



MINISTÉRIO DA CIÊNCIA E TECNOLOGIA

**INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS**

**INPE-5608-TDI/554**

**ESTUDO DA COMPLEMENTARIDADE DE IMAGENS  
ÓTICAS (LANDSAT/TM) E DE RADAR (ERS-1/SAR)  
NA DISCRIMINAÇÃO TEMÁTICA DE USO DA TERRA**

Tatiana Mora Kuplich

Dissertação de Mestrado em Sensoriamento Remoto, orientada pelos Drs. João Vianei Soares e Corina da Costa Freitas Yanasse, aprovada em junho de 1994

528.711.7

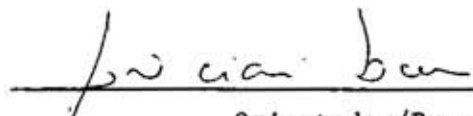
KUPLICH, T. M.

Estudo da complementaridade de imagens óticas (Landsat/TM) e de radar (ERS-1/SAR) na discriminação temática de uso da terra / Tatiana Mora Kuplich. -- São José dos Campos : INPE, 1994. 125p. -- (INPE-5608-TDI/554)

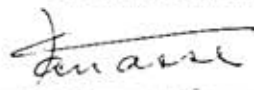
1. Imagens óticas. 2. Landsat/TM. 3. Imagens de radar. 4. ERS-1/SAR. 5. Sensoriamento remoto. I. Título.

Aprovada pela Banca Examinadora  
em cumprimento a requisito exigido  
para a obtenção do Título de Mestre  
em Sensoriamento Remoto

Dr. João Vianeí Soares

  
Orientador/Presidente

Dra. Corina da Costa Freitas Yanasse

  
Orientadora

Dr. Mario Valerio Filho

  
Membro da Banca

Dr. Fernando Pellon de Miranda

  
Membro da Banca  
- Convidado -

Candidata: Tatiana Mora Kuplich

São José dos Campos, 30 de junho de 1994



**“J’ai finis par trouver sacré le désordre de mon sprit.”**

**Arthur Rimbaud**



Dedico este trabalho a minha mãe Letty  
e a minha avó Alzira,  
tão longe, tão perto...





## **AGRADECIMENTOS**

Meu muitíssimo obrigada para : Vianeí, Corina, Ronald, Sidnei, Gaia, Mura, Jaburú, Alejandro, CAPES, Arno Mora e família de Nova Iorque do Sul (Porto Alegre, obviamente), pessoal do LTID, Quim, Ulf, André H., Helena, Marquinhos, Flávio, Tardin, Moreira, Madalena, Tereza, Lúbia, Rato, Martini, Mário Valério, Demísio, Etel, W. Wenders, Formaggio, IBM, João Roberto, Virgínia, Nico, Marcelo, Mário, Zé Antônio, Forestier, Osvaldo, Juan, Fernando Y., Prefeitura de Campinas, Léo, pessoal da APG, Terezinha, Marquinho, Mônica, Álvaro, Jorge e George (UNICAMP), João Pedro, IAC, NMA, Darcton, Setzer, Nicolau, Lucas, Halina, Marisa, Bezerra e pessoal de Cachoeira Paulista, Diana, Rosângela (UNIVAP), Lou Reed e Dejanira, Carraro, Betinho e Dirce (UFRGS).

Sem estes amigos (e mais os esquecidos), que ajudaram muito, pouco ou só serviram de fonte de inspiração e risadas, nada do que vem nas próximas páginas teria se tornado realidade.



## RESUMO

Este trabalho apresenta os resultados de uma análise comparativa entre produtos de dois sensores de natureza distinta para discriminação de alvos: imagens SAR do satélite ERS-1 e imagens TM do satélite LANDSAT-5. O objetivo é testar a complementaridade entre os dois produtos em um tipo de formato (componentes principais) que realce esta combinação. A área teste é de 361km<sup>2</sup> e localiza-se na porção noroeste do município de Campinas, SP. Esta área apresenta diferentes classes de uso da terra, compreendendo alvos urbanos, agrícolas e florestais. Foi realizado o registro entre as diferentes imagens e aplicada a transformação por componentes principais. As componentes principais TM, SAR, SAR filtradas, TM registrada com SAR e TM registrada com SAR filtrada, foram classificadas por Máxima Verossimilhança. Também foram realizados testes para verificação do ajuste dos dados a uma série de distribuições, obtendo-se assim, além dos resultados dos ajustes, algumas estatísticas descritivas das imagens. Os resultados, confirmados através de estatística Kappa, apontam uma significativa melhora na classificação quando são utilizadas componentes principais do registro das bandas TM e SAR filtradas, para as classes de área urbana, pastagem e reflorestamento. A complementaridade entre os produtos foi assim observada, principalmente para os alvos urbanos, onde a resposta do radar evidencia a presença de áreas construídas através do fenômeno conhecido como reflexões de canto ou *corner reflections*. É ressaltada a importância da filtragem dos dados de radar para a redução do *speckle* e melhor aproveitamento de suas potencialidades em classificação por Máxima Verossimilhança.



**OPTICAL (LANDSAT/TM) AND RADAR (ERS-1/SAR)**  
**IMAGERY SINERGISM STUDIES APPLIED TO**  
**LAND USE DISCRIMINATION**

**ABSTRACT**

This work presents the results of a comparative analysis between products of two kinds of sensors, used for target discrimination: SAR images of ERS-1 satellite and TM images of LANDSAT-5 satellite. The test area has 361km<sup>2</sup> and is located in the northwest of Campinas city, São Paulo state, Brazil. This area has several classes of land use, including urban, agricultural and forestal targets. The different images were registered, the SAR images were filtered with an average filter and the Principal Components Transformation was applied. All the Principal Components (from SAR filtered, SAR, TM and coregistered TM+SAR and TM+SAR filtered images) were classified by Maximum Likelihood. Tests of goodness of fit were also made to assess the adequacy of Maximum Likelihood technique and the statistical properties of the images. The results, confirmed by Kappa statistics, shown a significative improvement of the classification when the Principal Components of coregistered filtered SAR + TM images were used, for urban, pasture and forest classes. The complementarity between SAR and TM images was observed, mainly on the strong radar returns coming from urban areas and produced by corner reflections. It is emphasized that, for this kind of analysis, is very important to filter SAR images in order to reduce the speckle noise.



# SUMÁRIO

|                                                                               | Pág.  |
|-------------------------------------------------------------------------------|-------|
| <b>LISTA DE FIGURAS</b> .....                                                 | xix   |
| <b>LISTA DE TABELAS</b> .....                                                 | xxi   |
| <b>LISTA DE SÍMBOLOS</b> .....                                                | xxiii |
| <b>CAPÍTULO 1 INTRODUÇÃO</b> .....                                            | 1     |
| <b>CAPÍTULO 2 ALGUNS ASPECTOS DE SENSORIAMENTO REMOTO POR RADAR</b> .....     | 5     |
| 2.1 Definições e parâmetros dos sistemas . . . . .                            | 5     |
| 2.1.1 SLAR (Side Looking Airborne Radar) . . . . .                            | 5     |
| 2.1.2 SAR (Synthetic Aperture Radar) . . . . .                                | 7     |
| 2.1.3 Comprimento de onda e frequência . . . . .                              | 10    |
| 2.1.4 Polarização . . . . .                                                   | 12    |
| 2.1.5 Ângulo de incidência . . . . .                                          | 14    |
| 2.1.6 O satélite ERS-1 . . . . .                                              | 14    |
| 2.2 Parâmetros dos alvos . . . . .                                            | 17    |
| 2.2.1 Seção transversal do radar e coeficiente de retroespalhamento . . . . . | 17    |
| 2.2.2 Rugosidade da superfície . . . . .                                      | 19    |
| 2.2.3 Permittividade . . . . .                                                | 21    |

|                                                                                                                     |                                                      |           |
|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|------------------------------------------------------|-----------|
| 2.3                                                                                                                 | Características das imagens de radar . . . . .       | 21        |
| 2.3.1                                                                                                               | Layover . . . . .                                    | 22        |
| 2.3.2                                                                                                               | Foreshortening(Encurtamento) . . . . .               | 23        |
| 2.3.3                                                                                                               | Sombreamento . . . . .                               | 23        |
| 2.3.4                                                                                                               | Speckle . . . . .                                    | 23        |
| 2.4                                                                                                                 | Comportamento de alvos em relação ao radar . . . . . | 26        |
| 2.4.1                                                                                                               | Solos . . . . .                                      | 26        |
| 2.4.2                                                                                                               | Vegetação . . . . .                                  | 27        |
| 2.4.3                                                                                                               | Áreas urbanas . . . . .                              | 32        |
| <br><b>CAPÍTULO 3 ALGUNS ASPECTOS DE SENSORIAMENTO REMOTO POR SISTEMAS ÓTICOS . . . . .</b>                         |                                                      | <b>33</b> |
| <br><b>CAPÍTULO 4 APLICAÇÕES DE IMAGENS E TÉCNICAS DE SENSORIAMENTO REMOTO EM ESTUDOS DE USO DA TERRA . . . . .</b> |                                                      | <b>37</b> |
| <br><b>CAPÍTULO 5 MATERIAIS . . . . .</b>                                                                           |                                                      | <b>43</b> |
| 5.1                                                                                                                 | Área de estudo . . . . .                             | 43        |
| 5.2                                                                                                                 | Produtos utilizados . . . . .                        | 44        |
| 5.3                                                                                                                 | Trabalho de campo . . . . .                          | 46        |
| 5.4                                                                                                                 | Sistemas utilizados . . . . .                        | 46        |
| <br><b>CAPÍTULO 6 METODOLOGIA . . . . .</b>                                                                         |                                                      | <b>49</b> |



|                                                      |                                              |            |
|------------------------------------------------------|----------------------------------------------|------------|
| 6.1                                                  | Interpretação visual . . . . .               | 49         |
| 6.2                                                  | Interpretação digital . . . . .              | 51         |
| 6.2.1                                                | Registro de imagens . . . . .                | 51         |
| 6.2.2                                                | Filtragem digital . . . . .                  | 53         |
| 6.2.3                                                | Análise por Componentes Principais . . . . . | 54         |
| 6.2.4                                                | Análise estatística dos dados . . . . .      | 56         |
| 6.2.5                                                | Classificação digital . . . . .              | 58         |
| <b>CAPÍTULO 7 RESULTADOS E DISCUSSÃO . . . . .</b>   |                                              | <b>63</b>  |
| 7.1                                                  | Interpretação visual . . . . .               | 63         |
| 7.2                                                  | Registro de imagens . . . . .                | 63         |
| 7.3                                                  | Análise por Componentes Principais . . . . . | 66         |
| 7.4                                                  | Análise estatística das imagens . . . . .    | 76         |
| 7.5                                                  | Classificação digital . . . . .              | 81         |
| <b>CAPÍTULO 8 CONCLUSÕES . . . . .</b>               |                                              | <b>93</b>  |
| <b>CAPÍTULO 9 CONSIDERAÇÕES FINAIS . . . . .</b>     |                                              | <b>95</b>  |
| <b>APÊNDICE A ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS . . . . .</b> |                                              | <b>105</b> |



## LISTA DE FIGURAS

|      |                                                                                 | Pág. |
|------|---------------------------------------------------------------------------------|------|
| 2.1  | Geometria de aquisição de um SLAR . . . . .                                     | 7    |
| 2.2  | Efeito da abertura sintética na aquisição de dados SAR . . . . .                | 8    |
| 2.3  | Retroespalhamento nas bandas X, C e L. . . . .                                  | 11   |
| 2.4  | Representação das diferentes polarizações junto ao plano de incidência. . . . . | 13   |
| 2.5  | Ângulo de incidência . . . . .                                                  | 14   |
| 2.6  | Satélite ERS-1 . . . . .                                                        | 16   |
| 2.7  | Padrões de espalhamento superficial e volumétrico. . . . .                      | 18   |
| 2.8  | Espalhamento a partir de diferentes superfícies . . . . .                       | 20   |
| 2.9  | Efeitos do relevo do terreno nas imagens de radar . . . . .                     | 22   |
| 2.10 | Projeções de um vetor sobre eixos coordenados. . . . .                          | 24   |
| 2.11 | Componentes do $\sigma^0$ proveniente de dossel vegetal . . . . .               | 28   |
| 2.12 | Profundidades de penetração das microondas num dossel de milho . . . . .        | 30   |
| 3.1  | Curvas de comportamento espectral de alvos . . . . .                            | 35   |
| 5.1  | Localização da área de estudo . . . . .                                         | 47   |
| 6.1  | Transformação por componentes principais. . . . .                               | 55   |
| 7.1  | Cópia da imagem TM e sua interpretação. . . . .                                 | 65   |

|      |                                                                     |    |
|------|---------------------------------------------------------------------|----|
| 7.2  | Componentes Principais TM em composição colorida. . . . .           | 68 |
| 7.3  | CPs SAR e TMSAR em composição colorida. . . . .                     | 71 |
| 7.4  | CPs TMSAR em composição colorida. . . . .                           | 72 |
| 7.5  | CPs TMSARF em composição colorida. . . . .                          | 74 |
| 7.6  | CPs TMSARF em composição colorida. . . . .                          | 75 |
| 7.7  | Níveis de Cinza médios das oito classes nas primeiras CPs . . . . . | 79 |
| 7.8  | Níveis de Cinza médios das oito classes nas segundas CPs . . . . .  | 80 |
| 7.9  | CPs TM classificados. . . . .                                       | 82 |
| 7.10 | CPs SAR classificados. . . . .                                      | 84 |
| 7.11 | CPs SARF classificados. . . . .                                     | 85 |
| 7.12 | CPs TMSAR classificados. . . . .                                    | 86 |
| 7.13 | CPs TMSARF classificados. . . . .                                   | 88 |

## LISTA DE TABELAS

|      |                                                                       | Pág. |
|------|-----------------------------------------------------------------------|------|
| 2.1  | Características dos SAR orbitais. . . . .                             | 10   |
| 2.2  | Bandas mais utilizadas nos sistemas sensores de radar. . . . .        | 11   |
| 3.1  | Características de sensores óticos orbitais . . . . .                 | 34   |
| 7.1  | Número de pontos de controle e precisão dos registros . . . . .       | 63   |
| 7.2  | Matriz de covariância (TM) . . . . .                                  | 66   |
| 7.3  | Matriz de correlação TM . . . . .                                     | 67   |
| 7.4  | Contribuição das bandas TM nas CPs . . . . .                          | 67   |
| 7.5  | Média, variância e correlação das bandas SAR . . . . .                | 69   |
| 7.6  | Peso das bandas SAR nas CPs. . . . .                                  | 70   |
| 7.7  | Matriz de correlação das bandas SAR e TM. . . . .                     | 72   |
| 7.8  | Peso das bandas SAR e TM. . . . .                                     | 73   |
| 7.9  | Matriz de correlação das bandas SAR filtradas e TM. . . . .           | 73   |
| 7.10 | Peso das bandas SAR e TM. . . . .                                     | 74   |
| 7.11 | Frequência percentual de classes ajustadas à distribuição Normal. . . | 76   |
| 7.12 | Matriz de classificação (TM) . . . . .                                | 82   |
| 7.13 | Matriz de Classificação (SAR) . . . . .                               | 83   |

|      |                                                            |     |
|------|------------------------------------------------------------|-----|
| 7.14 | Matriz de classificação (SARF) . . . . .                   | 84  |
| 7.15 | Matriz de classificação (TMSAR) . . . . .                  | 87  |
| 7.16 | Matriz de classificação (TMSARF) . . . . .                 | 87  |
| 7.17 | Precisão de classificação geral. . . . .                   | 89  |
| 7.18 | Valores de $z$ . . . . .                                   | 90  |
| A.1  | Estatística descritiva da classe água . . . . .            | 105 |
| A.2  | Estatística descritiva da classe cana de açúcar . . . . .  | 105 |
| A.3  | Estatística descritiva da classe mata . . . . .            | 106 |
| A.4  | Estatística descritiva da classe pastagem . . . . .        | 106 |
| A.5  | Estatística descritiva da classe reflorestamento . . . . . | 107 |
| A.6  | Estatística descritiva da classe soja . . . . .            | 107 |
| A.7  | Estatística descritiva da classe solo nu . . . . .         | 108 |
| A.8  | Estatística descritiva da classe área urbana . . . . .     | 108 |

## LISTA DE SÍMBOLOS

- $\sigma$  – seção transversal do radar.
- $\sigma^0$  – coeficiente de retroespalhamento da seção transversal do radar por unidade de área de um alvo.
- $E$  – vetor campo elétrico.
- $\beta_h$  – largura horizontal do feixe de radar.
- $R$  – distância radar–alvo na linha de visada.
- $\lambda$  – comprimento de onda.
- $\ell$  – comprimento horizontal da antena de radar.
- $r_a$  – resolução em azimuth.
- $h$  – altura do sensor.
- $\theta$  – ângulo de incidência.
- $r_t$  – resolução transversal.
- $c$  – velocidade da luz.
- $\tau$  – duração do pulso.
- $L$  – comprimento no solo do feixe emitido pela antena.
- $B$  – largura da banda utilizada no pulso de radar.
- $f$  – frequência.
- $PD_s$  – densidade de potência espalhada.
- $PD_i$  – densidade de potência incidente.

- $\gamma$  – coeficiente de retroespalhamento da seção transversal do radar por unidade de área projetada de um alvo.
- $A_i$  – área iluminada pelo feixe de radar.
- $\phi$  – fase do eco de radar.
- $A$  – amplitude do eco de radar.
- $I$  – intensidade do eco de radar.
- $r$  e  $s$  – componentes real e imaginário de um número complexo.
- $\epsilon^*$  – permitividade.
- $\epsilon'$  – constante dielétrica.
- $\epsilon''$  – fator de perda ou a quantidade de energia armazenada sob a forma de calor.
- $\sigma_{vv}^0$  coeficiente de retroespalhamento em polarização vertical.
- $\sigma_{hh}^0$  coeficiente de retroespalhamento em polarização horizontal.
- $\sigma_{vh}^0$  coeficiente de retroespalhamento de sinal enviado em polarização vertical e recebido em polarização horizontal.
- $\sigma_{hv}^0$  coeficiente de retroespalhamento de sinal enviado em polarização horizontal e recebido em polarização vertical.
- $\sigma_d^0$  – coeficiente de retroespalhamento de um dossel agrícola.
- $\sigma_{sv}^0$  – retroespalhamento proveniente das interações solo-vegetação.
- $\sigma_s^0$  – retroespalhamento proveniente do solo.
- $T$  – fator de perda ou atenuação do sinal pelo dossel vegetal.
- $\sigma_v^0$  – retroespalhamento difuso proveniente do volume de vegetação.
- $r^2$  – coeficiente de correlação.



- $\mu\text{m}$  – micrometros.
- $N$  – tamanho da amostra.
- $\bar{x}$  – média amostral.
- $s$  – desvio padrão amostral.
- $\mu$  – média populacional.
- $P$  – probabilidade.
- $\hat{k}$  – coeficiente Kappa.
- $\hat{\sigma}^2$  – variância de Kappa.



## CAPÍTULO 1

### INTRODUÇÃO

Os sensores óticos usualmente empregados na geração de imagens da superfície terrestre, apesar de amplamente conhecidos e utilizados, estão sujeitos às condições atmosféricas. A presença de nuvens e chuva pode limitar suas aplicações, principalmente quando se trata do monitoramento espacial e temporal de algum recurso específico. Desde os anos setenta, os sistemas ativos operando em microondas (radares) têm sido usados como ferramentas importantes no mapeamento dos recursos naturais, principalmente em regiões tropicais, sujeitas a grandes variações atmosféricas diárias e sazonais. Ainda assim, o conhecimento e emprego deste tipo de sensor foi relativamente limitado até os anos noventa, que marcam a entrada definitiva dos radares como sistemas operacionais. Atualmente também observa-se a intensificação de publicações sobre as aplicações destes sensores na literatura científica. Este avanço se deve em grande parte ao lançamento de radares orbitais e aéreos, que operam com diferentes configurações, abrindo-se a possibilidade de uma melhor compreensão dos fatores que governam a resposta dos alvos em relação ao radar.

O termo RADAR, que é um acrônimo das palavras "Radio Detection and Ranging", explica em parte os objetivos deste sensor: detectar objetos e medir distâncias, originalmente em aplicações militares. Este tipo de sensor é chamado ativo por emitir e captar a radiação eletromagnética refletida, sempre na faixa de microondas (de 0.3 a 300 GHz). O fato de possuir sua própria fonte de iluminação (a antena), torna o radar independente da luz solar. Outra importante característica deste tipo de sistema é a penetração das microondas, dependendo do comprimento de onda utilizado, em nuvens e chuva. O sinal emitido pode, sob certas condições, penetrar em dosséis vegetais e no solo, tornando este sensor uma ferramenta auxiliar para estudos da superfície terrestre.

Os sensores óticos, como o TM (Thematic Mapper), a bordo do satélite Landsat-5, captam a energia solar refletida ou a emitida pelos objetos na superfície terrestre, e por não possuírem uma fonte própria para iluminar os alvos, são chamados de sensores passivos. A série Landsat, iniciada em 1972 com o satélite ERTS-1 (depois rebatizado Landsat-1) possui sensores sensíveis ao fluxo radiante nas faixas do visível e do infravermelho.

A complementaridade de sistemas passivos e ativos está associada à própria natureza das interações entre energia e matéria. Ambos captam a energia incidente no sensor, mas o nível de interação energética envolve processos de caráter macroscópico ou microscópico. As microondas são capazes de discriminar feições macroscópicas, como forma, estrutura, orientação e as propriedades dielétricas dos alvos, estando estas últimas associadas ao conteúdo hídrico do objeto sensorado. A energia eletromagnética em comprimentos de onda menores, como os da faixa do visível, interage com a matéria em nível microscópico, através de processos atômicos e moleculares que resultam na absorção, transmissão ou reflexão desta energia radiante. Diferentes sensibilidades produzem resultados totalmente diversos, mas característicos do comportamento dos objetos àquela faixa do espectro eletromagnético, nas condições e parâmetros impostos pelo sensor e pela atmosfera.

Desde julho de 1991, encontra-se em órbita o satélite ERS-1 (European Remote Sensing Satellite), que possui a bordo um radar de abertura sintética (SAR) configurado para a geração de imagens na banda C (5.3 GHz). Conforme ESA (1989), o SAR do satélite ERS-1 é um instrumento de variadas aplicações podendo suas imagens ser empregadas para as áreas de geologia, oceanografia, geografia, etc. Através de um acordo com a ESA (Agência Espacial Européia), o INPE vem recebendo imagens SAR/ERS-1.

O objetivo principal desta dissertação é analisar a complementaridade de imagens de radar (ERS-1/SAR) e imagens óticas (Landsat/TM) na discriminação de alvos na superfície terrestre. A abordagem utilizada é a da determinação do uso da terra na área teste, analisando-se a contribuição da adição da imagem SAR na discriminação realizada através das imagens do sensor TM.

A área teste escolhida foi a região de Campinas, SP. Como vantagens para a escolha desta área pode-se colocar a presença de uma grande variedade de classes de uso da terra, assim como a facilidade de acesso a dados, como mapeamentos previamente realizados e de visitas ao campo.

No capítulo 2 serão descritas algumas características dos sistemas de radar, definindo-se alguns parâmetros dos sistemas e dos alvos. No capítulo seguinte, a orientação é semelhante, porém, a temática é centrada nos sensores óticos e seus produtos. No quarto Capítulo, apresenta-se uma revisão da literatura que trata das aplicações dos produtos de radar e sensores óticos em estudos de uso da terra.

A partir do Capítulo 5, a área teste e os produtos utilizados para sua análise são apresentados. No Capítulo 6 descrevem-se os métodos empregados para a análise da potencialidade dos dados ERS-1 na discriminação de classes de uso da terra. Os resultados obtidos são demonstrados no Capítulo 7, incluindo-se, quando possível, discussões comparativas e inferências sobre a natureza dos valores encontrados.

Por fim, as conclusões são apresentadas, considerando-se a adequabilidade das técnicas e, igualmente, as limitações observadas. Algumas sugestões são colocadas, na tentativa de facilitar a reprodução ou o ajuste da metodologia aqui proposta.



## **CAPÍTULO 2**

### **ALGUNS ASPECTOS DE SENSORIAMENTO REMOTO POR RADAR**

#### **2.1 Definições e parâmetros dos sistemas**

O radar é um sistema sensor ativo, ou seja, possui sua própria fonte de iluminação, emitindo e recebendo a radiação eletromagnética. A energia desloca-se com a velocidade da luz, sendo possível a transmissão de diversos pulsos por segundo. Estes pulsos atingem um alvo na superfície terrestre e podem ser absorvidos, transmitidos ou refletidos de volta ao sensor. Na antena receptora, a intensidade do sinal e o lapso de tempo entre sua transmissão e recepção são registrados, possibilitando, entre outros, a determinação da distância alvo-radar e a geração de imagens.

Os radares imageadores de interesse para o sensoriamento remoto diferenciam-se em função da antena utilizada e do hardware presente no sistema. As dimensões da antena determinam a largura do feixe transmitido e, conseqüentemente, a resolução espacial na direção paralela à direção de vôo (resolução azimutal). Os radares imageadores podem ser de dois tipos: SLAR e SAR.

##### **2.1.1 SLAR (Side Looking Airborne Radar)**

São radares que trabalham com as dimensões efetivas da antena, emitindo energia na direção lateral à linha de vôo da plataforma que o suporta. Existe uma limitação na resolução em azimuth, devido às dimensões da antena, que não permite a emissão de grandes feixes de microondas. Este tipo de radar é sempre aerotransportado.

A resolução espacial de um sistema pode ser definida como a distância mínima entre dois pontos para que estes sejam registrados separadamente.

A resolução espacial e o tamanho do pixel para o SLAR são definidos baseados na largura do feixe transmitido. A Figura 2.1 mostra a geometria de aquisição de um radar do tipo SLAR. A largura horizontal do feixe ( $\beta_h$ ) é dada por:  $\beta_h = \lambda/\ell$ , onde  $\lambda$  é o comprimento de onda e  $\ell$  o comprimento horizontal da antena (Ulaby et al, 1981).

Os objetos serão separáveis entre si se a distância entre eles for igual ou ligeiramente superior a largura do feixe. A resolução em azimute (ou *along track*), ao longo da linha de visada,  $r_a$ , é definida por:

$$r_a = \beta_h R, \quad (2.1)$$

onde  $R$  é a distância na linha de visada.

Como  $R$  é aproximadamente igual a  $h/\cos\theta$ , onde  $h$  é a altura do sensor e  $\theta$  é o ângulo de incidência, a equação 2.1 pode ser reescrita como:

$$r_a = \frac{\lambda h}{\ell \cos\theta} \quad (2.2)$$

$R$  é variável nas diferentes partes da imagem, portanto  $r_a$  também varia.

A resolução transversal (*cross-track*), ou  $r_t$ , determina o tamanho do pixel a partir de:

$$r_t = \frac{c\tau}{2\sin\theta}, \quad (2.3)$$

onde  $\tau$  é a duração do pulso e  $c$ , a velocidade da luz.  $r_t$  é a projeção no solo da resolução na linha de visada ( $c\tau/2$ )(Ulaby et al., 1981).

Uma menor duração de pulso determinará uma melhor resolução transversal, fator muitas vezes limitado pela grande potência exigida. A resolução transversal independe da distância entre o alvo e o sensor, para um dado ângulo de incidência, mas mudará ao longo da fatia imageada em função deste ângulo (FAO, 1991).



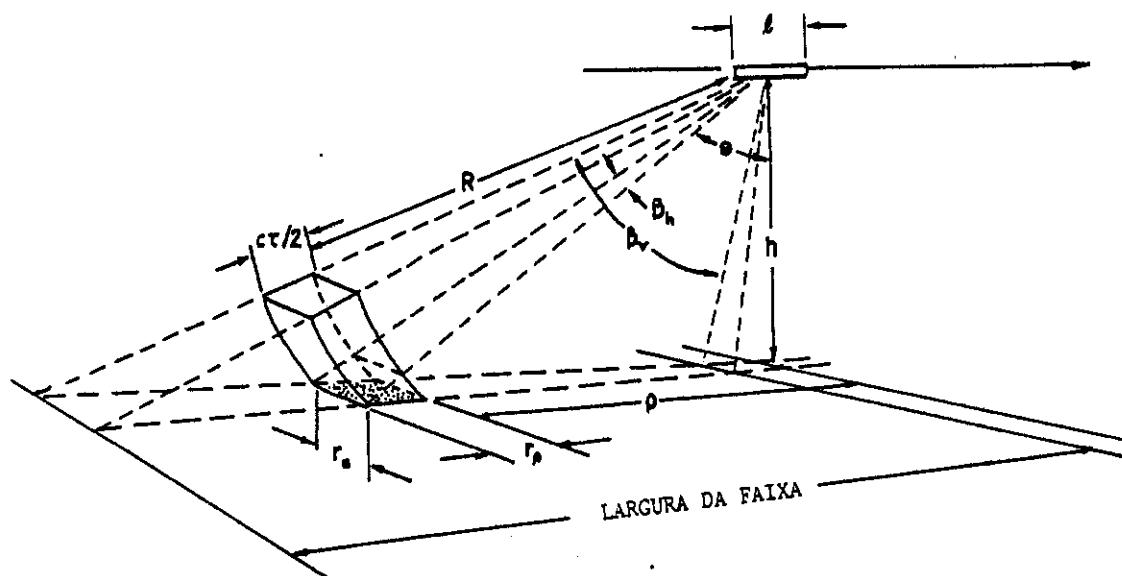


Fig. 2.1 - Geometria de aquisição de um SLAR.

FONTE: Ulaby et al. (1981), p. 46.

### 2.1.2 SAR (Synthetic Aperture Radar)

Para obtenção de uma melhor resolução azimutal em relação à obtida com o SLAR, seria necessário aumentar o comprimento da antena ou diminuir a altura de voo, de acordo com a equação 2.3. Para um SLAR orbital, supondo-se a utilização de um comprimento de onda de 3 cm, uma altura de 800 km, uma antena de 10 metros e um ângulo de incidência de  $20^\circ$ ,  $r_s$  seria de 2,5 km, o que torna este tipo de radar inviável para certos tipos de aplicações (Elachi, 1988).

No SAR, o movimento da aeronave ou plataforma orbital é usado para simular uma antena muito maior que seu tamanho real (antena sintética). Os dados são adquiridos ao longo da linha de voo com redundância de informações sobre um ponto. Isto permite que após o processamento, que consiste basicamente na compressão de pulsos, obtenha-se uma resolução azimutal semelhante à conseguida com uma antena de longo tamanho físico. Uma diferença básica entre um SLAR e

um SAR, segundo FAO (1991), é que no primeiro um alvo é iluminado apenas uma vez, ou seja, um pulso é emitido, refletido e recebido. No caso de um SAR, o alvo é iluminado por uma série de pulsos, gerando numerosos ecos. A Figura 2.2 ilustra o efeito da abertura sintética na obtenção de uma melhor resolução em comparação ao SLAR.

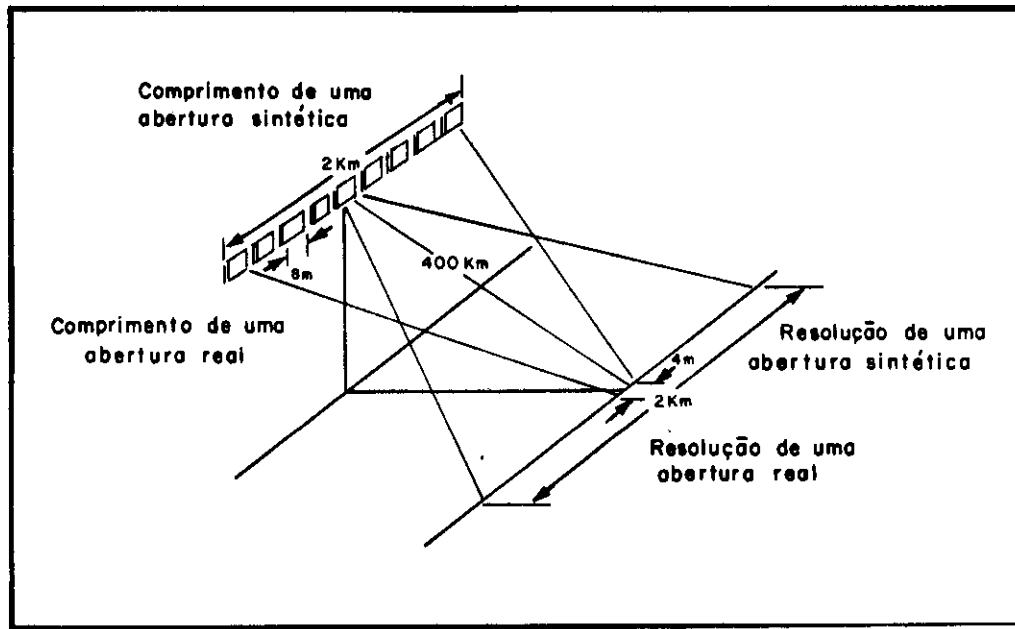


Fig. 2.2 - Efeito da abertura sintética na aquisição de dados SAR.

FONTE: Adaptada de Ulaby et al. (1981), p. 48.

Elachi (1988) define a resolução azimutal no SAR baseado na teoria da antena sintética, que será mostrada a seguir. Outra maneira de definir esta resolução (também utilizada por este autor), baseia-se nas diferentes frequências Doppler provenientes de um alvo iluminado a partir de diferentes pontos da trajetória do radar.

O comprimento no solo do feixe emitido pela antena ( $L$ ), na direção paralela à linha de vôo é definido por:

$$L = \frac{2\lambda h}{\ell}, \quad (2.4)$$

onde  $\ell$  é o comprimento da antena.

Graças ao deslocamento do sensor, numerosos ecos são registrados. Um oscilador à bordo é usado como referência e, desta forma, os dados são registrados coerentemente, ou seja, suas amplitudes e fases são gravadas em função do tempo. Estes ecos são então combinados num processador, sintetizando um arranjo linear. O comprimento máximo do arranjo é igual a  $L$  e a largura horizontal do feixe emitido ( $\beta_h$ ) será:

$$\beta_h = \frac{\lambda}{L} = \frac{\ell}{2h}. \quad (2.5)$$

A resolução azimutal será dada por:

$$r_a = h\beta_h = \frac{h\ell}{2h} = \frac{\ell}{2}. \quad (2.6)$$

Esta é a melhor resolução possível com uma antena sintética, e sendo independente da distância entre sensor e alvo, é tanto melhor quanto menor for a antena. Apesar disto, considera-se um tamanho mínimo de antena, imposto pela frequência de repetição de pulsos necessária para evitar ambiguidades no recebimento do sinal e para que se obtenha uma boa amostragem das frequências Doppler provenientes da superfície terrestre. A altura do sensor também é restrita, devido às limitações existentes na potência exigida para a transmissão do eco detectável.

Depois do Seasat, o primeiro radar SAR orbital (1978), a bordo dos ônibus espaciais Columbia (1981) e Challenger (1984) foram testados radares SAR nas missões SIR-A e SIR-B, respectivamente. Atualmente encontram-se em órbita os satélites ERS-1 e J-ERS-1 (Japanese Earth Resources Satellite), ambos transportando radares de abertura sintética. A Tabela 2.1 lista os radares SAR orbitais passados, atuais e previstos, onde LAN. representa o ano de lançamento, DUR. a duração da missão, ALT., a altitude, POL., a polarização,  $\theta$  o ângulo de incidência e RESOL. a resolução. As faixas de comprimentos de onda e frequências, assim como as diferentes polarizações, serão vistas mais tarde neste capítulo.

Para a resolução transversal ( $r_t$ ), a equação 2.4 aplica-se, sendo escrita como:

$$r_t = \frac{c}{2B\sin\theta}, \quad (2.7)$$

onde  $B$  é a largura da banda utilizada no pulso de frequência modulada (FM).

O pulso de frequência modulada (*chirped pulse*) permite a obtenção de um  $B$  suficientemente grande sem ter a necessidade de uma alta potência de pico para a transmissão.

TABELA 2.1 - CARACTERÍSTICAS DOS SAR ORBITAIS

| MISSÃO   | LAN. | DUR.    | ALT.   | POL.              | $\theta$ | RESOL.  | BANDA    |
|----------|------|---------|--------|-------------------|----------|---------|----------|
| SEASAT-A | 78   | 3 meses | 794 km | HH                | 23°      | 25 m    | L        |
| SIR-A    | 81   | 5 dias  | 252 km | HH                | 40°      | 40 m    | L        |
| SIR-B    | 84   | 8 dias  | 250 km | HH                | 20°-50°  | 20-50 m | L        |
| ERS-1    | 91   | 3 anos  | 785 km | VV                | 23°      | 25 m    | C        |
| J-ERS-1  | 92   | 3 anos  | 570 km | HH                | 33°      | 25 m    | L        |
| SIR-C    | 94   | 11 dias | 225 km | HH,VV,HV,VH<br>VV | 17°-63°  | 30 m    | L,C<br>X |
| RADARSAT | 95   | —       | 792 km | HH                | 20-50°   | —       | C        |

### 2.1.3 Comprimento de onda e frequência

O espectro eletromagnético situa a radiação eletromagnética de acordo com seu comprimento de onda ( $\lambda$ ) e sua frequência ( $f$ ), desde os raios cósmicos até as ondas de rádio. As microondas situam-se entre o infravermelho e as ondas de rádio, na região das frequências de 0.3 a 300 GHz e dos comprimentos de onda de 1 m a 1 mm. O comprimento de onda ou a frequência utilizada definem as bandas do sensor. A Tabela 2.2 mostra as regiões de bandas mais utilizadas para sistemas de radar.

Como o radar depende de sua própria fonte de energia, a escolha da banda a ser utilizada está em estreita relação com a potência disponível no sistema. As altas frequências exigem grande potência para transmissão, o que pode limitar, por exemplo, o emprego da banda X para radares orbitais.

O espalhamento pelos alvos terrestres é fortemente dependente da banda empregada. A Figura 2.3 ilustra a interação de três bandas com alvos

distintos.

TABELA 2.2 - BANDAS MAIS UTILIZADAS EM RADARES

| BANDA | f (GHz)       | $\lambda$ (cm) |
|-------|---------------|----------------|
| L     | 0.39 — 1.55   | 76.90 — 19.40  |
| S     | 1.55 — 3.90   | 19.40 — 7.69   |
| C     | 3.90 — 5.75   | 7.69 — 5.21    |
| X     | 5.75 — 10.90  | 5.21 — 2.75    |
| Ku    | 10.90 — 18.00 | 2.75 — 1.67    |
| K     | 18.00 — 26.50 | 1.67 — 1.13    |
| Ka    | 26.50 — 36.60 | 1.13 — 0.83    |

FONTE: Adaptada de Trevett (1986), p. 17.

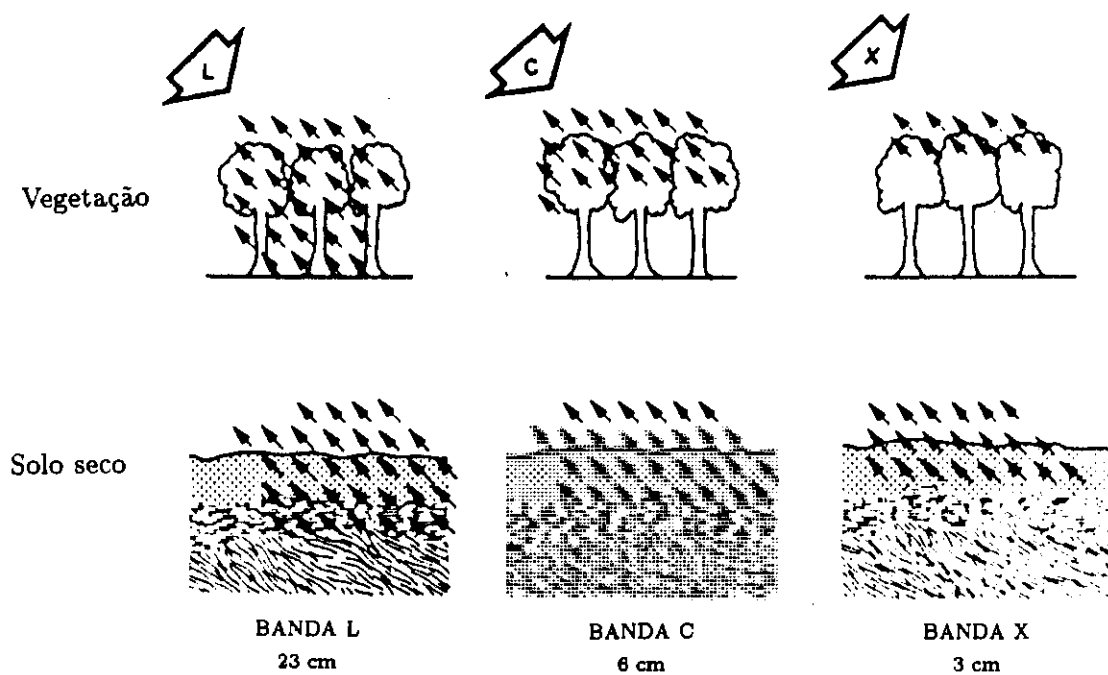


Fig. 2.3 - Retroespalhamento nas bandas X, C e L.

FONTE: Adaptada de FAO (1991), p. 7.

#### 2.1.4 Polarização

A teoria eletromagnética considera as microondas como ondas transversais, onde a direção de vibração dos vetores campo elétrico e magnético são perpendiculares entre si e com a direção de propagação. As vibrações do vetor campo elétrico (E) são paralelas entre si em todos os pontos ao longo da onda, caracterizando as microondas como plano-polarizadas.

O plano de incidência é o plano que contém o vetor normal à superfície e o vetor de propagação da onda plana. Quando o vetor E é perpendicular ao plano de incidência, a onda é dita horizontalmente polarizada. No caso do vetor E incidente ser paralelo ao plano de incidência, a onda é dita verticalmente polarizada (Ulaby et al., 1981). A Figura 2.4 representa estes dois tipos de polarização.

Os alvos terrestres podem ter a capacidade de despolarizar a onda incidente, transformando uma onda verticalmente polarizada em uma onda horizontalmente polarizada, por exemplo. Vários mecanismos estão envolvidos na despolarização, sendo um deles o espalhamento múltiplo devido à rugosidade da superfície. Também pode ocorrer o recebimento de sinais de retorno na mesma polarização do transmitido: neste caso, a reflexão quase especular e os espalhamentos superficial e volumétrico são os principais processos físicos envolvidos (Fung e Ulaby, 1983).

Os radares são construídos de forma a transmitirem e receberem ondas em polarizações específicas. Desta forma, um sensor com polarização VV é aquele que transmite e recebe ondas verticalmente polarizadas e HH, horizontalmente polarizadas. Existem também sistemas com polarizações cruzadas do tipo VH ou HV, quando a onda transmitida é captada em polarização distinta.

Os alvos possuem diferentes respostas às polarizações utilizadas. Os sinais de retorno são geralmente mais fortes em polarização HH ou VV, enquanto que, em polarização cruzada (HV, VH), os ecos são geralmente mais fracos (NASA, s.d.).

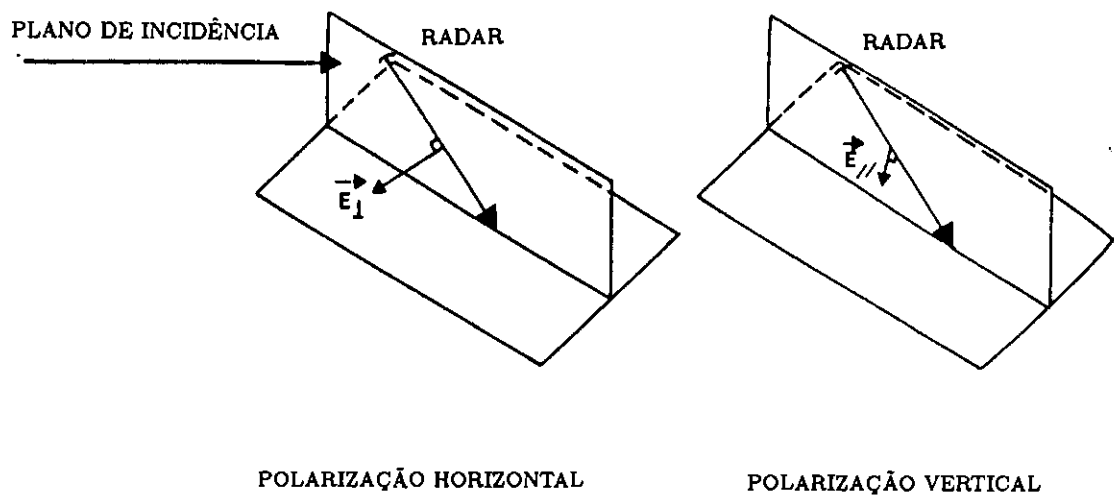


Fig. 2.4 - Representação das diferentes polarizações junto ao plano de incidência.

FONTE: FAO (1991), p. 8.

### 2.1.5 Ângulo de incidência

O ângulo de incidência ( $\theta$ ) é aquele compreendido entre o vetor normal à superfície e o vetor de propagação da radiação incidente no alvo (Figura 2.5).

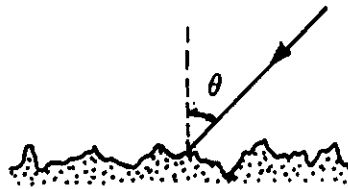


Fig. 2.5 - Ângulo de incidência.

A resposta ao radar dos diferentes alvos está diretamente relacionada com o ângulo de incidência. Segundo Simonett e Davis (1983), geralmente ocorre um aumento no retroespalhamento com o decréscimo deste ângulo, mas, quando a superfície é muito rugosa, o retroespalhamento torna-se independente deste. Este parâmetro também pode ser usado para o realce da rugosidade de determinadas feições.

### 2.1.6 O satélite ERS-1

O satélite ERS-1 foi concebido principalmente para aplicações oceânicas e meteorológicas. Este satélite tem uma órbita quase polar e heliossíncrona, numa altitude média de 795 km. A Figura 2.6 apresenta a configuração do satélite. O ERS-1 é alimentado por energia solar e baterias a bordo e é composto por quatro tipos de sensores:

- 1) Radar altímetro: Operante na banda Ku (13.8 GHz), este instrumento tem uma resolução vertical de 10 cm e é capaz de fornecer dados da elevação da superfície do mar, altura de ondas, velocidade dos ventos superficiais no mar



e, para as calotas polares, o tipo de gelo presente, a topografia superficial e os limites entre mar e gelo.

- 2) Radiômetro de Varredura e Sonda de Microondas (ATSR): O radiômetro opera no infravermelho, em bandas a 1.6, 3.7, 11 e 12  $\mu\text{m}$  e a sonda atua em canais a 23.8 e 36.5 GHz. A temperatura superficial do mar e das nuvens do topo da atmosfera são as informações derivadas dos dados captados pelo radiômetro, enquanto que a sonda traz medidas do conteúdo hídrico da atmosfera.
- 3) Sistemas para determinação da órbita e calibração dos dados do altímetro (PRARE e Retrorefletor Laser)
- 4) Instrumentos ativos de microondas (AMI): Estes instrumentos compõem-se de um SAR, operante nos modos “imagem” e “onda” e um difusômetro, atuante no chamado modo “vento”. Estes sensores operam na banda C (5.3 GHz). O difusômetro possui três antenas, separadas por  $45^\circ$  a partir do nadir e fornecem dados de retroespalhamento em células de 25 km no terreno. Os dados deste instrumento permitem o cálculo da velocidade e direção dos ventos superficiais oceânicos. O SAR no modo “onda” fornece imagens de  $5 \times 5$  km, em intervalos de 200km, possibilitando a obtenção do espectro e direção das ondas. O SAR no modo “imagem” utiliza-se de uma antena de 10 metros para a obtenção de imagens de 100km na direção azimutal. O ângulo de incidência é de  $23^\circ$ , mas existe a possibilidade de operação no modo *roll tilt*, com ângulo de  $35^\circ$ . A alta potência consumida no imageamento e a grande quantidade de dados gerados não permitem o armazenamento destes dados a bordo, restringindo a operação neste modo a um máximo de 10 minutos por órbita.

O ciclo normal de cobertura do satélite ERS-1 permite o imageamento de toda a superfície terrestre em 35 dias. Na fase inicial de operação, foi utilizado um ciclo de 3 dias para a calibração de alguns instrumentos e na fase final é prevista uma cobertura a cada 176 dias. Este último ciclo favorece as medidas superficiais no mar e permite alta cobertura pelo altímetro.

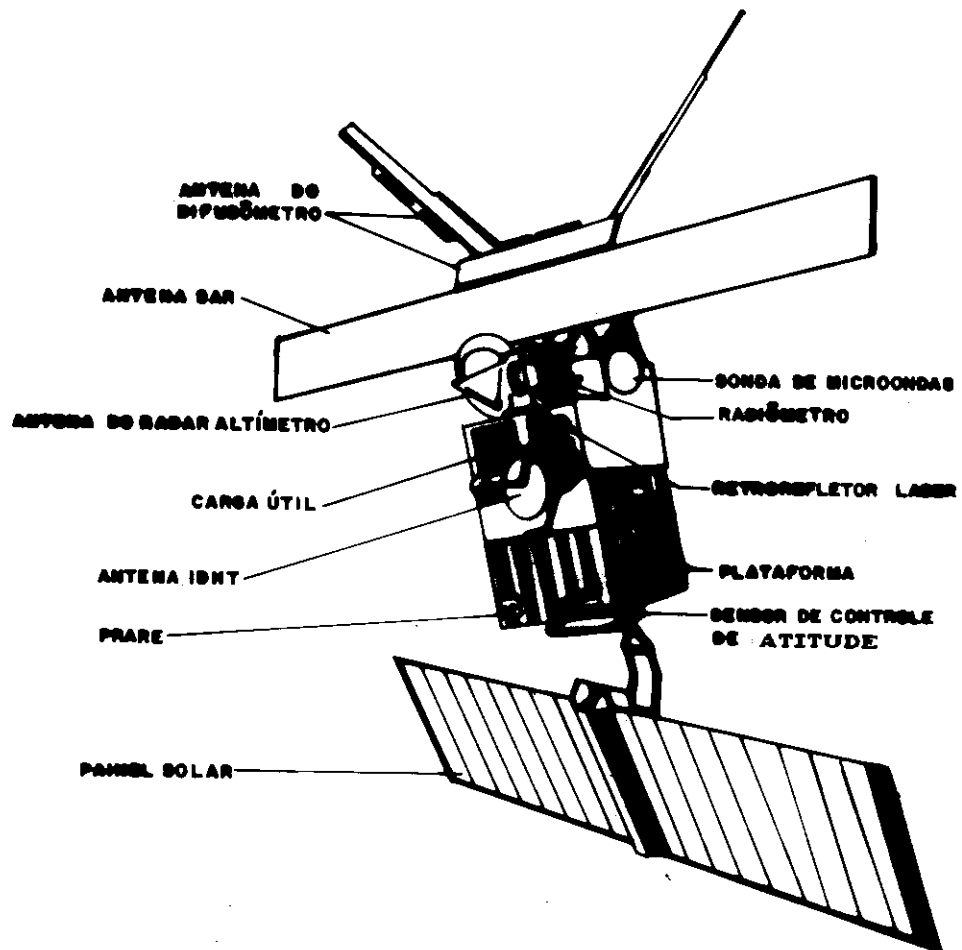


Fig. 2.6 - Satélite ERS-1.

FONTE: ESA (1989), p. 12.

## 2.2 Parâmetros dos alvos

Serão agora considerados os parâmetros do alvo que influenciam diretamente nas características do sinal de retorno, determinando o quanto de energia será espalhada na direção do sensor. Embora exista uma dependência destes parâmetros com aqueles já descritos para o sistema de radar, principalmente com a geometria de aquisição, cada alvo apresenta uma série de características inerentes.

### 2.2.1 Seção transversal do radar e coeficiente de retroespalhamento

Um objeto exposto a uma onda eletromagnética dispersa a energia incidente em todas as direções. Esta dispersão espacial da energia é chamada espalhamento, e a parte da energia espalhada na direção da fonte da onda denomina-se retroespalhamento. Esta energia retroespalhada é chamada de eco e sua intensidade está relacionada ao parâmetro conhecido como seção transversal do radar (*radar cross section*).

A seção transversal do radar representa a razão entre a potência espalhada e a potência incidente numa dada região. Em imagens de radar, esta região é chamada de célula de resolução ou pixel (*picture element*), e representa, através de um número digital (ou nível de cinza), a intensidade da potência de retorno. Este parâmetro é denotado por  $\sigma$  e equivale à área interceptada por um radiador isotrópico que produziria um eco idêntico ao pixel em questão. A densidade de potência espalhada a partir desta célula ( $PD_s$ ) pode ser representada por:

$$PD_s = \frac{PD_i \sigma}{4\pi R^2}, \quad (2.8)$$

onde  $PD_i$  é a densidade de potência incidente e  $4\pi R^2$  é a área de uma esfera cujo raio é a distância alvo-sensor.

Quando a energia incide num alvo homogêneo (em termos de propriedades elétricas), o espalhamento dá-se somente na camada superficial. Este padrão de espalhamento, chamado superficial, é composto de uma componente especular, para superfícies lisas em relação ao comprimento de onda. A amplitude da

reflexão especular decresce à medida que a superfície torna-se rugosa, ocorrendo o acréscimo de componentes difusas (e retroespalhadas). Se o alvo é composto de materiais com diferentes propriedades dielétricas (meio não homogêneo), uma porção da energia incidente pode ser transmitida para as camadas inferiores e novamente espalhada. Neste caso, o espalhamento é dito volumétrico, por ocorrer no volume do material em questão. Este tipo de espalhamento provoca a ocorrência de perdas na potência incidente, causadas pela redistribuição da energia em várias direções. No geral, estas perdas são referidas como “extinção”, que é a soma da energia perdida por espalhamento e por condução no meio receptor (Ulaby et al., 1982a). A Figura 2.7 ilustra padrões de espalhamentos superficiais e volumétrico.

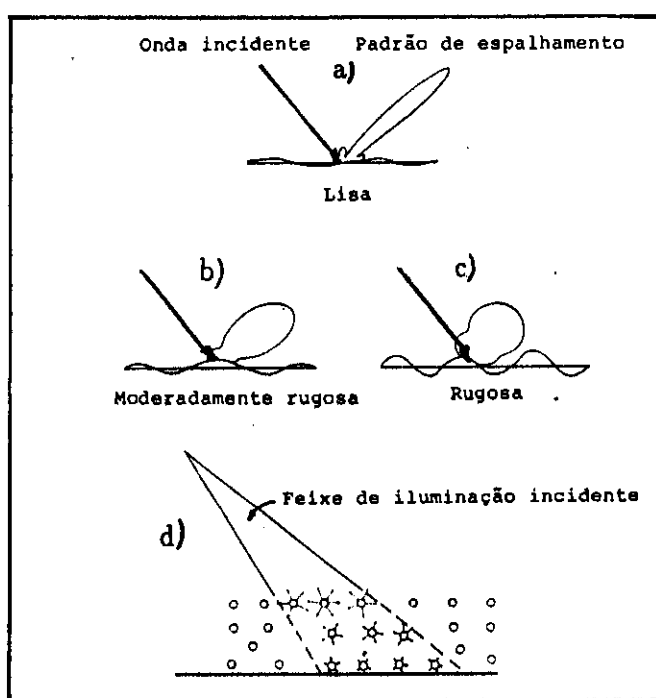


Fig. 2.7 - Padrões de espalhamento superficial (a, b e c) e volumétrico (d).

FONTE: Adaptada de Ulaby et al. (1982a), p. 819.

A seção transversal do radar é, da maneira como é definida, o parâmetro determinante do comportamento dos alvos em relação ao radar, sendo intrínseca às características elétricas e morfológicas dos alvos.

Para alvos extensos, ou maiores que o feixe incidente, é necessário saber sobre o comportamento do eco em função de uma unidade de área ( $1 \text{ m}^2$ ), definindo um coeficiente de reflexão. Usa-se então  $\sigma^0$ , que é a seção transversal radar sobre a área iluminada ( $\sigma/A_i$ ). Para unidade de área projetada, trabalha-se com  $\gamma$ , que representa  $\sigma^0/\cos \theta$ , onde  $\theta$  é o ângulo de incidência. Na equação do radar, que relaciona as características do sistema radar e do alvo imageado, e expressa a potência recebida pela antena transmissora, a seção transversal aparece em função da área iluminada, sendo expressa através do coeficiente  $\sigma^0$ .

O coeficiente de retroespalhamento, quando observado sob a ótica de um usuário de imagens de radar, é expresso através dos níveis de cinza (NC) destas imagens. Após a quantização, são atribuídos números discretos ao sinal recebido. Quando a imagem é quantizada em 8 bits, são atribuídos 256 níveis de cinza. A informação contida nestas imagens associa-se às variações tonais e às descontinuidades espaciais dentro de uma mesma classe ou entre classes de alvos distintos. Isto define a textura da imagem (Ulaby et al., 1986).

### 2.2.2 Rugosidade da superfície

A rugosidade da superfície é um dos fatores dominantes na determinação da intensidade do sinal de retorno e, portanto, da tonalidade da imagem. A rugosidade é função da frequência e do ângulo de incidência.

Uma superfície é considerada rugosa quando suas variações em altura são maiores que o comprimento de onda incidente, gerando uma reflexão difusa. Este tipo de superfície apresentar-se-á mais clara nas imagens de radar. Quando a superfície iluminada possui variações em altura menores que o comprimento de onda incidente, ela é considerada lisa e, possuindo reflexão quase especular, será pouca a quantidade de eco que retornará ao sensor. Nas imagens, este tipo de superfície será caracterizado por tonalidades escuras. A exceção para este caso são superfícies especulares voltadas diretamente para o sensor, onde, dependendo do material, o eco resultante será muito forte.

Sabins (1978) cita o Critério de Rayleigh, expresso na equação 2.9, para descrever a relação entre a rugosidade da superfície com o ângulo e o comprimento de onda. Uma superfície é considerada lisa se:

$$h < \frac{\lambda}{8 \sin \gamma} \quad (2.9)$$

onde  $h$  é a altura das irregularidades da superfície,  $\lambda$  é o comprimento de onda e  $\gamma$  o ângulo entre o terreno e a onda incidente (*grazing angle*).

Um caso particular de forte sinal de retorno ocorre quando duas superfícies lisas são adjacentes, causando uma dupla reflexão. Este fenômeno é conhecido como reflexão de canto ou *corner reflection*, podendo ocorrer até entre três superfícies (*trihedral corner reflection*). A Figura 2.8 ilustra estes casos (Lillesand e Kiefer, 1979).

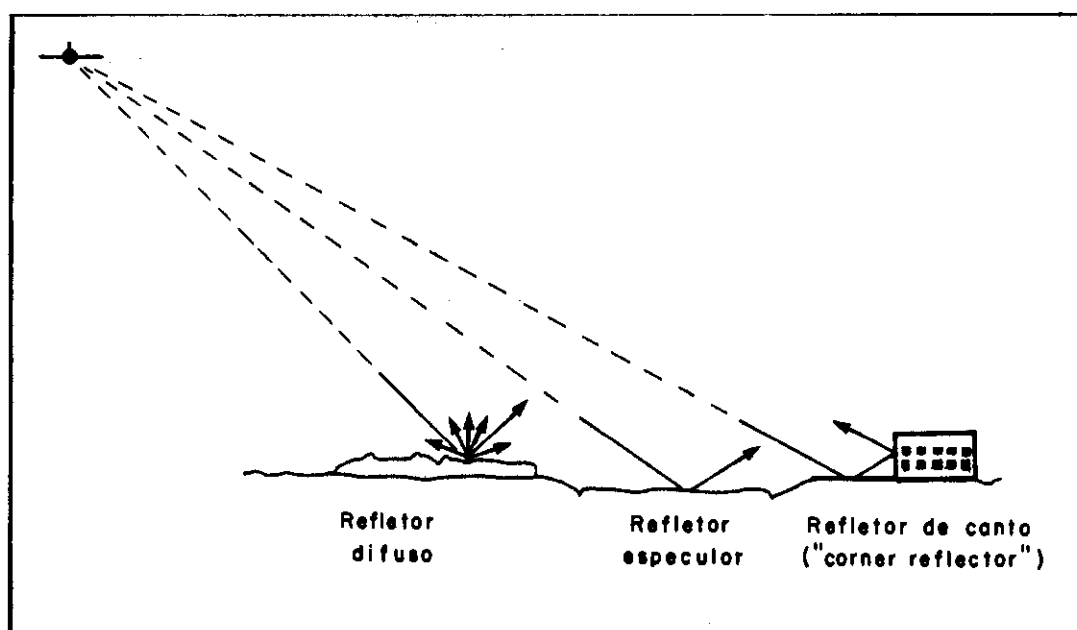


Fig. 2.8 - Espalhamento a partir de diferentes superfícies.

FONTE: Lillesand e Kiefer (1979), p. 505.

### 2.2.3 Permittividade

As características elétricas dos alvos também atuam fortemente na determinação da intensidade do eco.

A permitividade complexa, também conhecida como constante dielétrica complexa, relaciona-se com a capacidade de um alvo de formar dipolos na presença de um campo elétrico externo e armazenar energia.

Um dielétrico ideal seria um corpo isolante, mas na natureza isto praticamente não ocorre. Define-se então a permitividade ( $\epsilon^*$ ) como uma variável complexa, composta de uma componente real,  $\epsilon'$ , e um componente imaginário,  $\epsilon''$ , relacionados da seguinte forma:

$$\epsilon^* = \epsilon' - \epsilon''$$

onde  $\epsilon'$  é a constante dielétrica ou a energia armazenada sob a forma de campo elétrico, e  $\epsilon''$  é o fator de perda ou a quantidade de energia que o corpo armazenou sob a forma de calor.

Este parâmetro é um indicador da refletividade e condutividade de vários materiais. A presença de água em uma determinada superfície ou sob esta superfície, tem influência direta na constante dielétrica, aumentando fortemente o sinal de retorno. A maioria dos materiais secos possui constantes dielétricas relativas entre 3 e 8, enquanto que a água tem em torno de 80. A penetração da onda no meio é inversamente proporcional ao conteúdo de água (Lillesand e Kiefer, 1979).

## 2.3 Características das imagens de radar

A geometria da aquisição de dados no radar difere muito daquela dos sistemas óticos, porque baseia-se na medida de distâncias, ao invés de ângulos. Existem vários fatores que influenciam a qualidade e consequentemente, a interpretação das imagens radar, a maioria deles relacionados com a geometria de aqui-

sição. Lillesand e Kiefer (1979) citam o *layover*, *foreshortening* (encurtamento) e sombreamento, ilustrados na Figura 2.9.

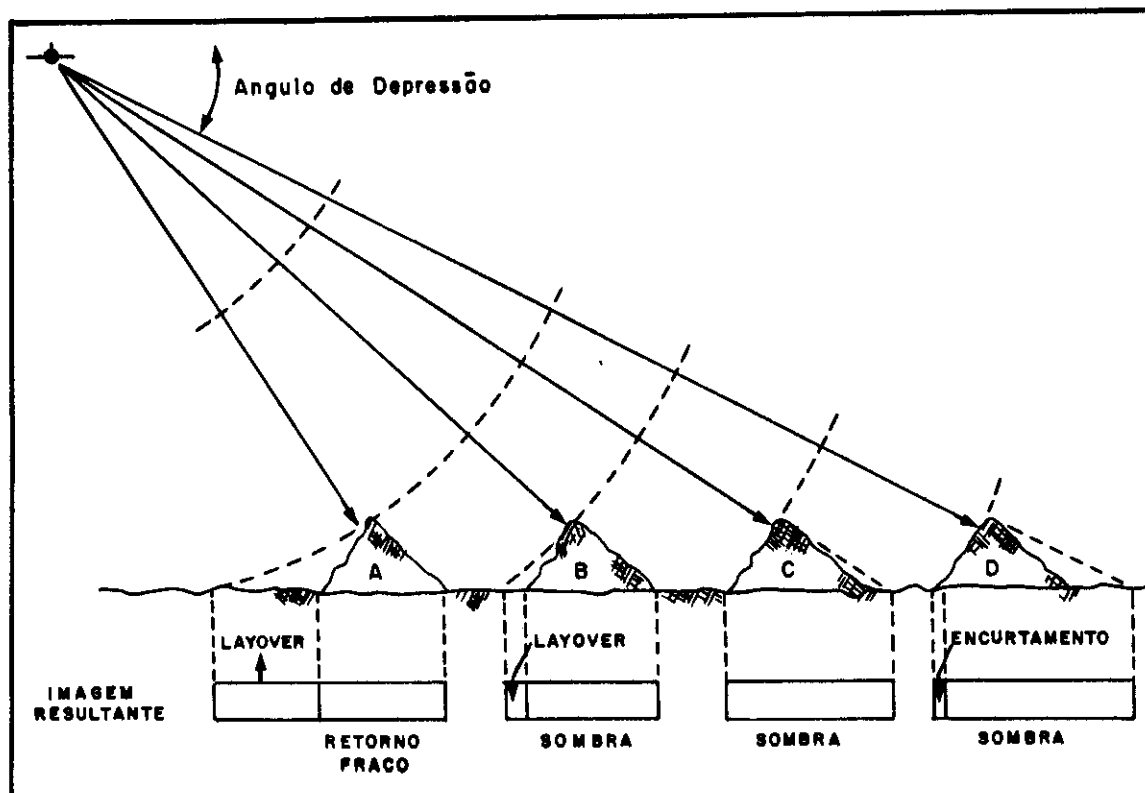


Fig. 2.9 - Efeitos do relevo do terreno nas imagens de radar.

FONTE: Lillesand e Kiefer (1979), p. 505.

### 2.3.1 Layover

O *layover* acontece quando o topo de um alvo é imageado antes da base, causando uma inversão, com o objeto voltado para o nadir. Este efeito é sempre mais severo para distâncias pequenas e grandes ângulos de depressão e ocorre quando a inclinação do terreno é mais íngreme que a linha perpendicular à direção do pulso radar (Figura 2.9 (a) e (b)).



### 2.3.2 Foreshortening(Encurtamento)

Quando a área imageada possui relevo pronunciado, as vertentes voltadas para o radar podem apresentar-se mais curtas. Isto é devido às encostas serem menos íngremes que a linha perpendicular à direção de depressão. Este efeito é mais crítico quando a inclinação da encosta aproxima-se da perpendicular da direção de depressão, podendo até causar o não registro desta, como pode ser observado na Figura 2.9 (c), onde a encosta é ortogonal à direção do feixe.

### 2.3.3 Sombreamento

Ocorre quando a inclinação das encostas voltadas na direção contrária ao sensor é tal que o feixe radar não as atinge, causando zonas escuras na imagem, sem nenhum tipo de informação. O sombreamento ocorre mais para longas distâncias com pequenos ângulos de depressão. A Figura 2.9 demonstra alguns casos de sombreamento.

### 2.3.4 Speckle

Outra característica das imagens de radar, agora não mais relacionada com a geometria de aquisição, é a presença do *speckle*, ou o ruído inerente de dados adquiridos através da transmissão e recepção de ondas coerentes.

Cada pulso de radar ilumina uma determinada área, composta de uma série de difusores (*scattering points*). O eco proveniente de cada um destes difusores pode ser representado por um vetor. A soma coerente de todos estes vetores elementares resultará num único vetor, representando a amplitude ( $A$ ) e a fase ( $\phi$ ) do eco total do terreno. A fase de cada vetor elementar está relacionada com a distância entre o difusor e o sensor. Como o sensor se move, a fase e a amplitude mudarão a cada instante de tempo. Estas variações nos valores de  $A$  são chamadas *fading* e, na imagem, traduzem-se por mudanças nos níveis de cinza, gerando a aparência granular ou *speckle* (Elachi, 1988). Este mecanismo do *fading* só ocorre para sistemas sensores que, como o radar, operam com ondas coerentes, ou

seja, ondas cujas amplitudes estão relacionadas de maneira regular ou sistemática.

Um pixel de  $10\text{m} \times 10\text{m}$  pode conter numerosos difusores, menores ou maiores que o comprimento de onda da radiação incidente. O eco resultante deste pixel, dependendo da estrutura dos difusores e da localização da antena, é modificado em função da interferência entre os ecos elementares. Se a interferência é construtiva, o sinal resultante é forte; se a interferência é destrutiva, o eco final é quase nulo (Leberl, 1990). Esta característica dos dados de radar é de natureza estatística e pode ser atribuída às variações aleatórias no eco proveniente de um pixel (Ulaby et al., 1982a). Este padrão aleatório de espalhamento dos difusores contidos em um elemento de resolução leva à modelagem da distribuição do sinal radar.

O sinal de retorno, para cada célula de resolução, pode ser representado por um número complexo  $r + is$ .  $r$  e  $s$  são as projeções do vetor, com amplitude  $A$  e fase  $\phi$ , em dois eixos perpendiculares, como mostra a Figura 2.10, onde  $r = A \cos \phi$  e  $s = A \sin \phi$ .

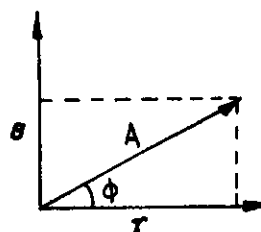


Fig. 2.10 - Projeções de um vetor sobre eixos coordenados.

Para caracterizar as flutuações estatísticas associadas com um terreno de propriedades eletromagnéticas uniformes, parte-se das suposições que a superfície é composta de numerosos difusores e que as amplitudes e fases de cada vetor são independentes entre si. Ainda considera-se que as fases são uniformemente distribuídas e que o sinal de retorno final não é dominado pela resposta de nenhum difusor, ou seja, eles tem capacidade de espalhamento semelhantes (Ulaby e Dobson, 1989). Pode-se, a partir daí, afirmar que as partes reais e imaginárias do *speckle*

complexo são independentes e normalmente distribuídas, com média zero e mesma variância. A amplitude ( $A$ ) e a intensidade ( $I$ ) do *speckle*, definidas por:

$$\begin{aligned} A &= \sqrt{r^2 + s^2}, \\ I &= r^2 + s^2 \end{aligned}$$

possuem distribuições Rayleigh e Exponencial, respectivamente. Estas distribuições são dadas pelas seguintes densidades:

$$\begin{aligned} f(A) &= \frac{2A}{\theta} \exp\left(-\frac{A^2}{\theta}\right), \quad A \geq 0 \\ g(I) &= \frac{1}{\theta} \exp\left(-\frac{I}{\theta}\right), \quad I \geq 0. \end{aligned}$$

Observa-se que, tanto na amplitude quanto na intensidade, a informação de fase é perdida.

Alguns modelos tem sido propostos para a modelagem dos dados de radar, sendo que o mais comum é o modelo multiplicativo, isto é, o sinal de retorno é visto como o produto da seção transversal do radar pelo *speckle*. As propriedades estatísticas dos dados de radar dependem das propriedades distribucionais da seção transversal. Para regiões homogêneas extensas, isto é, regiões onde a média da seção transversal do radar é constante para todo pixel, os dados possuirão as mesmas propriedades distribucionais do *speckle*: a amplitude e a intensidade terão distribuições Rayleigh e Exponencial, respectivamente.

A redução do *speckle* em uma imagem pode ser efetuada através do processamento *multi-look*, o qual consiste no processamento que equivale a redução do tamanho da abertura sintética por um fator que seria o número de visadas (ou *looks*) do mesmo pixel, sacrificando-se a resolução espacial. No caso de dados *multi-look* de regiões homogêneas extensas, a intensidade terá uma distribuição Gamma. Outra técnica utilizada para a redução do *speckle* em imagens consiste na aplicação de filtros digitais (Sant'Anna, 1994).

## 2.4 Comportamento de alvos em relação ao radar

Existe um considerável número de aplicações dos dados de radar (orbitais ou aerotransportados) que tentam descrever o comportamento do coeficiente de retroespalhamento proveniente da superfície terrestre. Os alvos aqui apresentados são aqueles mais comumente encontrados em estudos de uso da terra próximos a centros urbanos. Procurou-se salientar a influência dos parâmetros do sensor nos valores de  $\sigma^0$ .

### 2.4.1 Solos

O sensoriamento remoto do solo por microondas demonstra a estreita relação existente entre o conteúdo hídrico, a rugosidade e o coeficiente de retroespalhamento. A presença de água no solo aumenta sua constante dielétrica e, conseqüentemente, sua refletividade. A rugosidade em relação ao comprimento de onda também provoca acréscimos nos valores de  $\sigma^0$  em relação ao mesmo solo com a superfície lisa. A influência do ângulo de incidência utilizado manifesta-se geralmente através de maiores valores de  $\sigma^0$  para ângulos próximos da normal.

Ulaby et al. (1974) conduziram um experimento onde um difusômetro de 3 bandas foi utilizado para medir o  $\sigma^0$  de solos nus. Os autores demonstraram que, com o aumento da umidade, os valores de  $\sigma^0$  crescem, exceto quando a chuva torna a superfície do solo lisa para a frequência utilizada. Verificou-se também a dependência de  $\sigma^0$  em relação à rugosidade de solo, já que o solo liso espalha a maior parte da potência incidente com um padrão especular, sendo pouca a quantidade de energia que atinge o sensor. As diferentes polarizações utilizadas provocam respostas similares, com exceção para altos teores de umidade, onde os valores de  $\sigma_{vv}^0$  são menores. Com a utilização de maiores frequências (menores  $\lambda$ ), os autores constataram comportamentos semelhantes, porém com um pequeno acréscimo nos valores de  $\sigma^0$  para frequências mais elevadas (5.9 e 7.1 GHz).

O conteúdo hídrico determina a profundidade de penetração das microondas no solo. Para o solo mais úmido, a penetração é restrita a poucos

centímetros, enquanto que, em solo seco, as microondas podem atingir até 10 cm de profundidade.

Em solos, a capacidade de despolarização, ou a de enviar sinais de retorno em polarização distinta da transmitida, é maior para ângulos de incidência mais elevados. Com altas frequências e superfícies rugosas, esta dependência angular torna-se fraca. O conteúdo hídrico afeta pouco a capacidade de despolarização, sendo ligeiramente maior para solos secos até  $\theta = 15$ , quando então solos úmidos fornecem maiores valores de despolarização (Ulaby et al., 1986).

Para determinação da umidade de solos a partir de dados de radar, é imprescindível contar com medidas da rugosidade obtidas em campo. Muitas vezes a resposta de um solo rugoso pode mascarar os efeitos da umidade nos valores de  $\sigma^0$  (Ulaby et al. 1974 e 1986, Chang et al. 1980). Alguns métodos são propostos quando não é possível realizar medidas de rugosidade em campo. Estes autores recomendam uma abordagem multitemporal (aquisição de imagens da mesma área em diferentes datas e posterior registro), a utilização de mais de uma frequência ou o emprego de parâmetros tais que tornem  $\sigma^0$  independente da rugosidade da superfície.

#### 2.4.2 Vegetação

A equação apresentada a seguir é aplicada para explicar os componentes de  $\sigma^0$  proveniente de dosséis agrícolas, e é uma simplificação de um modelo de transferência radiativa. Ela expressa o coeficiente de retroespalhamento de um dossel agrícola ( $\sigma_d^0$ ) da seguinte forma:

$$\sigma_d^0 = \sigma_v^0 + T^2 \sigma_s^0 + \sigma_{sv}^0 \quad (2.10)$$

onde  $\sigma_v^0$  é o espalhamento difuso proveniente do volume de vegetação,  $\sigma_s^0$  é a contribuição direta do solo, com  $T^2$  representando um fator de perda ou a atenuação do sinal pelo dossel e  $\sigma_{sv}^0$  como representante das interações solo-vegetação (Ulaby et al., 1986).

O coeficiente de atenuação de um dossel é governado basicamente pelo seu conteúdo hídrico. A Figura 2.11 ilustra os componentes desta expressão, devendo-se levar em conta as diferenças geométricas inerentes a dosséis florestais.

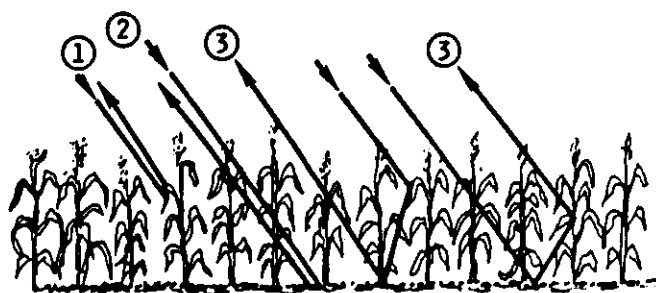


Fig. 2.11 - Componentes do  $\sigma^0$  proveniente de dossel vegetal sobre a superfície do solo: (1)  $\sigma^0$  direto das plantas ( $\sigma_v^0$ ), (2)  $\sigma^0$  direto do solo ( $\sigma_s^0$ ) incluindo atenuação pelo dossel, (3) espalhamento múltiplo planta-solo ( $\sigma_{sv}^0$ ).

FONTE: Ulaby et al. (1986), p. 1856.

O termo  $\sigma_s^0$  domina para ângulos de incidência próximos do nadir, enquanto que para  $\theta$  mais elevados,  $\sigma_v^0$  é o maior contribuinte.

A polarização determinará a participação dos termos da expressão 2.10. Quando a potência incidente é horizontalmente polarizada, a interação com caules verticais, como para o caso de uma plantação de milho, será fraca, determinando assim uma grande contribuição de  $\sigma_s^0$ . A profundidade de penetração será menor para polarização vertical, em função da maior afinidade com os caules vegetais.

Os valores de  $\sigma_{hv}^0$  e  $\sigma_{vh}^0$  são gerados a partir de espalhamentos múltiplos e estão associados às variações na constante dielétrica da superfície es-

palhadora e às descontinuidades espaciais no volume de vegetação. A capacidade de despolarização de um meio aumenta com o aumento da frequência, indicando a estreita relação entre  $\lambda$ , a profundidade de penetração e a participação do volume e/ou da camada superficial da vegetação. A dependência angular de  $\sigma_{hv}^0$  e  $\sigma_{vh}^0$  é menor em relação à polarizações paralelas, principalmente para  $\theta$  próximos da normal. Os dosséis vegetais possuem maior capacidade de despolarização que o solo nu, sendo interessante contar com imagens em polarizações distintas para auxiliar na diferenciação destes dois tipos de alvos. A frequência correspondente à banda L trará informações sobre o volume da vegetação, ao passo que, em frequências menores (banda X), as interações serão à nível superficial (topo do dossel).

A Figura 2.12 demonstra o poder de penetração em função de  $\theta$ , da polarização e da frequência, para um dossel de milho (NASA, s.d.). Apesar da expressão 2.10 ser válida igualmente para formações vegetais naturais, Wu e Sader (1987) acrescentam alguns elementos, principalmente aqueles relacionados com a distribuição espacial mais heterogênea da vegetação em florestas. Estes autores encontraram diferentes respostas em relação as polarizações observadas. Wu e Sader (1987) afirmam que para a polarização HH, o retroespalhamento proveniente das interações dossel-solo e solo-tronco domina. Para a polarização VV, o domínio se dá em menor grau. Quando a polarização é cruzada (VH),  $\sigma_v^0$  domina, já que este meio é capaz de despolarizar, sendo a mais indicada para estimativa de parâmetros florestais como a altura das árvores, área basal e biomassa.

Ângulos de incidência elevados envolvem um maior volume de vegetação exposto às microondas e, portanto, maiores chances de espalhamentos intra-dossel. A dependência da frequência e polarização utilizadas exprime-se no poder de penetração e na afinidade com os componentes vegetais, respectivamente. Hoffer et al. (1986) citam a importância de dados em diferentes ângulos de incidência para a separação de formações vegetais. A  $58^\circ$ , classes de florestas de pinheiros e florestas inundáveis não eram separáveis, enquanto que com dados em  $28^\circ$  eram totalmente distintas.

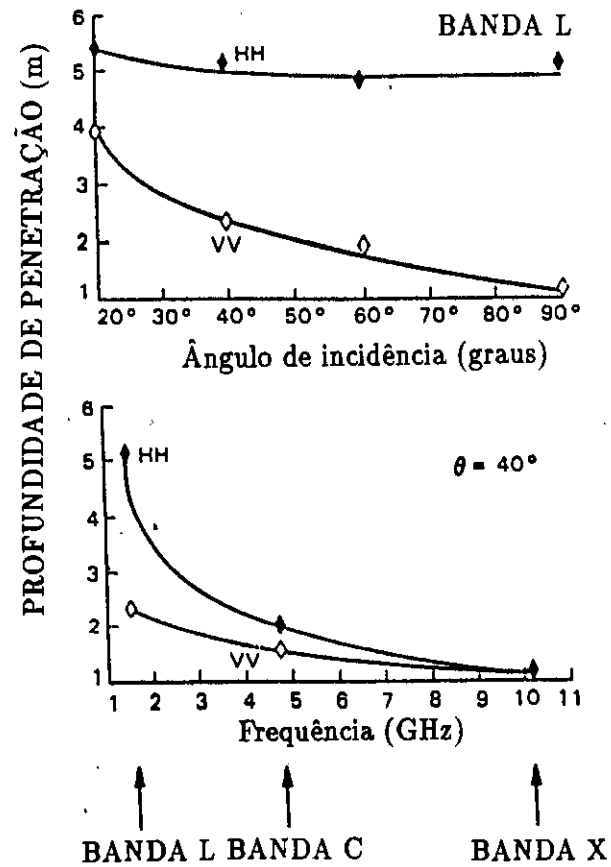


Fig. 2.12 - Profundidades de penetração das microondas num dossel de milho.

FONTE: NASA (s.d.), p. 195.



Em florestas, altas frequências (bandas X e C) produzirão  $\sigma^0$  dominado pelo retroespalhamento nos galhos e folhas do topo do dossel. Frequências menores (bandas L e P) envolverão espalhamento a partir dos componentes lenhosos da fitomassa, como os troncos e galhos (Dobson et al., 1992b e Le Toan et al., 1992).

Diversos autores ( Hoffer et al., 1986; Wu, 1987; Wu e Sader, 1987; Le Toan et al., 1992; Dobson et al., 1992b) têm-se utilizado de imagens de radar para análise de parâmetros florestais, em especial aqueles que conduzem ao cálculo da biomassa (altura, área basal, diâmetro da altura do peito, densidade de árvores, etc). Foi encontrada alta correlação entre os valores de  $\sigma^0$  e a fitomassa florestal. Le Toan et al. (1992) encontraram os maiores coeficientes de correlação ( $r^2$ ) entre altura das árvores e biomassa do tronco e  $\sigma^0$  para banda P-HV, enquanto que em P-VV, os maiores  $r^2$  foram para área basal. Os dados nas bandas C e X não foram utilizados por estes autores por não serem sensíveis ao estágio de crescimento das plantas. Os dados em polarização VV são de 2 a 3 dB menores que em HH.

Wu (1987), utilizando de dados SIR-A (L-HH) e SAR aerotransportado (L-HH,VV e VH), também obteve estimativa da idade de pinheiros, sendo a maior correlação com  $\sigma^0$  na banda L-VH. A biomassa foi melhor estimada com os dados do SAR em L-VV e L-VH. Não foi encontrada relação entre  $\sigma^0$  e a altura das árvores, o que, segundo o autor, seria explicado pelas características volumétricas de  $\sigma^0$  para a banda L e a falta de interação desta com os troncos. A melhor estimativa de idade e biomassa da formação vegetal (floresta de *Pinus* sp.) foi obtida com os dados combinados (SIR-A e SAR) nas três polarizações utilizadas.

Dobson et al. (1992b) afirmam que a dependência linear de  $\sigma^0$  para a biomassa decresce com a frequência, à medida que o espalhamento pela camada superficial do dossel (folhas e pequenos galhos) torna-se significativo.

A resposta de  $\sigma^0$  para a fitomassa satura quando esta chega a 100-200 toneladas por hectare (Dobson et al., 1992b). Le Toan et al. (1992) não observaram saturação no intervalo de 5 a 99 ton/ha, também trabalhando com dados nas bandas L e P. Numa análise preliminar dos dados ERS-1 (C-VV), Dobson et

al. (1992a) encontraram erros significativos na estimativa da biomassa quando esta ultrapassa 1 kg/m<sup>2</sup> em áreas de pastagens.

Os dados de radar também têm sido utilizados desde 1971 para o sensoriamento de água sob vegetação e, como consequência, determinar a penetrabilidade das microondas em dosséis vegetais. Waite e MacDonald (1971) foram os primeiros a observar os fortes ecos provenientes de florestas inundadas, descritos por Richards et al (1987) como decorrentes de reflexões de canto (*corner reflections*) entre a vegetação e a superfície do espelho d'água que cobre o solo.

### 2.4.3 Áreas urbanas

Um dos fatores mais importantes para o sensoriamento de áreas urbanas via radar é a influência da forma e orientação das construções e arruamentos. Além disto, a rugosidade da superfície e a presença de espalhadores difusos exercem papel importante na determinação do  $\sigma^0$  neste tipo de alvo (Bryan, 1983).

A forma dos alvos conduz à ocorrência de reflexões de canto, já que em áreas construídas existem sempre duas superfícies perpendiculares entre si. Leberl (1990), cita as reflexões de canto entre duas (*dihedral*) ou três (*trihedral corner reflection*) superfícies como as responsáveis pelos altos sinais de retorno observados em áreas urbanas. Isto ocorre devido a reflexões entre as paredes das casas e o solo e quando as construções são paralelas à linha de vôo do radar ou quando a direção de visada do radar é exatamente ortogonal ao objeto sensoreado. Estes altos ecos tornam as áreas urbanas facilmente diferenciáveis em imagens de radar.

## CAPÍTULO 3

### ALGUNS ASPECTOS DE SENSORIAMENTO REMOTO POR SISTEMAS ÓTICOS

Os sensores dos satélites concebidos para estudos dos recursos terrestres são, na sua maioria, operantes em bandas na faixa do visível (0.4 a 0.77  $\mu\text{m}$ ) e infravermelho (0.71 a 14.7  $\mu\text{m}$ , subdivididos nas bandas do infravermelho em próximo, médio e termal). Freden e Gordon (1983) fazem uma detalhada descrição dos sistemas a bordo dos satélites LANDSAT. A Tabela 3.1 mostra algumas características dos sensores mais utilizados, como o TM e MSS, a bordo dos satélites da série LANDSAT e o sensor HRV, do satélite SPOT.

Os sistemas imageadores óticos medem, no visível e infravermelho próximo (0.7 a 0.97  $\mu\text{m}$ ), a quantidade de energia eletromagnética solar refletida pelos alvos. Já no infravermelho médio e termal, mede-se a emissão de energia pelos corpos na superfície terrestre (Smith, 1983). Na interpretação de dados de sensoriamento remoto nesta faixa do espectro eletromagnético, é importante um conhecimento prévio do comportamento espectral dos alvos observados. A curva de reflectância dos alvos em relação aos diferentes comprimentos de onda, expressa este comportamento, sendo o principal meio através do qual escolhem-se as bandas a serem analisadas e resolvem-se aspectos de identificação e separação de alvos na superfície terrestres. Os radiômetros, sensores que fornecem dados de reflectância em intervalos espectrais definidos, são geralmente os instrumentos através dos quais obtêm-se este tipo de medida em terra. Para a comparação com os valores obtidos via radiômetros orbitais ou aerotransportados, é preciso considerar a influência da atmosfera e seus elementos (partículas, vapor d'água, etc), assim como as condições de iluminação. A Figura 3.1 ilustra curvas genéricas de reflectância dos alvos mais comumente encontrados na superfície terrestre, juntamente com as faixas cobertas pelas bandas TM.

TABELA 3.1 - CARACTERÍSTICAS DE SENSORES ÓTICOS  
ORBITAIS

| SATÉLITE         | LANÇ.     | ALT.   | SENS. | BANDAS                               | RESOL.                   |
|------------------|-----------|--------|-------|--------------------------------------|--------------------------|
| LANDSAT-3        | 1978      | 909 km | MSS   | 4: 0.50–0.60 $\mu\text{m}$           | 80 m                     |
|                  |           |        |       | 5: 0.60–0.70 $\mu\text{m}$           | 80 m                     |
|                  |           |        |       | 6: 0.70–0.80 $\mu\text{m}$           | 80 m                     |
|                  |           |        |       | 7: 0.80–1.10 $\mu\text{m}$           | 80 m                     |
|                  |           |        |       | 8: 10.4–12.6 $\mu\text{m}$           | 237 m                    |
| LANDSAT-4<br>e 5 | 1982,1984 | 688 km | MSS   | As mesmas, chama-<br>das 1,2,3,4 e 5 | As mesmas<br>do anterior |
|                  |           |        | TM    | 1: 0.45–0.52 $\mu\text{m}$           | 30 m                     |
|                  |           |        |       | 2: 0.52–0.60 $\mu\text{m}$           | 30 m                     |
|                  |           |        |       | 3: 0.63–0.69 $\mu\text{m}$           | 30 m                     |
|                  |           |        |       | 4: 0.76–0.90 $\mu\text{m}$           | 30 m                     |
|                  |           |        |       | 5: 1.55–1.75 $\mu\text{m}$           | 30 m                     |
|                  |           |        |       | 7: 2.08–2.35 $\mu\text{m}$           | 30 m                     |
|                  |           |        |       | 6: 10.4–12.5 $\mu\text{m}$           | 120 m                    |
| SPOT-1<br>e 2    | 1986,1990 | 822 km | HRV   | P: 0.51–0.73 $\mu\text{m}$           | 10 m                     |
|                  |           |        |       | XS1: 0.50–0.59 $\mu\text{m}$         | 20 m                     |
|                  |           |        |       | XS2: 0.61–0.68 $\mu\text{m}$         | 20 m                     |
|                  |           |        |       | XS3: 0.79–0.89 $\mu\text{m}$         | 20 m                     |

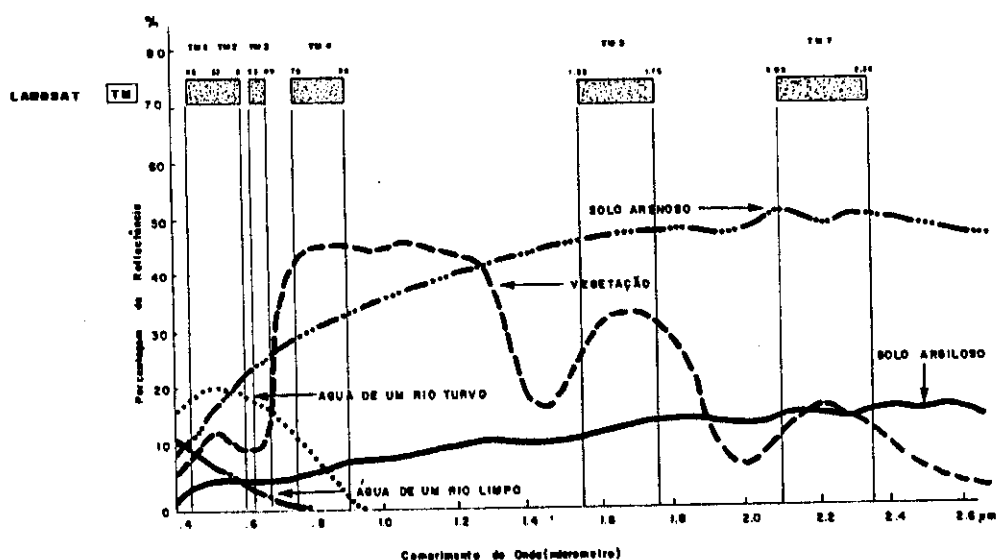


Fig. 3.1 - Curvas de comportamento espectral de alvos.

FONTE: Florenzano et al. (1988), p. 36.

A vegetação, tanto natural quanto agrícola, exibe um padrão característico de reflectância. Na região do visível, os pigmentos da folha são os responsáveis pela baixa reflectância. As clorofilas e, em menor proporção, as xantofilas e carotenos, absorvem a energia nos comprimentos de onda de  $0.457 \mu\text{m}$  (azul) e  $0.687 \mu\text{m}$  (vermelho), com um pequeno pico de reflectância no verde ( $0.567 \mu\text{m}$ ). A partir de  $0.77 \mu\text{m}$ , o “red-edge”, ou a subida brusca da curva, marca a entrada da estrutura do mesófilo na resposta foliar à energia. A interface células-espacos de ar determina a ocorrência de reflexões múltiplas dentro da estrutura foliar, provocando o aparecimento de altos valores de reflectância. Já no infravermelho médio, o conteúdo hídrico determina os picos de absorção da água presentes na curva da resposta espectral da vegetação (picos em  $1.4$ ,  $1.9$  e  $2.77 \mu\text{m}$ ). À medida que as folhas tornam-se mais maduras, os valores de reflectância no visível tendem a diminuir, enquanto que no infravermelho próximo tendem a aumentar. No caso da senescência do vegetal, a situação inverte-se. Nos comprimentos de onda correspondentes ao termal (de  $3$  a  $14.7 \mu\text{m}$ ), a emissividade dos vegetais é sempre superior a  $0.85$ . No

intervalo 8 - 14  $\mu\text{m}$  a emissividade pode chegar até 0.99 para folhas bem hidratadas (Smith, 1983). Dependendo da espécie vegetal estudada, do seu estado fenológico e nutricional, a curva de reflectância pode apresentar variações. Este tipo de medida geralmente é realizada em folhas isoladas, sendo também necessário considerar as diferenças inerentes quando trata-se de um dossel vegetal, podendo ocorrer a participação dos demais componentes da planta, o eventual sensoriamento do solo, etc.

Os diferentes tipos de solos também exibem curvas espectrais características. A reflectância de um solo depende das propriedades físicas e químicas de seus componentes, do conteúdo hídrico, de matéria orgânica e de óxidos de ferro presentes, assim como de sua textura e rugosidade. As curvas características de solos geralmente exibem aumentos da reflectância com o aumento do comprimento de onda. Observa-se a influência da presença de água, que baixa os valores da reflectância. O aumento da concentração de matéria orgânica e óxidos de ferro diminui os valores de reflectância, pelo menos na parte visível do espectro. Um solo com granulometria fina geralmente apresenta alta reflectância, embora esta dependência possa desaparecer quando a rugosidade e os efeitos de sombra predominam. No termal, a emissividade aumenta com o comprimento de onda, sendo tanto maior quanto maior for o conteúdo hídrico e menor a granulometria do solo (Smith, 1983).

Quanto à água, Guyot (1989) afirma que sua reflectância e emissividade estão ligadas às suas propriedades óticas e às das substâncias dissolvidas ou em suspensão. As substâncias presentes na água podem tratar-se de partículas minerais (sedimentos), matéria orgânica dissolvida (substância amarela) e fitoplâncton. O comportamento espectral da água geralmente é descrito em termos de coeficiente de absorção. São característicos os baixos valores de reflectância, até a absorção praticamente total no infravermelho próximo. Altas concentrações de sedimentos ou de fitoplâncton podem aumentar os valores da curva. A emissividade também é elevada, chegando a valores próximos de 1 no intervalo 8-14  $\mu\text{m}$ , decrescendo à medida que a carga de sedimentos aumenta.

## CAPÍTULO 4

### APLICAÇÕES DE IMAGENS E TÉCNICAS DE SENSORIAMENTO REMOTO EM ESTUDOS DE USO DA TERRA

Pela definição de Anderson et al. (1979), o uso da terra refere-se à atividade do homem no espaço físico e a cobertura da terra descreve a vegetação e as construções que revestem este espaço. Os autores enfatizam as diferentes perspectivas classificação de uso/cobertura de terra e a própria subjetividade deste processo. Dentro dos critérios do sistema de classificação proposto por Anderson et al. (1979), os autores admitem a formação de novas classes ou subcategorias a partir da coleta de dados em campo.

Diversos trabalhos têm demonstrado a utilidade de imagens de sensoriamento remoto para o mapeamento do uso da terra. Estudos deste tipo possibilitam, além dos objetivos iniciais de identificar e mapear a cobertura da terra, a análise das respostas de diferentes tipos de alvos.

Imagens TM e MSS (do satélite Landsat), e HRV (SPOT) têm sido utilizadas há vários anos, muitas vezes como substitutas das fotos aéreas, no mapeamento das feições superficiais. Estas últimas, entretanto, continuam ainda hoje sendo utilizadas para a obtenção da verdade terrestre, juntamente com dados de campo.

Apesar de ocorrerem experiências bem sucedidas na determinação do uso/cobertura da terra a partir de imagens orbitais, as técnicas empregadas podem, eventualmente, conduzir a resultados não satisfatórios. A precisão das classificações usando imagens orbitais dependerá de diversos fatores, inclusive da própria área física estudada. Ambientes fragmentados, como áreas urbanas ou periféricas a centros urbanos, apresentam geralmente uma série de alvos distintos em pequeno

espaço ou mesmo dentro de um único pixel. A combinação de respostas de diferentes coberturas e a inexistência de pixels “puros”, pode dificultar o processo de interpretação visual ou automática. Ainda se observa, nestes casos, a influência da resolução espacial e espectral como fator limitante na definição de classes.

No Brasil, entre outros, Rosa (1990) e Sano et al.(1990) utilizaram-se de imagens TM para mapeamento de uso e cobertura vegetal da terra. O primeiro autor trabalhou com as imagens na forma de produto fotográfico e salientou a importância das composições coloridas para a diferenciação de alvos. Já Sano et al. (1990) serviram-se de técnicas de interpretação visual e de processamento digital de imagens para a classificação de 10 temas, ressaltando a dificuldade de separação de diferentes tipos de formações vegetais e de cultivos agrícolas de tamanho reduzido. Todos contaram com dados de campo e afirmam que, para as áreas estudadas (Rosa, 1990, teve como área teste o município de Uberlândia, MG), é possível o mapeamento de uso da terra através de imagens TM.

Fuller e Parsell (1990), utilizando-se de imagens TM para a classificação do uso da terra, referem-se ao caráter experimental de muitas técnicas de mapeamento empregadas entre os usuários e aos resultados muitas vezes distantes das expectativas. Toullos et al.(1990) realizaram interpretação visual de imagens TM e HRV para o mapeamento do uso da terra em região da Grécia. Apesar de valerm-se de farto material complementar, como mapas topográficos, temáticos e dados de campo, os autores citam a dificuldade de mapear as classes de uso da terra em áreas fragmentadas, caracterizadas pela indefinição espectral dos diferentes alvos. A redução na precisão do mapa final também foi influenciada pela falta de dados multitemporais e a redundância de informações nas bandas TM2 e TM3 e HRV1 e HRV2.

Ioka e Koda (1986) realizaram um estudo com imagens TM (todas as bandas) e um banco digital de dados (do Serviço Geográfico Japonês), onde as classes haviam sido definidas e mapeadas com base em fotos aéreas. As áreas de estudo encontravam-se na região metropolitana de Tóquio. Os pixels foram comparados um a um, após classificação por Máxima Verossimilhança (MaxVer)



nas imagens e registro com os dados do banco digital. O maior desempenho na classificação foi obtido para as classes de água (canais, lagos, etc), seguida por áreas de florestas (69.9% e 68.8% de acerto, respectivamente). Os autores atribuem este fraco desempenho às diferenças temporais entre os produtos utilizados (banco de dados de 1979 e imagens TM de 1984) e à baixa resolução espacial TM em relação aos dados oficiais de uso da terra. Eles afirmam que a precisão de classificação depende da resolução espacial e do número de pixels limítrofes entre classes. Estes últimos podem provocar o aparecimento de misturas ou contaminações entre as diferentes classes. Para áreas metropolitanas, esse problema é mais severo, visto que as classes mudam rapidamente e a estrutura urbana é muito detalhada.

Khorram et al. (1991) utilizaram-se das bandas 1,4,5 e 7 de imagens TM, as quais, segundo estes autores, são satisfatórias para monitorar ambientes agrícolas. O objetivo era descrever o uso da terra em 5 províncias da ilha da Sicília, na Itália. Realizaram classificações supervisionadas e não-supervisionadas, reduzindo as 22 classes iniciais para 9, e obtendo assim bons resultados. Apesar disto, é citada a importância da disponibilidade de um algoritmo de classificação que considere o contexto da cena, para o caso de confusão entre classes de uso urbano (estradas e indústrias, pastagens e cultivos agrícolas).

Treitz et al. (1992), usando imagens HRV (SPOT), obtiveram bons desempenhos na classificação MaxVer do uso da terra, com índices de até 100% para áreas de vegetação ("woodlands"). Estes autores realizaram a fase de treinamento pixel a pixel e, posteriormente, aplicaram um método de classificação contextual baseado na classe de frequências espectrais. A precisão geral da classificação ficou em 87%. A imagem classificada foi combinada, via Sistema de Informações Geográficas, com um mapa gerado a partir de fotos aéreas. Também foram usados dados de GPS (Ground Positioning System) para a atualização da rede viária.

Imagens de radar, geralmente SAR, também são utilizadas para mapeamento das classes de uso da terra. O caráter destes estudos, entretanto, ainda é experimental, visto que as respostas dos diferentes alvos não estão totalmente definidas e compreendidas como em relação aos sistemas óticos.

Bryan (1981), testou o uso de imagens Seasat (L-HH) em duas áreas: Los Angeles e Parque de Everglades, na Flórida. Concluiu que, independentemente do tipo de feição (natural ou artificial), as imagens podem ser usadas para a detecção de mudanças no uso da terra. Em áreas construídas, a orientação dos alvos deve ser considerada. Para feições naturais, a direção de visada não importa, podendo ser utilizadas imagens de passagem ascendente ou descendente. Martin-Kaye (1981), citado por Bryan (1983), indica a importância relativa dos parâmetros interpretativos das imagens de radar para o mapeamento do uso da terra e de vegetação natural. São eles: textura (78%), contexto (66%), forma (38%) e tonalidade ou nível de cinza (29%). As abordagens puramente quantitativas, que levam em conta apenas os níveis de cinza, teriam justificativa para seus baixos desempenhos, já que a análise do contexto e textura tem maior importância relativa. Wu e Sader (1987), no entanto, utilizaram-se da interpretação visual apenas para o delineamento de grandes feições (áreas agrícolas, florestas, alvos culturais, etc) por acharem certos alvos com tons e texturas muito similares.

Wu e Sader (1987), além da análise de diferentes coberturas vegetais, também realizaram testes nas imagens de SAR aerotransportado (banda L - todas polarizações) para alvos "culturais" (áreas de solo nu, desmatamentos, construções, clareiras inundadas, etc). Os valores de  $\sigma^0$ , expressos em NC, foram analisados juntamente com as diferentes polarizações. Os alvos foram melhor separados em polarizações simples, ao passo que suas razões (HH/VV, VV/HH, VH/HH, etc.) degradaram os resultados.

Dobson et al (1992a), usando imagens ERS-1 (banda C-VV) em uma região de florestas boreais entre o Canadá e os Estados Unidos, notaram alta separabilidade entre classes bem distintas, como lagos e plantações de coníferas. As áreas de vegetação herbácea também foram bem diferenciadas de quase todos os tipos de florestas. A discriminação entre coberturas similares, no caso de florestas dominadas por diferentes espécies vegetais, não foi possível. Os maiores índices de separabilidade foram obtidos após a aplicação de filtros da média  $3 \times 3$  pixels nas imagens.

A combinação de dados de sistemas óticos e de radar para o mapeamento do uso da terra pode proporcionar um melhor desempenho na classificação automática (Wu, 1984, Jiyuan et al., 1986, Nezry et al. 1992 e Fog et al. 1993). Lichtenegger et al. (1991), no entanto, não encontraram melhora significativa na classificação de uso da terra usando imagens registradas de diferentes sensores. A análise destes desempenhos de classificação deve considerar desde a própria definição das classes até a disponibilidade de dados de campo e o grau de separabilidade dos alvos nas diferentes imagens. Todos os autores citados empregaram a técnica da classificação MaxVer em imagens SAR (SIR-A, SIR-B, Seasat, ERS-1 e SAR aerotransportado), em imagens TM, MSS ou HRV, e no produto do seus registros.

Para o caso de áreas vegetadas, Nezry et al. (1991) afirmam que, como a banda L é sensível ao solo, troncos, galhos e às interações entre estes, as informações contidas na imagem SIR-B estão relacionadas com a umidade do solo e biomassa. Dados obtidos na banda L, desta forma, auxiliam na discriminação entre áreas de vegetação pouco densa, como entre áreas agrícolas, florestas secundárias jovens e cultivos de seringueiras. Já as imagens HRV, no visível e infra-vermelho, auxiliam na diferenciação entre florestas tropicais densas e florestas degradadas. Estes autores também indicam a maior facilidade de identificação de áreas urbanas nas imagens SAR, devido aos altos ecos e tonalidades mais claras.

Wu (1984), além de sugerir a utilidade das imagens SAR para estimativas de fitomassa, salienta a importância da multipolarização para a diferenciação das classes de uso da terra. Dados de imagens MSS aumentaram a precisão de classificação de áreas urbanas, classes de água e de agricultura. As imagens SAR, no entanto, apresentaram um maior desempenho na classificação de três tipos de florestas. O desempenho geral da classificação das imagens registradas foi de 89.2%, contra 67% para a imagem SIR-A e 68% para a MSS. A inclusão da imagem MSS facilitou a discriminação de algumas classes, como áreas residenciais entre florestas.

Um incremento no grau de separabilidade de classes agrícolas foi encontrada por Fog et al. (1993), após o registro de imagens ERS-1 com SPOT. Os autores assinalam a importância da complementaridade da obtenção de imagens

ópticas e de radar em diferentes estágios fenológicos das culturas.

Lichtenegger et al. (1991), atribuem seus fracos resultados na classificação de imagens Seasat combinadas com imagens TM à falta de um filtro eficiente para redução do speckle. Estes autores estudaram o uso da terra em região agrícola da Tunísia, definindo as classes a partir de interpretação visual de imagens TM. A utilização do filtro de Frost, que suaviza a imagem, acarretou na erosão das bordas. Os autores salientam a necessidade da obtenção de dados de campo referentes à umidade e rugosidade do solo e à geometria da cobertura vegetal.

Dados de difusômetro aerotransportado (13.3 GHz - VV) e imagens MSS (banda 4) também foram combinados por Ulaby et al. (1982b), sendo observado um acréscimo no desempenho da classificação de cultivos de milho, pastagens, touceiras de trigo e solo nu. A precisão geral da classificação para a imagem MSS ficou em 67% e aproximadamente 74% para os dados do difusômetro. Para os dados de ambos sensores combinados a precisão ficou em 85.5%. Os autores desenvolveram modelos estatísticos para estimar a variabilidade de  $\sigma^0$  dentro e entre as classes. A aquisição de dados de radar em duas datas mudou o desempenho da classificação. Nos dados obtidos após a ocorrência de chuva, as classes touceira de trigo e solo nu confundiram-se, provavelmente devido rugosidade e umidade semelhantes.

Lee e Hoffer (1990) utilizaram imagens SIR-B e TM para estimativas de biomassa em florestas de *Pinus* sp. Numa análise de correlação, foram encontrados coeficientes opostos para TM e SIR-B entre si. Os parâmetros florestais de altura das árvores e DAP (Diâmetro na Altura do Peito) correlacionaram-se mais fortemente com os dados SIR-B, enquanto que a densidade de árvores com dados TM. A fitomassa foi melhor estimada através da banda TM-7 (2.08 a 2.35  $\mu\text{m}$ ) e imagem SIR-B com ângulo de incidência de 45°. Estes autores salientam que baixos valores de  $\sigma^0$  corresponderam a dosséis mais abertos, compostos de árvores jovens, ao passo que altos valores de  $\sigma^0$  referem-se à árvores grandes e mais maduras (formações densas). Na imagem TM, altos NC referiam-se à vegetação arbustiva, herbácea e solos.

## CAPÍTULO 5

### MATERIAIS

#### 5.1 Área de estudo

A área de estudo, com aproximadamente 361km<sup>2</sup> (19 × 19km), localiza-se na região noroeste do município de Campinas, abrangendo também parte dos municípios de Paulínia, Jaguariúna e Sumaré, no Estado de São Paulo. A Figura 5.1 (ver p. 47) mostra a localização da área no Estado.

Geograficamente, a área é cortada ao norte pelo rio Atibaia e, ao sul, pela rodovia Anhanguera (SP-330), abrangendo a região metropolitana de Campinas, onde os bairros residenciais e a Universidade de Campinas (UNICAMP), destacam-se. Presentes na área de estudo estão a refinaria de petróleo de Paulínia (da Petrobrás), além de outras indústrias de grande porte, como a Rhodia.

Aproximadamente no centro da região de estudo encontra-se uma Reserva Municipal, a Mata de Santa Genebra. Esta Reserva possui 250ha e pertence às formações vegetais do tipo Floresta Estacional Semidecidual, sendo portanto condicionada às estações do ano. Outra característica desta mata é a sua decidualidade, ou seja, na época seca e fria (de abril a setembro), 70% das espécies perdem total ou parcialmente suas folhas. O período de rebrota coincide com os meses de setembro e outubro, no início da estação mais quente e úmida (de outubro a março). A Reserva possui uma porção de floresta secundária, em regeneração desde a ocorrência de um incêndio, em 1981. A floresta apresenta ainda algumas áreas de brejos, formados na área da passagem de pequenos córregos (Morellato, 1991).

Nas áreas circundantes à esta Mata e também dispersas por toda a região, encontram-se cultivos agrícolas, anuais (cana de açúcar, soja, etc) e permanentes (café, *Citrus*, etc), além de pastagens e áreas de silvicultura. A

visita ao campo também evidenciou a multiplicidade e fragmentação no uso da terra, característico de áreas agrícolas em processo de urbanização. É frequente a presença de pequenos cultivos de subsistência ao lado de grandes parcelas agrícolas, assim como de diferentes níveis de urbanização, ao longo das rodovias.

Foresti e Bruna (1991) definem a região de Campinas como um pólo tecnológico em desenvolvimento, principalmente pela presença da UNICAMP e de Institutos de pesquisa, como o Instituto Agrônomo de Campinas (IAC), e de suas interações com as empresas. A região é um dos mais importantes pólos migratórios do Estado de São Paulo, graças à diversificação de empregos gerados nos setores agrícola e industrial.

O relevo de topografia suave, característico da Depressão Periférica Paulista, permitiu a mecanização da agricultura, que, juntamente com solos férteis, proporciona a intensa atividade agrícola da área (Foresti e Bruna, 1991). As atividades urbanas são bastante diversificadas, gerando uma grande multiplicidade de usos da terra na área. A temperatura média anual é de 20.7° e a precipitação média atinge 1381mm por ano. A área de estudo encontra-se em altitude média de 690m. Os solos na região são pertencentes às classes dos Latossolos, com predominância da unidade Latossolo Roxo, e dos solos Podzólicos Vermelho-Amarelo.

Dados climatológicos fornecidos pela Seção de Climatologia do IAC, comprovaram a inexistência de precipitação nas datas de 16 de abril e 25 de abril de 1992, quando foram obtidas as imagens TM e SAR, respectivamente. Em 12 de setembro, data da tomada da segunda imagem SAR, o total pluviométrico foi de 0.5 mm, indicando a ocorrência de chuva moderada. Nos 4 dias que antecederam as três passagens dos satélites, a precipitação foi nula.

## **5.2 Produtos utilizados**

Os produtos utilizados neste trabalho estão listados a seguir, agrupados nas diferentes categorias a que pertencem:

- Imagens em papel fotográfico:

- Imagem Landsat-5/TM, órbita-ponto 219/076-W, de 16 de abril de 1992, bandas 3,4 e 5, composição colorida BGR, escala 1:100.000, resolução de 30m.
- Imagem ERS-1/SARGICS, path 410, órbita 4062 (modo descendente), de 25 de abril de 1992, geocodificada em projeção UTM, banda C, polarização VV, ângulo de incidência  $23^{\circ}$ , escala 1:100.000, resolução de 25m.
- Imagem ERS-1/SARGICS, path 410, órbita 6066 (modo descendente), de 12 de setembro de 1992, geocodificada em projeção UTM, banda C, polarização VV, ângulo de incidência  $23^{\circ}$ , escala 1:100.000, resolução de 25m.
- Imagens digitais em fita CCT:
  - Imagem Landsat-5/TM, órbita-ponto 219/076-W, de 16 de abril de 1992, bandas 1,2,3,4,5,6 e 7.
  - Imagem ERS-1/SARGICS, órbita 4062, geocodificada em projeção UTM, de 25 de abril de 1992, banda C-VV,  $23^{\circ}$ , denominada banda A1.
  - Imagem ERS-1/SARGICS, órbita 6066, geocodificada em projeção UTM, de 12 de setembro de 1992, banda C-VV,  $23^{\circ}$ , denominada banda B1.
- Material cartográfico:
  - Fotocópia da carta topográfica, escala 1:250000, Folha SF 23-Y-A, Campinas, 1980, IBGE.
  - Mapa de uso da terra do município de Campinas, elaborado a partir de imagens TM e SPOT de 1988, pelo Núcleo de Monitoramento Ambiental e de Recursos Naturais por Satélite (NMA), da EMBRAPA, escala 1:100000, 1993.
  - Planta do município de Campinas, elaborado pela Secretaria de Planejamento e Coordenação, da Prefeitura Municipal de Campinas, escala 1:50000, 1984.

### **5.3 Trabalho de campo**

Em abril e setembro de 1993, foram realizadas visitas ao campo, onde percorreu-se grande parte da área de estudo através das principais rodovias. O mapa resultante da fotointerpretação da imagem TM serviu como a referência, a partir do qual as coberturas presentes na área foram definidas ou apenas confirmadas. Após esta inspeção visual, o padrão predominante nas imagens foi caracterizado. Evidentemente, algumas regiões, como as áreas agrícolas de tamanho reduzido presentes no centro da área de estudo, foram definidas em função do padrão espectral dominante, já que a escala de trabalho não possibilitou a observação de cada uma delas. Acredita-se que a diferença de um ano entre a coleta dos dados e a verificação em campo não teria incorrido em erros significativos de interpretação.

### **5.4 Sistemas utilizados**

Os equipamentos utilizados para processar as imagens digitais foram o SITIM (Sistema de Tratamento Iterativo de Imagens), o SGI (Sistema Geográfico de Informações) e o SPRING (Sistema de Processamento de Informações Geo-referenciadas), disponíveis no Laboratório de Tratamento de Imagens Digitais (LTID) do INPE.



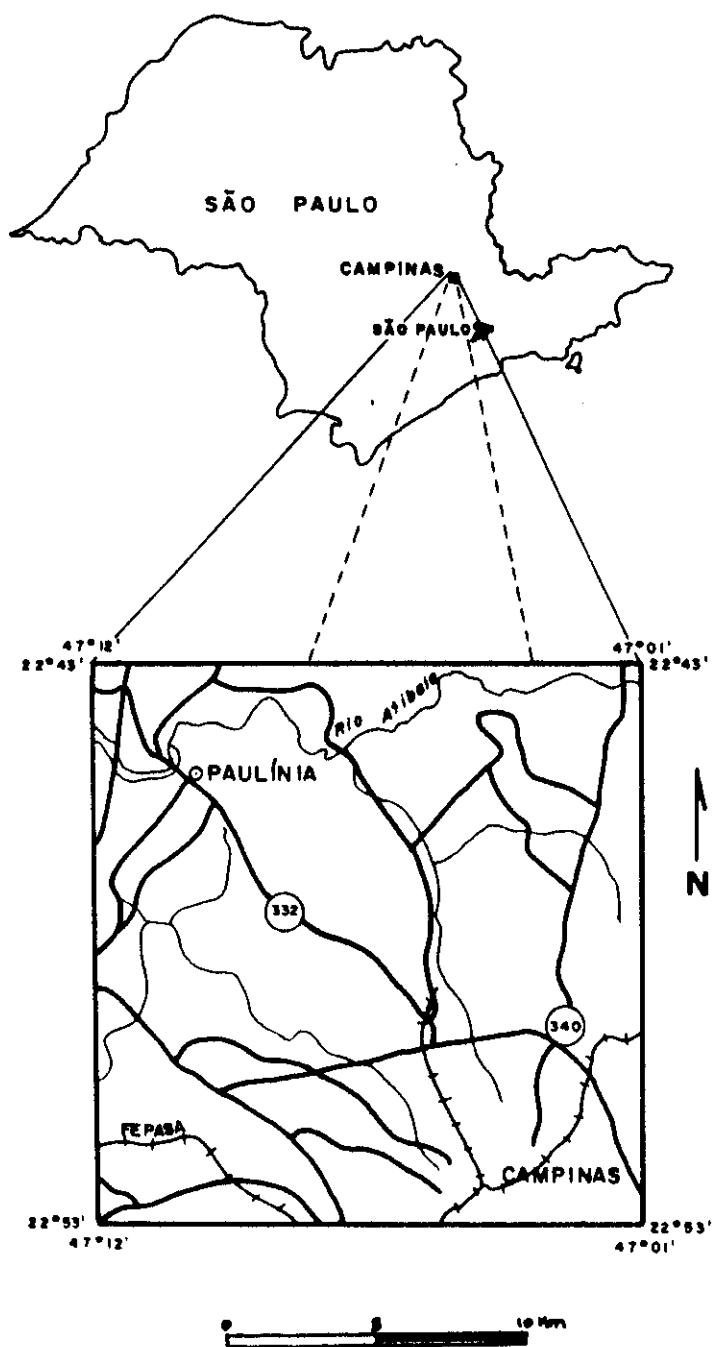


Fig. 5.1 - Localização da área de estudo.



## CAPÍTULO 6

### METODOLOGIA

#### 6.1 Interpretação visual

Como no trabalho de Pereira et al. (1989), o termo “uso da terra” neste texto refere-se à forma pela qual o espaço está sendo ocupado, não se diferenciando, portanto, da definição de cobertura da terra. São considerados tanto os aspectos naturais quanto os artificiais, ou aqueles alvos construídos pelo homem. É importante salientar que este trabalho contempla a análise das respostas de diversos alvos, sendo que o conceito de uso da terra é usado como uma forma de referir-se aos mesmos.

As classes de uso da terra foram definidas em função das visitas ao campo, com a verificação das coberturas predominantes e de representação característica na imagem TM. O Manual elaborado por Lepsch et al. (1983) serviu como um guia na classificação do uso agrícola. O mapa de uso da terra elaborado pelo NMA (Núcleo de Monitoramento Ambiental e de Recursos Naturais por Satélite) de Campinas, solucionou eventuais dúvidas, principalmente para as classes agrícolas. Entretanto, deve-se considerar alguns erros inerentes a este tipo de mapeamento, principalmente em áreas heterogêneas como a área de estudo, na qual a atividade agrícola e a urbanização são muito intensas, podendo ocorrer a mudança brusca do tipo de cultura ou cobertura terrestre em pequenos espaços de terreno. A interpretação visual da imagem TM em composição colorida 3B4G5R (banda 3 no canal azul, banda 4 no verde e 5 no vermelho) foi realizada sobre um overlay, mapeando-se as seguintes classes:

- Água: Incluem-se aqui os corpos d’água da região, como o Rio Atibaia, os lagos e reservatórios.

- Cana de açúcar (Cana): Esta cultura foi individualizada em uma classe por ocupar grande extensão da área de estudo e por ser facilmente discriminada na imagem TM. A cana de açúcar possui ciclos de um ano (tipo temporária) ou um ano e meio (semiperene) e sendo assim, na época do imageamento, estas lavouras encontravam-se em diversos estágios de desenvolvimento. Também foram incluídas nesta classe plantações de gramíneas forrageiras, por apresentarem respostas espectrais muito semelhantes às da cana.
- Mata (Mata): Abrange uma área de floresta estacional preservada e algumas matas secundárias.
- Pastagem (Past): Nesta classe, incluem-se as terras cobertas predominantemente com gramíneas, para criação de gado ou não. A presença de arbustos ou árvores esparsas ainda é admitida nesta classe, assim como áreas de lazer ou terrenos abandonados.
- Reflorestamento (Refl): Áreas de silvicultura com plantações de *Eucaliptus* sp. e *Pinus* sp..
- Cultura anual (Soja): Abrange cultivos de soja e áreas de horticultura, de tamanho reduzido a poucos pixels e dispersas por toda a área, inclusive como pequenas culturas de subsistência.
- Solo nu (Solo): Terrenos preparados para o plantio, em pousio ou em uso para outras atividades, foram incluídos nesta classe. Esta classe pode ter incluído áreas agrícolas em estágios iniciais, quando a resposta do solo ainda prevalece sobre a da vegetação.
- Área urbana (Urb): Abrange as áreas edificadas e ocupadas por zonas residenciais, comerciais ou industriais, assim como a rede viária (rodovias asfaltadas ou não). Quando áreas de florestas, agricultura, pastagens, terrenos baldios, corpos d'água, etc, encontravam-se dentro da malha urbana e em tamanho reduzido, foram incluídas nesta classe, sendo individualizadas apenas quando estavam localizadas na periferia.

- Citrus (*Citrus* sp.): Abrange cultivos de cítricos no extremo noroeste da área de estudo.
- Café: Abrange cultivos de café no extremo nordeste da área de estudo.
- Uso Agrícola: As áreas agrícolas (horticulturas ou pequenos cultivos) de tamanho reduzido ou as quais não foi possível definir precisamente o tipo de cultivo, foram incluídas nesta classe.

No decorrer do trabalho, quando passou-se para a fase de análise dos dados digitais, estas três últimas classes apresentavam uma grande semelhança espectral com outras coberturas presentes na área. Após a realização de testes de classificação digital (Kuplich e Soares, 1993), onde foi observada uma grande confusão entre estas e as demais classes presentes em campo, o número final de classes ficou restrito às oito primeiras: água, cana de açúcar, mata, pastagem, reflorestamento, soja, solo nu e área urbana.

## 6.2 Interpretação digital

A área de estudo, de aproximadamente 361km<sup>2</sup>, corresponde a 633×633 pixels na imagem TM e a 760×760 pixels na imagem SARGICS. A imagem SAR foi amostrada por um fator de 2, ou seja, os valores intermediários entre pixels foram desprezados, aumentando o espaçamento entre pixels de 12,5m para 25m. A resolução espacial permaneceu inalterada, apesar do volume de dados ter sido reduzido pela metade. Acredita-se que as alterações radiométricas não tenham sido significativas, já que, no processo de aquisição de dados de radar, os valores desprezados na amostragem são obtidos através da interpolação dos NC adjacentes.

### 6.2.1 Registro de imagens

Uma imagem de sensoriamento remoto possui uma série de distorções inerentes ao processo de aquisição. Uma delas decorre da falta de precisão

cartográfica nas imagens orbitais. As correções geométricas (ou retificação), são realizadas para reduzir este problema, transformando a imagem bruta para um sistema conhecido de escala e projeção cartográfica. Desta forma, as informações contidas na imagem corrigida poderão ser diretamente comparadas com mapas. Esta correção geométrica é realizada através da identificação de pontos de controle, ou pontos comuns entre a imagem e um mapa. Quanto maior o número e melhor a distribuição de pontos de controle, menor serão os erros na correção geométrica.

A comparação de produtos de diferentes sensores e distintas resoluções também requer o registro, para viabilizar a comparação direta, pixel a pixel, das imagens. Além disso, as imagens usadas neste trabalho possuem diferentes níveis de correção (a imagem SARGICS já se encontra em projeção UTM), sendo necessária a sua compatibilização. Neste processo, as coordenadas dos pixels definidos como pontos de controle são transformadas nas coordenadas dos pixels da imagem de referência, ou a que foi selecionada como a "base". O nível de cinza dos pixels da imagem registrada é obtido através de reamostragem, por meio de interpolação dos níveis de cinza originais.

Neste trabalho, procedeu-se ao registro manual de imagens, um procedimento semelhante à correção geométrica, que se vale da combinação de imagens ou de imagens e mapas a partir de pontos de controle comuns a ambos (Crósta, 1992). O cálculo do mapeamento foi realizado com a utilização de um polinômio de primeiro grau, que, segundo Welch e Ehlers (1988), minimiza os erros residuais em imagens de terrenos planos, como é o caso da área estudada. Após a seleção dos pontos de controle, aplicou-se um interpolador do tipo "vizinho mais próximo" para a obtenção dos níveis de cinza finais. Este interpolador preserva melhor os níveis de cinza originais, por não envolver cálculo de médias (Crósta, 1992). Nezry et al (1992) também afirmam que a radiometria e a estatística da imagem são melhor preservadas com a utilização deste interpolador.

Esta etapa foi realizada através do programa Registro, no SITIM. As bandas TM, excluída a banda TM6, foram registradas com a planta do município de Campinas, selecionando-se pontos de controle em mesa digitalizadora.

Por ser a área de estudo fortemente urbanizada, a localização de pontos de controle deu-se com relativa facilidade, aproveitando-se pontos como cruzamentos de ruas e rodovias ou limites de coberturas estáveis. A banda utilizada para a aquisição de pontos de controle foi a TM4, por apresentar maior contraste entre os diversos alvos. Após este procedimento, registrou-se este produto com a imagem SARGICS de abril de 1992, que serviu como referência, por apresentar um maior número de pixels. Finalmente, a imagem SARGICS de setembro foi justaposta à de abril, gerando um conjunto de dados em mesma projeção e tamanho de pixel, na forma de oito bandas distintas.

### 6.2.2 Filtragem digital

Uma imagem é caracterizada por diferentes níveis de cinza (NC), que representam, em quantidades discretas, o sinal proveniente da superfície terrestre, seja este sinal obtido através de métodos passivos ou ativos. A variação destes NC dentro de uma imagem é caracterizada por uma determinada frequência, chamada frequência espacial. Quando uma região da imagem apresenta variações bruscas nos NC em pequenas distâncias, é chamada de uma região de altas frequências. Este tipo de região está geralmente associado à limites entre coberturas bem distintas, como entre uma floresta e um lago ou entre uma estrada e uma área agrícola adjacente. Inversamente, variações gradativas nos NC, ou a distribuição mais uniforme destes, como numa extensa área de monocultura, caracteriza uma região de baixas frequências (Jensen, 1986).

O processo de filtragem consiste na supressão ou realce de determinados grupos de frequências, enfatizando ou degradando certas feições da cobertura terrestre. A filtragem é uma operação de área ou de vizinhança, já que se utiliza dos NC de um pixel e de seus vizinhos.

O filtro mais geralmente empregado e mais simples é o filtro da média. Este filtro consiste numa matriz de tamanho  $N \times N$  que troca o nível de cinza do pixel central pelo valor da média aritmética dos níveis dos pixels contidos na janela. Este tipo de filtro é utilizado para a redução ou remoção do ruído nas

imagens (Crósta, 1992).

As imagens SAR foram filtradas, em ambiente SPRING, com filtro da média, numa janela de  $5 \times 5$  pixels, objetivando-se a redução do *speckle*.

### 6.2.3 Análise por Componentes Principais

Geralmente imagens de diferentes bandas de uma mesma cena são visualmente e numericamente similares, apresentando alta correlação entre si. Esta correlação está ligada às semelhanças no comportamento espectral de um alvo em bandas distintas. A vegetação, por exemplo, reflete pouco nas bandas 4 e 5 do MSS, enquanto que nas bandas 6 e 7, a reflectância é superior. Estes dois pares de bandas são mais correlacionados entre si. A presença de sombra, causada por topografia acidentada, também fornecerá o mesmo tipo de resposta para todas as bandas refletivas de sensores óticos (Schowengerdt, 1983).

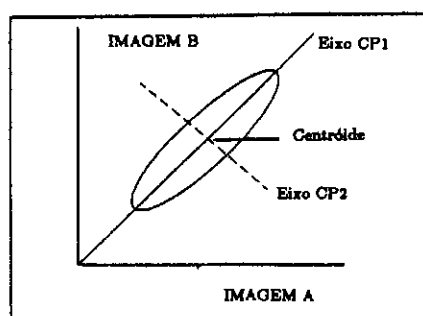
Através da transformação por Componentes Principais (CPs), a redundância de informações espectrais nas diferentes bandas é reduzida ou removida. Também utiliza-se deste tipo de processo para a compressão dos dados contidos nas 7 bandas TM, por exemplo, reduzindo-os à duas ou três novas bandas (Schowengerdt, 1983). Segundo Dutra et al. (1993), a transformação por componentes principais reduz a dimensionalidade de dados, diminuindo o esforço computacional e preservando a separabilidade de classes.

Uma vez estabelecido o ponto médio da distribuição de NC no espaço de atributos, traça-se um novo sistema de coordenadas (eixos  $X', Y'$ ) partindo do ponto  $(\mu_1, \mu_2)$ . O eixo  $X'$  é rotacionado a partir da origem até o ponto de maior distribuição, obtendo-se assim o eixo  $CP_1$ . O eixo  $CP_2$  é traçado perpendicularmente ao primeiro eixo (Crósta, 1992). O eixo CP é traçado de modo a conferir o máximo de variância na distribuição dos pontos e as CPs subsequentes conterão variâncias decrescentes (Jensen, 1986). A concentração das informações das imagens ou bandas nas duas primeiras Componentes Principais indica que a dimensionalidade intrínseca do conjunto de dados é igual a dois (Schowengerdt, 1983). A Figura 6.1 mostra a

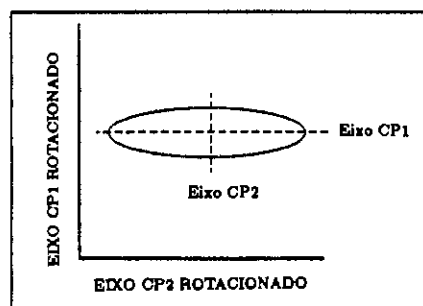


transformação por componentes principais no espaço de atributos.

O espalhamento dos dados na direção dos eixos principais é proporcional à raiz quadrada dos autovalores, que são calculados a partir da matriz de covariância. Os autovetores indicam as direções dos eixos principais e representam a proporção de contribuição de cada banda ou imagem na formação das Componentes Principais finais.



a) Determinação bidimensional dos eixos das CPs.



b) Rotação dos eixos das CPs.

Fig. 6.1 - Transformação por componentes principais.

FONTE: Crósta (1992), p. 143.

Nesta etapa do trabalho, as imagens registradas foram transferidas para o SGI, onde utilizou-se a rotina de "definição de projeto". Nesta rotina, definiu-se um projeto contendo as coordenadas envolventes da área de estudo e a projeção. Para este projeto foram transferidas as imagens utilizadas aqui, objetivando a obtenção de um arquivo que as tornasse compatíveis com o sistema SPRING, em ambiente UNIX.

Os dados foram importados para o SPRING, que possui uma rotina específica para este procedimento. Neste novo ambiente de trabalho, realizou-se a transformação por Componentes Principais nos seguintes conjuntos de bandas:

- 1) Bandas TM1, TM2, TM3, TM4, TM5 e TM7, gerando as Componentes Principais TM ou TMCP1, TMCP2, TMCP3, TMCP4, TMCP5 e TMCP6.
- 2) Imagens SARGICS das duas datas, originando as SARCP1 e SARCP2.
- 3) Imagens SARGICS das duas datas filtradas, obtendo-se SARFCP1 e SARFCP2.
- 4) Imagens SARGICS e as 6 bandas TM, que resultou nas Componentes chamadas de TMSARCP1, TMSARCP2, até a oitava Componente Principal ou TMSARCP8.
- 5) Imagens SARGICS filtradas e as 6 bandas TM, gerando mais oito Componentes referidas como TMSARFCP1, TMSARFCP2, etc.

Essa transformação gerou 26 Componentes Principais ou as novas bandas sobre as quais o trabalho se desenvolveu. Como a segunda metade do conjunto de cada componente concentrou a maior parte do ruído das cenas, trabalhou-se apenas com as 15 primeiras ou TMCP1, TMCP2 e TMCP3, TMSARCP1, TMSARCP2, TMSARCP3 e TMSARCP4, etc..

#### **6.2.4 Análise estatística dos dados**

O processamento digital de dados de sensoriamento remoto exige, muitas vezes, um conhecimento prévio de algumas propriedades das imagens. Este conhecimento pode auxiliar na realização e compreensão dos resultados de etapas como a filtragem do *speckle* e a segmentação de imagens SAR, por exemplo. Alguns autores (Lopes et al., 1990a, Yanasse et al., 1993), buscam a discriminação de alvos terrestres em imagens SAR através da determinação do tipo de distribuição e dos parâmetros que governam estas distribuições.

Em imagens de sistemas óticos, são consagradas algumas propriedades, como por exemplo a normalidade dos dados, o que torna adequada a aplicação de técnicas como a classificação baseada na Máxima Verossimilhança, que supõe distribuição Normal para os produtos tratados. Em dados SAR, o *speckle* introduz variações radiométricas que se confundem com as variações texturais naturais (proporcionais a  $\sigma^0$ ) provenientes dos alvos (Lopes et al., 1990b). Estas propriedades trazidas pelo *speckle* geralmente são modeladas em função de parâmetros distintos daqueles utilizados para imagens óticas.

Neste trabalho, num primeiro momento, buscou-se analisar a adequabilidade do algoritmo de classificação utilizado nos produtos estudados, através da verificação do ajuste dos dados a uma série de distribuições. Juntamente com estes testes de ajuste, examinou-se algumas estatísticas descritivas dos dados, como a média e a variância. Os dados foram analisados através de amostras representativas das oito classes de uso da terra, na tentativa de definir o comportamento específico de cada uma.

Foram selecionadas amostras de cada classe, aproximadamente nos mesmos locais utilizados para o treinamento do classificador. Dada a fragmentação e heterogeneidade da área, estas amostras apresentavam-se em tamanho muito reduzido, tornando necessária a coleta de várias amostras para a caracterização de cada classe. As mesmas amostras foram extraídas das 26 bandas estudadas (TM1, SAR B1, TMSARCP2, etc) mas, finalmente, foram analisadas apenas as amostras pertencentes as Componentes Principais que seriam utilizados para a classificação.

Nos oito conjuntos de amostras representantes das oito classes de uso da terra, foi testado o ajuste à distribuição Normal (Yanasse et al., 1993). As amostras foram submetidas ao Teste de Kolmogorov-Smirnov, onde as distribuições hipotéticas são comparadas com as distribuições observadas nos dados. O programa fornece os *p*-valores, os quais indicam o ajuste a uma dada distribuição. Se estes *p*-valores forem superiores a 1%, atestam que a distância máxima entre as distribuições hipotética e observada não é significativa, ao nível de 1% de significância.

Juntamente com os testes de ajuste, o programa utilizado fornece os valores de média, variância e coeficiente de variação das oito classes de estudo para todas as bandas pesquisadas. Foram construídos intervalos de confiança de 95% para as médias populacionais ( $P(\bar{x} - 1.96 \frac{s}{\sqrt{N}} \leq \mu \leq \bar{x} + 1.96 \frac{s}{\sqrt{N}} = 0.95)$ ), onde  $\bar{x}$ ,  $s$  e  $N$  são a média amostral, o desvio padrão amostral e o tamanho da amostra, respectivamente. No Apêndice são apresentadas as tabelas contendo a média ( $\bar{x}$ ), desvio padrão( $s$ ), os limites inferior ( $li$ ) e superior ( $ls$ ) dos intervalos de confiança e os  $p$ -valores para as oito classes de uso da terra definidas neste trabalho. O número de pixels ( $N$ ) utilizados nestas estimativas foi de 158 para a classe água, 1302 para cana, 779 para mata, 624 para pastagem, 516 para reflorestamento, 311 para soja, 146 para solo nu e 595 para a classe área urbana.

### 6.2.5 Classificação digital

O algoritmo de classificação utilizado foi o da Máxima Verossimilhança (MaxVer), disponível nos sistemas de tratamento de imagens do INPE. A classificação realizada através deste programa é dita supervisionada, por ser baseada nos parâmetros estatísticos de amostras fornecidas pelo usuário para seu treinamento. Neste método, parte-se da suposição que os NC da imagem são independentes e normalmente distribuídos (Jensen, 1986).

Na fase de treinamento, selecionou-se grupos de pixels representativos das diferentes classes da imagem. Segundo Jensen (1986), as áreas de treinamento devem conter um mínimo de dez pixels. O processo de decisão estatística baseia-se na determinação da probabilidade de cada pixel pertencer à determinada classe. Do conjunto de treinamento, serão extraídos os parâmetros estatísticos que determinarão o processo probabilístico de classificação ponto-a-ponto. Este método pode incorrer em erros, já que podem existir pontos com mesma probabilidade de pertencer à duas classes (Crósta, 1992).

No SPRING, além das amostras de aquisição, também podem ser selecionadas amostras de teste, que não participam do processo de treinamento, mas são utilizadas na avaliação do desempenho do classificador. As amostras de

teste minimizam o problema da superestimativa da precisão da classificação, que ocorre quando o conjunto de treinamento é também utilizado como teste, sendo a precisão estimada nos mesmos locais onde o algoritmo foi treinado (Congalton, 1991). O limiar de aceitação foi de 99% para a classificação e triagem de amostras de treinamento e teste, e de 100% (sem rejeição) para a classificação das imagens.

A coleta das amostras de teste e treinamento deu-se junto as CPs da combinação TM e SAR, visto que se buscou avaliar a contribuição da imagem SAR na discriminação de alvos. O treinamento foi realizado em amostras representativas de ambos conjuntos de dados analisados. Dessa forma, foram adquiridas 34 amostras, sendo 17 de treinamento e 17 de teste, em regiões representativas, totalizando aproximadamente 2500 pixels para as oito classes. Dada a fragmentação da área, o número de pixels para cada classe foi bastante diverso, visto que poucos alvos apresentavam-se em regiões extensas e homogêneas. A definição das classes foi realizada com base em interpretação visual da imagem TM em papel fotográfico, descrita anteriormente.

A partir do overlay, foram selecionadas as amostras de teste e de treinamento, utilizando-se as Componentes Principais da combinação TM e SAR. As classificações foram realizadas sobre os seguintes produtos:

- 1) Bandas TM: TMCP1, TMCP2 e TMCP3.
- 2) Imagens SAR: SARCP1 e SARCP2.
- 3) Imagens SAR Filtradas: SARFCP1 e SARFCP2.
- 4) Bandas TM e SAR: TMSARCP1, TMSARCP2, TMSARCP3 e TMSARCP4.
- 5) Bandas TM e SAR Filtradas: TMSARFCP1, TMSARFCP2, TMSARFCP3 e TMSARFCP4.

Os resultados de classificações digitais, como a realizada, são geralmente apresentados na forma de matrizes, onde as porcentagens de pixels classificados são fornecidas. Além dos pixels classificados corretamente, com base nos

parâmetros das amostras de treinamento, incluem-se nestas matrizes as porcentagens de confusão e de abstenção presentes na classificação.

Alguns métodos são propostos para refinar ou melhorar a interpretação destas matrizes, na tentativa de definir a real precisão da classificação ou de um mapa gerado. Normalmente, busca-se a comparação de produtos obtidos através de diferentes metodologias ou de intérpretes diversos, para vincular o dado digital à realidade de campo ou simplesmente para estabelecer o grau de similaridade entre eles. Uma das técnicas utilizadas para a verificação da acuidade de classificação é a análise do coeficiente Kappa ( $\hat{k}$ ), apresentado na Equação 6.1 (Hudson e Ramm, 1987 e Congalton, 1991):

$$\hat{k} = \frac{N \sum_{i=1}^r x_{ii} - \sum_{i=1}^r (x_{i+} x_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^r (x_{i+} x_{+i})} \quad (6.1)$$

onde  $r$  é o número de linhas ou colunas da matriz de erro,  $x_{ii}$  é o número de observações na linha  $i$  e coluna  $i$ ,  $x_{i+}$  é a soma dos valores da linha  $i$ ,  $x_{+i}$  é a soma dos valores da coluna  $i$  e  $N$ , o número total de observações.

A variância ( $\hat{\sigma}^2$ ) de  $\hat{k}$  é, segundo Hudson e Ramm (1987), dada pela Equação 6.2:

$$\hat{\sigma}^2(\hat{k}) = \frac{1}{N} \left[ \frac{\theta_1(1-\theta_1)}{(1-\theta_2)^2} + \frac{2(1-\theta_1)(2\theta_1\theta_2-\theta_3)}{(1-\theta_2)^3} + \frac{(1-\theta_1^2)(\theta_4-4\theta_2^2)}{(1-\theta_2)^4} \right] \quad (6.2)$$

onde:

$$\begin{aligned} \theta_1 &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^r x_{ii}, \\ \theta_2 &= \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^r x_{i+} x_{+i}, \\ \theta_3 &= \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^r x_{ii} (x_{i+} + x_{+i}), \\ \theta_4 &= \frac{1}{N^3} \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^r x_{ij} (x_{j+} + x_{+j})^2. \end{aligned}$$

Através da estatística Kappa e de sua variância é possível testar a igualdade de duas matrizes, com coeficientes populacionais  $k_1$  e  $k_2$ . Sejam  $H_0$  e  $H_1$  as hipóteses nula e alternativa, respectivamente dadas por:

$$\begin{cases} H_0 : k_1 = k_2 \\ H_1 : k_1 \neq k_2 \end{cases}$$

e seja a estatística  $z$  definida por:

$$z = \frac{\widehat{k}_1 - \widehat{k}_2}{\sqrt{\widehat{\sigma}_1^2 + \widehat{\sigma}_2^2}} \quad (6.3)$$

Como a estatística  $z$  possui, assintoticamente, distribuição Normal, pode-se afirmar que, para  $N$  suficientemente grande, se  $z$  é maior que 1.96, as duas matrizes são significativamente diferentes, com um coeficiente de confiança de 95% (Congalton e Mead, 1983).

No presente trabalho, os valores percentuais dados nas matrizes de classificação das amostras de teste foram transformados em número de pixels. Estes valores serviram de entrada para o cálculo de kappa e, posteriormente  $z$ , comparando-se as cinco classificações realizadas.





## CAPÍTULO 7

### RESULTADOS E DISCUSSÃO

#### 7.1 Interpretação visual

Através da metodologia descrita na seção 6.1, a imagem TM foi interpretada. A cópia da imagem e o overlay apresentados na Figura 7.1 permitem a verificação da distribuição espacial dos alvos principais e da fragmentação da área de estudo, fatos estes que serão discutidos neste Capítulo. No decorrer do trabalho, as onze classes apresentadas na fotointerpretação foram reduzidas a oito. As classes Citrus, Uso Agrícola e Café, foram incluídas em outros temas, conforme testes realizados durante as classificações.

#### 7.2 Registro de imagens

A Tabela 7.1 resume os resultados dos registros realizados. A precisão refere-se aos erros *rms* (root mean square) dos resíduos horizontais e verticais encontrados nos pontos de controle.

TABELA 7.1 - RESULTADOS DOS REGISTROS

| Produtos<br>registrados | Número de<br>Pontos de Controle | Precisão<br>(Pixel,metros) |
|-------------------------|---------------------------------|----------------------------|
| TM e Mapa               | 5                               | 0.154, 4.620               |
| TM e SAR                | 6                               | 0.674, 16.85               |
| SAR e SAR               | 8                               | 0.723, 18.07               |

Para a realização do registro entre as imagens aqui estudadas, empregou-se basicamente a metodologia descrita em Fog et al. (1993), que registraram uma imagem SPOT com um mapa e com uma imagem ERS-1/SAR. Estes

autores obtiveram erros rms de 1.38 pixels para o registro de duas imagens SAR e 1.14 na combinação SPOT e SAR. Através do uso de interpolador “vizinho mais próximo” e da utilização da imagem SAR como referência, o espaçamento entre pixels das imagens finais ficou em 20 metros, transformando o erro para 27.6 metros (SAR e SAR) e 22.8 metros (SAR e SPOT).

Os resultados encontrados nesta etapa do trabalho parecem concordar com resultados previamente encontrados na literatura, apesar de variações nos produtos utilizados. Welch e Ehlers (1988) sugeriam a amostragem da imagem SIR-B para tornar o tamanho do pixel mais compatível com imagens TM, e a retificação destas últimas, para posterior registro. Lichtenegger et al. (1991) realizaram a geocodificação de imagens Seasat através do registro com um Modelo Digital de Elevação previamente construído, e então combinaram-nas com uma imagem TM. Dallemand et al. (1993) e Perlant (1993), que trabalharam com imagens ERS-1 do tipo FD (Fast Delivery, com pixels de  $20\text{m} \times 16\text{m}$ ), ressaltaram a influência das distorções geométricas, que levam à dificuldade de localizar pontos de controle em áreas montanhosas. Para o presente trabalho, este tipo de problema não foi encontrado, visto que a área é praticamente plana e os produtos utilizados já se encontravam corrigidos geometricamente. Apesar dos maiores erros terem sido encontrados para o registro das duas imagens SAR, o satélite ERS-1 parece manter-se relativamente estável, permitindo o registro de órbitas sucessivas, como ressaltaram Dallemand et al. (1993).

Finalmente, a utilização de interpolador do tipo “vizinho mais próximo” não parece ter provocado mudanças significativas nas imagens. Acredita-se que, como afirmam Nezry et al (1992) e Crósta (1992), a radiometria das imagens tenha sido preservada se comparada a outras obtidas com os demais interpoladores disponíveis.



**FOTOINTERPRETAÇÃO DE PORÇÃO DE IMAGEM TM 219/076 EM PAPEL FOTOGRÁFICO  
COMPOSIÇÃO COLORIDA 3B465R**

**Legenda**

P - Pastagem  
Ua - Uso agrícola  
U - Área urbana  
B - Solo nu  
A - Água  
C - Cana de açúcar  
R - Reflorestamento

Fig. 7.1 - Cópia da imagem TM e sua interpretação.

M - Mato  
Sj - Soja  
Ca - Café  
Ci - Citrus  
— Rodovia  
~ Rios

**Escala 1:100.000**

0 2 4 Km

N



### 7.3 Análise por Componentes Principais

A transformação por Componentes Principais fornece, além das novas bandas, as matrizes de covariância e correlação, vistas nas Tabelas 7.2 e 7.3 que permitem a verificação da relação entre os diferentes dados. O número de pixels ( $N$ ) utilizado para obtenção destas estatísticas, foi igual a 577600.

TABELA 7.2 - MATRIZ DE COVARIÂNCIA TM

| Bandas | TM1   | TM2   | TM3    | TM4    | TM5    | TM7    |
|--------|-------|-------|--------|--------|--------|--------|
| TM1    | 35.55 |       |        |        |        |        |
| TM2    | 24.31 | 21.83 |        |        |        |        |
| TM3    | 46.78 | 40.60 | 92.45  |        |        |        |
| TM4    | -8.16 | -1.73 | -26.46 | 134.61 |        |        |
| TM5    | 60.46 | 57.65 | 123.18 | 25.25  | 325.32 |        |
| TM7    | 42.97 | 37.47 | 87.28  | -22.95 | 166.83 | 115.25 |

Nas bandas do visível (TM1, TM2 e TM3), os efeitos da atmosfera foram pronunciados, o que causou ausência de nitidez nas imagens e níveis de cinza mínimos diferentes de zero (47, 17 e 15, respectivamente). Ainda assim, observa-se a resposta da vegetação e das áreas urbanas. A variância nestas três bandas é pequena em relação às bandas no infravermelho e a correlação entre estas três bandas é alta, indicando a redundância de informações (Tabelas 7.2 e 7.3).

Na região do infravermelho médio, a banda TM5 apresentou alta correlação (Tabela 7.3) com TM7 (0.86) e a maior variância do conjunto de dados (325.32). Esta faixa do espectro fornece uma excelente visualização dos diferentes tipos de vegetação, resultando na fácil distinção entre culturas agrícolas em diferentes estágios e entre formações silvícolas e naturais.

Deste conjunto de dados, a banda TM4 (0.76 - 0.9  $\mu\text{m}$ ) apresenta a menor correlação com as demais, indicando a faixa espectral distinta a que pertence (infravermelho próximo). Nesta região do espectro, as informações consistem basicamente das respostas da vegetação, caracterizadas na curva de comportamento espectral pela subida brusca dos valores de reflectância (*red-edge*), dos solos secos e das áreas urbanas, além de corpos d'água bem definidos pela total absorção da

radiação.

TABELA 7.3 - MATRIZ DE CORRELAÇÃO TM

| Bandas | TM1   | TM2   | TM3   | TM4   | TM5  | TM7  |
|--------|-------|-------|-------|-------|------|------|
| TM1    | 1.00  |       |       |       |      |      |
| TM2    | 0.87  | 1.00  |       |       |      |      |
| TM3    | 0.82  | 0.90  | 1.00  |       |      |      |
| TM4    | -0.12 | -0.03 | -0.24 | 1.00  |      |      |
| TM5    | 0.56  | 0.68  | 0.71  | 0.12  | 1.00 |      |
| TM7    | 0.67  | 0.75  | 0.85  | -0.18 | 0.86 | 1.00 |

Na análise dos autovalores, expressos através da porcentagem de variância na Tabela 7.4, observa-se a concentração da maior parte da variância nas três primeiras CPs, sendo que as duas primeiras concentram 91%. A alta correlação entre as bandas do visível e infravermelho médio e a inexistência de correlação destes grupos com a TM4 (infravermelho próximo), talvez explique o agrupamento da informação contida nas 6 bandas em apenas três CPs. Estas faixas espectrais distintas estão representadas nas três primeiras CPs e a dimensionalidade do conjunto de seis bandas também pode ser definido como três.

TABELA 7.4 - CONTRIBUIÇÃO DAS BANDAS TM NAS CPs

| BANDA          | CP1   | CP2  | CP3   |
|----------------|-------|------|-------|
| TM1            | 3.45  | 1.01 | 25.46 |
| TM2            | 2.79  | 0.18 | 12.74 |
| TM3            | 13.24 | 5.74 | 30.28 |
| TM4            | 0.06  | 84.1 | 11.33 |
| TM5            | 60.33 | 6.19 | 20.18 |
| TM7            | 20.28 | 2.78 | 0.06  |
| % de variância | 70    | 21   | 6     |

Na CP1, a informação consiste basicamente das bandas 3,5 e 7 (Tabela 7.4). Na análise visual, a CP1 é a componente de maior contraste entre áreas claras e escuras ou de alta e baixa reflectância. Os talhões agrícolas são bem definidos e a diferenciação entre as coberturas artificiais e naturais parece relacionada somente com a presença ou ausência de fitomassa (vista na banda TM5). Na CP2, encontra-

se uma grande participação da banda TM4 (84.1%), seguida de TM5 e TM3. O aspecto desta componente é o de uma foto pancromática bem contrastada. Na CP3, as bandas TM5, TM3 e TM1 contribuem com a maior parte da informação e destaca-se a presença da textura rugosa das áreas contruídas e lisa das áreas vegetadas ou nuas. A Figura 7.2 mostra as três primeiras CPs TM, que, analisadas de acordo com a Tabela 7.4, fornecem uma visualização bem semelhante ao produto fotográfico TM (CP3-maior contribuição da banda 3-no canal azul, CP2-maior contribuição da banda 4-canal verde e CP1-maior contribuição da banda 5 no vermelho), porém com um contraste bem maior.



Fig. 7.2 - CPs TM em composição colorida CP1RCP2GCP3B.

Procedeu-se o mesmo tipo de análise nas imagens SARGICS, de abril (banda A1) e de setembro de 1992 (banda B1). Estas duas bandas foram submetidas à transformação por Componentes Principais porque observou-se uma melhor discriminação entre os alvos nos produtos gerados do que em relação às imagens brutas. Observou-se uma maior variância (Tabela 7.5), acompanhada de

um range maior de NC, na banda B1, onde a região foi submetida a chuvas no dia da aquisição da imagem. A correlação entre ambas não é muito grande (0.43), indicando as condições hídricas distintas. As imagens SAR permitem a diferenciação de coberturas bem distintas, como áreas urbanas (em tons claros) e água (em tons escuros), assim como a rede viária. Alguns corpos d'água, entretanto, não são visíveis, provavelmente devido à ação do vento, que teria tornado suas superfícies rugosas para o comprimento de onda utilizado. As demais coberturas são pouco distintas entre si, com alguma variação entre as duas datas.

TABELA 7.5 - MÉDIA, VARIÂNCIA E CORRELAÇÃO DAS BANDAS SAR FILTRADAS (A1F E B1F) E NÃO-FILTRADAS (A1 E B1)

| Banda | MÉDIA | VARIÂNCIA | CORRELAÇÃO |
|-------|-------|-----------|------------|
| A1    | 48.18 | 457.55    | 0.43       |
| B1    | 52.31 | 537.35    |            |
| A1F   | 47.79 | 152.55    | 0.74       |
| B1F   | 51.84 | 181.57    |            |

O aspecto da primeira componente das bandas A1 e B1 é de uma imagem mais clara e bem contrastada, em comparação com as bandas isoladas. Na segunda componente, o ruído e os NC altos das áreas urbanas foram realçados, gerando uma imagem com baixíssimo contraste. A aplicação do filtro da média provocou uma diminuição na variância dos dados e um aumento na correlação entre eles. As contribuições de cada banda nas CPs mudaram pouco após a filtragem. O aumento na correlação entre as duas datas teria sido provocado pela redução da variabilidade introduzida pelo speckle. Os diferentes pesos das bandas SAR nas Componentes Principais são vistos na Tabela 7.6.

A banda B1, em ambos casos com a maior variabilidade, conferiu, nos autovetores, grande parte da contribuição nas componentes. A filtragem, apesar de ter aumentado a correlação entre os dados, alterou muito pouco os autovetores, acrescentando aproximadamente 15% de variância a primeira componente das imagens SAR filtradas. As imagens SAR, depois da filtragem, continuaram apresentando a falta de discriminação visual entre as diversas classes, porém com uma suavização de bordas.

TABELA 7.6 - PESO DAS BANDAS SAR NAS CPs

| % de contrib.  | CP1   | CP2   |
|----------------|-------|-------|
| A1             | 40.88 | 59.12 |
| B1             | 59.12 | 40.88 |
| % de variância | 72    | 28    |
| A1F            | 44.18 | 55.82 |
| B1F            | 55.82 | 44.18 |
| % de variância | 87.3  | 12.7  |

Nas oito CPs geradas na combinação de dados óticos e de radar, apenas as quatro primeiras demonstraram feições diferenciáveis. As restantes parecem ter concentrado o ruído das cenas, não permitindo a visualização de nenhuma cobertura de interesse. A correlação entre os dados dos dois tipos de sensores é pequena (Tabela 7.7), devido às faixas espectrais distintas nas quais os dados são adquiridos, indicando uma potencial contribuição das imagens SAR aos dados TM. Entretanto, através da análise visual verificou-se a participação das bandas TM na diferenciação de alvos antes indistintos nas imagens SAR. A Figura 7.3 mostra fotos das CPs SAR e TM, onde observa-se, no centro da cena, uma área de mata e soja, só visível após a inclusão dos dados TM.

A introdução das bandas SAR parece ter conferido maior variabilidade de NC a algumas coberturas como a de cana de açúcar, por exemplo, provavelmente devido a inclusão de informação sobre a umidade de solos, não evidente através das bandas TM. Observa-se na Figura 7.4 esta maior variabilidade de NC em áreas como a de cana de açúcar ao sul da mata (aproximadamente no centro da cena).

A Tabela 7.8 mostra o peso das bandas SAR e TM nas CPs. As bandas de radar aparecem, na primeira e na terceira componentes, como as contribuintes da maior parte da variância encontrada. A segunda componente apresenta-se como uma mistura dos dois tipos de dados e a quarta representa basicamente as informações TM.





Fig. 7.3 - CPs SAR em composição colorida CP1BCP2GCP1R (acima) e CPs TMSAR CP1BCP4GCP1R (abaixo).



Fig. 7.4 - CPs TMSAR em composição colorida  
CP1BCP2GCP4R.

TABELA 7.7 - CORRELAÇÃO DAS BANDAS SAR E TM

| A1    | B1   | TM1   | TM2   | TM3   | TM4   | TM5  | TM7  |
|-------|------|-------|-------|-------|-------|------|------|
| 1.00  |      |       |       |       |       |      |      |
| 0.43  | 1.00 |       |       |       |       |      |      |
| 0.18  | 0.14 | 1.00  |       |       |       |      |      |
| 0.17  | 0.12 | 0.87  | 1.00  |       |       |      |      |
| 0.20  | 0.14 | 0.82  | 0.90  | 1.00  |       |      |      |
| -0.04 | 0.0  | -0.12 | -0.03 | -0.24 | 1.00  |      |      |
| 0.15  | 0.11 | 0.56  | 0.68  | 0.71  | 0.12  | 1.00 |      |
| 0.21  | 0.15 | 0.67  | 0.75  | 0.85  | -0.18 | 0.86 | 1.00 |

A variância contida nas CPs resultantes da combinação TM e SAR diluiu-se um pouco, denotando o acréscimo de nova fonte de informação. O aspecto visual destas componentes deixa evidente a presença das bandas de radar, com a presença da textura típica.

TABELA 7.8 - PESO DAS BANDAS SAR E TM NAS CPs

| BANDA          | CP1   | CP2   | CP3   | CP4   |
|----------------|-------|-------|-------|-------|
| A1             | 35.28 | 2.51  | 61.68 | 0.46  |
| B1             | 48.79 | 14.65 | 36.50 | 0.04  |
| TM1            | 0.73  | 2.58  | 0.01  | 1.0   |
| TM2            | 0.49  | 2.23  | 0.02  | 0.19  |
| TM3            | 2.52  | 10.3  | 0.05  | 5.83  |
| TM4            | 0.02  | 0.0   | 0.32  | 84.07 |
| TM5            | 8.47  | 51.77 | 1.28  | 5.52  |
| TM7            | 3.71  | 15.96 | 0.12  | 2.89  |
| % de variância | 48 %  | 33 %  | 12 %  | 3 %   |

A correlação entre os dados TM e SAR filtrados aumentou um pouco (Tabela 7.9), mas ainda continua baixa, indicando a utilização de informações bem distintas.

TABELA 7.9 - CORRELAÇÃO DAS BANDAS SAR FILTRADAS E TM

| A1F   | B1F   | TM1   | TM2   | TM3   | TM4   | TM5  | TM7  |
|-------|-------|-------|-------|-------|-------|------|------|
| 1.00  |       |       |       |       |       |      |      |
| 0.74  | 1.00  |       |       |       |       |      |      |
| 0.29  | 0.22  | 1.00  |       |       |       |      |      |
| 0.26  | 0.20  | 0.87  | 1.00  |       |       |      |      |
| 0.31  | 0.23  | 0.82  | 0.90  | 1.00  |       |      |      |
| -0.07 | -0.01 | -0.12 | -0.03 | -0.24 | 1.00  |      |      |
| 0.24  | 0.18  | 0.56  | 0.68  | 0.71  | 0.12  | 1.00 |      |
| 0.34  | 0.25  | 0.67  | 0.75  | 0.85  | -0.18 | 0.86 | 1.00 |

Com as imagens SAR filtradas, as 8 componentes geradas foram semelhantes as anteriores, apesar da contribuição SAR não ser tão marcante (Tabela 7.10). A Figura 7.5 mostra os CPs TMSARF em composição bem semelhante aos CPs TM, pois a contribuição SAR é bem leve nos CPs selecionados (CP1 no



azul, CP3 no verde e CP4 no vermelho). Os dados SAR têm maior importância apenas na segunda componente, visto que suas variâncias baixaram bastante após a filtragem (Figura 7.6).

TABELA 7.10 - PESO DAS BANDAS SAR FILTRADAS E TM

| BANDA          | CP1   | CP2   | CP3   | CP4   |
|----------------|-------|-------|-------|-------|
| A1F            | 7.32  | 34.89 | 0.13  | 3.61  |
| B1F            | 6.68  | 49.10 | 1.92  | 3.21  |
| TM1            | 3.20  | 0.06  | 0.95  | 24.44 |
| TM2            | 2.46  | 0.22  | 0.20  | 12.35 |
| TM3            | 11.92 | 0.57  | 5.84  | 28.93 |
| TM4            | 0.02  | 0.89  | 83.52 | 11.03 |
| TM5            | 50.39 | 12.92 | 4.40  | 18.06 |
| TM7            | 18.01 | 1.35  | 3.02  | 0.01  |
| % de variância | 52%   | 24%   | 14%   | 4%    |



Fig. 7.5 - CPs TMSARF em composição colorida  
CP4RCP3GCP1B.

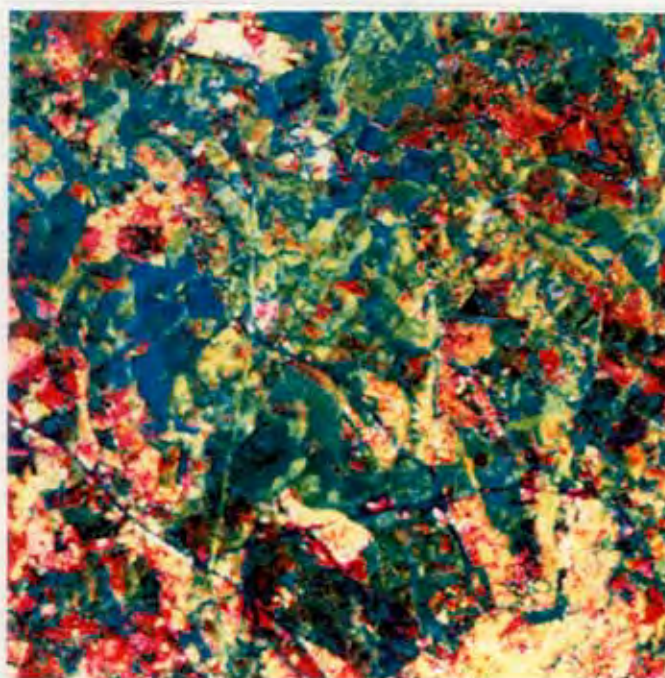


Fig. 7.6 - CPs TMSARF em composição colorida  
CP1RCP2GCP4B.

## 7.4 Análise estatística das imagens

A discriminação entre as classes varia bastante nos diferentes produtos gerados através da transformação por Componentes Principais. A coleta de amostras representativas destas classes nas Componentes Principais, buscou a verificação da normalidade das amostras, assim como a análise do poder discriminativo de cada produto estudado. As amostras selecionadas foram bastante heterogêneas, principalmente as de cana de açúcar, por apresentarem-se em diferentes estágios fenológicos. A Tabela 7.11 apresenta a porcentagem de ajuste das classes à normalidade, por produto testado, usando o teste de Kolmogorov-Smirnov ao nível de significância de 1%. Os  $p$ -valores que forneceram esta estimativa encontram-se no Apêndice.

TABELA 7.11 - CLASSES AJUSTADAS À DISTRIBUIÇÃO NORMAL

|            | TM  | SAR  | SARF | TMSAR | TMSARF | Totais |
|------------|-----|------|------|-------|--------|--------|
| Água       | 67% | 100% | 0%   | 100%  | 25%    | 60%    |
| Cana       | 0%  | 100% | 0%   | 75%   | 0%     | 33%    |
| Mata       | 33% | 100% | 50%  | 50%   | 25%    | 47%    |
| Pastagem   | 33% | 100% | 100% | 100%  | 50%    | 73%    |
| Refforest. | 0%  | 100% | 0%   | 75%   | 0%     | 33%    |
| Soja       | 33% | 100% | 100% | 75%   | 50%    | 67%    |
| Solo nu    | 0%  | 100% | 100% | 50%   | 50%    | 53%    |
| Urbana     | 33% | 0%   | 50%  | 25%   | 75%    | 40%    |
| Totais     | 25% | 88%  | 50%  | 69%   | 34%    |        |

A partir da Tabela 7.11 verifica-se que:

- O maior total encontrado refere-se às amostras das CPs SAR, onde 88% delas satisfazem os critérios de normalidade. A única exceção é para as amostras de área urbana, naturalmente mais heterogêneas em termos de níveis de cinza.

Como foi dito no Capítulo 2, dados de intensidade em regiões homogêneas nas imagens de radar possuem teoricamente distribuição Gama. Entretanto, quando o número de *looks* é suficientemente grande, a distribuição Gama

aproxima-se da distribuição Normal, sendo que a mesma aproximação é válida para dados de amplitude de regiões homogêneas. Deste modo, a normalidade das amostras das CPs SAR podem ser teoricamente justificadas se duas suposições forem feitas:

- Os alvos imageados, exceto os de área urbana, são considerados homogêneos pelo radar (isto é, o radar não detecta a heterogeneidade interna dos alvos, como por exemplo os de cana de açúcar).
- O número de *looks* é suficientemente grande para que a aproximação acima mencionada seja válida.

O número de *looks* dos dados é igual a oito, o que parece ser satisfatório para esta aproximação valer (a verificação da normalidade de áreas homogêneas para um número de *looks* pequeno foi também observada por Yanasse et al., 1994). As CPs, por serem uma combinação linear dos dados originais, também teriam distribuições normais.

- As CPs das bandas SAR filtradas apresentam uma menor porcentagem de classes ajustadas à normalidade.

O filtro da média, apesar de teoricamente “homogeneizar” os dados e normalizá-los, aumentou a correlação entre os pixels, fato este que pode ter afetado o resultado do teste de Kolmogorov-Smirnov, que supõe ausência de correlação entre eles.

- As CPs TM apresentam a mais baixa porcentagem de classes ajustadas (25%) e as CPs das combinações TMSAR e TMSARF representam “misturas” entre os produtos, pois têm valores intermediários (69% e 34%, respectivamente).
- Quanto às classes, a menor porcentagem de Componentes Principais ajustadas à Distribuição Normal (33%) ocorreu para as classes reflorestamento e cana de açúcar. Os diferentes estágios de crescimento da cana, gerando padrões distintos nas imagens, e as diferentes espécies plantadas nas áreas reflorestadas, pode ter causado uma heterogeneidade que levou à uma redução

na normalidade dos dados. As classes que mais vezes ajustaram-se à distribuição Normal, considerando sua amostragem nas diferentes CPs, foram as classes de pastagem e soja (73% e 67% dos casos, respectivamente), provavelmente por serem amostras bem homogêneas.

A ausência de normalidade das CPs TM parecem indicar que as estas imagens são mais sensíveis à própria heterogeneidade dos alvos, o que também pôde ser verificado nas análises conduzidas posteriormente (seções 7.3 e 7.5), onde as diferenças dentro das classes são muito mais marcantes. Como dito anteriormente, as bandas SAR, por satisfazerem os critérios de normalidade, podem indicar que este sensor não é sensível às variações de níveis de cinza dentro de um mesmo alvo.

Os gráficos dos NC médios de cada classe nas primeiras Componentes Principais gerados em cada conjunto de dados, permite a visualização da discriminação entre as classes. Os intervalos de confiança denotam a sobreposição ou não destes valores e confirmam as diferenças encontradas nas médias. Os gráficos dos níveis de cinza médios das primeiras e segundas componentes principais encontram-se nas Figuras 7.7 e 7.8, respectivamente, enquanto que os intervalos de confiança são apresentados no Apêndice.

Nas Figuras 7.7 e 7.8 e através dos intervalos de confiança, verifica-se que as imagens SAR e SARF não permitem a diferenciação das classes cana, pastagem, reflorestamento e solo nu. O mesmo ocorre entre as classes mata e soja, com intervalos de confiança que se sobrepõem. Estes fatos serão também comprovados através das matrizes de classificação (Tabelas 7.13 e 7.14) na seção 7.5, onde a confusão entre estas classes é muito grande. Os alvos visual e digitalmente mais distintos entre si e em relação aos demais são os de água e área urbana.

As CPs TM e TMSARF seguem mais ou menos o mesmo comportamento, exceto para os níveis de cinza de área urbana, mostrando que as imagens SAR contêm informações diferentes das imagens TM para esta classe. A confusão observada entre esta classe e a de solo nu nas classificações realizadas posteriormente, parece ser reduzida com a inclusão do segundo CP TMSARF, que acentua as diferenças de NC entre as duas classes (Figura 7.8 e Apêndice).



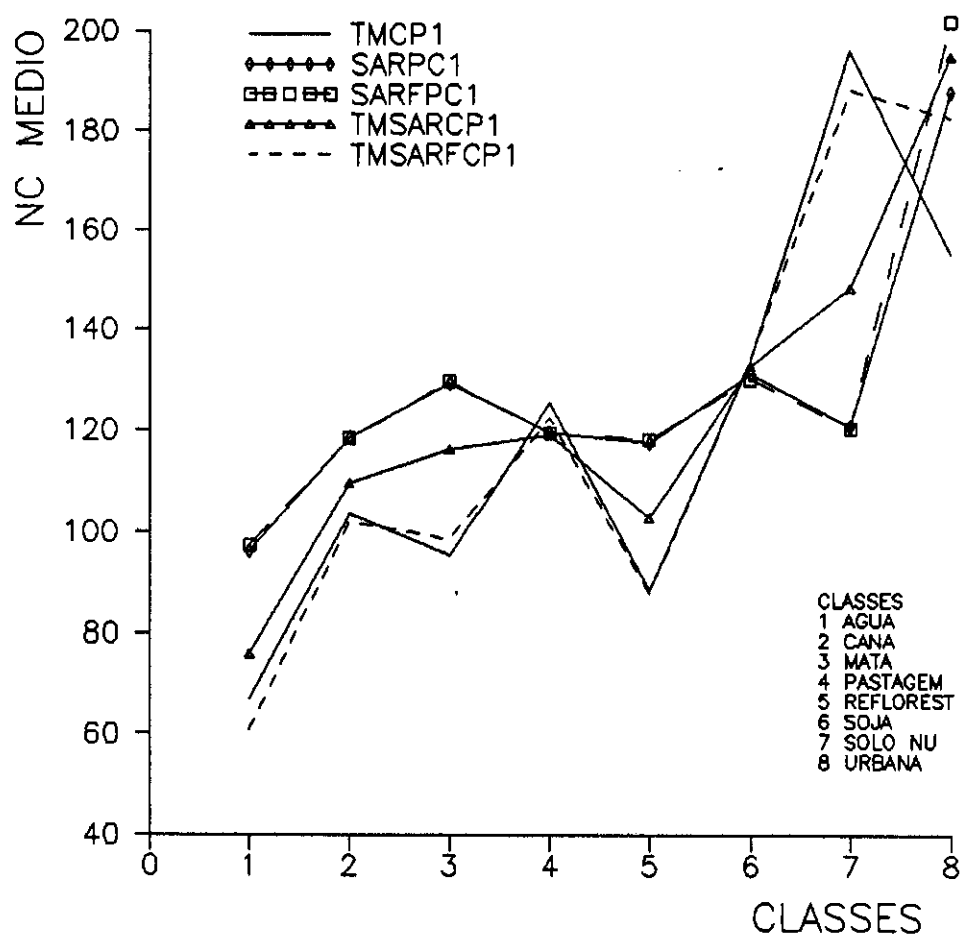


Fig. 7.7 - Níveis de Cinza médios das oito classes nas primeiras CPs.

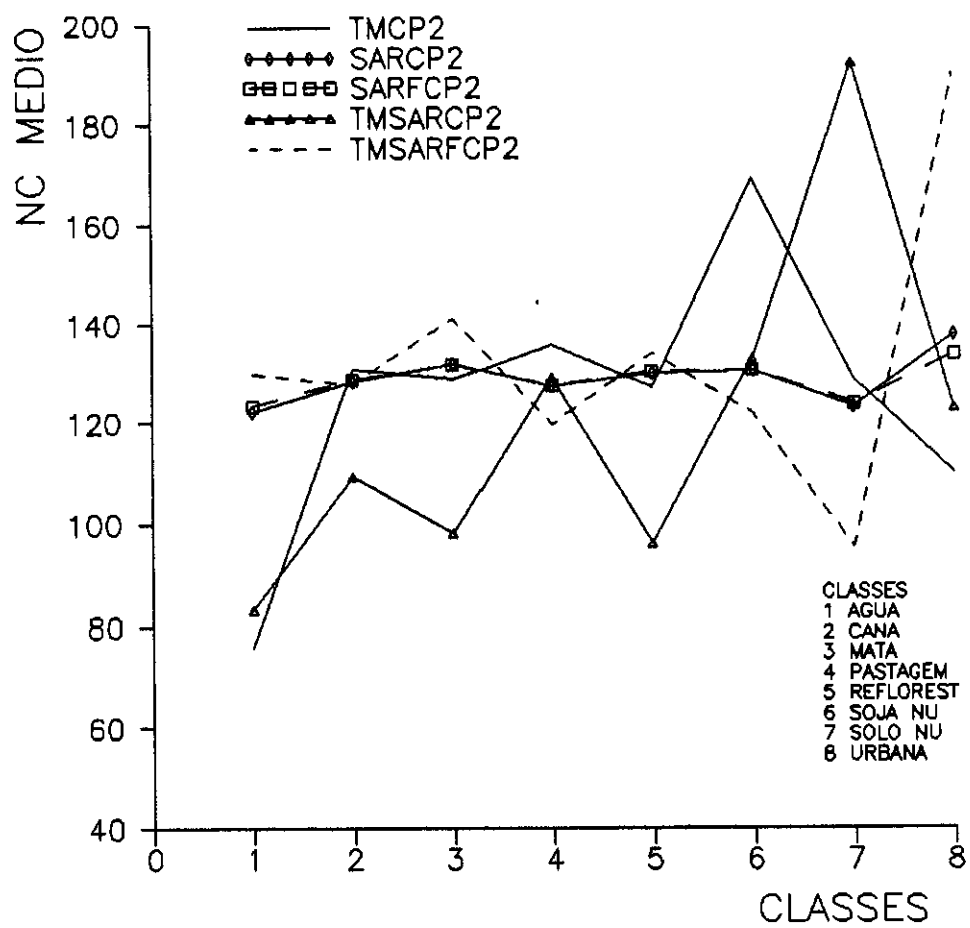


Fig. 7.8 - Níveis de Cinza médios das oito classes nas segundas CPs.

A segunda componente principal (Figura 7.8) das bandas TM-SAR, composta basicamente de informações TM (Tabela 7.8), auxilia a discriminação de algumas classes, aumentando a diferença entre as médias. Na primeira CP desta combinação, a contribuição SAR predomina, gerando valores de NC mais semelhantes entre si.

Também foram calculadas as autocorrelações espaciais de cada amostra, para testar a adequabilidade do algoritmo de classificação por Máxima Verossimilhança, que supõe ausência de correlação entre os pixels. Os valores encontrados foram em torno de 0.05 para todas as amostras, exceto as de área urbana, que apresentaram correlações da ordem de 0.3. Portanto, exceto para as amostras de área urbana, podem ser consideradas desprezíveis.

## 7.5 Classificação digital

As onze classes mapeadas na fotointerpretação da imagem TM foram reduzidas a oito, após uma série de testes efetuados na classificação. A classe citrus, por apresentar grande espaçamento entre as árvores, foi incluída nas classes pastagem (os dosséis das árvores) e solo nu (nas áreas de solo aparente), já que apresentava comportamento espectral semelhante. A classe café foi classificada como cana de açúcar e a de uso agrícola, composta de vários cultivos de tamanho reduzido, foi classificada em função do treinamento realizado para os oito temas finalmente definidos. A fase de treinamento foi realizada apenas sobre os alvos confirmados em campo e, muitas vezes, foi dificultada pelo tamanho reduzido dos alvos e, consequentemente, das amostras.

Nas componentes principais das bandas TM, as oito classes definidas foram bem representadas (Tabela 7.12). A precisão geral da classificação ficou em 91.55%. As confusões ocorreram nas classes de vegetação (com exceção de soja), como entre reflorestamento e mata. A classe água também confundiu-se com área urbana. O menor desempenho médio de classificação ficou para a classe de solo nu, que confundiu-se com a classe de área urbana, pelo fato destas duas classes apresentarem padrões espectrais muito semelhantes. Ainda assim, o desempenho

foi muito bom e, para as classes definidas, foi possível obter uma visão global da cobertura presente na área, como pode ser verificado na Figura 7.9.

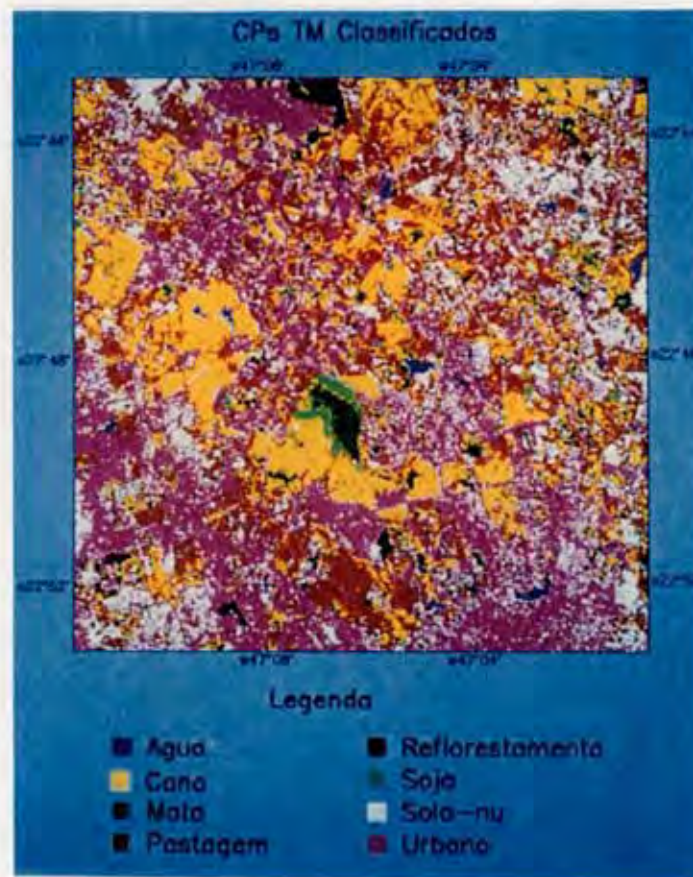


Fig. 7.9 - CPs TM classificados.

TABELA 7.12 - MATRIZ DE CLASSIFICAÇÃO (TM)

|      | água | cana | mata | past | reflo | soja  | solo | urb  |
|------|------|------|------|------|-------|-------|------|------|
| água | 78.2 | 0.0  | 0.0  | 0.0  | 0.0   | 0.0   | 0.0  | 21.8 |
| cana | 0.0  | 99.5 | 0.5  | 0.0  | 0.0   | 0.0   | 0.0  | 0.0  |
| mata | 0.0  | 3.3  | 93.4 | 0.0  | 3.3   | 0.0   | 0.0  | 0.0  |
| past | 0.0  | 0.0  | 0.0  | 93.3 | 0.0   | 0.0   | 6.7  | 0.0  |
| refl | 0.0  | 0.0  | 11.4 | 0.0  | 88.6  | 0.0   | 0.0  | 0.0  |
| soja | 0.0  | 0.0  | 0.0  | 0.0  | 0.0   | 100.0 | 0.0  | 0.0  |
| solo | 0.0  | 0.0  | 0.0  | 0.0  | 0.0   | 0.0   | 68.8 | 31.2 |
| urb  | 0.0  | 0.0  | 0.0  | 0.0  | 0.0   | 0.0   | 7.1  | 92.9 |

Em trabalho preliminar na área deste estudo (Kuplich e Soares, 1993), foram realizados testes de classificação na imagem SAR de abril de 1992

(filtrada), com a definição das mesmas oito classes que as encontradas nas bandas TM. Os resultados mostraram uma baixa precisão de classificação (46.23%) e, como consequência, o número de classes foi reduzido para quatro. No presente estudo, observou-se o mesmo baixo desempenho na classificação das CPs das imagens SAR de duas datas. As Figuras 7.10 e 7.11 mostram esta baixa definição de classes. A filtragem melhorou um pouco o desempenho, mas a inclusão de uma segunda passagem do satélite, na forma de Componentes Principais, não parece ter provocado ganhos significativos. Os resultados de Kuplich e Soares (1993) e os deste trabalho não podem ser comparados quantitativamente porque foram utilizados limiares de aceitação de classificação diferentes. Como considera-se que o potencial discriminativo de classes em imagens SAR é menor que o de imagens óticas, o número de classes definido tem estreita relação com o desempenho da classificação realizada. Dallemand et al. (1993), citam os resultados não satisfatórios na classificação de uma imagem ERS-1 isolada. Usando um conjunto de imagens multitemporais, estes últimos autores encontraram resultados melhores.

TABELA 7.13 - MATRIZ DE CLASSIFICAÇÃO (SAR)

|      | água | cana | mata | past | reflo | soja | solo | urb  |
|------|------|------|------|------|-------|------|------|------|
| água | 64.9 | 16.0 | 0.0  | 12.8 | 3.2   | 0.0  | 3.2  | 0.0  |
| cana | 7.8  | 19.2 | 0.5  | 34.2 | 5.5   | 5.0  | 27.9 | 0.0  |
| mata | 1.0  | 6.7  | 5.2  | 21.1 | 10.3  | 39.2 | 15.5 | 1.0  |
| past | 3.3  | 12.9 | 2.1  | 41.2 | 10.0  | 7.5  | 22.9 | 0.0  |
| refl | 3.9  | 20.3 | 0.8  | 41.4 | 14.8  | 9.4  | 9.4  | 0.0  |
| soja | 0.0  | 0.0  | 5.0  | 25.0 | 3.3   | 36.7 | 28.3 | 1.7  |
| solo | 6.9  | 15.3 | 0.0  | 54.2 | 4.2   | 4.2  | 15.3 | 0.0  |
| urb  | 0.0  | 0.0  | 1.3  | 0.0  | 0.0   | 4.0  | 0.0  | 94.7 |

As confusões entre classes nas imagens SAR ocorreram praticamente para todos os tipos de cobertura (Tabelas 7.13 e 7.14), corroborando a análise visual conduzida previamente. Exceções ocorreram para usos da terra bem distintos, como áreas urbanas e a classe de água, representados por NC elevados e baixos, respectivamente.

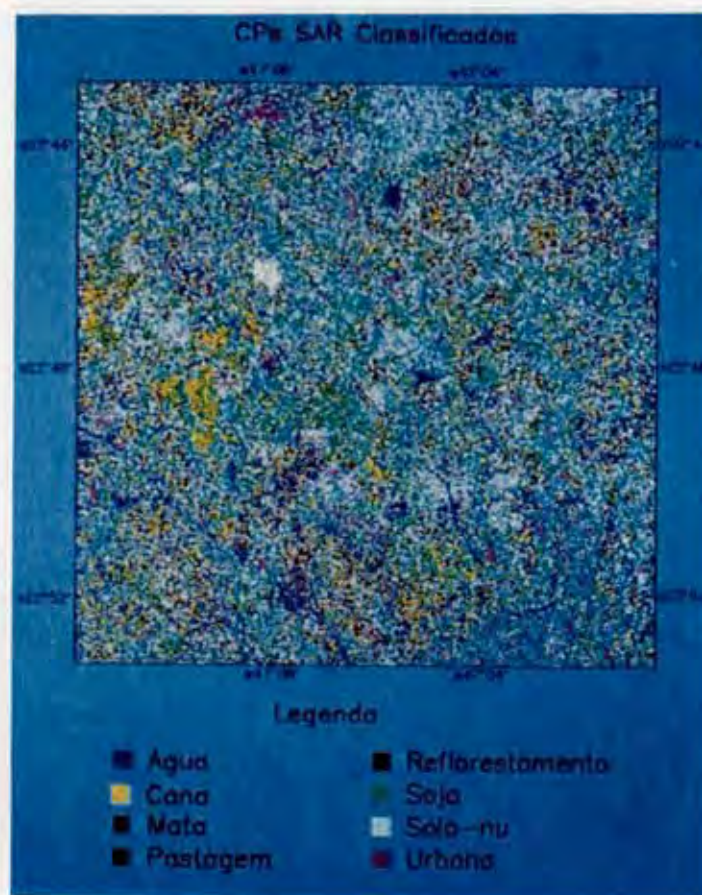


Fig. 7.10 - CPs SAR classificados.

TABELA 7.14 - MATRIZ DE CLASSIFICAÇÃO (SARF)

|      | água | cana | mata | past | refl | soja | solo | urb |
|------|------|------|------|------|------|------|------|-----|
| água | 64.5 | 35.5 | 0.0  | 0.0  | 0.0  | 0.0  | 0.0  | 0.0 |
| cana | 0.0  | 41.0 | 0.0  | 2.4  | 4.3  | 0.0  | 52.4 | 0.0 |
| mata | 0.0  | 0.0  | 37.0 | 0.0  | 6.0  | 57.1 | 0.0  | 0.0 |
| past | 0.0  | 4.1  | 0.5  | 74.9 | 12.8 | 0.0  | 7.8  | 0.0 |
| refl | 0.0  | 25.0 | 12.2 | 26.2 | 34.8 | 0.0  | 1.8  | 0.0 |
| soja | 0.0  | 0.0  | 58.3 | 3.3  | 13.3 | 23.3 | 1.7  | 0.0 |
| solo | 0.0  | 24.3 | 0.0  | 48.6 | 8.1  | 0.0  | 18.9 | 0.0 |
| urb  | 0.0  | 0.0  | 0.0  | 0.0  | 0.0  | 0.0  | 0.0  | 100 |



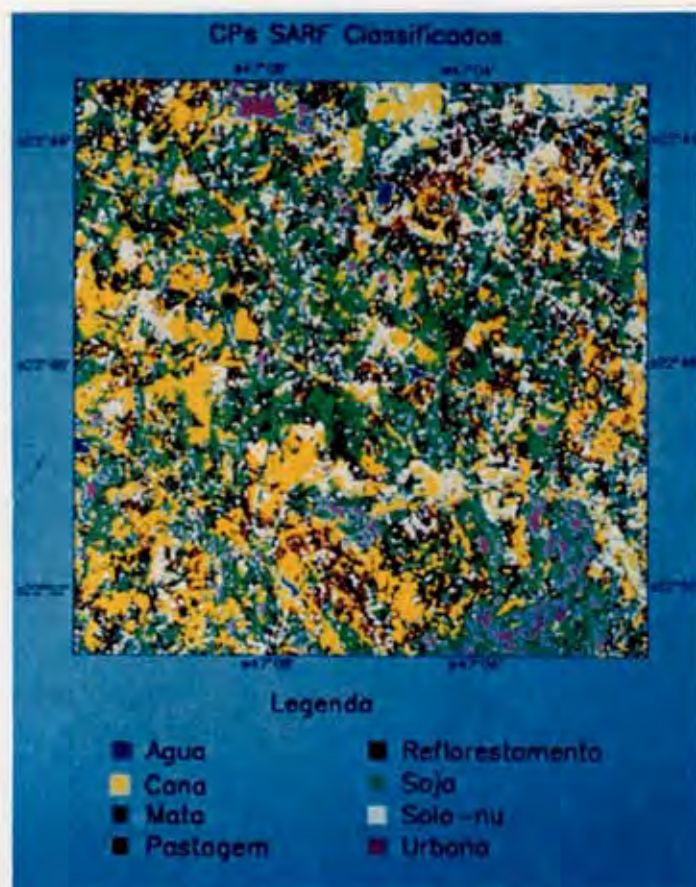


Fig. 7.11 - CPs SARF classificados.

A classificação das CPs oriundas da combinação SARTM gerou resultados muito semelhantes aos obtidos com as CPs TM (Tabela 7.15). As classes água, pastagem, reflorestamento e área urbana tiveram seus desempenhos de classificação aumentados, ao passo que as demais sofreram uma redução. O desempenho geral não parece ter sofrido variações significativas ( TM de 91.55% e TMSAR de 89.66%). Na Figura 7.12 nota-se que a presença das bandas SAR acarretou uma “diluição” em algumas classes.

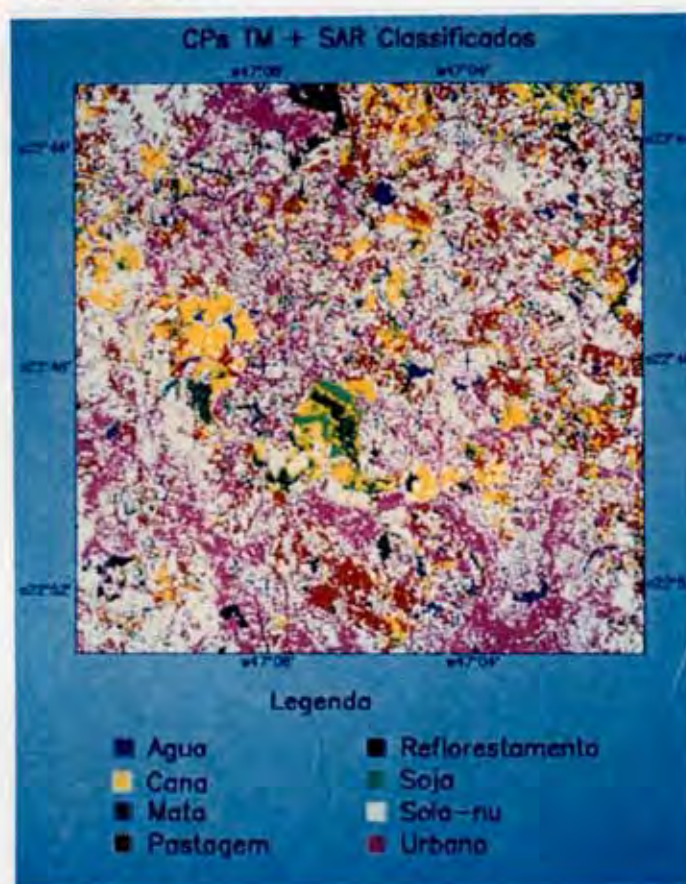


Fig. 7.12 - CPs TMSAR classificados.



TABELA 7.15 - MATRIZ DE CLASSIFICAÇÃO (TMSAR)

|      | água | cana | mata | past | refl | soja  | solo | urb  |
|------|------|------|------|------|------|-------|------|------|
| água | 97.8 | 0.0  | 0.0  | 0.0  | 0.0  | 0.0   | 0.0  | 2.2  |
| cana | 0.0  | 89.3 | 10.7 | 0.0  | 0.0  | 0.0   | 0.0  | 0.0  |
| mata | 0.0  | 8.3  | 77.7 | 0.0  | 14.0 | 0.0   | 0.0  | 0.0  |
| past | 0.0  | 0.0  | 0.0  | 97.7 | 0.0  | 0.0   | 2.3  | 0.0  |
| refl | 0.0  | 0.0  | 10.2 | 0.0  | 89.0 | 0.0   | 0.0  | 0.8  |
| soja | 0.0  | 0.0  | 0.0  | 0.0  | 0.0  | 100.0 | 0.0  | 0.0  |
| solo | 0.0  | 0.0  | 0.0  | 0.0  | 0.0  | 0.0   | 63.6 | 36.4 |
| urb  | 0.0  | 0.0  | 0.0  | 0.0  | 0.0  | 0.0   | 1.4  | 98.6 |

TABELA 7.16 - MATRIZ DE CLASSIFICAÇÃO (TMSARF)

|      | água | cana | mata | past | refl | soja  | solo | urb   |
|------|------|------|------|------|------|-------|------|-------|
| água | 96.7 | 0.0  | 0.0  | 0.0  | 0.0  | 0.0   | 0.0  | 3.3   |
| cana | 0.0  | 98.7 | 0.4  | 0.0  | 0.9  | 0.0   | 0.0  | 0.0   |
| mata | 0.0  | 8.0  | 90.3 | 0.0  | 1.7  | 0.0   | 0.0  | 0.0   |
| past | 0.0  | 0.0  | 0.0  | 98.2 | 0.0  | 0.0   | 1.8  | 0.0   |
| refl | 0.0  | 0.0  | 2.4  | 0.0  | 97.6 | 0.0   | 0.0  | 0.0   |
| soja | 0.0  | 0.0  | 0.0  | 0.0  | 0.0  | 100.0 | 0.0  | 0.0   |
| solo | 0.0  | 0.0  | 0.0  | 0.0  | 0.0  | 0.0   | 63.6 | 36.4  |
| urb  | 0.0  | 0.0  | 0.0  | 0.0  | 0.0  | 0.0   | 0.0  | 100.0 |

A presença das bandas SAR aumentou, em todas as combinações realizadas aqui, o desempenho de classificação de áreas urbanas. Os altos sinais de retorno, decorrentes das reflexões de canto (*corner reflections*) em regiões urbanizadas, geram NC bastante elevados, o que torna possível a boa caracterização desta classe em imagens SAR. A aparência diferenciada de áreas construídas em imagens SAR é citada por alguns autores como uma vantagem sobre os produtos óticos (Jiyuan et al. 1986; Nezry et al. 1992; Perlant, 1993).

Na classificação das componentes TMSARF, a discriminação de alvos foi bastante superior às demais. A Figura 7.13 ilustra a classificação das componentes principais das bandas TM e SAR filtradas e denota a melhor representação da classe de área urbana.

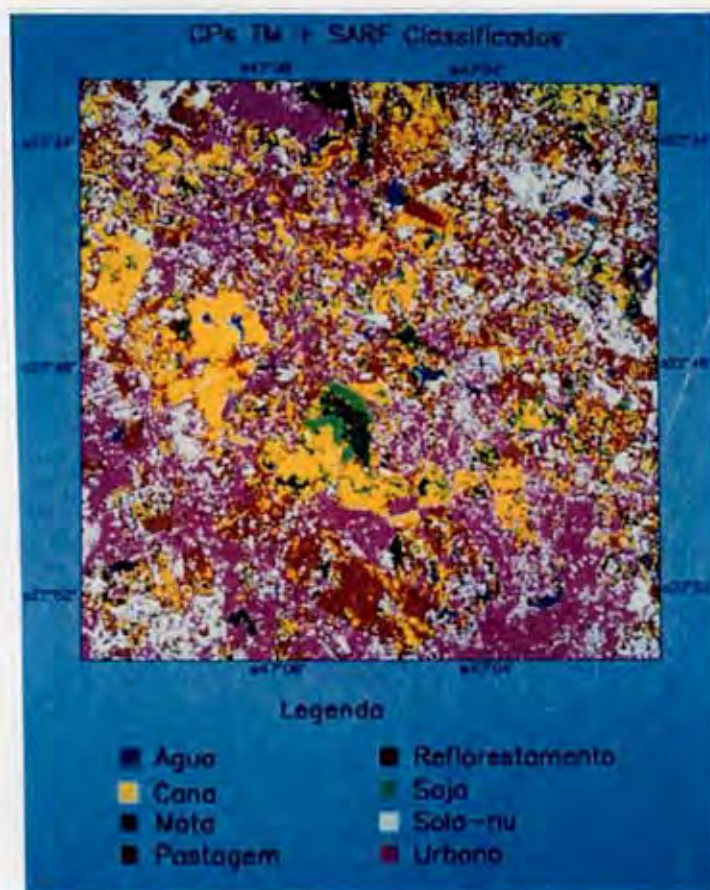


Fig. 7.13 - CPs TMSARF classificados.

A Tabela 7.17 resume os resultados referentes às classificações realizadas, extraídos das matrizes de classificação anteriormente apresentadas. DM é o desempenho médio da classificação e CM, a confusão média.

TABELA 7.17 - PRECISÃO DE CLASSIFICAÇÃO GERAL

|      | TM    | SAR   | SARF  | TMSAR | TMSARF |
|------|-------|-------|-------|-------|--------|
| água | 78.2  | 64.9  | 64.5  | 97.8  | 96.7   |
| cana | 99.5  | 19.2  | 41    | 89.3  | 98.7   |
| mata | 93.4  | 5.2   | 37    | 77.7  | 90.3   |
| past | 93.3  | 41.2  | 74.9  | 97.7  | 98.2   |
| refl | 88.6  | 14.8  | 34.8  | 89    | 97.6   |
| soja | 100   | 36.7  | 23.3  | 100   | 100    |
| solo | 68.8  | 15.3  | 18.9  | 63.6  | 63.6   |
| urb  | 92.9  | 94.7  | 100   | 98.6  | 100    |
| DM   | 91.55 | 30.96 | 49.67 | 89.66 | 94.84  |
| CM   | 8.45  | 69.04 | 50.33 | 10.34 | 5.16   |

As classes a terem seus desempenhos de classificação aumentados com a inclusão de imagem SAR filtrada foram pastagem e reflorestamento. Estes alvos, nas bandas TM, confundiam-se principalmente com solo nu e mata, respectivamente. A adição das bandas de radar filtradas, na forma da segunda Componente Principal da combinação (TMSARF), parece ter aumentado o poder discriminativo das imagens. O radar, para o caso de níveis de cinza semelhantes entre solo nu e pastagem em bandas óticas, parece reduzir as médias, por sensorar solos secos e não ser sensível à vegetação rasteira neste comprimento de onda. As áreas reflorestadas também exibiriam um comportamento diferenciado em imagens SAR, talvez pela maior homogeneidade espacial da vegetação (plantações de *Pinus* sp. ou *Eucaliptus* sp.) em relação a uma mata nativa. As composições que utilizam imagens SAR possuem níveis de cinza médios da classe mata superiores as componentes das bandas TM isoladas.

Para a classe de soja, com 100% de classificação em três produtos testados (TM, TMSAR e TMSARF), a imagem TM parece ter sido a responsável pelos altos índices. visto que, nas imagens SAR isoladas, o desempenho foi baixo.

A estatística Kappa, empregada nesta etapa do trabalho para definir a similaridade entre as diversas classificações realizadas, indicou diferenças significativas entre a maior parte dos produtos classificados (Tabela 7.18).

TABELA 7.18 - VALORES DE  $z$  ENTRE MATRIZES

|                |       |
|----------------|-------|
| TMSAR e TMSARF | -3.59 |
| TMSAR e TM     | -1.26 |
| TMSAR e SAR    | 27.99 |
| TMSAR e SARF   | 18.34 |
| TMSARF e TM    | 2.85  |
| TMSARF e SAR   | 33.45 |
| TMSARF e SARF  | 22.88 |
| TM e SAR       | 31.64 |
| TM e SARF      | 21.07 |
| SAR e SARF     | -8.36 |

Os valores observados na Tabela 7.18 denotam a semelhança entre as classificações envolvendo as CPs TM e TMSAR, cujo valor da estatística  $z$ , definida em 6.2.5, ficou abaixo de 1,96. Este resultado era esperado desde a análise das matrizes de classificação, que não indicou ganhos significativos após a inclusão de imagem SAR. Os demais conjuntos de componentes apresentaram classificações significativamente diferentes, indicando a diversidade dos dados tratados.

É evidente pela análise da estatística Kappa a superioridade na classificação das imagens TM em relação às imagens SAR e SARF. É interessante notar também a melhora significativa quando produtos SAR são previamente filtrados (para SAR, SARF, TMSAR e TMSARF), indicando a importância da filtragem em imagens de radar.

Na Tabela 7.18, um resultado importante a ser observado é a diferença significativa entre as classificações utilizando somente as imagens TM e as classificações utilizando as imagens TM e SARF conjuntamente (TMSARF). A adição das imagens SAR filtradas alterou os resultados, trazendo melhorias significativas na separação de algumas classes, e para o desempenho geral da classificação. Esse resultado evidencia a informação adicional trazida pelos dados de radar, mas, como dito anteriormente, é necessária a redução prévia do ruído *speckle* para que

essa informação seja útil em análises que envolvam classificações como a realizada aqui. Para aplicações de outras técnicas de tratamento de imagens de radar, este tipo de filtragem pode não ser o ideal.

A desvantagem que pode ser introduzida com o processo da filtragem é o aumento da correlação entre os pixels, que tornaria menos adequada a aplicação de um algoritmo de classificação como o MaxVer. Entretanto, este problema parece não ter sido muito acentuado, de acordo com os teste de autocorrelação efetuados anteriormente. Nezry et al. (1992), também atribuem as melhorias obtidas na classificação de imagem SAR filtrada à redução da variância introduzida pelo speckle. Estes autores obtiveram maiores desempenhos de classificação de uso da terra em imagens SIR-B após a aplicação de filtragem, assim como Dallemand et al. (1993) e Fog et al. (1993), que recomendam a utilização de imagens SAR filtradas.

Ressalta-se, mais uma vez, que o resultado final destas classificações representa apenas os oito alvos definidos, sendo a verdade terrestre bem mais complexa e variada.



## CAPÍTULO 8

### CONCLUSÕES

Neste trabalho, investigou-se a capacidade discriminativa de alvos em imagens SARGICS/ERS-1, utilizando-se imagens TM/LANDSAT como referência. A área de estudo, na região de Campinas, SP, apresenta usos variados, de urbanos a agrícolas. Realizou-se o registro de ambos produtos e, através de técnicas de compressão, classificação e extração de parâmetros estatísticos, buscou-se determinar a existência ou não de complementaridade entre eles.

É possível afirmar que o objetivo principal deste trabalho foi atingido e observou-se a complementaridade entre os produtos, com base nas seguintes considerações:

- As imagens TM mostraram-se adequadas para o mapeamento do uso da terra na região estudada, conforme referenciado na literatura. Este tipo de imagem, em estudos comparativos, pode servir como a referência, quando se conta com dados de campo. É importante ressaltar que o número de classes definido está aquém da variedade de coberturas observada na área, uma limitação sempre presente no mapeamento de regiões fragmentadas e heterogêneas através de dados de sensoriamento remoto orbital.
- As imagens SAR facilitam a discriminação de alvos urbanos ou áreas construídas, por registrarem-nas através de sinais excepcionalmente brilhantes. Estes elevados níveis de cinza são decorrentes de reflexões de canto, que ocorrem entre duas ou mais superfícies lisas adjacentes.
- A vegetação, tanto natural quanto cultivada, exhibe, na banda C, padrões muito semelhantes, sendo de difícil diferenciação. Apesar disto, encontrou-se maiores desempenhos de classificação na combinação TM e SAR filtrada para as classes pastagem e reflorestamento, levantando a suposição que as

imagens de radar trariam elementos diferenciais para a discriminação destes alvos.

- As amostras coletadas nas componentes principais das imagens SAR, em função dos testes realizados, possuem distribuição Normal, o que pode ser um indicativo de sua falta de sensibilidade às informações intra-classes. As amostras das classes nas componentes principais TM demonstraram, por sua ausência de normalidade, serem capazes de uma maior percepção da heterogeneidade dentro e entre as classes.
- As imagens SARGICS filtradas, quando combinadas com imagens TM, são úteis para a discriminação de algumas coberturas, podendo ser utilizadas em casos específicos.

As técnicas empregadas mostraram-se adequadas para a análise de imagens TM combinadas com imagens SAR. A transformação por Componentes Principais, mesmo realizada em apenas duas bandas (no caso das bandas SAR), realçou as informações presentes nas imagens e ofereceu a vantagem das diferentes possibilidades de combinações de bandas nos três canais de visualização (RGB). O algoritmo de classificação por Máxima Verossimilhança, em vista dos testes realizados, também parece ter sido satisfatório para o tratamento dos dados.

Mesmo disponível em 8 *looks*, a quantidade de *speckle* é considerável, mascarando os temas estudados. A filtragem das imagens SAR, mesmo com um filtro simples (média), revelou-se um procedimento imprescindível para a melhor utilização deste tipo de produto. Ressalta-se que as imagens filtradas foram posteriormente classificadas e que, para outro tipo de análise, como por exemplo da textura, a filtragem pode não ser indicada.



## CAPÍTULO 9

### CONSIDERAÇÕES FINAIS

Em vista dos resultados e conclusões apresentadas, este trabalho pode ser finalizado com a colocação de algumas considerações:

Nos parâmetros empregados pelo radar imageador do sistema ERS-1, com ângulo de incidência de  $23^\circ$ , polarização vertical e frequência de 5.3 GHz, supõe-se que o radar estaria sensoreando a camada superior dos dosséis vegetais. Com comprimento de onda e ângulo de incidência reduzidos, observar-se-ia a ocorrência de reflexões superficiais, sem grande poder de penetração em vegetação arbórea. Para vegetação herbácea, a literatura sugere que esta frequência teria um maior poder de penetração, podendo-se registrar até mesmo as condições hídricas dos solos. Não foi possível confirmar estas afirmações e esclarecer a pouca diferenciação entre coberturas vegetais bem distintas. Trabalhos futuros, na área de modelagem do sinal proveniente de diferentes formações vegetais, poderiam elucidar os mecanismos de retroespalhamento resultantes da radiação incidente nos parâmetros utilizados pelo SAR do satélite ERS-1.

Para os rios, córregos, represas ou lagos, a representação nas imagens SAR se dá através de níveis de cinza baixos, quando calmos, ou seja, sem qualquer perturbação na superfície d'água. Neste comprimento de onda, pelo Critério de Rayleigh, pequenas alterações na rugosidade da superfície devem produzir reflexões difusas, que tornam a representação deste tipo de alvo menos marcante, podendo ocorrer até mesmo a não diferenciação com áreas secas adjacentes. Observou-se, na cena estudada, que alguns corpos d'água não foram registrados, talvez pela presença de alterações em suas superfícies.

As imagens ERS-1/SAR disponíveis no Brasil, ainda não encontram-se em formato "definitivo", como ocorre para as imagens TM. O processo de compressão dos dados de 16 para 8 bits, necessário para a visualização das ima-

gens, parece acarretar em uma perda de dados considerável. Neste trabalho, não foi possível avaliar a magnitude das perdas, nas imagens, ocorridas nas etapas de compressão e de processamento em *n-looks*. Os resultados descritos neste trabalho devem ser considerados em função do tipo de produto tratado e, apesar de alguma concordância com resultados obtidos através de produtos mais refinados, talvez não possam ser generalizados para qualquer tipo de caso.

Seria interessante que os dados fossem processados em imagens quantizadas em 16 bits, de maneira a conferir o máximo de informação à cena estudada. Finalmente, sugere-se que a filtragem seja realizada antes do registro entre os dados, para evitar eventuais perdas de dados nas interpolações.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Anderson, J.R.; Hardy, E.E.; Roach, J.T.; Witmer, R.E. *Sistema de classificação de uso da terra e revestimento do solo para utilização com dados de sensores remotos*. 2. ed. Trad. H. Strang. Rio de Janeiro, IBGE, 1979. 78 p.
- Bryan, M.L. Potentials for change detection using SEASAT Synthetic Aperture Radar data. In: IGARSS'81, Washington, D.C., June 8–10, 1981. *Digest*. New York, IEEE, 1981. v. 2. p. 1451–1457.
- Bryan, M.L. Urban land use classification using synthetic aperture radar. *International Journal of Remote Sensing*, 4(2):215–233, Apr.–June 1983.
- Chang, T.C.; Atwater, S.G.; Salomonson, V.V.; Estes, J.E.; Simonett, D.S.; Bryan, M.L. L-band radar sensing of soil moisture. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, GE-18(4):303–310, Oct. 1980.
- Crósta, A. P. *Processamento digital de imagens de sensoriamento remoto*. Campinas, IG/UNICAMP, 1992. 170 p.
- Congalton, R. A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*, 37(1):35–45, July 1991.
- Congalton, R.; Mead, R.A. A quantitative method to test for consistency and correctness in photointerpretation. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 40(1):69–74, Jan. 1983.
- Dallemand, J.F.; Lichtenegger, J.; Kaufmann, V.; Paudyal, D.R.; Reichert, P. Combined analysis of ERS-1 SAR and visible/infrared remote sensing data for land cover/land use mapping in a tropical zone: a case study in Guinea. In: ERS-1 Symposium: Space at the Service of Our Environment, 1., Cannes, France, 4–6 Nov. 1992. *Proceedings*. Noordwijk, The Netherlands, ESA, 1993. v. 2, p. 555–561. (ESA SP-359).

- Dobson, M.C.; Pierce, L.; Sarabandi, K.; Ulaby, F.T.; Sharik, T. Preliminary analysis of ERS-1 SAR for forest ecosystems studies. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **30**(2):203–211, Mar. 1992a.
- Dobson, M.C.; Ulaby, F.T.; LeToan, T.; Beaudoin, A.; Kasischke, E.S.; Christensen, N. Dependence of radar backscatter on coniferous forest biomass. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **30**(2):412–415, Mar. 1992b.
- Dutra, L.V.; Frery, A.C.; Krug, T.; Mascarenhas, N.D.A.; Sant'Anna, S.J.S.; Yanasse, C.C.F. *Alguns aspectos de modelagem estatística de dados de sensoriamento remoto. Tutorial I.* In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 7., Curitiba, 10–14 maio 1993. São José dos Campos, INPE, 1993. 25 p. Notas de curso ministrado no Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 7.
- Elachi, C. *Spaceborne radar remote sensing: applications and techniques.* New York, IEEE Press, 1988. 255 p.
- ESA. *ERS-1: a new tool for global environmental monitoring in the 1990's.* Paris, 1989. 39 p. (ESA BR-36).
- FAO. *Principes d'imagerie radar.* Roma, FAO/ESA, 1991. 80 p.
- Freden, S.C.; Gordon, F.Jr. Landsat satellites. In: Simonett, D.S. ed. *Manual of Remote Sensing*. 2.ed. Falls Church, American Society of Photogrammetry, 1983. v. 1. Cap.12. p.517–570.
- Florenzano, T.G.; Pinto, S.A.F.; Filho, M.V.; Novo, E.M.L.M.; Kux, H.J.H. *Utilização de dados TM-Landsat para o mapeamento de áreas submetidas à inundação na bacia do rio Parnaíba.* São José dos Campos, INPE, 1988. 50 p. (INPE-4570-RPE/566).

- Fog, B.; Poulsen, J. N.; Sandholt, I.; Skriver, H.; Stjernholm, M. Monitoring land cover and crop types in Denmark using ERS-1/SAR and optical satellite images. In: *ERS-1 Symposium: Space at the Service of Our Environment*, 1st., Cannes, France, 4–6 Nov. 1992. 8 p.
- Foresti, C.; Bruna, G.C. *Alternativas de organização espacial do eixo São Paulo–Campinas–Rio Claro*. (Relatório final do Programa de Pós-Doutorado). São Paulo, FAUUSP, 1991.
- Fuller, R.M.; Parsell, R.J. Classification of TM imagery in the study of land use in lowland Britain: practical considerations for operational use. *International Journal of Remote Sensing*, 11(10):1901–1917, Oct. 1990.
- Fung, A.K.; Ulaby, F.T. Matter-energy interaction in the microwave region. In: Simonett, D.S. ed. *Manual of remote sensing*. 2.ed. Falls Church, American Society of Photogrammetry, 1983. v. 1, cap. 4, p. 115–164 .
- Guyot, G. *Signatures spectrales des surfaces naturelles*. Caen, Paradigme, 1989. 178 p.(Télédétection Satellitaire, 5.).
- Hoffer, R.M.; Lozano-Garcia, D.F.; Gillespie, D.D.; Mueller, P.W. Analysis of multiple incidence angle SIR-B data for determining forest stand characteristics. In: Spaceborne Imaging Radar Symposium, 2., Pasadena, CA, April 28–30, 1986. *Proceedings*. p. 159–164. (JPL 86-26).
- Hudson, W.D.; Ramm, C.W. Correct formulation of the Kappa coefficient of agreement. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 53(4):421–422, Apr. 1987.
- Ioka, M.; Koda, M. Performance of Landsat-5 TM data in land-cover classification. *International Journal of Remote Sensing*, 7(12):1715–1728, 1986.
- Jensen, J.R. *Introductory digital image processing: a remote sensing perspective*. New Jersey, Prentice-Hall, 1986. 379 p.

- Jiyuan, L.; Xuyan, T.; Jinkai, X. Application of Shuttle imaging radar data for land use investigations. *Remote Sensing of Environment*, 19(3):291–301, 1986.
- Khorram, S.; Brockhaus, J.A.; Geraci, A. A regional assessment of land-use/land-cover types in Sicily with TM data. *International Journal of Remote Sensing*, 12(1):69–78, 1991.
- Kuplich, T. M.; Soares, J. V. Análise preliminar de uso da terra com base em imagens orbitais de um radar e de um sensor ótico (ERS-1/SAR e LANDSAT/TM). In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 7., Curitiba. 10–14 de Maio, 1993. *Anais*. São José dos Campos, INPE, 1993. v. 3, p. 448–452.
- Le Toan, T.; Beaudoin, A.; Rion, J.; Guyon, D. Relating forest biomass to SAR data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30(2):403–411, Mar. 1992.
- Leberl, F.W. *Radargrammetric image processing*. Norwood, MA, Artech House, 1990. 595 p.
- Lee, K.S.; Hoffer, R.M. Analysis of combined SIR-B and TM data for assessing forest biomass. In: 1990 International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS'90). Washington, DC, 20–24 May 1990. *Remote Sensing Science for the Nineties*. New York, IEEE, 1990. v. 2. p. 1227–1230.
- Lepsch, I. F.; Bellinazzi, D.; Berolini, C. R.; Espíndola, C. R. *Manual para levantamento utilitário do meio físico e classificação das terras no sistema de capacidade de uso*. Campinas, Sociedade Brasileira de Ciência do Solo, 1983. 175 p.
- Lichtenegger, J.; Dallemand, J.F.; Reichert, P.; Rebillard, P.; Buchroithner, M. Multi-sensor analysis for land use mapping in Tunisia. *Earth Observation Quaterly*, 33:1–6, Mar. 1991.

- Lillesand, T.M.; Kiefer, R.W. *Remote sensing and image interpretation*. New York, John Wiley and Sons, 1979. 612 p.
- Lopes, A.; Laur, H.; Nezry, E. Statistical distribution and texture in multilook and complex SAR images. In: International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS'90), 10., Washington, DC, May 20–24, 1990. *Remote Sensing Science for the Nineties*. New York, IEEE, 1990. v. 3, p. 2427–2430.
- Lopes, A.; Nezry, E.; Touzi, R.; Laur, H. Maximum a posteriori speckle filtering and first order texture models in SAR images. In: International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS'90), 10., Washington, DC, May 20–24, 1990. *Remote Sensing Science for the Nineties*. New York, IEEE, 1990. v. 3, p. 2409–2412.
- Morellato, L.C.P. *Estudo da fenologia de árvores, arbustos e lianas de uma floresta semidecídua do sudoeste do Brasil*. (Tese de Doutorado em Ecologia Vegetal). UNICAMP. Campinas, 1991.(T/1097).
- NASA. *SAR-synthetic aperture radar:instrument panel report*. s.l., NASA, s.d. 233 p.(Earth Observing System, 2f).
- Nezry, E.; Mougin, E.; Lopes, A.; Gastellu-Etchegorry, J.P.; Laumonier, Y. Tropical vegetation mapping with combined visible and SAR spaceborne data. 1992 International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS'92). Huston, TX, 26–29 May, 1992.
- Pereira, M. N.; Kurkdjian, M. L. N. O.; Foresti, C. *Cobertura e uso da terra através de sensoriamento remoto*. São José dos Campos, INPE, 1989. (INPE-5032-MD/042). 126 p.
- Perlant, F. Example of SPOT/ERS-1 complementarity. In: ERS-1 Symposium: Space at the Service of Our Environment, 1., Cannes, France, 4–6 Nov. 1992. *Proceedings*. Noordwijk, The Netherlands, ESA, 1993. v. 2, p. 563–568. (ESA SP-359).

- Rosa, R. A utilização de imagens TM/LANDSAT em levantamento de uso do solo. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 6., Manaus. 24-29 de Junho, 1990. *Anais*. São José dos Campos, INPE, 1990. v. 2, p. 419-425.
- Richards, J.A.; Woodgate, P.W.; Skidmore, A.K. An explanation of enhanced radar backscattering from flooded forests. *International Journal of Remote Sensing*, 8(7):1093-1100, July 1987.
- Sabins, F.F. Radar imagery. In: Sabins, F.F. *Remote sensing: principles and interpretation*. San Francisco, W.H. Freeman, 1978. cap. 6, p. 177-231.
- Sano, E.E.; Watrin, O.S.; Funaki, R.S.; Medeiros, J.S., Dias, R.W.O.  
Mapeamento em semi-detalle (1:100000) da cobertura vegetal e do uso da terra na microrregião de Tomé-Açu e alguns municípios das microrregiões do Baixo Tocantins e Guajará, estado do Pará, através das imagens do TM-Landsat-5. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 6., Manaus. 24-29 de Junho, 1990. *Anais*. São José dos Campos, INPE, 1990. v. 2, p. 279-286.
- Sant'Anna, S.J.S. Avaliação do desempenho de filtros redutores de *speckle* em imagens de radar de abertura sintética. (Dissertação de Mestrado em Sensoriamento Remoto) – INPE. São José dos Campos, INPE, 1994. A ser apresentada.
- Schowengerdt, R.A. *Techniques for image classification in remote sensing*. Orlando, Florida, Academic Press, 1983. 249 p.
- Simonett, D.S.; Davis, R.E. Image analysis - active microwave. In: Simonett, D.S. ed. *Manual of remote sensing*. 2.ed. Falls Church, American Society of Photogrammetry, 1983. v. 1, cap. 25, p. 1125-1180.
- Smith, J.A. Matter-energy interaction in the optical region. In: Simonett, D.S. ed. *Manual of Remote Sensing*. 2.ed. Falls Church, American Society of Photogrammetry, 1983. v. 1, cap. 3, p. 61-113.



- Toulios, L.G.; Yassoglou, N.V.; Moutsoulas, M. Land use mapping in West Messinia, Greece, using satellite imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 11(9):1645–1661, Sept. 1990.
- Treitz, P.M.; Howarth, P.J.; Gong, P. Application of satellite and GIS technologies for land-cover and land-use mapping at the rural-urban fringe: a case study. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 58(4): 439–448, Apr. 1992.
- Trevett, J.W. *Imaging radar for resources surveys*. New York, NY, Chapman and Hall, 1986. 313 p.
- Ulaby, F.T.; Cihlar, J.; Moore, R.K. Active microwave measurement of soil water content. *Remote Sensing of Environment*, 31(3):185–205, 1974.
- Ulaby, F.T.; Dobson, M.C. *Handbook of radar scattering statistics for terrain*. Norwood, MA, Artech House, 1989.
- Ulaby, F.T.; Moore, R.K.; Fung, A.K. *Microwave remote sensing: active and passive*. Reading, MA, Addison-Wesley, 1981. v. 1.
- *Microwave remote sensing: active and passive*. Washington, DC, Addison-Wesley, 1982a. v. 2.
- *Microwave remote sensing: active and passive*. Reading, MA, Addison-Wesley, 1986. v. 3.
- Ulaby, F.T.; Li, R.Y.; Shanmugan K.S. Crop classification using airborne radar and Landsat data. *IEEE Transactions on Geoscience Electronics*, GE-20(42):42–51, Jan. 1982b.
- Waite, W.P.; MacDonald, H.C. Vegetation penetration with K-bands imaging radars. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, GE-9(3):147–155, July 1971.

- Welch, R.; Ehlers, M. Cartographic Feature extraction with integrated SIR-B and Landsat TM images. *International Journal of Remote Sensing*, 9(5):873–889, Sept. 1988.
- Wu, S.T. Analysis of synthetic aperture radar data acquired over a variety of land cover. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, GE-22(6):550–557, Nov. 1984.
- Wu, S.T. Potencial application of multipolarization SAR for pine-plantation biomass estimation. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, GE-25(3):403–409, May 1987.
- Wu, S.T.; Sader, S.A. Multipolarization SAR data for surface feature delineation and forest vegetation characterization. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, GE-25(1):67–75, Jan. 1987.
- Yanasse, C.C.F.; Frery, A.C.; Sant'Anna, S.J.S.; Hernandez Filho, P.; Dutra, L.V. Statistical analysis of SAREX data over Tapajós – Brazil. In: South American Radar Experiment–SAREX-92, Paris. 6–8 December, 1993. *Proceedings*. Paris, ESA, 1994. p. 25–40 (ESA wpp-76).
- Yanasse, C.C.F.; Frery, A.C.; Sant'Anna, S.J.S. *Stochastic distributions and the multiplicative model: properties, relations, estimators and applications to SAR image analysis*. São José dos Campos, INPE, 1994. No prelo.

## APÊNDICE A

### ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS

TABELA A.1 - CLASSE ÁGUA

| Bandas    | $\bar{x}$ | $s$   | $li$   | $ls$   | pKS   | N   |
|-----------|-----------|-------|--------|--------|-------|-----|
| TMCP1     | 66.96     | 3.25  | 66.45  | 67.47  | 13.16 | 158 |
| SARCP1    | 96.18     | 15.77 | 93.72  | 98.64  | 4.47  | 158 |
| SARFCP1   | 97.41     | 13.36 | 95.33  | 99.49  | 0     | 158 |
| TMSARCP1  | 75.77     | 13.80 | 73.62  | 77.92  | 9.75  | 158 |
| TMSARFCP1 | 60.74     | 4.30  | 60.07  | 61.41  | 0     | 158 |
| TMCP2     | 75.83     | 1.47  | 75.60  | 76.06  | 1.08  | 158 |
| SARCP2    | 122.09    | 9.86  | 120.55 | 123.63 | 54.98 | 158 |
| SARFCP2   | 123.27    | 6.65  | 122.23 | 124.31 | 0.08  | 158 |
| TMSARCP2  | 83.30     | 8.11  | 82.03  | 84.56  | 1.35  | 158 |
| TMSARFCP2 | 129.65    | 12.76 | 127.66 | 131.64 | 0.03  | 158 |
| TMCP3     | 134.24    | 3.26  | 133.73 | 134.75 | 0.06  | 158 |
| TMSARCP3  | 131.82    | 9.93  | 130.27 | 133.37 | 76.97 | 158 |
| TMSARFCP3 | 74.99     | 2.14  | 74.66  | 75.32  | 0     | 158 |
| TMSARCP4  | 75.53     | 1.62  | 75.28  | 75.78  | 2.11  | 158 |
| TMSARFCP4 | 134.33    | 3.72  | 133.75 | 134.91 | 3.35  | 158 |

TABELA A.2 - CLASSE CANA DE AÇÚCAR

| Bandas    | $\bar{x}$ | $s$   | $li$   | $ls$   | pKS   | N    |
|-----------|-----------|-------|--------|--------|-------|------|
| TMCP1     | 103.62    | 4.33  | 103.38 | 103.85 | 0     | 1302 |
| SARCP1    | 118.47    | 12.22 | 117.81 | 119.13 | 12.34 | 1302 |
| SARFCP1   | 118.35    | 6.83  | 117.98 | 118.72 | 0     | 1302 |
| TMSARCP1  | 109.73    | 10.75 | 109.15 | 110.31 | 15.47 | 1302 |
| TMSARFCP1 | 101.98    | 3.35  | 101.80 | 102.16 | 0     | 1302 |
| TMCP2     | 130.65    | 6.64  | 130.30 | 131.0  | 0.04  | 1302 |
| SARCP2    | 128.15    | 14.82 | 127.34 | 128.96 | 10.40 | 1302 |
| SARFCP2   | 128.71    | 10.65 | 128.13 | 129.29 | 0.01  | 1302 |
| TMSARCP2  | 109.42    | 7.54  | 109.01 | 109.83 | 0.15  | 1302 |
| TMSARFCP2 | 127.74    | 7.29  | 127.34 | 128.14 | 0     | 1302 |
| TMCP3     | 130.19    | 3.07  | 130.02 | 130.36 | 0     | 1302 |
| TMSARCP3  | 130.49    | 14.63 | 129.69 | 131.28 | 15.51 | 1302 |
| TMSARFCP3 | 130.25    | 6.72  | 129.88 | 130.61 | 0     | 1302 |
| TMSARCP4  | 130.75    | 6.54  | 130.39 | 131.11 | 1.16  | 1302 |
| TMSARFCP4 | 130.76    | 4.00  | 130.54 | 130.98 | 0     | 1302 |

TABELA A.3 - CLASSE MATA

| Bandas    | $\bar{x}$ | $s$   | $li$   | $ls$   | pKS   | N   |
|-----------|-----------|-------|--------|--------|-------|-----|
| TMCP1     | 95.5      | 3.06  | 95.29  | 95.71  | 0.06  | 779 |
| SARCP1    | 129.14    | 12.78 | 128.24 | 130.04 | 60.80 | 779 |
| SARFCP1   | 129.53    | 3.45  | 129.29 | 129.77 | 0.52  | 779 |
| TMSARCP1  | 116.3     | 11.89 | 115.46 | 117.13 | 64.31 | 779 |
| TMSARFCP1 | 98.65     | 3.37  | 98.41  | 98.89  | 0.44  | 779 |
| TMCP2     | 128.68    | 4.23  | 128.38 | 128.98 | 1.09  | 779 |
| SARCP2    | 131.84    | 13.10 | 130.92 | 132.76 | 66.61 | 779 |
| SARFCP2   | 131.6     | 3.96  | 131.32 | 131.88 | 1.52  | 779 |
| TMSARCP2  | 98.29     | 5.75  | 97.89  | 98.69  | 0.09  | 779 |
| TMSARFCP2 | 140.92    | 3.27  | 140.69 | 141.15 | 0.37  | 779 |
| TMCP3     | 125.49    | 2.10  | 125.34 | 125.64 | 0     | 779 |
| TMSARCP3  | 135.47    | 12.97 | 134.56 | 136.38 | 76.38 | 779 |
| TMSARFCP3 | 129.72    | 4.15  | 129.43 | 130.01 | 2.14  | 779 |
| TMSARCP4  | 129.41    | 4.32  | 129.11 | 129.71 | 0.55  | 779 |
| TMSARFCP4 | 126.11    | 2.12  | 125.96 | 126.26 | 0     | 779 |

TABELA A.4 - CLASSE PASTAGEM

| Bandas    | $\bar{x}$ | $s$   | $li$    | $ls$   | pKS   | N   |
|-----------|-----------|-------|---------|--------|-------|-----|
| TMCP1     | 125.43    | 3.71  | 125.14  | 125.72 | 0.01  | 624 |
| SARCP1    | 119.56    | 10.71 | 118.72  | 120.40 | 90.36 | 624 |
| SARFCP1   | 119.42    | 3.85  | 119.12  | 119.72 | 7.52  | 624 |
| TMSARCP1  | 119.15    | 9.95  | 118.37  | 119.93 | 90.96 | 624 |
| TMSARFCP1 | 122.42    | 3.76  | 122.125 | 122.71 | 0     | 624 |
| TMCP2     | 135.65    | 5.43  | 135.22  | 136.08 | 1.14  | 624 |
| SARCP2    | 127.09    | 10.61 | 126.26  | 127.92 | 59.21 | 624 |
| SARFCP2   | 127.44    | 3.72  | 127.15  | 127.73 | 8.64  | 624 |
| TMSARCP2  | 128.87    | 5.49  | 128.44  | 129.30 | 13.99 | 624 |
| TMSARFCP2 | 119.58    | 3.93  | 119.27  | 119.89 | 1.89  | 624 |
| TMCP3     | 125.86    | 2.89  | 125.63  | 126.09 | 0     | 624 |
| TMSARCP3  | 126.55    | 10.52 | 125.72  | 127.38 | 53.37 | 624 |
| TMSARFCP3 | 134.57    | 5.29  | 134.15  | 134.98 | 2.03  | 624 |
| TMSARCP4  | 135.38    | 5.47  | 134.95  | 135.81 | 1.52  | 624 |
| TMSARFCP4 | 126.39    | 3.07  | 126.15  | 126.63 | 0.04  | 624 |

TABELA A.5 - CLASSE REFLORESTAMENTO

| Bandas    | $\bar{x}$ | $s$   | $li$   | $ls$   | pKS   | N   |
|-----------|-----------|-------|--------|--------|-------|-----|
| TMCP1     | 88.44     | 3.32  | 88.15  | 88.73  | 0     | 516 |
| SARCP1    | 117.44    | 11.04 | 116.49 | 118.39 | 69.30 | 516 |
| SARFCP1   | 118.21    | 5.72  | 117.72 | 118.70 | 0     | 516 |
| TMSARCP1  | 102.87    | 10.49 | 101.96 | 103.77 | 61.43 | 516 |
| TMSARFCP1 | 87.97     | 4.45  | 87.59  | 88.35  | 0     | 516 |
| TMCP2     | 126.89    | 6.86  | 126.30 | 127.48 | 0     | 516 |
| SARCP2    | 129.69    | 10.13 | 128.82 | 130.56 | 86.52 | 516 |
| SARFCP2   | 130.16    | 2.70  | 129.93 | 130.39 | 0.18  | 516 |
| TMSARCP2  | 96.16     | 4.93  | 95.73  | 96.58  | 11.54 | 516 |
| TMSARFCP2 | 133.75    | 4.82  | 133.33 | 134.17 | 0.83  | 516 |
| TMCP3     | 129.95    | 2.69  | 129.72 | 130.18 | 0     | 516 |
| TMSARCP3  | 134.03    | 10.04 | 133.16 | 134.90 | 85.07 | 516 |
| TMSARFCP3 | 126.94    | 6.89  | 126.35 | 127.53 | 0     | 516 |
| TMSARCP4  | 127.28    | 6.86  | 126.69 | 127.87 | 0     | 516 |
| TMSARFCP4 | 130.77    | 2.63  | 130.54 | 131.00 | 0     | 516 |

TABELA A.6 - CLASSE SOJA

| Bandas    | $\bar{x}$ | $s$   | $li$   | $ls$   | pKS   | N   |
|-----------|-----------|-------|--------|--------|-------|-----|
| TMCP1     | 133.82    | 3.90  | 133.39 | 134.25 | 5.00  | 311 |
| SARCP1    | 131.1     | 12.89 | 129.67 | 132.53 | 96.88 | 311 |
| SARFCP1   | 129.89    | 6.27  | 129.19 | 130.59 | 7.73  | 311 |
| TMSARCP1  | 132.46    | 12.23 | 131.10 | 133.82 | 94.99 | 311 |
| TMSARFCP1 | 133.78    | 5.12  | 133.21 | 134.35 | 8.58  | 311 |
| TMCP2     | 168.98    | 8.88  | 167.99 | 169.97 | 0     | 311 |
| SARCP2    | 130.15    | 12.35 | 128.78 | 131.52 | 59.56 | 311 |
| SARFCP2   | 130.35    | 3.86  | 129.92 | 130.78 | 18.87 | 311 |
| TMSARCP2  | 132.79    | 5.84  | 132.14 | 133.44 | 28.04 | 311 |
| TMSARFCP2 | 121.69    | 4.84  | 121.15 | 122.23 | 12.67 | 311 |
| TMCP3     | 126.13    | 1.75  | 125.93 | 126.32 | 0.59  | 311 |
| TMSARCP3  | 126.74    | 12.24 | 125.38 | 128.10 | 38.47 | 311 |
| TMSARFCP3 | 168.41    | 9.13  | 167.39 | 169.42 | 0     | 311 |
| TMSARCP4  | 169.05    | 8.99  | 168.05 | 170.05 | 0     | 311 |
| TMSARFCP4 | 128.87    | 1.68  | 128.68 | 127.06 | 0.05  | 311 |

TABELA A.7 - CLASSE SOLO NU

| Bandas    | $\bar{x}$ | $s$   | $li$   | $ls$   | pKS    | N   |
|-----------|-----------|-------|--------|--------|--------|-----|
| TMCP1     | 195.74    | 29.19 | 191.01 | 200.47 | 0.02   | 146 |
| SARCP1    | 120.5     | 13.33 | 118.34 | 122.66 | 93.60  | 146 |
| SARFCP1   | 120.27    | 8.58  | 118.88 | 121.66 | 3.24   | 146 |
| TMSARCP1  | 148.1     | 16.79 | 145.38 | 150.82 | 63.185 | 146 |
| TMSARFCP1 | 187.93    | 26.84 | 183.58 | 192.28 | 0.06   | 146 |
| TMCP2     | 128.58    | 7.09  | 127.43 | 129.73 | 0      | 146 |
| SARCP2    | 122.97    | 12.28 | 120.97 | 124.96 | 99.17  | 146 |
| SARFCP2   | 123.59    | 6.40  | 122.55 | 124.63 | 62.02  | 146 |
| TMSARCP2  | 191.9     | 26.52 | 187.60 | 196.20 | 0.51   | 146 |
| TMSARFCP2 | 95.45     | 14.12 | 93.16  | 97.74  | 1.37   | 146 |
| TMCP3     | 125.03    | 5.61  | 124.12 | 125.94 | 0.33   | 146 |
| TMSARCP3  | 114.77    | 13.81 | 112.53 | 117.01 | 92.95  | 146 |
| TMSARFCP3 | 125.53    | 6.28  | 124.51 | 126.55 | 0      | 146 |
| TMSARCP4  | 127.15    | 6.96  | 126.02 | 128.28 | 0      | 146 |
| TMSARFCP4 | 125.01    | 4.77  | 124.24 | 125.78 | 2.81   | 146 |

TABELA A.8 - CLASSE ÁREA URBANA

| Bandas    | $\bar{x}$ | $s$   | $li$   | $ls$   | pKS   | N   |
|-----------|-----------|-------|--------|--------|-------|-----|
| TMCP1     | 154.87    | 19.75 | 153.28 | 156.47 | 8.83  | 595 |
| SARCP1    | 187.56    | 52.73 | 183.32 | 191.80 | 0     | 595 |
| SARFCP1   | 201.57    | 36.11 | 198.67 | 204.47 | 0.18  | 595 |
| TMSARCP1  | 194.54    | 47.35 | 190.73 | 198.34 | 0     | 595 |
| TMSARFCP1 | 182.46    | 19.24 | 180.91 | 184.01 | 56.23 | 595 |
| TMCP2     | 109.93    | 8.24  | 109.27 | 110.59 | 0     | 595 |
| SARCP2    | 137.38    | 45.31 | 133.74 | 141.02 | 0.01  | 595 |
| SARFCP2   | 133.51    | 10.94 | 132.63 | 134.39 | 24.52 | 595 |
| TMSARCP2  | 122.74    | 40.14 | 119.51 | 125.97 | 0.01  | 595 |
| TMSARFCP2 | 189.42    | 30.09 | 186.28 | 192.56 | 1.16  | 595 |
| TMCP3     | 138.36    | 15.18 | 137.14 | 139.58 | 0.01  | 595 |
| TMSARCP3  | 137.42    | 45.59 | 133.76 | 141.08 | 0.03  | 595 |
| TMSARFCP3 | 118.92    | 7.50  | 118.32 | 119.52 | 42.42 | 595 |
| TMSARCP4  | 112.47    | 8.11  | 111.81 | 113.12 | 1.30  | 595 |
| TMSARFCP4 | 135.14    | 14.86 | 133.95 | 136.33 | 0     | 595 |