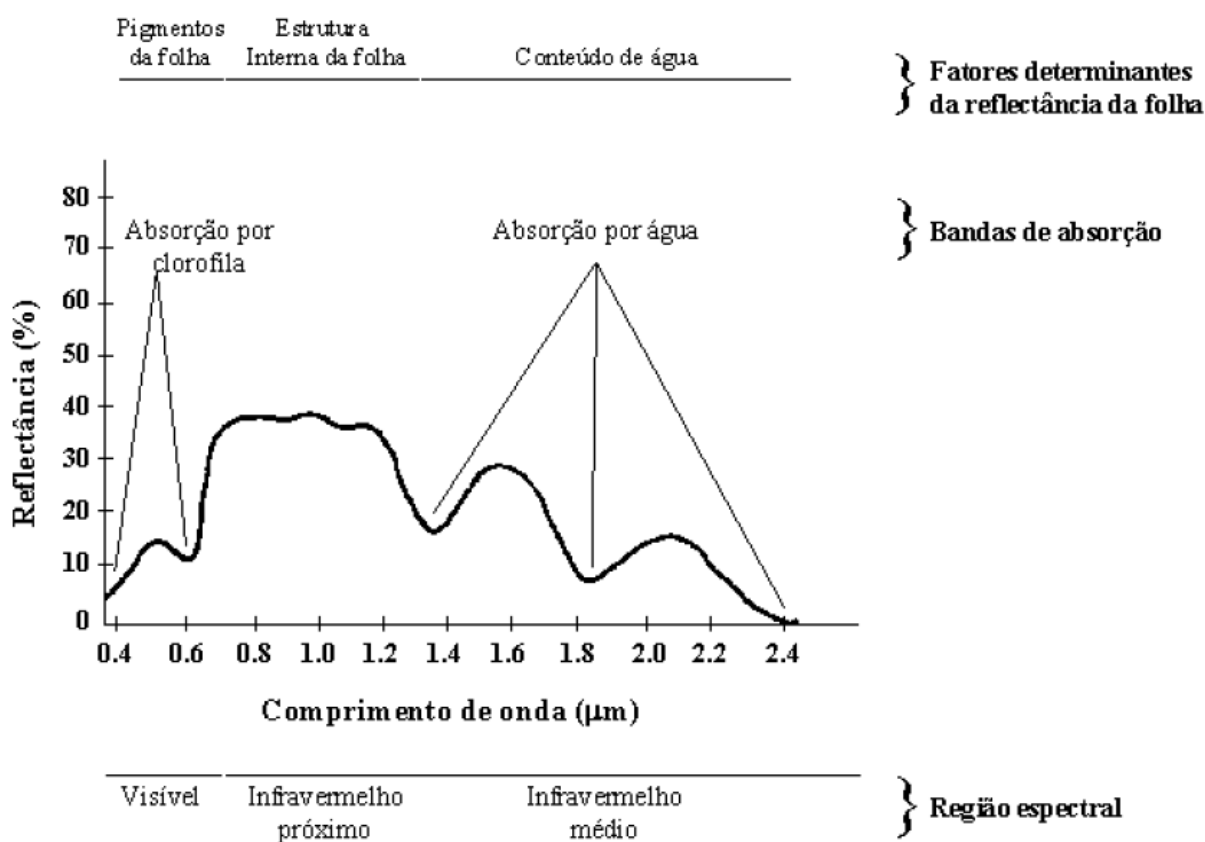


Figura 6. Comportamento espectral característico da vegetação verde.

Fonte: Adaptada de Hoffer, 1978, citada por Moreira (2001).

Para Hoffer, 1978, citado por XAVIER (1998), a baixa reflectância na região do visível acontece devido à absorção da clorofila, centrada nos comprimentos de onda de 0,45 e 0,65 μm . Nesta região, a maior parte da energia é absorvida e pouca é transmitida. Na região do infravermelho próximo, do espectro eletromagnético, é notado o aumento da reflectância (aproximadamente em 0,70 μm). Nesta região, a vegetação verde saudável, é

caracterizada pela alta reflectância, alta transmitância e baixa absorptância, quando comparada com a região do visível.

Na região do infravermelho médio, a resposta da vegetação é modulada pelas bandas de absorção da água, que ocorrem em 1,40, 1,90 e 2,70 μ m, onde a banda de absorção 2,70 μ m é a maior delas. Nesta região também nota-se que o aumento da umidade provoca um decréscimo da reflectância (LILLESAND e KIEFER,1994).

Knipling (1970) citou que a reflectância de um dossel, numa base percentual, é consideravelmente menor que a de uma folha individual, embora o formato da curva seja semelhante, tal fato ocorre devido à atenuação da radiação associada a fatores como: variação no ângulo de incidência da radiação, orientação das folhas, resposta de outros elementos do dossel (troncos e galhos), sombras e superfícies de fundo como o solo.

De acordo com Ponzoni (2001), a “aparência” da cobertura vegetal em determinado produto de sensoriamento remoto é fruto de um processo complexo que envolve muitos parâmetros e fatores ambientais. O que é efetivamente medido por um sensor remotamente situado, oriundo de determinada vegetação, não pode ser explicado somente pelas características intrínsecas dessa vegetação, inclui também a interferência de vários outros parâmetros e fatores tais como:

- A fonte de radiação, que inclui a irradiância espectral, a localização do ângulo zenital e azimutal solar;
- A atmosfera, caracterizada por uma série de propriedades e parâmetros, incluindo as concentrações espacialmente dependentes e as propriedades seletivas de absorção e de espalhamento dos diversos comprimentos de onda por parte dos constituintes da atmosfera, como vapor d’ água, ozônio, aerossóis etc.;
- As características do dossel se dão por várias propriedades e parâmetros ópticos (reflectância e transmitância), estruturais (formas geométricas e posicionamento dos componentes da vegetação, como folhas, galhos, frutos, flores etc.), geometria da planta e parâmetros ambientais (temperatura, umidade relativa, velocidade do vento e precipitação);
- O solo, que também é caracterizado por uma série de propriedades e parâmetros tais como reflectância, absorptância, rugosidade superficial, textura e umidade.

4.2.2.2 Interação da Radiação Solar com o Solo

A análise dos espectros de solo pode permitir a identificação de alguns dos componentes e de algumas de suas características físicas. Informações importantes, quanto à ocorrência e à abundância de minerais, úteis a estudos pedológicos de natureza diversas, podem ser obtidas dos espectros de reflectância de solos. Admitindo o caráter não-destrutivo, a rapidez e a possibilidade de obtenção dos dados de reflectância à distância, essa técnica representa grande potencial para a pedologia (NETTO, 2001).

Os fatores que influenciam a reflectância do solo atuam sobre faixas espectrais menos específicas. Estes fatores que afetam a reflectância do solo são complexos, variáveis e relacionados, sendo: umidade, textura do solo (proporção de areia, silte e argila), estrutura, presença de óxido de ferro e de matéria orgânica (MOREIRA, 2001).

A quantidade de umidade do solo é fortemente relacionada com a sua textura: grossos, normalmente solos arenosos, são bem escoados, resultando em baixo conteúdo de umidade e relativa alta reflectância. Já os de textura fina e pouco escoados, geralmente terão reflectância mais baixa (Figura 7). Na ausência de água, entretanto, o próprio solo exibirá a tendência inversa: com textura grossa, aparecerão mais escuros que com textura fina. Assim, as propriedades de reflectância do solo somente são consistentes dentro de intervalos específicos de condições (LILLESAND e KIEFER, 1994).

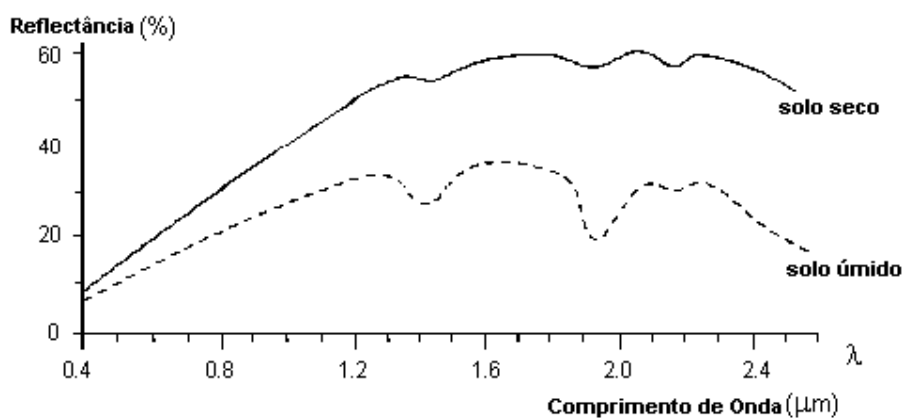


Figura 7. Curvas de reflectância espectral para solo.

Dois outros fatores que reduzem a reflectância de solo são: a sua estrutura e o conteúdo de matéria orgânica, sendo que a presença de óxido ferroso no solo

também reduz significativamente a reflectância nos comprimentos de onda visíveis (LILLESAND e KIEFER, 1994).

Em geral, os óxidos de ferro absorvem mais energia eletromagnética na região do infravermelho próximo, com pico máximo de absorção em torno de 900nm.

Segundo Moreira (2001), a quantidade de energia refletida por um determinado tipo de solo é função de todos esses fatores que, conjuntamente, se encontram no solo. Em determinadas condições a influência de um parâmetro, na energia refletida pelo solo, sobrepuja a dos outros, resultando num espectro característico daquele parâmetro.

Vale ressaltar que o solo pode exercer bastante influência no comportamento espectral da vegetação, dependendo da época de aquisição dos dados. Em dossel agrícola, no início do crescimento vegetativo e para culturas cujo espaçamento é relativamente grande, como é o caso das culturas do café, citros e milho, a contribuição do solo é muito grande em relação aos estádios de maior crescimento vegetativo (MOREIRA, 2001).

4.2.2.3 Interação da Radiação Solar com a Água

Considerando a reflectância espectral da água, provavelmente a característica mais distinta é a absorção de energia no comprimento de onda do infravermelho próximo, quando se trata de lagos e rios ou água contendo vegetação ou terra suspensa. Devido a esta propriedade de absorção, a localização de corpos de água com dados de sensoriamento remoto é realizada com maior facilidade em comprimentos de onda do infravermelho-próximo (NOGUCHI, 2004).

Na região visível do espectro as interações da energia são bastante complexas e dependem de uma série de fatores como a reflexão especular, materiais suspensos na água, profundidade corpo de água e variáveis climatológicas. Características da água como profundidade, quantidade de materiais em suspensão (clorofila, argilas e nutrientes) e rugosidade da superfície, podem alterar o comportamento espectral da água (CHUVIECO, 1990).

Segundo Novo (2001), a transmitância da água é muito alta e variável, o que faz com que a energia emergente do volume de água integre informações relativas a diferentes profundidades para um mesmo corpo de água.

Nas águas turvas (por causa da presença de materiais orgânicos ou inorgânicos), a transmitância e, conseqüentemente, a reflectância alteram-se drasticamente. Por exemplo, águas que contêm grandes quantidades de sedimentos suspensos que normalmente são o resultado de erosão de solo têm reflectância mais alta no visível que outras águas "claras" (Figura 8) na mesma área geográfica (LILLESAND e KIEFER, 1994).

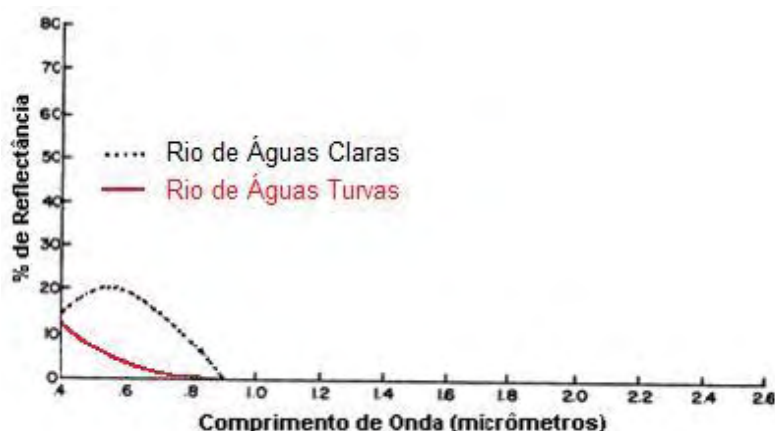


Figura 8. Curvas de reflectância espectral para água.

A reflectância de água também sofre alterações de acordo com a concentração de clorofila envolvida, pois aumentos em clorofila tendem a diminuir a reflectância de água em comprimentos de onda azul e aumentar no verde. Estas mudanças têm sido usadas para monitorar a presença e calcular a concentração de algas através de dados de sensoriamento remoto (NOGUCHI, 2004).

Como a reflectância da água é muito pequena, em torno de 4%, os sensores disponíveis são, muitas vezes, insensíveis às mudanças de cores. Entretanto, a reflectância na superfície da água é mais elevada do que o volume e afetada por fatores como o vento e a geometria de aquisição (NOVO, 2001).

4.3 Geoprocessamento

O termo geoprocessamento denota uma disciplina do conhecimento que utiliza técnicas matemáticas e computacionais para o tratamento de informações

geográficas. Esta tecnologia tem influenciado de maneira crescente as áreas de Cartografia, Análise de Recursos Naturais, Transportes, Comunicações, Energia e Planejamento Urbano e Regional. (CÂMARA e MEDEIROS, 1996).

De acordo com Dainese (2001), um sistema de geoprocessamento é 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.

Em países de grandes dimensões e com carência de informações adequadas para tomada de decisões sobre problemas ambientais, o geoprocessamento apresenta-se como uma ferramenta de enorme potencial para o planejamento, onde o conhecimento local é adquirido, principalmente se baseado em tecnologias de custo relativamente baixo.

É importante salientar que este conjunto de técnicas tem como ferramenta principal o Sistema de Informação Geográfica, tecnologia esta que muitas vezes é confundida com o termo em questão.

4.3.1 Sistemas de Informação Geográfica

Os Sistemas de Informação Geográfica (SIG) foram definidos por Burrough (1986) como um conjunto poderoso de ferramentas para coletar, armazenar, recuperar, transformar e visualizar dados sobre o mundo real.

Eastman (1998) definiu o SIG como um sistema auxiliado por computador para a aquisição, armazenamento, análise e visualização de dados geográficos.

Câmara (1995) considerou que o termo Sistemas de Informação Geográfica (SIG) é aplicado a sistemas que realizam o tratamento computacional de dados geográficos. Devido a sua ampla gama de aplicações, que inclui temas como agricultura, floresta, cartografia, cadastro urbano e redes de concessionárias (água, energia e telefonia), há pelo menos três maneiras de utilizar um SIG: como ferramenta para produção de mapas; como suporte para análise espacial de fenômenos; como banco de dados geográficos, com funções de armazenamento e recuperação de informação espacial.

De um modo abrangente, são cinco os principais componentes independentes de um SIG, porém, estes são interligados uns aos outros por funções específicas. Como representado na Figura 9, os componentes são: entrada e integração de dados, funções de consulta e análise espacial, visualização e plotagem e Banco de dados geográficos (MOREIRA, 2001).

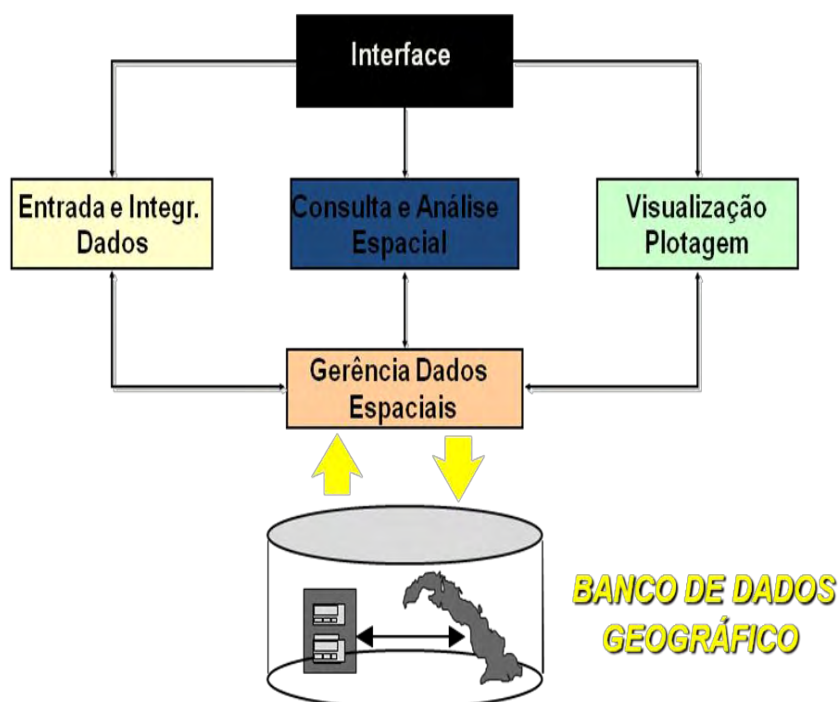


Figura 9. Estrutura geral de um Sistema de Informação Geográfica.

Fonte: adaptada de Câmara e Medeiros (1996).

O Banco de dados está no centro do sistema, isto é, nele encontra-se uma coleção de mapas e informações associadas na forma digital. Como o banco de dados trata feições da superfície terrestre, ele compreende dois elementos: o banco de dados espacial (que descreve a geografia das feições – forma e posição) e o banco de dados de atributos (descreve as características ou qualidades das feições), conforme Eastman (2006).

É importante ressaltar que um SIG pode armazenar dois diferentes tipos de dados encontrados em um mapa. De acordo com Teixeira et. al. (1992), a estrutura de representação de dados espaciais geométricos pode ser subdividida em raster (ou matricial) e vetorial. A diferença básica entre as duas está no modelo de espaço adotado por cada uma delas. A estrutura vetorial considera um espaço geográfico contínuo, enquanto que a raster

divide o espaço em elementos discretos, obtidos pela sua partição em uma malha com linhas verticais e horizontais espaçadas regularmente, formando células, chamadas *pixels*, como mostra a Figura 10.

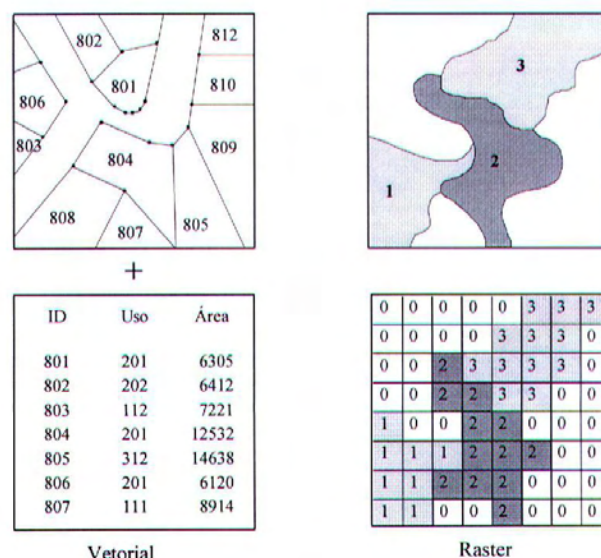


Figura 10. Representação de dados nos formatos matricial e vetorial.

Fonte: Eastman (2006).

Câmara e Medeiros (1996) indicaram 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.

Assad et. al. (1998), em seus estudos, 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 tradicionais métodos de análise.

4.3.1.1 SIG – IDRISI

O Idrisi é um sistema de informação geográfica e um software para processamento de imagens desenvolvido pela Graduate School of Geography da Clark

University. É baseado na forma raster de representação de dados e, desde sua introdução em 1987, vem crescendo e se tornando um SIG muito difundido no mercado. Este sistema vem sendo usado em uma gama de pesquisas, órgãos públicos, no planejamento local, como fonte de gerenciamento e em instituições educacionais (Eastman, 2006).

É um sistema que se ajusta às atividades de pesquisa e ensino devido ao seu custo relativamente baixo e a sua estrutura modular, o que permite o desenvolvimento de novos módulos com o conhecimento mínimo da estrutura interna de funcionamento. Os módulos podem ser desenvolvidos em qualquer linguagem (IDRISI..., 2008).

Eastman (2006) certificou que este sistema vem cobrindo todo o espectro de necessidades de SIG e sensoriamento remoto, desde a consulta a banco de dados e modelagem espacial até realce e classificação de imagem.

Facilidades especiais foram incluídas neste SIG para monitoramento ambiental e gerenciamento de recursos naturais, incluindo análise de séries temporais/mudanças; apoio à decisão por critérios múltiplos e por objetivos múltiplos; análise de incerteza (incluindo análises *Bayesianas*, *Dempster Shafer* e de conjuntos *fuzzy*) e modelagem de simulação. Apesar da natureza altamente sofisticada destas funções, o sistema é de fácil utilização (EASTMAN, 2006).

A edição Andes, lançada em abril de 2006, refere-se a 15ª edição, que traz a mais extensa atualização do software Idrisi desde 1987. O software Idrisi é utilizado por diversos pesquisadores e profissionais em mais de 175 países e inclui um amplo conjunto de mais de 250 módulos, dando resposta à maioria das necessidades analíticas que se preendem com as questões do território (IDRISI..., 2008).

As principais aplicações deste sistema são:

- Cartografia de ocupação do solo;
- Planeamento do uso do solo;
- Análise de alterações ambientais;
- Gestão de recursos naturais;
- Modelação ambiental;
- Apoio à decisão e gestão da incerteza.

4.4 Imagens de Satélite

4.4.1 Processamento Digital de Imagens

O processamento digital de imagens, de uma maneira geral, tem com função primordial o desenvolvimento e a utilização de técnicas para identificar, extrair, condensar e realçar informações de interesse para determinados fins, a partir de uma enorme quantidade de dados que usualmente compõem a imagem. Para isso, sistemas dedicados de computação são utilizados para atividades interativas de análise e manipulação das imagens brutas (GONÇALVES, 1997).

4.4.1.1 Pré Processamento

As operações de pré processamento são freqüentemente chamadas de procedimentos de retificação e restauração de imagens, porque normalmente precedem a manipulação e análise dos dados da imagem para extrair informações específicas.

Estas técnicas têm como objetivo corrigir distorções ou degradações da imagem que foram originadas no processo de aquisição da imagem, de forma a gerar uma representação mais fidedigna da cena original. Assim, a natureza de qualquer processo de restauração varia com tais fatores como o tipo de aquisição da imagem digital (câmera digital ou *scanner*), plataforma (avião ou satélite) e o campo de visão total. Os procedimentos mais utilizados são: correções geométricas, correções radiométricas e remoção de ruídos (LILLESAND e KIEFER, 1994).

Para propósitos de mapeamento é essencial que as imagens de sensoriamento remoto sejam georreferenciadas com exatidão ao mapa proposto como base (EASTMAN, 1998). A correção geométrica tem a função de reorganizar os *pixels* da imagem em relação a um determinado sistema de projeção cartográfica. Ela objetiva minimizar as distorções geométricas, provenientes das características do sensor utilizado e das variações decorrentes do movimento do mesmo durante a passagem sobre o alvo (LUIZ et. al., 2003).

Segundo Chuvieco (1990), a correção radiométrica é um termo genérico que designa as técnicas que modificam os níveis de cinza originais de forma a corrigir distorções de valores. Dentro deste conceito são englobadas as distorções provocadas pelas condições atmosféricas, variações na zona de iluminação ou geometria da visão, bem

como erros radiométricos ocorridos devido a defeitos no funcionamento do sensor (LILLESAND e KIEFER, 1994).

Durante o processo de geração das imagens, podem ocorrer falhas nos detectores ou limitações do sistema eletrônico dos sensores, ocasionando falta de informações da energia refletida em uma área do terreno. Dessa forma, podem aparecer *pixels* distribuídos de forma aleatória ou sistemática na imagem com níveis de cinza muito diferentes dos *pixels* vizinhos, caracterizando a presença de ruído na imagem (BERNARDES, 2006).

Moreira (2001) explicou que uma das técnicas de remoção de ruído comumente mais empregada em sistemas de processamento de imagens consiste na substituição do valor da radiância do *pixel* no local do ruído pela média da radiância dos *pixels* das linhas superior e inferior da imagem.

4.4.1.2 Realce

O realce de imagens diz respeito à modificação de imagens para torná-las mais apropriadas às capacidades de visão humana. Independente da extensão da intervenção digital, a análise visual desempenha um papel muito importante em todos os aspectos do sensoriamento (EASTMAN, 2006).

Dessa maneira, o realce de imagem nada mais é que uma técnica utilizada para aumentar a definição dos elementos da imagem, por meio do aumento de contraste. Sendo assim, considerando uma imagem em 8 bits ou 256 níveis de cinza (NC), o realce consiste em deslocar os valores de níveis de cinza mais altos (mais claros) para próximos de 255 e os níveis de cinza mais baixos são arrastados para próximos de zero (MOREIRA, 2001).

4.4.2 Sistema de Satélite TM/LANDSAT

A partir do espaço é possível investigar os fenômenos e recursos terrestres usando imagens coletadas em vários comprimentos de ondas, resoluções espaciais e frequências temporais.

No final da década de 60, a Agência Espacial Americana desenvolveu um projeto dedicado à observação dos recursos naturais terrestres, dando início à série Land Remote Sensing Satellite (LANDSAT), (BATISTELLA et. al., 2004).

Desde a década de 70, imagens de todo território nacional são captadas pela antena de recepção do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) – Cuiabá/MT, gerando assim um enorme acervo de dados sobre a superfície do Brasil.

Em 1972, o primeiro satélite da série entrou em operação e em 1999 ocorreu a última atualização, com o lançamento do LANDSAT-7 (fora de operação). O satélite ainda em operação é o LANDSAT-5, que leva a bordo os sensores Multispectral Scanner Subsystem (MSS) e o Thematic Mapper (TM), que contribui para o mapeamento temático da superfície terrestre.

Segundo Florenzano (2002), o sensor TM registra dados em sete canais ou bandas espectrais (três no visível, um no infravermelho próximo, dois no infravermelho médio e um no infravermelho termal), com uma resolução espacial de 30 metros (exceto para o canal termal, que é de 120 metros).

Os sensores multiespectrais registram simultaneamente várias faixas largas do espectro, gerando imagens da mesma cena. Estas imagens multiespectrais ampliam a possibilidade de se extrair informações de um objeto ou de uma área na superfície, pois permitem analisar o comportamento espectral de um alvo nas distintas bandas do espectro. A maioria dos sensores multiespectrais utiliza de três a seis bandas espectrais, abrangendo a região do visível ao IV médio. Alguns sistemas também utilizam uma ou mais bandas IV termais (NOGUCHI, 2004).

Conforme Moreira (2001), a intensidade da radiância proveniente dos alvos imageados difere de uma banda para outra. Isso ocorre em função da interação da radiação eletromagnética, na faixa considerada, com cada alvo dentro da área imageada.

A gradação dos níveis de cinza dos alvos na imagem é referente à maior ou menor energia refletida pelos alvos na faixa espectral de operação de cada sensor (MOREIRA, 2001).

Tabela 2. Características espectrais e espaciais do sensor TM/LANDSAT-5 e suas aplicações

Banda	Faixa Espectral μm	Região do Espectro	Resolução Espacial (m x m)	Principais Aplicações
1	0,45 – 0,52	Azul	30	Oceanografia; Diferenciação entre solo e vegetação; Diferenciação entre vegetações coníferas e decíduas.
2	0,52 – 0,60	Verde	30	Reflectância de vegetação verde e sadia.
3	0,63 – 0,69	Vermelho	30	Absorção de clorofila; Diferenciação de espécies vegetais.
4	0,76 – 0,90	IV ¹ /Próximo	30	Levantamento de biomassa; Delineamento de corpos de água.
5	1,55 – 1,75	IV/Médio	30	Medidas de umidade de vegetação; Diferenciação entre nuvens e neve. Mapeamento de estresse térmico em
6	10,4 – 12,5	IV/Termal	120	plantas; Outros mapeamentos térmicos.
7	2,08 – 2,35	IV/Médio	30	Mapeamento hidrotermal

¹ IV: Infravermelho. Fonte: Moreira, 2001.

A órbita do satélite LANDSAT-5 é de aproximadamente 98° de inclinação, posicionando-se de forma hélio-síncrona e girando em órbita da Terra a uma altitude de 705 km. Passa sobre uma mesma área da superfície terrestre (resolução temporal) a cada 16 dias e cada imagem cobre uma área de 185 por 185 km (CHUVIECO e CONGALTON, 1990; FLORENZANO, 2002).

As principais aplicações do satélite LANDSAT na área agrícola são: acompanhamento do uso agrícola das terras; apoio ao monitoramento de áreas de preservação; cartografia e atualização de mapas; desmatamentos; estimativas de fitomassa; monitoramento da cobertura vegetal; queimadas secas e inundações e sedimentos em suspensão nos rios e estuários (BATISTELLA et. al., 2004).

4.4.3 Interpretação de Imagens de Satélite

Florenzano (2002) definiu a interpretação de imagens como o ato de identificar objetos nela representados, dando significado a esses objetos.

Quaisquer que sejam as imagens obtidas por sensores remotos, independente da resolução ou escala, apresentam elementos básicos de análise e interpretação, das quais se extraem informações de objetos, áreas ou fenômenos (FLORENZANO, 2002).

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, tem-se apenas “dados de sensores remotos”. Após a interpretação, esses dados são transformados em “informação útil” (LILLESAND e KIEFER, 1994).

Tem-se a tonalidade/cor, textura, tamanho, forma, sombra, altura, padrão e localização como elementos básicos da interpretação. Estes elementos são utilizados pelo intérprete na compreensão e explicação do comportamento de cada objeto contido na imagem.

Os diferentes alvos da superfície terrestre refletem a energia solar de maneira diferenciada (MOREIRA, 2001). A tonalidade cinza é um elemento utilizado para interpretar as imagens em preto e branco, nas quais as variações da cena imageada são representadas por diferentes tonalidades ou tons de cinza, variando do branco ao preto. Quanto mais luz ou energia um objeto refletir, mais sua representação na imagem tenderá ao branco, e quanto menos energia refletir, mais sua representação tenderá ao preto (FLORENZANO, 2002).

Como na tonalidade, a cor do objeto é um elemento que depende da quantidade de energia por ele refletida, assim como depende também da mistura entre as cores e da cor que for associada às imagens originais em preto e branco (FLORENZANO, 2002).

A textura é produzida pelo agregamento de vários alvos que na sua individualidade, não podem ser detectados. Varia de lisa a rugosa, dependendo das características dos objetos, resolução espacial e escala (MOREIRA, 2001). Além disso, Florenzano (2002) afirmou que este elemento contém informações quanto às variações (frequências de mudanças) de níveis de cinza/cor de uma imagem, bem como é um importante elemento na identificação de unidades de relevo e vegetação.

O tamanho do objeto, que é uma função da escala da imagem, é importante na identificação de objetos, por ser usado como um critério de separação de diferentes culturas, por exemplo.

Um dos mais importantes elementos de interpretação é a forma, visto que alguns objetos, feições ou superfícies (estradas, rios, casas, áreas de cultivos, etc.) são identificados apenas com base neste elemento, a partir de uma perspectiva vertical (FLORENZANO, 2002). A autora ainda acrescentou que de modo geral, formas irregulares são indicadoras de objetos naturais (matas, lagos, relevo, etc.), enquanto formas regulares indicam objetos artificiais ou culturais construídos pelo homem (indústrias, áreas de reflorestamento, etc.).

Segundo Florenzano (2002), elementos como a forma e o tamanho podem ser inferidos a partir da sombra. Este elemento pode ser gerado por características topográficas, nuvens ou por pequenos objetos como árvores ou plantações, acarretando a redução nos valores de *pixels* medidos em todos os comprimentos de onda (LILLESAND e KIEFER, 1994).

O padrão refere-se à distribuição espacial de algumas feições características de um objeto, que pode variar de uma superfície para outra (MOREIRA, 2001), ou seja, o padrão nada mais é do que o arranjo espacial ou organização de objetos em uma superfície (FLORENZANO, 2002).

E por fim, a localização geográfica de um objeto é um fator considerável em sua identificação na imagem. O conhecimento sobre o tipo de clima, a geologia, a vegetação, o relevo e o tipo de ocupação de uma região é muito utilizado no processo de interpretação de uma imagem. Esse conhecimento contribui para evitar confusões na identificação de componentes da paisagem (FLORENZANO, 2002).

Embora já existam programas computacionais de classificação de imagens, que “interpretam” e geram mapas automaticamente, ainda é necessário que o intérprete conheça os principais elementos de interpretação, para que o resultado dessas avaliações seja avaliado satisfatoriamente.

4.4.4 Fatores que Influenciam a Análise de Imagens de Satélite

O êxito de uma análise de imagens do sensoriamento remoto depende de fatores que vão além dos princípios básicos de interpretação, como a época de obtenção das imagens de satélite; o tipo de produto; as bandas espectrais; a escala das imagens e, por fim, a experiência do analista.

Quando se trabalha com culturas agrícolas, o conhecimento de práticas culturais é um fator de grande importância para época de tomada das imagens, visto que há restrições por parte dos dados nas imagens do satélite (MOREIRA, 2001).

Nem sempre há disponibilidade de imagens, livres de cobertura de nuvens, no período de desenvolvimento da cultura a ser analisado. Para contornar o problema, a tomada de imagens de duas ou mais passagens do satélite dentro do ciclo da cultura é uma saída plausível, embora nem sempre a imagem seja da época ideal.

Para culturas de ciclo perene ou semi-perene, como a cana-de-açúcar, o café, o citros, etc., a época de tomada de seleção das imagens de satélite não é um problema sério, pois é possível utilizar imagens de épocas com menor índice de precipitação pluviométrica, aumentando a probabilidade de aquisição de imagens livres da cobertura de nuvens (MOREIRA, 2001).

Dependendo do objetivo do trabalho, o tipo de produto (colorido ou branco e preto) é um critério que deve ser levado em conta. Na discriminação dos objetos, 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.

Outro fator importante é a escolha das bandas espectrais, onde, de forma geral, é necessário que o analista conheça as características espectrais dos objetos observados, para que assim selecione as bandas que melhor caracterizam a área (FLORENZANO, 2002).

A resolução espacial determina o tamanho do menor objeto que é possível representar na imagem. Portanto, o analista deve escolher suas imagens de acordo com a importância da escala do seu trabalho, ou seja, a resolução espacial da imagem deve ser

equivalente com o tamanho do menor objeto que se deseja identificar (FLORENZANO, 2002).

Moreira (2001) comentou que a experiência do analista é fator primordial ao se trabalhar com imagens de satélite, pois é necessário que este tenha não só o conhecimento das técnicas de sensoriamento remoto, como também da área de aplicação.

4.5 Sistemas de Classificação de Imagens

A classificação digital de imagens refere-se à interpretação de imagens de sensoriamento remoto auxiliada por computador (EASTMAN, 2006). O objetivo da classificação de imagens em sensoriamento remoto é identificar as feições na imagem, isto é, traduzir os diversos padrões de energia eletromagnética refletida em classes de cobertura terrestre (LILLESAND e KIEFER, 1994).

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, isto é, podem ser divididos em categorias, de acordo com o tipo de treinamento: supervisionados, não-supervisionados e híbridos, que podem ser rígidos ou relativos. (DAINESE, 2001; RIZZI, 2004; EASTMAN, 2006).

4.5.1 Classificação Não Supervisionada

O uso de classificadores não supervisionados é indicado quando, *a priori*, o analista não possui conhecimento da área de estudo, buscando eliminar a subjetividade do processo de obtenção das amostras de áreas.

É considerado um procedimento em que não há interação entre o sistema e o analista, durante a fase de treinamento, certos algoritmos necessitam de alguns parâmetros que devem ser fornecidos ao sistema (MOREIRA, 2001).

Pode-se dizer que, no caso das classificações não supervisionadas, que quanto maior for a heterogeneidade das amostras, maior é a certeza de que todas as classes possíveis estarão representadas (NOVO, 1988). Os *pixels* nas áreas de treinamento são submetidos a algoritmos de agrupamento (clustering), que determinam o agrupamento natural

dos dados, considerando sua distribuição num espaço de n dimensões (no caso, bandas espectrais).

Estes procedimentos utilizam determinado algoritmo, conforme alguns critérios definidos, para determinar o número e localização das classes espectrais. O operador identifica essas classes *a posteriori*, analisando as assinaturas espectrais para determinar o que cada classe é ou representa, podendo ser necessária a verificação através de dados de referência disponíveis que poderiam incluir mapas e visitas a campo (Jensen, 1996, citado por NOGUCHI, 2004)

Dentre estes algoritmos há o classificador CLUSTER, que efetua a classificação de imagens compostas que combinam as bandas de informação mais úteis. Este classificador seleciona os *pixels* pelo pico do histograma. Isto equivale a buscar os picos em um histograma unidimensional, onde o pico é definido como um valor de frequência maior que a de seus vizinhos de cada lado. Uma vez identificados os picos, todos os valores observados são associados ao pico mais próximo e as divisões entre as classes tendem a cair no ponto médio entre os picos (EASTMAN, 2006).

Outro classificador não supervisionado muito utilizado é o ISOCLUST, pois usa a análise de agrupamento auto-organizativa para classificar até sete bandas brutas (EASTMAN, 2006). Além disso, baseia-se em um conjunto de regiões com diferentes atributos estatísticos (média, matriz de covariância e área), definidas pela técnica de segmentação de imagens (VENTURIERI e SANTOS, 1998).

4.5.2 Classificação Supervisionada

A classificação supervisionada é o procedimento utilizado com maior frequência para análise quantitativa de dados de imagens de sensoriamento remoto. Neste processo são utilizados algoritmos para nomear os *pixels* em uma imagem de forma a representar tipos específicos de cobertura terrestre, ou classes que são conhecidas *a priori* (LILLESAND e KIEFER, 1994).

Segundo Noguchi (2004), a seleção das amostras de treinamento é essencial para que o processo classificatório seja bem sucedido. É importante que as amostras sejam bastante homogêneas e representem toda a variação possível dentro da classe. Quando são utilizadas técnicas estatísticas de classificação, as amostras de treinamento devem ser

grandes o suficiente para que possa ser feita a estimativa das características espectrais da classe de interesse. A partir de então, no processo de classificação, todos os *pixels* pertencentes ou não às amostras de treinamento deverão ser designados à classe para a qual a probabilidade de pertencerem é maior.

Dentre os métodos de classificação supervisionada, três são os classificadores de maior destaque: paralelepípedo, máxima verossimilhança (MAXVER) e mínima distância (EASTMAN, 2006).

O método do paralelepípedo é um classificador onde são identificados os valores mínimos e máximos dos histogramas das amostras das classes em cada uma das bandas, que são usados para definir os vértices de um paralelepípedo no espaço de atributos. Um *pixel* só será classificado como pertencente a uma determinada classe se o valor do seu nível de cinza estiver entre os valores máximos e mínimos das amostras, em cada banda espectral selecionada para classificação (RIZZI, 2004).

Este método apresenta algumas limitações, visto que alguns *pixels* podem não se enquadrar dentro dos valores que definem os paralelepípedos, não sendo classificados. Outro aspecto que afeta o desempenho desse método é a correlação existente entre as bandas dos sensores remotos, principalmente aquelas centradas na região do visível (VENTURIERI e SANTOS, 1998).

Conforme Lillesand e Kiefer (1994), no método da máxima verossimilhança inicialmente são calculados: a média dos níveis de cinza de cada classe dos dados de treinamento em cada banda, a variância e a correlação de cada classe de cobertura terrestre nos dados de treinamento, considerando que os dados de cada classe estão normalmente distribuídos (distribuição *gaussiana*). Com estas informações, o desvio dos *pixels* ao redor de cada vetor média pode ser descrito, utilizando a função de probabilidade.

Pode-se então dizer, que o classificador calcula estatisticamente a probabilidade de cada *pixel* de pertencer à determinada classe de treinamento, designando-o àquela cuja probabilidade é maior, podendo ser rotulado como desconhecido se os valores de probabilidade encontrados estiverem abaixo de um limiar definido pelo analista (LILLESAND e KIEFER, 1994).

De modo geral, o classificador de máxima verossimilhança é executado assumindo igual probabilidade de ocorrência e custo de erro de classificação para

todas as classes. Porém, se houver um conhecimento *a priori* de que as probabilidades não são iguais para todas as classes, é possível especificar fatores de peso para classes particulares. Esta variante da regra de decisão é conhecida como regra de decisão Bayesiana. Se não houver conhecimento *a priori* das probabilidades, recomenda-se não especificá-las, utilizando os pesos predefinidos da equação (NOGUCHI, 2004).

4.5.3 Classificação Relativa

Diferentemente dos classificadores supervisionados e não supervisionados discutidos neste trabalho, que se enquadram na categoria de classificadores rígidos, os classificadores relativos protelam uma decisão definitiva sobre a associação de qualquer *pixel* a uma classe. Em vez de uma imagem de saída final, eles produzem um conjunto de imagens, cujo número depende do número de assinaturas envolvido na classificação (EASTMAN, 2006). O autor também relatou que as imagens resultantes deste tipo de classificação avaliam o grau com o qual um *pixel* pertence a uma classe ou combinação de classes.

Os métodos de classificação relativa tratam da análise de misturas, avaliação de evidência em suporte às classes envolvidas, reconhecimento de conhecimento incompleto e presença de classes desconhecidas (EASTMAN, 2006).

Vários são os métodos de classificação, dentre eles os mais comumente utilizados são aqueles baseados na teoria *Bayesiana*, na teoria *Dempster-Shafer* e na teoria de conjuntos *fuzzy*, que será discutida no item em questão.

Normalmente usa-se a teoria dos conjuntos clássicos para classificar dados do sensoriamento remoto em classes de informação discretas e homogêneas, ignorando-se o fato de que no mundo real as fronteiras entre estas classes não são tão rígidas ou precisas. A lógica de classificação baseada nos conjuntos *fuzzy* leva em consideração a natureza imprecisa e heterogênea do mundo real. Pode ser usada em combinação com algoritmos de classificação supervisionada e não supervisionada (CAMPOS, 2005).

Ao invés de ser designado a uma única classe, entre todas as classes possíveis, cada *pixel* na classificação *fuzzy* tem **m** valores de graus de participação, cada um associado a sua probabilidade (ou correlação) com as classes de interesse (FOODY, 1992).

A teoria dos conjuntos *fuzzy* fornece algumas ferramentas úteis para se trabalhar com dados imprecisos, pois se baseia no seguinte: Seja X um universo cujos elementos são denotados por x . Ou seja, $X = \{x\}$. A participação em um conjunto clássico A de X é visto freqüentemente como uma função binária característica x_A proveniente de $X \rightarrow \{0 \text{ ou } 1\}$ tal que $x_A(x) = 1$ se e somente se x pertence a A . Da mesma forma, um conjunto *fuzzy* B em X é caracterizado por uma função de participação f_B que associa a cada x , um número real que varia de 0 a 1. Então, quanto mais próximo de 1 $f_B(x)$ estiver, mais x pertence a B .

Um conjunto nebuloso é chamado normalizado quando pelo menos um de seus elementos atinge o máximo grau de pertinência possível. Isto é, se a faixa dos graus de pertinência é um intervalo fechado entre 0 e 1, então pelo menos um elemento deve ter um grau de pertinência de 1.

As funções de pertinência, na maioria das aplicações práticas, são do tipo gaussiano, triangular, trapezoidal, crescente ou decrescente, como apresentados na Figura 11.

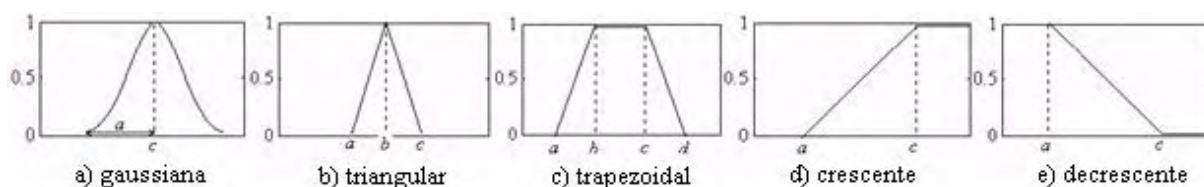


Figura 11. Representação dos tipos de funções de pertinência Nebulosas.

Fonte: Noguchi (2004).

Estudos comprovaram que a aplicação de conjuntos *fuzzy* associada a classificadores rígidos apresentam uma relação sistemática com a composição do dossel, além de apresentarem acurácia total (WANG, 1990; FOODY, 1992; ANTUNES e ZULLO JÚNIOR, 2007).

Footy (1992) optou pelo uso de uma classificação baseada na concepção *fuzzy* por considerar que os métodos rotineiros de classificação não são capazes de modelar satisfatoriamente ambientes contínuos.

Gamba e Luchiari (2005), ao avaliarem a exatidão de mapeamentos do uso e da cobertura da terra, concluíram que a classificação *fuzzy* se mostrou muito interessante

de ser utilizada por conta da possibilidade de obtenção de uma imagem para cada categoria. Levando-se em conta que nesta classificação, o processo de treinamento não requer amostras tão homogêneas como nos outros métodos.

Para Campos (2005), a criação de uma base de conhecimentos com descritores baseados em lógica *fuzzy* são mais adequadas, uma vez que consideram os aspectos cognitivos humanos e a complexidade da natureza.

Assim, muitos autores concluíram que a classificação baseada na concepção *fuzzy*, pode ser uma alternativa interessante nos mapeamentos produzidos a partir de imagens do satélite LANDSAT (WANG, 1990; GAMBA e LUCHIARI, 2005).

4.5.4 Avaliação da Classificação

A exatidão de mapas temáticos tem sido determinada a partir das chamadas matrizes de erros ou de contingência, as quais são constituídas por igual número de linhas e de colunas, e representam o confronto entre o resultado da classificação (visual ou digital) de um produto de sensoriamento remoto (mapa temático) e a verdade terrestre ou outra informação considerada como referência (PONZONI e ALMEIDA, 1996)

Os autores ainda afirmaram que este confronto é realizado através de um procedimento amostral no qual certo número de pontos ou *pixels* pertencentes a uma dada classe (tema) é verificado em campo ou em outro mapa, considerado como referência, no sentido de comprovar ou não a atribuição correta destes à classe em questão.

São várias as possibilidades para a estimativa da exatidão de um mapa temático, dentre elas a estimativa do parâmetro Kappa (k), fundamentado em critérios da análise multivariada discreta, que é utilizado como medida de concordância entre o mapa e a referência que se tem adotado para a estimativa da exatidão.

Assim, considerando esta referência como sendo a verdade terrestre (por exemplo), o valor de k expressaria a concordância entre a interpretação ou classificação dos dados contidos nos produtos de sensoriamento remoto considerados e a realidade de campo. Para o caso desta referência ser outro mapa temático, o valor de k expressaria então o grau de concordância entre dois mapas (PONZONI e ALMEIDA, 1996).

Inicialmente, as técnicas destinadas à estimativa da exatidão de mapas temáticos eram fundamentadas na estatística paramétrica, assumindo que os dados seguiam uma distribuição normal (CONGALTON et. al., 1983).

Entretanto, Card (1982) mencionou que a forma mais comum para representar a exatidão de mapas elaborados a partir de imagens MSS Landsat seria através de matrizes de erros.

Segundo Congalton et. al. (1983), através destas matrizes é possível avaliar os erros de inclusão e omissão efetuados na fase de classificação, como também permitem determinar o desempenho da classificação para cada um dos ítems da legenda (tema) e da classificação como um todo (todos os temas).

Congalton et. al. (1983) citaram que existem dois tipos de técnicas que utilizadas para a estimativa da exatidão de mapas temáticos: a análise de variância e a análise multivariada discreta. A análise de variância faz uso dos elementos da diagonal da matriz, já a análise multivariada permite que a matriz de erro possa ser mais criteriosamente estudada. Essa técnica é apropriada, pois os dados são de natureza discreta (não contínuos) e encontram-se multinomialmente distribuídos.

Dessa maneira, a estatística Kappa é um método muito utilizado na avaliação das classificações, pois o 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 (MOREIRA, 2001).

Para a determinação do valor Kappa e da sua variância emprega-se as seguintes equações:

$$K = \frac{P_o - P_c}{1 - P_c} \quad (3)$$

$$P_o = \frac{\sum_{i=1}^M n_{ij}}{N} \quad (4)$$

$$P_c = \frac{\sum_{i=1}^M n_{i+} n_{+j}}{N^2} \quad (5)$$

$$\sigma^2_k = \frac{P_o(1 - P_o)}{N(1 - P_c)2} \quad (6)$$

onde, P_o é a exatidão geral; P_c é a proporção de unidades que concordam por casualidade; M é o número de classes presentes na matriz de erro; n_{ij} representa o número de observações na linha i e coluna j ; n_{i+} e n_{+j} são os totais marginais da linha i e da coluna j , respectivamente e N refere-se ao número de unidades amostrais completadas pela matriz.

O valor da estatística Kappa, determinado pela Equação (3), é comparado aos valores contidos na Tabela 3, desenvolvido por Landis e Koch, 1977, citado por MOREIRA (2001). Essa tabela tem sido uma referência para classificar mapas resultantes da utilização de dados de sensoriamento remoto, dentro de certas restrições, mas que tem dado resultados satisfatórios.

Tabela 3. Qualidade da classificação associada aos valores da estatística Kappa

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

Fonte: Adaptada de Landis e Koch, 1977, citado por MOREIRA (2001).

5 MATERIAL E MÉTODOS

5.1 Material

5.1.1 Descrição da Área de Estudo

A área de estudo utilizada nesta pesquisa corresponde a Fazenda produtora de citros Água Branca, de propriedade da empresa Citrovita®, localizada no município de Bariri, centro-oeste do Estado de São Paulo, situada entre as latitudes 22° 01'S a 22° 59'S e longitudes 48° 47' WGr a 48° 45' WGr (Figura 12).

A propriedade cultiva as variedades de citros: Hamlin, Natal, Pera, e Valência, totalizando 28 talhões, dos quais, no ano de 2006, cinco talhões da variedade Pera foram erradicados por razões fitossanitárias.

A atividade citrícola foi implantada há aproximadamente dez anos, fator considerado primordial para escolha da área de estudo.

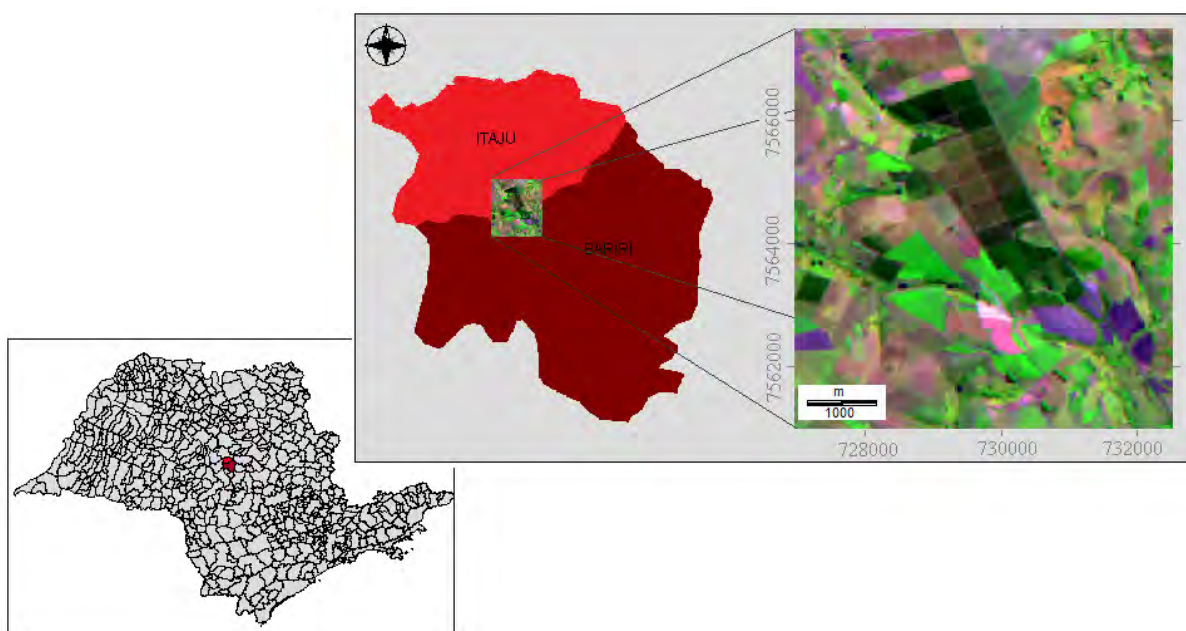


Figura 12. Localização da Fazenda Água Branca, Bariri – SP.

O solo predominante na região foi classificado como Latossolo Vermelho e as litologias, segundo o IPT (1981) são representadas por materiais de alterações de rochas do Grupo Bauru, Formação Serra Geral do Grupo São Bento, sobrepondo rochas básicas (basalto).

O relevo é do tipo suavemente ondulado e o clima predominante na região é Cwa, segundo a classificação de Köppen, tropical úmido com inverno seco, temperatura média do mês mais frio inferior a 18°C e a do mês mais quente não ultrapassando 22°C; o total das chuvas do mês mais seco não ultrapassa 30 mm e o índice pluviométrico varia entre 1.100 e 1.700mm ano⁻¹.

5.1.2 Equipamentos

No desenvolvimento do trabalho foi utilizado um microcomputador com processador AMD Athlon(tm) 64 X2 Dual Core 5600+ 2.81GHz; 2.0 GB de memória RAM; winchester de 160 GB; com sistema operacional Windows XP.

O Sistema de Informação Geográfica (SIG) utilizado foi o Idrisi 15.0 - Andes Edition, desenvolvido pelo *Clark Labs© for Cartographic Technology and Analysis*,

localizada no George Perkins Marsh Institute, da Graduate School of Geography, na Clark University, 2006.

5.1.3 Base de Dados

Neste trabalho foram utilizadas imagens no formato digital do satélite LANDSAT-5 TM, correspondente a órbita 221, ponto 75, em composição falsa cor RGB 543, obtidas gratuitamente na página de catálogo de imagens CBERS (INPE-DGI, 2008), referente às datas de passagem relacionadas na Tabela 4.

Tabela 4. Datas de passagem das imagens do satélite LANDSAT utilizadas no trabalho

Data de passagem	Sensor/Satélite	Bandas (TM)
16/06/2003	TM/LANDSAT-5	3, 4 e 5
26/05/2007		

As imagens foram escolhidas em função dos dados de precipitação da região, que nestas datas foram menores que 10mm, correspondendo a um período mais seco. Este é um fator importante para a identificação da cultura, conforme Sanches et. al (2005), que observaram que períodos mais secos são melhores para a separação de variedades de citros.

5.2 Metodologia

A metodologia para o processamento das imagens foi aplicada de acordo com o descrito por Eastman (2006). As funções utilizadas no processamento das imagens foram *Display* (STRETCH e COMPOSITE) e *Reformat* (RESAMPLE e WINDOW); no processo de classificação foram *GIS Analysis* (Signature Development, Hard Classifiers, Mixture Analysis); na obtenção do índice Kappa *GIS Analysis* (Decision Support – ERRMAT).

5.2.1 Processamento Digital das Imagens

5.2.1.1 Pré Processamento

Na fase de pré-processamento, as imagens foram preparadas para a realização da classificação. Esta é uma etapa importante, pois visa melhorar a qualidade dos dados, com o emprego de algumas técnicas, como: realce da imagem; retificação geométrica e registro; redução da dimensionalidade.

Primeiramente foi aplicado o realce com o intuito de melhorar a qualidade visual das imagens, isto é, para ampliar o contraste das feições da cena.

Para correção dos erros contidos na imagem devido à movimentação do satélite e curvatura da Terra (projeção e sistema de referência) foi executada a retificação geométrica. Neste processo fez-se o registro, através das coordenadas geográficas, dos pontos de controle utilizando uma imagem previamente registrada, onde pontos devidamente identificados (georreferenciados) foram associados aos *pixels* da imagem de interesse.

Finalmente, a cena imageada foi reduzida de modo a restringir-se apenas à área de estudo, como mostra a Figura 13.

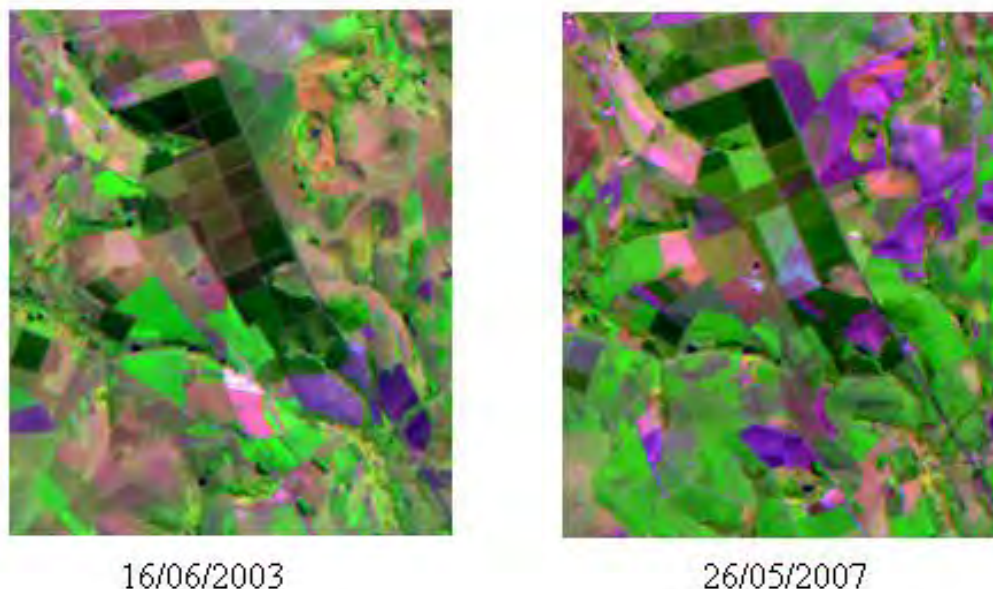


Figura 13. Recortes de imagens LANDSAT-5 TM em composição colorida RGB 543, das datas de passagem do satélite: 16 de junho de 2003 e 26 de maio de 2007.

Com a redução da cena o tempo de processamento computacional foi reduzido consideravelmente.

5.2.2 Classificação das Imagens

A proposta deste trabalho é comparar diferentes métodos de classificação de imagens de satélite, a fim de identificar o método que melhor se aplica à classificação de áreas citrícolas.

As bandas selecionadas para classificação foram TM3, TM4 e TM5, pois correspondem às regiões do espectro eletromagnético que melhor representam alvos agrícolas importantes para o planejamento.

Depois de identificadas as classes espectrais referentes à classe de uso citros, elas foram agrupadas, desconsiderando-se as demais classes. O agrupamento das classes espectrais obtidas nas classificações foi realizado com auxílio da ferramenta “Create Boolean for current class”, do IDRISI Andes.

Essa ferramenta facilita a identificação e associação das classes espectrais resultantes da classificação, tendo como resultado uma imagem binária da área de citros para cada classificação, onde as classes espectrais correspondentes à citros receberam o valor um (1) e as demais o valor zero (0).

5.2.2.1 Classificação Supervisionada

O método de classificação supervisionada proposto foi o MAXVER, pois geralmente é aplicado na classificação de imagens de média resolução espacial, característica que das imagens processadas neste trabalho.

Inicialmente, cinco classes de uso do solo foram localizadas na imagem: citros, solo exposto, cana-de-açúcar, cultura anual e pastagem. Em seguida, foram digitalizados polígonos em torno dessas áreas, atribuindo um identificador para cada tipo de cobertura.

As classes foram definidas com número mínimo de 30 *pixels* para cada classe de treinamento, pois é recomendado que o número de *pixels* de cada conjunto de

treinamento (todas as áreas de treinamento para uma mesma classe de cobertura do solo) não seja menor do que dez vezes o número de bandas classificadas.

Após definidas as áreas de treinamento, os *pixels* nelas contidos foram analisados e assinaturas espectrais foram criadas para cada objeto.

Finalmente, executou-se o classificador, onde todos os *pixels* foram classificados com igual probabilidade para cada classe de uso.

5.2.2.2 Classificação Não Supervisionada

No processo de classificação não supervisionada foi utilizado o algoritmo CLUSTER, que toma como base uma imagem composta, para obtenção de agrupamentos satisfatórios.

As bandas para classificação foram selecionadas e posteriormente, o nível de generalização do tipo FINE foi escolhido para obtenção de uma imagem com maior número de agrupamentos.

Por fim, selecionou-se a opção para eliminação de agrupamentos não significativos, obtendo-se o agrupamento de cinco clusters representativos para avaliação.

5.2.2.3 Classificação Relativa

Neste método foram desenvolvidas assinaturas *fuzzy*, que consideram que cada *pixel* tem potencialmente algum grau de associação a mais de um conjunto (classe), de acordo com o grau com que misturas destas classes existem dentro do *pixel*. Dessa maneira, não houve necessidade de definir áreas de treinamento homogêneas.

O passo seguinte foi a criação de uma matriz de partição *fuzzy*, para indicação do grau de associação de cada área de treinamento a cada classe, onde foram adotados os seguintes pesos discriminados na Tabela 5.

Tabela 5. Matriz de partição *fuzzy*, com valores de graus de associação das classes

Classes	Citros	Solo exposto	Cana-de- açúcar	Cultura anual	Pastagem
Citros	0,7	0	0	0	0
Solo exposto	0,1	0,9	0,1	0	0,1
Cana-de-açúcar	0	0,1	0,7	0,1	0
Cultura anual	0	0	0,1	0,8	0,2
Pastagem	0,2	0	0,1	0,1	0,7

Os pesos foram escolhidos levando-se em consideração o aspecto da cultura na imagem (reflectância). Citros pode apresentar certa confusão com pastagem e solo exposto quando em estádios mais novos; cana-de-açúcar com solo exposto e cultura anual; e pastagem, por apresentar diversos graus de degradação, pode ser confundida com citros, cana-de-açúcar e cultura anual.

O módulo FUZSIG foi utilizado, por ponderar as médias, variâncias e covariâncias calculadas pelo grau de associação ao conjunto *fuzzy* das classes envolvidas. Assim, diminui a importância da área de treinamento no desenvolvimento da assinatura para uma classe, caso ela ocupe uma porção muito pequena deste *pixel*.

Finalmente, novas imagens foram associadas a conjuntos *fuzzy* e, no módulo FUZCLASS, foram processadas com probabilidades a priori iguais, com z-score de 1.

5.2.3 Validação da Classificação

Para avaliação dos resultados gerados nas classificações foram efetuados mapas de referência, elaborados a partir da interpretação em tela da cena dimensionalizada.

Para cada data foi gerado um mapa de referência, com os quais foram feitas as tabulações cruzadas entre as imagens classificadas e a referência, obtendo-se as matrizes de erros dos métodos de classificação e o índice Kappa.

6 RESULTADOS E DISCUSSÃO

As imagens foram analisadas e comparadas quanto às classificações: interpretação VISUAL, não supervisionada CLUSTER, supervisionada MAXVER e relativa *Fuzzy*.

6.1 Classificação VISUAL

A avaliação do desempenho das classificações de imagens requer a elaboração de um mapa de referência, que foi obtido a partir da classificação em tela da área de estudo, para dois anos distintos (2003 e 2007). Foram determinadas seis (6) classes de uso: citros, solo exposto, cana-de-açúcar, cultura anual, pastagem e vegetação nativa. As demais classes de uso não foram contempladas devido às pequenas áreas presentes nas imagens analisadas.

Os métodos de classificação foram analisados com base nos resultados obtidos através da interpretação visual, representando a verdade terrestre. Os mapas das classificações visuais estão representados nas Figuras 14 e 15, para 2003 e 2007, respectivamente.

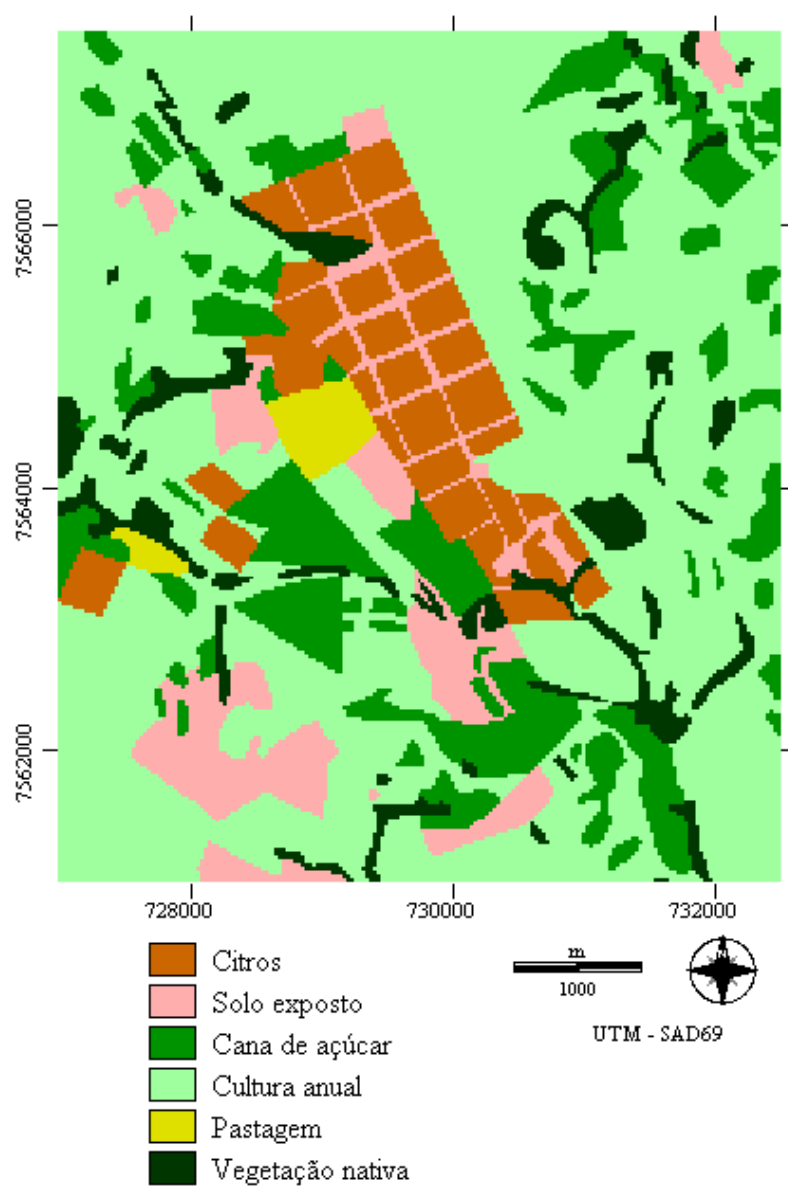


Figura 14. Mapa resultante da interpretação visual, passagem de 16/06/2003.

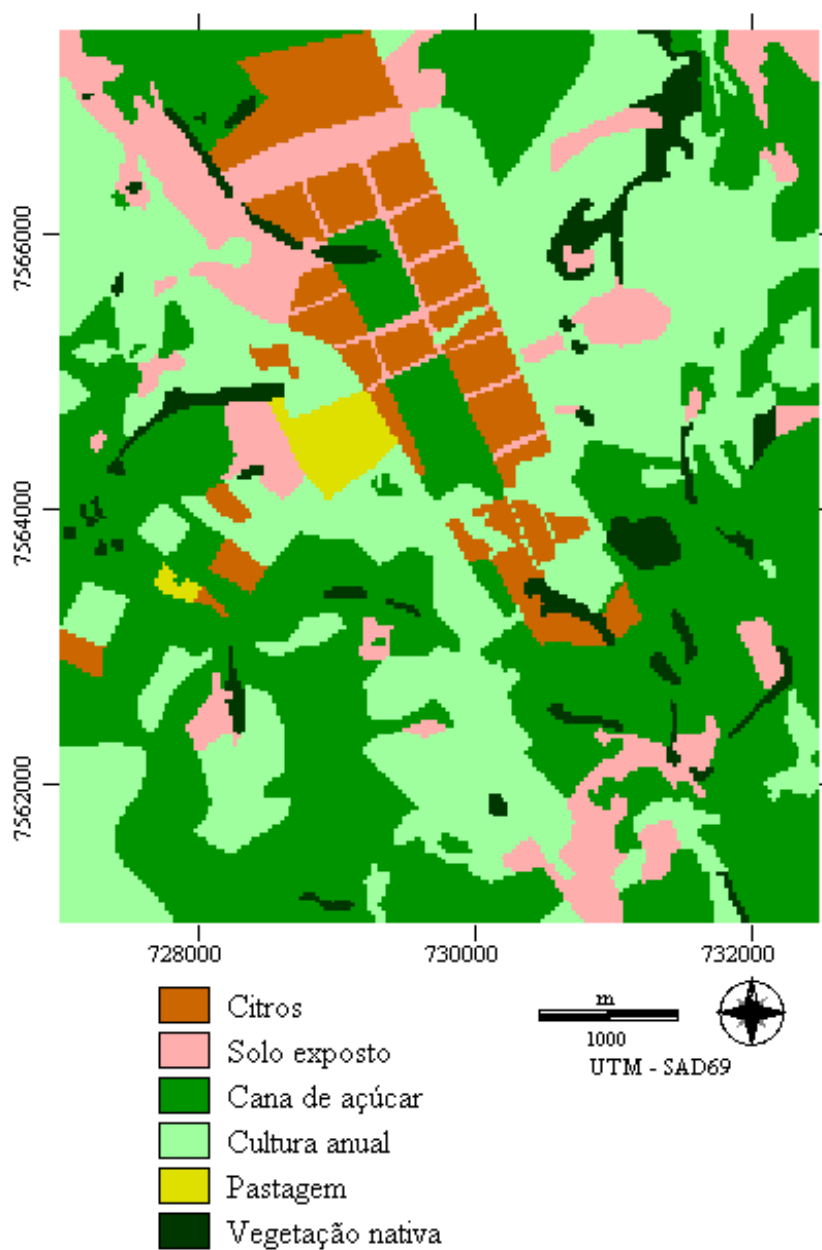


Figura 15. Mapas resultantes da interpretação visual, passagem de 26/05/2007.

6.2 Classificação não supervisionada CLUSTER

O método não supervisionado CLUSTER tem como produto a identificação de classes espectrais distintas na imagem, as quais podem ser identificadas como tipos de cobertura por meio da associação com dados de referência terrestre (Figura 16).

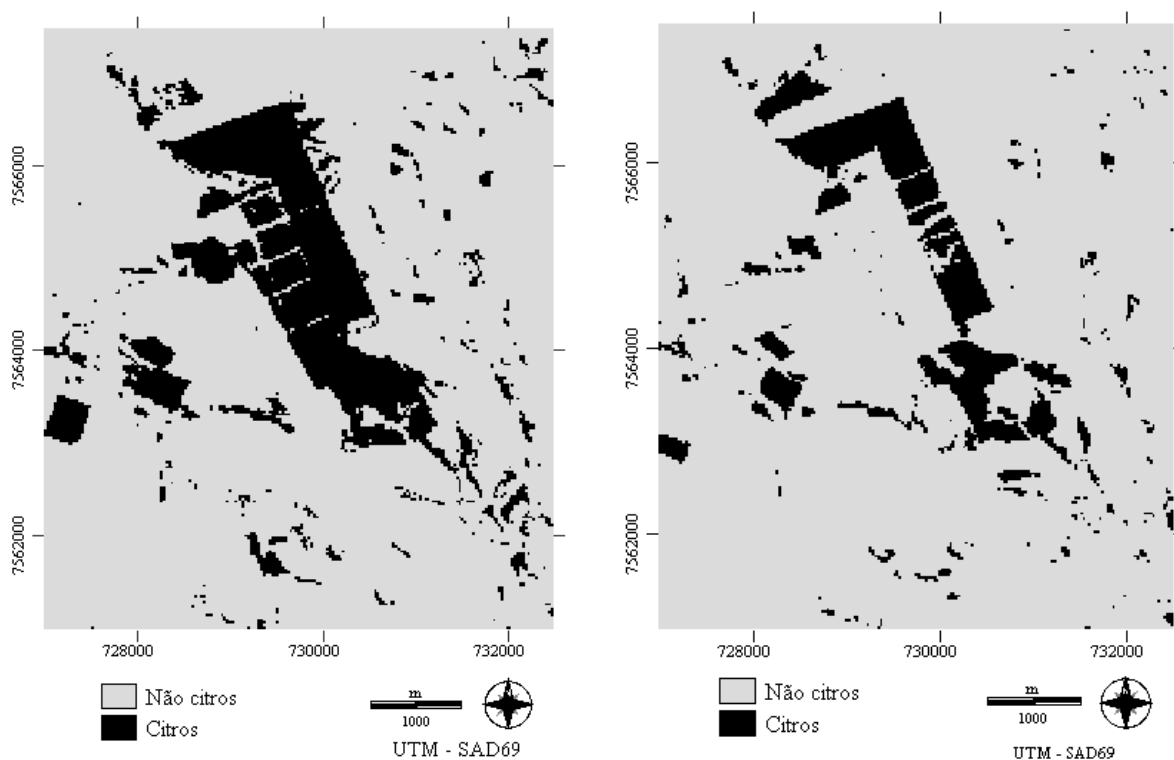


Figura 16. Mapas resultantes da classificação CLUSTER, passagem de 16/06/2003 e 26/05/2007.

Na classificação não supervisionada CLUSTER da imagem de 2003, a classe citros foi agrupada satisfatoriamente, notando-se que houve baixa influência da reflectância de outras classes, visto que foram poucas as áreas identificadas como citros que não corresponderam a esta classe.

Observando o mapa obtido por este classificador referente à imagem de 2007, quando comparado ao mapa de referência (Figura 15), foi possível detectar nitidamente que os pomares citrícolas sofreram influência de outras classes na sua resposta espectral, pois parte do pomar não foi classificado como tal, embora as áreas agrupadas como citros tenham sido detectadas com definição, discriminando-as das demais classes.

Alguns erros de designação do classificador CLUSTER foram observados nas áreas de transição entre culturas anuais, solo exposto e o citros. Embora o citros tenha sido bem classificado pelo classificador, os talhões erradicados sofreram forte influência da reflectância das classes solo exposto (Figura 16).

6.3 Classificação supervisionada MAXVER

O classificador MAXVER está implementado nos principais programas de processamento digital de imagens digitais, por ser considerado um dos mais eficientes classificadores e é, conseqüentemente, um dos mais utilizados.

Pelo fato deste classificador utilizar áreas de treinamento definidas pelo analista para agrupar diferentes classes, pode-se verificar na Figura 17, que a classe citros foi apropriadamente agrupada tanto em 2003 quanto em 2007, quando comparados com as classificações visuais.

Esse classificador apresentou desenvolvimento satisfatório, inserindo nas classes determinadas os *pixels* a elas correspondentes. No entanto, observando os mapas de referência, verifica-se que houve confusão do classificador ao agrupar diferentes áreas que apresentavam comportamento espectral semelhante à desta classe (Figura17).

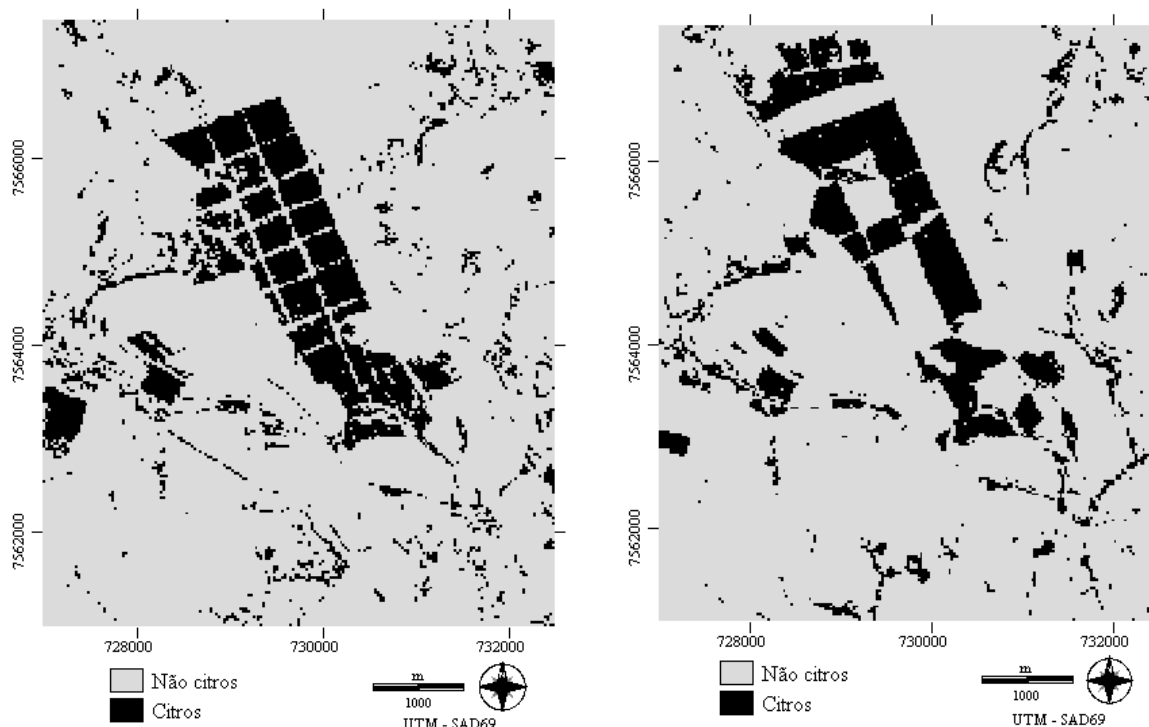


Figura 17. Mapas resultantes da classificação MAXVER, passagem de 16/06/2003 e 26/05/2007.

Por fim, em ambas as datas, algumas classes encontradas nas imagens foram suprimidas, pois não alcançaram os 30 *pixels* necessários para serem classificadas, sendo esta a quantidade mínima de *pixels* amostrados por área de treinamento.

6.4 Classificação relativa *Fuzzy*

A classificação relativa *Fuzzy* foi executada para discriminar áreas cultivadas com citros de outras culturas, como mostrado na Figura 18, a fim de se obter uma classificação mais adequada e que considere a complexidade da natureza em sua heterogeneidade.

Foi possível verificar na imagem classificada de 2003 que a matriz de partição representou de maneira satisfatória as classes de citros, uma vez que as áreas detectadas erroneamente, referentes a outras culturas, foram mínimas.

Na imagem de 2007, houve uma redução na qualidade do classificador, dado pelo fato que algumas classes de citros não foram detectadas, por apresentar características semelhantes às de outras classes de uso, como a cana-de-açúcar, por exemplo.

Isso ocorreu pelo fato de se utilizar a mesma matriz de partição para a determinação das classes de uso, mostrando que a o comportamento das culturas, no momento da atribuição dos pesos, e a amostragem das classes influenciam os valores de graus de participação, bem como a associação das classes de interesse com sua probabilidade.

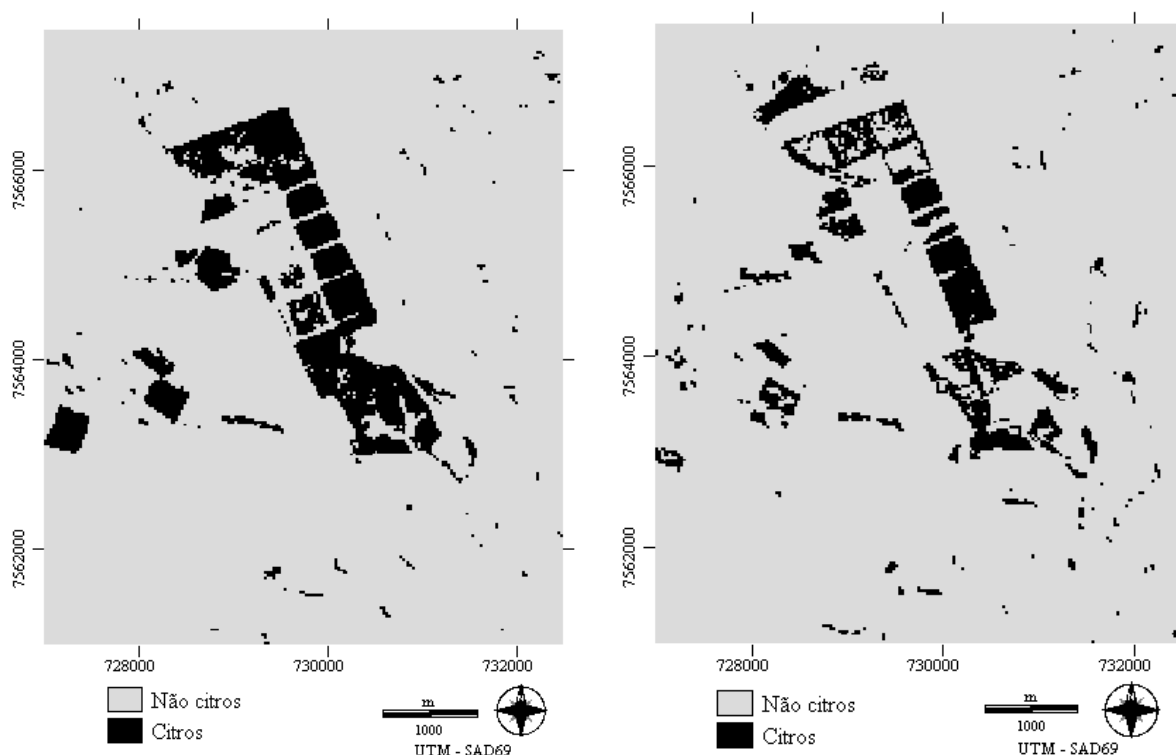


Figura 18. Mapas resultantes da classificação *Fuzzy*, passagem de 16/06/2003 e 26/05/2007.

6.5 Comparação de métodos de classificação de imagens

6.5.1 Índice Kappa

Considerando que valores próximos a 1 indicam plena coincidência entre a verdade terrestre e o resultado da classificação, enquanto que um valor próximo a 0 sugere que o resultado é puramente gerado ao acaso, o coeficiente Kappa é o método mais indicado e conhecido para aferição das classificações temáticas (MOREIRA, 2001).

Esse método considera todos os elementos da matriz de confusão, ao invés de utilizar somente os elementos da diagonal. Os índices calculados para as classificações estão apresentados na Tabela 6.

Tabela 6. Comparação das classificações CLUSTER, MAXVER e FUZZY pelo Índice Kappa

Método	Ano	Kappa	Qualidade de classificação
Cluster	2003	0.9276	Excelente
	2007	0.6485	Muito boa
Maxver	2003	0.8338	Excelente
	2007	0.8818	Excelente
<i>Fuzzy</i>	2003	0.7260	Muito boa
	2007	0.5235	Boa

Na Tabela 6 constata-se que os resultados na avaliação de acurácia da classificação foram satisfatórios, nos quais as classificações do algoritmo CLUSTER tiveram qualidade excelente (0,9276) e muito boa (0,6485) para as imagens de 2003 e 2007, respectivamente. É interessante notar que a classificação pode apresentar distintas acurácias em paisagens e épocas diferentes, em razão do desenvolvimento das plantas e comportamento espectral de alvos da superfície terrestre.

O algoritmo MAXVER apresentou classificações excelentes, com Kappa de 0,8338 para a imagem de 2003 e 0,8818 para a imagem de 2007. De fato, a classificação MAXVER apresentou nível excelente nas duas épocas analisadas, validando o exposto por Shimabukuro (1996).

Já o índice gerado pelo método de classificação relativa *Fuzzy* teve o menor valor do índice para a classificação de 2007, comparado aos demais métodos, o qual apresentou qualidade de classificação entre muito boa (0,7260) e boa (0,5235), para os anos de 2003 e 2007, respectivamente.

Foi notado, durante o período de escolha e geração dos mapas de classificação *Fuzzy*, que os mapas finais foram bastante condicionados pelos graus de pertinência entre as classes de culturas. É muito provável que, com novas simulações, ocorram mudanças e alguma melhoria na classificação.

6.5.2 Comparação de médias

Para a verificação da qualidade de classificação dos algoritmos em questão, a fim de se avaliar o método mais adequado para identificação de citros em imagens do satélite LANDSAT 5-TM, após a execução das classificações as áreas totais da cultura em cada cena foram quantificadas para posterior comparação, como mostra a Tabela 7.

Tabela 7. Quantificação de áreas cultivadas com citros resultantes da interpretação visual e classificações CLUSTER, MAXVER e *Fuzzy*

Área (ha)	Classificação			
	Visual	CLUSTER	MAXVER	<i>Fuzzy</i>
2003	342,36	575,72	549,16	336,68
2007	319,62	351,54	523,90	247,57

As classificações foram comparadas, de modo que a análise de variância entre as médias (áreas) não foram estatisticamente iguais. Por isso, o Teste-t de student foi aplicado para comparar as médias duas a duas.

Este teste foi aplicado para fornecer a diferença mínima significativa entre duas médias (d.m.s), no qual, segundo Vieira (1999), quando o valor absoluto da diferença entre duas médias é igual ou maior do que a diferença mínima significativa, as médias são consideradas estatisticamente diferentes, ao nível de significância estabelecido, isto é, o valor absoluto do t calculado é comparado com o valor crítico dado em tabela, ao nível de significância estabelecido e com os mesmos graus de liberdade. Assim, quando o valor absoluto do t calculado for igual ou maior que o da tabela, rejeita-se a hipótese de que as médias em comparação são iguais.

Cada classificação foi comparada à interpretação visual, com nível de significância de 5% (0,05) e analisada pela probabilidade de o valor de t (*p-valor*) ser maior que o valor obtido, onde quando o *p-valor* for menor do que o nível de significância estabelecido, rejeita-se a hipótese de que as médias são iguais.

Tabela 8. Valores de *p*-valor para o nível de significância de 0,05 e graus de liberdade

	CLUSTER	MAXVER	Fuzzy
Graus de liberdade	1	2	1
<i>p</i>-valor	0,4482	0,0067*	0,5532

Na comparação entre a interpretação visual e a classificação CLUSTER, o *p*-valor encontrado foi de 0,4482 e como esse valor é menor que o nível de significância, aceita-se a hipótese de que as médias são iguais, ou seja, a área de citros obtida na classificação CLUSTER não difere significativamente da área da classificação visual.

Ao comparar a interpretação visual e a classificação MAXVER, encontrou-se o *p*-valor de 0,0067, sendo este valor maior que o nível de significância. Desta maneira, rejeita-se a hipótese de que as médias são iguais, de modo que a área de citros obtida na classificação MAXVER difere significativamente da área obtida na classificação visual.

Já para a comparação da interpretação visual com a classificação *Fuzzy* obteve-se o *p*-valor de 0,5532. Como este valor é menor que o nível de significância, aceita-se a hipótese de que a área resultante da classificação *Fuzzy* não difere significativamente da área obtida na classificação visual.

Embora, segundo o índice Kappa, a classificação não supervisionada CLUSTER e a supervisionada MAXVER tenham apresentado qualidade de classificação variando de muito boa a excelente, por meio das análises de comparação de médias foi possível verificar que a classificação não supervisionada CLUSTER apresentou a melhor qualidade de classificação e sua área se aproximou significativamente da verdade terrestre, enquanto a classificação supervisionada MAXVER mesmo apresentando excelente qualidade de classificação, não teve a área de citros adequadamente identificada, visto que sua área diferiu significativamente da verdade terrestre.

No caso da classificação relativa *Fuzzy*, a qualidade de classificação não foi tão boa quando comparada às demais, classificando-se entre boa e muito boa. Entretanto, pelo teste de comparação de médias sua área não diferiu significativamente da verdade terrestre, sendo esta a classificação que melhor se aproximou da área real.

7 CONCLUSÃO

Os métodos utilizados para a discriminação de áreas cultivadas com citros mostraram eficiências distintas na classificação das imagens.

De modo geral, as classificações referentes à imagem de 2003 apresentaram melhor desempenho quando comparadas às classificações das imagens de 2007, visto que sofreram menor influência da reflectância de outras classes de uso do solo.

O método de classificação não supervisionado CLUSTER mostrou vantagem sobre os demais métodos, pois classificou as áreas de citros com qualidade e rapidez, não necessitando de intervenção do analista.

O método de classificação supervisionada MAXVER apresentou o melhor desempenho, entretanto, apresentou diferença significativa entre a área classificada e a verdade terrestre, além disso exigiu um elevado tempo na determinação das amostras de treinamento.

O classificador *Fuzzy* apresentou a menor qualidade de classificação e o maior dispêndio de estudo e tempo dos métodos analisados. Neste caso específico, como o ajuste dos pesos é vital para a classificação, seria interessante estudo futuro sobre o ajuste da matriz de pertinência.

Ao comparar todos os métodos verifica-se que, em termos de tempo, o classificador CLUSTER foi o mais rápido, seguido dos classificadores MAXVER e *Fuzzy*. Com relação à qualidade da classificação, o MAXVER mostrou-se superior aos demais em

ambas as datas, seguido pelos classificadores CLUSTER e *Fuzzy*. Em termos de comparação de médias, o classificador *Fuzzy* foi o que melhor se aproximou da área real, seguido pelos classificadores CLUSTER e MAXVER.

8 REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AGÊNCIA SEBRAE de notícias (ASN). Produção integrada chega à citricultura. 2004. Capturado em 18 out. 2004. [online]. Disponível em: <<http://asn.interjornal.com.br/site/noticia.kmf?noticia=23004&canal=199&total=57&indice=10>>. Acesso em: 18 dez. 2008.

AMARO, A. A.. Citricultura: um novo cenário. Disponível em: <<http://www.iea.sp.gov.br/>>. Acesso em: 21 ago. 2007.

ANTUNES, J. F. G., ZULLO JÚNIOR, J. Aplicação de lógica *fuzzy* para estimativa de área plantada da cultura de soja utilizando imagens AVHRR-NOAA. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 13, 2007, Florianópolis, **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2007. p. 35-42

ASSAD, E. D.; SANO, E. E.; MEIRELLES, M. L.; MOREIRA, L. Estruturação de dados geoambientais no contexto de microbacia hidrográfica. In: ASSAD, E. D.; SANO, E. E. **Sistemas de Informações Geográficas**. Aplicações na Agricultura. 2.ed. Brasília: Embrapa-SPI/ Embrapa, CPAC, 1998. p. 120.

ASSOCIAÇÃO Brasileira dos Exportadores de Citrus (ABECITRUS). Citricultura brasileira: Um exemplo de capacidade e eficiência. Disponível em:

<http://www.abecitrus.com.br/informativo/nota_citricultura_out05.html>. Acesso em: 18 dez. 2008.

BATISTELLA, M. et al. Satélites de Monitoramento. Campinas: Embrapa Monitoramento por Satélite, 2004. Disponível em: <<http://www.sat.cnpm.embrapa.br>>. Acesso em: 15 nov. 2008.

BERNARDES, T. **Caracterização do ambiente agrícola do Complexo Serra Negra por meio de Sensoriamento Remoto e Sistemas de Informação Geográfica**. Lavras : UFLA, 2006. 119 p.

BURROUGH, P. A. **Principles of geographical information systems for land resources assessment**. Oxford: Clarendon Press, 1986.

CÂMARA, G. **Modelos, linguagens e arquiteturas para bancos de dados geográficos**. [on line]. 1995. Tese (Doutorado em Computação Aplicada <http://www.dpi.inpe.br/teses/gilberto/>) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 1995. 264 f.

CÂMARA, G.; CASANOVA M.; HEMERLY, A.; MEDEIROS, C. B.; MAGALHÃES, G. Anatomia de sistemas de informação geográfica. Campinas: UNICAMP, Instituto de Computação, 1996. p.193.

CÂMARA, G.; MEDEIROS, J. S. **Geoprocessamento para projetos ambientais**. São José dos Campos - SP: INPE, 1996.

CAMPOS, M. A. A. **Padrão e dinâmica de floresta tropical, através de classificação orientada a objeto e da análise da paisagem com imagens LANDSAT**. Tese (Doutorado em Engenharia Florestal). Universidade Federal do Paraná. Curitiba. 2005, 122 f.

CARD, D.H. Using known map category marginal frequencies to improve estimates of thematic map accuracy. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v.48, n.3, p. 431-439, 1982.

CENTRO de Citricultura. Disponível em: <<http://www.centrodecitricultura.br>>. Acesso em: 18 dez. 2008.

CHUVIECO, E. **Fundamentos de teledeteccion espacial**. Madrid, Ediciones Realp, 1990. 551 p.

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

CONGALTON, R.G.; ODERWALD, R.G.; MEAD, R.G. Assessing Landsat classification accuracy using discrete multivariate statistical techniques. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v.49, n.12, p. 1671-1678, 1983.

COVRE, M. **Influencia de parâmetros culturais de citros sobre os dados TM/Landsat**. 1989. (INPE-4856-TDL/367). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São Jose dos Campos. 1989. 241 f.

DAINESE, R. C. **Sensoriamento remoto e geoprocessamento aplicado ao estudo temporal do uso da terra e na comparação entre classificação não supervisionada e análise visual**. 2001. Dissertação (Mestrado em Agronomia) – Faculdade de Ciências Agronômicas, Universidade Estadual Paulista, Botucatu, 2001. 186 f.

EASTMAN, J. R. **Idrisi for Windows. Manual do usuário**. Trad. HASENACK, H.; WEBER, E. Porto Alegre: UFRGS, Centro de Recursos Idrisi, Brasil, 1998.

EASTMAN, J.R. **Idrisi 15: The Andes Edition**. Worcester, MA: Clark University, 2006.

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

FOODY, G. M. A Fuzzy sets approach to the representation of vegetation continua from remotely sensed data: an example from lowland heath. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, Bethesda, v. 58, n. 2, p. 221-225, 1992.

FREITAS FILHO, M.R., MEDEIROS, J.S. Análise multitemporal da cobertura vegetal em parte da Chapada do Araripe- CE, utilizando técnicas de Sensoriamento Remoto e Geoprocessamento. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 7, 1993, São José dos Campos. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 1993. p.73-80.

GAMBA, C. T. C., LUCHIARI, A. Avaliação da exatidão de mapeamentos do uso e da cobertura da terra obtidos a partir de classificadores baseados na concepção *Fuzzy*. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 12, Goiânia, **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2005, p. 4073-4080.

GARCIA , G. J. **Sensoriamento remoto - princípios e interpretação de imagens**. São Paulo: Nobel, 1982. p. 357.

GONÇALVES, M. L. **Uma arquitetura neural modular para classificação de imagens multiespectrais de sensoriamento remoto**. 1997. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 1997. 112 f.

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

IDRISI Andes Edition 15.0. Disponível em: <<http://www.idrisi.com.br/andes/main.htm>>. Acesso em 10 dez. 2008.

INSTITUTO Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). Comentários. Disponível em: <<http://www.ibge.gov.br/home/estatistica/economia/pam/2007/comentario.pdf>>. Acesso em: 18 dez. 2008.

INSTITUTO de Pesquisas Tecnológicas do Estado de São Paulo (IPT): **Mapa Geológico do Estado de São Paulo**, São Paulo, Escala: 1000000. 1981.

INSTITUTO Nacional de Pesquisas Espaciais - Divisão de Geração de Imagens (DGI-INPE). Catálogo de imagens. Disponível em: <<http://www.dgi.inpe.br/>>. Acesso em: 15 nov. 2008.

KNIPLING, E.B. Physical and physiological basis for the reflectance of visible and nearinfrared radiation from vegetation. **Remote Sensing of Environment**, v.1, n.3, p. 155-159, 1970.

LILLESAND, T.; KIEFER, R.W. **Remote Sensing and Image Interpretation**. 3.ed. New York: John Wiley & Sons, 1994.

LUIZ, S., OLIVEIRA, C. G., OKIDA, R. Comparação entre diferentes métodos de correção geométrica em imagem RADARSAT-1 no Flona Tapajós. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 11, 2003. Belo Horizonte, **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2003. p. 325-332.

MATTOS JUNIOR, D. et al. Citros: principais informações e recomendações de cultivo. Boletim Técnico 200 (IAC), 2005. Disponível em: <<http://www.iac.sp.gov.br/Tecnologias/Citros/Citros.htm>>. Acesso em: 18 dez. 2008.

MOREIRA, M. A. **Fundamentos do sensoriamento remoto e metodologias de aplicação**. São José dos Campos: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), 2001. 250p.

NETTO, J. S. M. Comportamento Espectral do Solo. In: MENESES, P. R., NETTO, J. S. M. (org). **Sensoriamento remoto, reflectância dos alvos naturais**. Brasília – DF: Editora Universidade de Brasília - UNB, Embrapa Cerrados, 2001. p 127-154.

NOGUCHI, M. T. G. **Um sistema baseado em regras fuzzy para classificação supervisionada de imagens multiespectrais de alta resolução**. Dissertação (Mestrado em Informática), Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2004. 150 f.

NOVO, E. M. L. M. Comportamento Espectral da Água. In: MENESES, P. R., NETTO, J. S. M. (org) **Sensoriamento remoto, reflectância dos alvos naturais**. Brasília – DF: Editora Universidade de Brasília - UNB, Embrapa Cerrados, 2001. p. 203-222.

NOVO, E. M. L. M. **Sensoriamento Remoto - Princípios e Aplicações**. 2ª ed. São Paulo: Edgart Bluncher Ltda, 1988. 308p.

PONZONI, F. J. ALMEIDA, E. S. A estimativa do parâmetro kappa (k) da análise multivariada discreta no contexto de um SIG. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 8, 1996, Salvador. **Anais...** São José dos Campos : INPE, 1996. p. 729-733.

PONZONI, F. J. Comportamento Espectral da Vegetação. In: MENESES, P. R., NETTO, J. S. M. (org) **Sensoriamento remoto, reflectância dos alvos naturais**. Brasília – DF: Editora Universidade de Brasília - UNB, Embrapa Cerrados, 2001. p. 157-199.

RIZZI, R. **Geotecnologias em um sistema de estimativa da produção de soja: estudo de caso no Rio Grande do Sul**. Tese (Doutorado em Sensoriamento Remoto), Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2004. 212 f.

SANCHES, I. DEL´ARCO., GÜRTLER, S., FORMAGGIO, A. R. Discriminação de variedades de citros em imagens CCD CBERS-2. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 12, 2005, Goiânia. **Anais...** São José dos Campos : INPE, 2005. p. 277-284.

SHIMABUKURO, M. T. **Avaliação de classificadores espectrais de imagens Landsat-TM em áreas rurais densamente ocupadas**. 1996. Dissertação (Mestrado em Biologia Vegetal) – Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 1996. 193 f.

STEFFEN, C. A. Técnicas radiométricas com o SPECTRON SE-590. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 8, 1996, Salvador. **Anais...** São José dos Campos : INPE , 1996. p. 9-14.

TEIXEIRA, A.L.A., MORETTI, E. CHRISTOFOLETTI, A. **Introdução aos sistemas de informação geográfica**. Rio Claro, 1992. 80 p.

VENTURIERI, A.; SANTOS, J. R. Técnicas de classificação de imagens para análise de cobertura vegetal. In: ASSAD, E. D.; SANO, E. E. **Sistemas de informação geográfica: aplicações na agricultura**. 2 ed. Brasília. Embrapa-CPAC, 1998. cap. 2, p. 13-29.

VETTORAZZI, C. A. **Sensoriamento remoto orbital**. Piracicaba: Departamento de Engenharia Rural, ESALQ, USP, 1992. 134 p. (Didática, 2).

VIEIRA, S. **Estatística Experimental**. 2ª ed. São Paulo: Atlas, 1999. 185p.

VIEIRA, T.G.C., ALVES, H.M.R., LACERDA, M.P.C. Parâmetros culturais para avaliação do comportamento espectral da cultura do café (*Coffea arabica*) em Minas Gerais. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 11, 2005, Goiânia. **Anais...** São José dos Campos : INPE, 2005. p. 277-284.

WANG, F. Improving remote sensing image analysis through fuzzy information representation. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v.56, n.8, p.1163-1169, ago. 1990.

XAVIER, A. C. **Estimativa de propriedades biofísicas de plantações de eucaliptos a partir de dados LANDSAT-TM**. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto), Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 1998. 116 f.