Extração de Atributos de Imagem de Radar Polarimétrica : Um Exemplo Aplicado à Região de Bebedouro - PE

Sueli Pissarra Castellari Ribeiro

Extração de Atributos de Imagem de Radar Polarimétrica : Um Exemplo Aplicado à Região de Bebedouro - PE¹

Sueli Pissarra Castellari Ribeiro²

Instituto de Computação Universidade Estadual de Campinas IC - UNICAMP

Banca Examinadora :

- Neucimar Jerônimo Leite, Dr (orientador)³
- Luciano Vieira Dutra, Dr (coorientador)⁴
- Cláudia M. Bauzer Medeiros, PhD³
- Nelson Delfino D'Ávila Mascarenhas, PhD⁵
- Paulo Lício de Geus, PhD (suplente)³

¹ Dissertação apresentada ao Instituto de Computação da UNICAMP, como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Ciência da Computação. Foi parcialmente financiada pelo Projeto Temático CNPq Geotee (Processo Institucional número 680.061/940).

² A autora é Tecnóloga de Computação, formada pelo Instituto Tecnológico de Aeronaútica - ITA.

³ Professor do Instituto de Computação - IC - UNICAMP.

⁴ Pesquisador da Divisão de Processamento de Imagens - DPI - INPE.

⁵ Professor do Departamento de Computação - DC - UFSCAR.

Extração de Atributos de Imagem de Radar Polarimétrica : Um Exemplo Aplicado à Região de Bebedouro - PE

Este exemplar corresponde à redação final da tese devidamente corrigida e defendida por Sueli Pissarra Castellari Ribeiro e aprovada pela Comissão Julgadora.

Campinas, 24 de Outubro de 1997

Prof. Dr. Neucimar Jerônimo Leite

.

Dissertação apresentada ao Instituto de Computação, UNICAMP, como requisito parcial para a obtenção do Título de Mestre em Ciência da Computação. Tese de Mestrado defendida e aprovada em 24 de outubro de 1997 pela Banca Examinadora composta pelos Professores Doutores

Jelsen Dellino d'Elvile Moscalinhos

Prof. Dr. Nelson Delfino D'Avila Mascarenhas

Clarkin +5

Profa. Dra. Claudía Maria Bauzer Medeiros

Prof. Dr. Neucimar Jerônimo Leite

SUMÁRIO

LISTA DE FIGURAS	vii
LISTA DE TABELAS	xii
LISTA DE ABREVIAÇÕES E SÍMBOLOS	xiii
RESUMO	xvi
ABSTRACT	xvii
AGRADECIMENTOS	xviii
DEDICATÓRIA	xix
CAPÍTULO 1 - INTRODUÇÃO	1
1.1 - Considerações gerais	1
1.2 - Motivação e propósito do trabalho	2
1.3 - Metodologia	2
1.3.1 - Pesquisa bibliográfica	2
1.3.2 - Desenvolvimento dos algoritmos	3
1.3.3 - Teste do sistema desenvolvido	3
1.4 - Organização do trabalho	4
CAPÍTULO 2 - PRINCÍPIOS BÁSICOS DO IMAGEAMENTO POR RADAR	5
2.1 - Interação onda-superfície	5
2.1.1 - Parâmetros do sistema	6

2.1.1.1 - Freqüência	6
2.1.1.2 - Polarização	7
2.1.1.3 - Ângulo de incidência	8
2.1.2 - Parâmetros do alvo	8
2.1.2.1 - Rugosidade	8
2.1.2.2 - Umidade	9
2.2 - Sistemas de Radar	10
2.2.1 - Radar de Abertura Real (RAR)	11
2.2.2 - Resolução Range	12
2.2.3 - Resolução Azimute	12
2.2.4 - Equação Radar	14
2.2.5 - Radar de Abertura Sintética (SAR)	17
2.2.6 - Projeções no plano inclinado (Slant Range) e no terreno (Ground Range)	19
2.2.7 - Ruído Speckle	20
2.2.8 - Imagem de uma visada (Singlelook) e multi-visadas (Multilook)	22
CAPÍTULO 3 - TEORIA FUNDAMENTAL DE RADARES POLARIMÉTRICOS	24
3.1 - Formação da imagem de radar polarimétrica	24
3.1.1 - Sistema de coordenadas	25
3.1.2 - Síntese de polarização	28
3.1.2.1 - Matriz de espalhamento	28
3.1.2.2 - Caracterização dos mecanismos de espalhamento	30

CAPÍTULO 4 - PRINCÍPIOS BÁSICOS DE CLASSIFICAÇÃO DE PADRÕES	32
4.1 - Introdução	32
4.2 - Extração de atributos	33
4.3 - Classificação de padrões	36
4.3.1 - Classificação supervisionada	36
4.3.1.1 - Método da Máxima Verossimilhança	37
4.3.2 - Classificação não supervisionada	39
4.4 - Seleção de atributos	39
4.4.1 - Distância de Jeffries-Matusita	41
4.5 - Matriz de classificação	42
4.5.1 - Coeficiente Kappa	43
CAPÍTULO 5 - EXTRAÇÃO DE ATRIBUTOS DE IMAGEM POLARIMÉTRICA	46
5.1 - Introdução	46
5.2 - Conceitos estatísticos básicos	47
5.2.1 - Esperança matemática	47
5.2.2 - Variância	48
5.2.3 - Desvio padrão	48
5.2.4 - Covariância	49
5.2.5 - Coeficiente de correlação	49
5.2.6 - Autocovariância	50
5.2.7 - Coeficiente de autocorrelação	51

5.2.8 - Coeficiente de variação	51
5.3 - Procedimentos de extração de atributos utilizados	52
5.3.1 - Diferença de fase	52
5.3.2 - Coeficiente de correlação complexa	52
5.3.3 - Coeficiente de autocorrelação de atrasos k, l	53
5.3.4 - Coeficiente de variação	54
5.3.5 - Coeficiente de variação de atrasos k, l	54
CAPÍTULO 6 - CLASSIFICAÇÃO DE IMAGEM POLARIMÉTRICA DA REGIÃO DE BEBEDOURO - PE	56
6.1 - Introdução	56
6.2 - Manipulação dos dados brutos	58
6.2.1 - Escolha da área de trabalho e definição das classes de estudo	58
6.2.2 - Leitura e descompactação dos dados brutos	61
6.3 - Manipulação das imagens polarimétricas	62
6.3.1 - Extração dos atributos	62
6.3.2 - Análise dos histogramas	63
6.3.3 - Classificação	68
6.3.4 - Seleção dos atributos	69
6.4 - Resultados obtidos	70
6.4.1 - Análise das Matrizes de classificação	70
6.4.2 - Análise das Distâncias entre distribuições	74

CAPÍTULO 7 - CONCLUSÕES E EXTENSÕES	77
7.1 - Conclusões	77
7.2 - Extensões	79
APÊNDICE A - DETALHAMENTO DO SISTEMA DESENVOLVIDO	80
A.1 - Introdução	80
A.2 - Menu principal	80
A.3 - Arquivo	81
A.3.1 - Abrir	81
A.3.2 - Fechar	82
A.4 - Utilitários	82
A.4.1 - Descomprimir imagens de 1-visada (singlelook)	82
A.4.2 - Descomprimir imagem multi-visadas (multilook)	85
A.5 - Extração de atributos	90
A.5.1 - Diferença de fase	90
A.5.2 - Coeficiente de correlação complexa	91
A.5.3 - Coeficiente de autocorrelação de atrasos k, l	94
A.5.4 - Coeficiente de variação	96
A.5.5 - Coeficiente de variação de atrasos k, l	98
A.6 - Seleção de atributos	99
A.6.1 - Distância JM	99
A.7 - Classificação	105

A.7.1 - Matriz de classificação	105
APÊNDICE B - HISTOGRAMAS DAS CLASSES EM ESTUDO	109
APÊNDICE C - MAPAS TEMÁTICOS DA REGIÃO CLASSIFICADA	115
APÊNDICE D - MISSÃO SIR-C/X-SAR	123
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	125

-

LISTA DE FIGURAS

- 2-1 : Espectro eletromagnético.
- 2-2 : Espectro eletromagnético na faixa de microondas.
- 2-3 : Polarização horizontal (E_H) e polarização vertical (E_V) M representa o vetor do campo magnético
- 2-4 : Ângulo de incidência.
- 2-5 : Exemplos de padrões de espalhamento em superfície.
- 2-6 : Penetração no solo em relação à umidade, freqüência e comprimento de onda.
- 2-7 : Geometria do sistema de radar (Modificado de Elachi).
- 2-8 : Geometria do sistema RAR.
- 2-9 : Geometria da equação radar e os seus parâmetros.
- 2-10 : Pulso transmitido.
- 2-11 : Comportamento de um alvo pontual no sistema SAR (Modificado de Mura, 1990).
- 2-12 : Geometria para determinar a resolução do SAR.

2-13 : Exemplo de "Slant range" x "Ground range".

2-14 : Somatória de fasores com magnitudes e fases aleatórias (Modificado de Ulaby et al, 1986).

- 2-15 : Divisão do tempo de integração em n looks.
- 3-1 : Sistema de coordenadas para um radar polarimétrico.
- 3-2 : Sistema de coordenadas.
- 3-3 : Elipse de polarização.

3-4 : Representação de um número complexo.

3-5 : Geometria do espalhamento.

4-1 : Fases da classificação digital de imagens.

4-2 : Imagem com 4 bandas (Modificado de Richards, 1986).

4-3 : Diagrama do espaço de atributos das classes A, B e C (Modificado de Crósta, 1992).

4-4 : Assinatura espectral de diferentes tipos de objeto (Modificado de Moik, 1980).

4-5 : Classes no espaço de atributos (Modificado de Moik, 1980).

4-6 : Definição das probabilidades usadas na razão de verossimilhança (Modificado de Richards, 1986).

4-7 : Distância JM em função da separação de classes (Modificado de Richards, 1986).

6-1 : Uma representação para a utilização do sistema desenvolvido.

6-2 : Descrição da região estudada.

6-3 - Banda L, polarização HH, classes de interesse 1 - milho, 2 - soja, 3 - restolho, 4 - solo preparado, 5 - caatinga.

6-4 : Representação da distribuição das classes para os canais aLHH e aLVV.

6-5 : Representação da distribuição das classes para o canal aLHV.

A-1 : Menu principal do software desenvolvido.

A-2 : Janela para seleção de arquivo de imagem.

A-3 : Janela para seleção dos arquivos a serem fechados.

A-4 : Janela para fornecer o dado singlelook que será descompactado.

A-5 : Janela para fornecer o dado multilook que será descompactado.

A-6 : Janela para entrada dos parâmetros necessários à descompactação dos dados em formato singlelook ou multilook.

A-7 : Exemplo do processo de extração dos dados compactados.

A-8 : Janela para fornecer os dados necessários para o cálculo da diferença de fase.

A-9 : Janela para fornecer os dados necessários para o cálculo do coeficiente de correlação complexa.

A-10 : Exemplo do processamento de uma máscara sobre uma banda.

A-11 : Janela para fornecer os dados necessários para o cálculo do coeficiente de autocorrelação de atraso k, l.

A-12 : Exemplo das regiões adotadas nos casos de autocorrelação de atraso 1,1; atraso 2,2 e atraso 3,0

A-13 : Janela apresentada para que sejam fornecidos os dados referentes ao cálculo do coeficiente de variação.

A-14 : Exemplo de 3 bandas (B1,B2,B3) com 5 classes cada.

A-15 : Exemplo da matriz de médias e das matrizes de covariância para o caso de 3 bandas e 5 classes.

A-16 : Exemplo da extração das médias e das matrizes de covariância das classes C1 e C4 relativas às bandas B1 e B3.

A-17 : Janela para que sejam fornecidos os dados relativos ao cálculo da Distância J-M para cada banda selecionada.

A-18 : Janela para que sejam fornecidos os dados relativos ao cálculo da Distância J-M para as bandas selecionadas em subconjuntos de bandas.

A-19 : Exemplo da tabela com resultado da distância JM para o caso de 5 classes e 3 bandas.

A-20 : Exemplo da tabela com resultado da distância JM para o caso de 5 classes e 3 bandas combinadas 2 a 2.

A-21 : Janela para seleção do arquivo que contém as delimitações das regiões das classes de interesse.

A-22 : Janela para seleção de uma imagem classificada.

A-23 : Janela para seleção das classes.

A-24 : Exemplo da matriz de classificação.

B-1 : Histogramas das classes em estudo para aLHH.

B-2 : Histogramas das classes em estudo para aLHV.

B-3 : Histogramas das classes em estudo para aLVV.

B-4 : Histogramas das classes em estudo para aut0,1LHH.

B-5 : Histogramas das classes em estudo para aut2,2LHH.

B-6 : Histogramas das classes em estudo para aut0,3LHH.

B-7 : Histogramas das classes em estudo para cvLHH.

B-8 : Histogramas das classes em estudo para cv1,1LHH.

B-9 : Histogramas das classes em estudo para mcorLHH.

B-10 : Histogramas das classes em estudo para acorLHHVV.

B-11 : Histogramas das classes em estudo para difLHHVV.

C-1 : Composição colorida da região estudada, R - LHH, G - LHV, B - CHH.

C-2 : Mapa temático resultante da classificação usando o canal amplitude HH da banda L. Desempenho médio : 51,92 Coeficiente Kappa : 0,39

C-3 : Mapa temático resultante da classificação usando 3 bandas : amplitude HH, HV e VV da banda L. Desempenho médio : 61,42 Coeficiente Kappa : 0,51 C-4 : Mapa temático resultante da classificação usando 2 bandas : módulo e ângulo do coeficiente de correlação complexa da banda L. Desempenho médio : 69,11 Coeficiente Kappa : 0,60

C-5 : Mapa temático resultante da classificação usando 5 bandas : amplitude HH, HV e VV e módulo e ângulo do coeficiente de correlação complexa da banda L. Desempenho médio : 79,53 Coeficiente Kappa : 0,73

C-6 : Mapa temático resultante da classificação usando 3 bandas : amplitude HH, HV e VV da banda C. Desempenho médio : 50,74 Coeficiente Kappa : 0,37

C-7 : Mapa temático resultante da classificação usando 2 bandas : módulo e ângulo do coeficiente de correlação complexa da banda C. Desempenho médio : 56,37 Coeficiente Kappa : 0,43

C-8 : Mapa temático resultante da classificação usando 5 bandas : amplitude HH, HV e VV e módulo e ângulo do coeficiente de correlação complexa da banda C. Desempenho médio : 60,3 Coeficiente Kappa : 0,49

C-9 : Mapa temático resultante da classificação usando 6 bandas : amplitude HH, HV e VV da banda L e da banda C. Desempenho médio : 66,05 Coeficiente Kappa : 0,57

C-10 : Mapa temático resultante da classificação usando 4 bandas : módulo e ângulo do coeficiente de correlação complexa da banda L e da banda C. Desempenho médio : 73,97 Coeficiente Kappa : 0,66

C-11 : Mapa temático resultante da classificação usando 10 bandas : amplitude HH, HV e VV e módulo e ângulo do coeficiente de correlação complexa da banda L e da banda C. Desempenho médio : 83,11 Coeficiente Kappa : 0,78

C-12 : Mapa temático resultante da classificação usando 3 bandas : amplitude HH, e VV e ângulo do coeficiente de correlação complexa da banda L. Desempenho médio : 67,62 Coeficiente Kappa : 0,59

C-13 : Mapa temático resultante da classificação usando 3 bandas : amplitude HH, e HV e ângulo do coeficiente de correlação complexa da banda L. Desempenho médio : 71,09 Coeficiente Kappa : 0,63

C-14 : Mapa temático resultante da classificação usando 3 bandas : amplitude HV, e HV e ângulo do coeficiente de correlação complexa da banda L. Desempenho médio : 73,75 Coeficiente Kappa : 0,66

LISTA DE TABELAS

3-1 : Estados de polarização

4-1 : Representação de uma matriz de confusão, modif. Richards, 1995

4-2 : Índice do coeficiente Kappa e o correspondente conceito do desempenho da classificação

6-1 : Parâmetros da imagem

6-2 : Classes estudadas

6-3 : Conjunto de bandas e suas respectivas abreviações

6-4 : Representação da variação na faixa de valores alta, média e baixa

6-5 : Média e desvio padrão das 5 classes em relação aos atributos estudados da banda L

6-6 : Média e desvio padrão das 5 classes em relação aos atributos estudados da banda C

6-7 : Atributos utilizados na fase de classificação

6-8 : Matriz de classificação, Banda : L, Atributos : Amplitude HH, HV e VV

6-9 : Matriz de classificação, Banda : L, Atributos : Módulo e ângulo do coeficiente de correlação complexa

6-10 : Matriz de classificação, Banda : L, Atributos : Amplitude HH, HV, VV + Módulo e ângulo do coeficiente de correlação complexa

6-11 : Índice de desempenho médio (DM) e coeficiente Kappa de todas as classifcações realizadas

6-12 : Distância JM mínima e média Banda L

6-13 : Distância JM mínima e média das 5 bandas em combinações 3 a 3

6-14 : Desempenho médio das classificações

LISTA DE ABREVIAÇÕES E SÍMBOLOS

 σ° - coeficiente de retroespalhamento da seção transversal por unidade de área de um alvo.

dB - decibéis.

 λ - comprimento de onda.

banda C - banda de microondas cujo comprimento de onda é aproximadamente igual a 5.6cm.

banda L - banda de microondas cujo comprimento de onda é aproximadamente igual a 23cm.

banda X - banda de microondas cujo comprimento de onda é aproximadamente igual a 3cm.

HH - onda com polarização de transmissão e recepção na horizontal.

HV - onda com polarização de transmissão na horizontal e de recepção na vertical.

VV - onda com polarização de transmissão e recepção na vertical.

E - campo elétrico total.

E_H - campo elétrico na direção H.

E_V - campo elétrico na direção V.

 θ - ângulo de incidência.

RAR - Radar de abertura real.

SAR - Radar de abertura sintética.

 R_r - resolução em range.

 R_a - resolução em azimute.

Sr - resolução slant range, projeção no plano inclinado.

Gr - resolução ground range, projeção no terreno.

- ϕ_i fase instantânea.
- χ ângulo de elipsidade.
- ψ ângulo de orientação da elipse.
- JM Jeffries-Matusita.
- J_{ij} distância JM entre um par de distribuições.
- DM desempenho médio da classficação.
- CM confusão média da classficação.
- AM abstenção média da classficação.
- \hat{k} coeficiente de concordância Kappa.
- $VAR_{\hat{i}}$ variância de Kappa.
- E(X) ou $\langle E \rangle$ esperança matemática ou média da variável aleatória X.
- fdp função densidade de probabilidade.
- f(x) função densidade de probabilidade da variável aleatória X.
- μ média amostral.
- Var(X) variância da variável aleatória X.
- σ_x desvio padrão da variável aleatória X.
- Cov(X, Y) covariância das variáveis aleatórias $X \in Y$.
- $\gamma(X, Y)$ coeficiente de correlação das variáveis aleatórias X e Y.

- $\varphi_{k}(X)$ função de autocovariância da variável aleatória X.
- cv(X) coeficiente de variação da variável aleatória X.
- ϕ_{hh-vv} diferença de fase entre os canais *hh* e vv.
- γ_{kkvv} coeficiente de correlação complexa entre os canais *hh* e vv.
- $\rho_{\textit{hh}_{s_1s_2}}$ coeficiente de autocorrelação do canal hh entre atrasos δ_1 e δ_2 .
- cv_{kk} coeficiente de variação do canal hh.
- $cvl_{hh_{b_1b_2}}$ coeficiente de variação do canal *hh* entre atrasos $\delta_1 \in \delta_2$.
- $C_{m,n}$ combinação de m, n a n.

1

- IDL Interactive Data Language.
- ENVI the Environment for Visualizing Images

RESUMO

O objetivo do trabalho reportado nesta dissertação é construir um conjunto de ferramentas para analisar imagens SAR polarimétricas em problemas de discriminação de diferentes classes de uso do solo. Utilizar-se-á a informação de amplitude destas imagens em conjunto com imagens obtidas através de processo de extração de atributos.

Para esta análise foi implementado um sistema integrado para extração de atributos que engloba os seguintes procedimentos : diferença de fase, coeficiente de correlação complexa, coeficiente de autocorrelação de atraso k,l, coeficiente de variação e coeficiente de variação de atraso k,l; além de operações de leitura e descompactação dos dados brutos, um método para medir o desempenho da classificação pontual de Máxima Verossimilhança (matriz de classificação) e um método para medir a distância entre distribuições (Distância Jeffreys-Matusita).

Para teste foram usadas imagens da região de Bebedouro-PE, referentes a áreas agrícolas, adquiridas pela missão SIR-C/X-SAR, nas bandas L e C, e nas polarizações HH, HV e VV. Os resultados mostraram que a fase e o módulo do coeficiente de correlação complexa em conjunto com a informação de amplitude melhoraram o desempenho da classificação. Outros métodos, no entanto, não demostraram eficácia neste caso estudado.

ABSTRACT

The purpose of this research is to build a set of tools to analyse polarimetric SAR imagery. An application result in land use discrimination problem is presented where amplitude information is used together with images obtained by a proposed feature extraction process.

For this analysis an integrated system for feature extraction was implemented which includes the following procedures : phase difference, complex correlation coeficient, autocorrelation coeficient lag k,l, variation coeficient and variation coeficient lag k,l. Other functions include : operations to read and decompress data, a method to measure the performance of maximum likelyhood per point classification (confusion matrix) and a method to measure distribution distance (Jeffreys-Matusita distance).

Tests used polarimetric imagery from Bebedouro-PE, concerning agricultural areas, acquired by SIR-C/X-SAR mission, in L and C-band, and in HH, HV and VV polarizations. Results showed that phase and modulus from complex correlation coeficient together with amplitude information improved the classification performance. Other methods, however, have not showed efficiency in this case.

AGRADECIMENTOS

Ao Instituto de Computação (IC) da Universidade Estadual de Campinas (UNICAMP) pela oportunidade oferecida para a realização do Curso de Mestrado.

Aos meus orientadores, Dr. Neucimar Jerônimo Leite e Dr. Luciano Vieira Dutra, pelo trabalho de orientação, dedicação e amizade dispensados na elaboração deste trabalho.

Aos professores do Curso de Mestrado pelos ensinamentos prestados.

Aos colegas da turma de Mestrado de 1994 e 1995.

A todos os amigos da UNICAMP, em especial, à Ana, Mariano e Maria.

Ao CNPq, pela bolsa de estudo concedida.

Ao Instuituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), pela oportunidade de aprimoramento oferecida e pela infra-estrutura necessária à realização deste trabalho.

A todos os meus colegas de trabalho da Divisão de Processamento de Imagens (DPI-INPE).

Aos meus pais e irmãos, pela presença constante e apoio em todos os momentos de minha vida.

Ao Mauro, pelo afeto, dedicação incondicional e encorajamento durante todas as etapas deste trabalho.

DEDICATÓRIA

Dedico carinhosamente este trabalho

ao Mauro, meu marido, e à Júlia, nossa filha.

CAPÍTULO 1

INTRODUÇÃO

1.1 Considerações gerais

Imagens de radares de abertura sintética (por avião ou satélite) são cada vez mais utilizadas como fontes de informações para estudos técnico-científicos, principalmente na área de monitoramento ambiental, firmando-se, juntamente com imagens obtidas por sensores óticos, como a forma mais viável para aplicações que envolvem grandes áreas.

Satélites de sensoriamento remoto, por sua vez, adquirem imagem em diversas regiões do espectro eletromagnético. São geralmente munidos de sensores passivos (óticos) e/ou ativos (radar), sendo que o último tem estado em órbita operacional mais recentemente.

Satélites com radares imageadores estão se tornando, rapidamente, ferramentas confiáveis para observação da superfície da Terra e sua cobertura. Independência de iluminação solar, das condições atmosféricas e do tempo, com produção de imagens mesmo com cobertura total de nuvens ou noturnas, conferem ao radar vantagem sobre os sensores óticos. Outro fator importante é a disponibilidade crescente de dados de radar devido aos avanços na tecnologia de aquisição e ao grande número de satélites com radar atualmente em órbita ou com programação para breve lançamento.

Por todos esses fatores o interesse por imagens de radar para estudo de sua potencialidade na discriminação de culturas, florestas, desflorestamento e deteção de mudanças tem crescido muito ultimamente.

Os sistemas de radar multifreqüência e polarimétrico representam uma nova geração de sensores de imageamento de radar. As características de multifreqüência e polarimetria destes sensores tornam possível a separação das contribuições de informação da superfície e de sua cobertura, com respeito à profundidade de penetração da onda incidente e à polarização da onda emitida pelo sistema.

1.2 Motivação e propósito do trabalho

O interesse em desenvolver um trabalho nesta área foi motivado por duas razões principais. A primeira foi investigar alguns procedimentos de extração de atributos já estudados (ver seção 5.1, Capítulo 5) e alguns até então não estudados e desenvolver os programas para tal, através da manipulação, combinação e transformação das informações contidas nas 4 polarizações, e geração de dados adicionais que proporcionem ao usuário uma gama de informações para a execução de classificações mais precisas.

A segunda razão foi criar um ambiente que possibilite ao usuário dispor de ferramentas tais como: leitura de imagens brutas; extração e seleção de atributos de imagens polarimétricas, geração de tabelas com resultados, etc; viabilizando, de uma forma sistemática, a realização da operação de classificação.

1.3 Metodologia

A metodologia adotada para a execução do presente trabalho baseou-se nos seguintes passos apresentados em ordem cronológica em relação à realização :

- 1. Pesquisa bibliográfica
- 2. Desenvolvimento dos algoritmos
- 3. Teste do sistema

1.3.1 Pesquisa bibliográfica

Esta fase do trabalho envolveu uma revisão bibliográfica das áreas de Radar, Polarimetria e Reconhecimento de Padrões.

A revisão da área de Radar teve como objetivo adquirir conhecimento relativo aos princípios básicos do imageamento por radar. O Capítulo 2 apresenta todas as informações necessárias para entendimento do trabalho realizado, no que se refere à aquisição de imagens por radar.

A pesquisa na área de polarimetria teve o objetivo de se obter o conhecimento de como radares convencionais foram transformados em radares polarimétricos e de como se processa a formação das imagens através deste sistema. O Capítulo 3 apresenta o resultado desta pesquisa, explicando a teoria fundamental dos radares polarimétricos.

A revisão da área de classificação de padrões teve como objetivo apresentar os princípios básicos deste procedimento de processamento de imagem muito utilizado na área de sensoriamento remoto. No Capítulo 4 foi apresentada a teoria básica para entendimento de como se realiza uma classificação de imagem e detalhes do método de classificação de Máxima Verossimilhança utilizado na fase de testes deste trabalho.

A introdução do capítulo 5 apresenta algumas referências e trabalhos anteriores pertinentes a extração de atributos de imagens polarimétricas.

1.3.2 Desenvolvimento dos algoritmos

Nesta fase do trabalho foram desenvolvidos algoritmos que formam um ambiente computacional que engloba, de maneira geral, a leitura das imagens brutas, alguns procedimentos de extração de atributos e um método de seleção de atributos.

O desenvolvimento do algoritmo para leitura das imagens brutas se faz necessário e importante porque em geral as imagens vem gravadas em um formato específico e algumas vezes de uma maneira compactada, o que torna sua leitura pelo usuário uma tarefa nem sempre fácil.

O desenvolvimento dos algoritmos para extração de atributos é importante por tornar disponível ao usuário ferramentas, que geram em disco imagens com informações transformadas das imagens originais, para serem utilizadas em pesquisa e/ou em trabalhos práticos.

Uma descrição detalhada dos algoritmos desenvolvidos neste trabalho é apresentada no Apêndice A.

1.3.3 Teste do sistema desenvolvido

Esta fase do trabalho teve dois propósitos : testar a eficiência das operações de extração de atributos propostas e desenvolvidas e, paralelamente, testar o ambiente computacional desenvolvido. Para isso envolveu toda uma etapa de análise de desempenho

dos procedimentos pertencentes ao sistema, assim como uma análise dos resultados obtidos pelos processamentos.

1.4 Organização do trabalho

O Capítulo 2 apresenta os princípios básicos do imageamento por radar, detalhando a interação onda-superfície através da descrição dos parâmetros do sistema e do alvo e uma apresentação dos sistemas de radar, RAR e SAR, e seus respectivos parâmetros.

O Capítulo 3 expõe a teoria fundamental de radares polarimétricos e descreve a formação da imagem gerada por esse tipo de radar e suas características básicas.

O Capítulo 4 faz uma breve explanação sobre os princípios básicos de classificação de padrões, ou seja, extração de atributos, a classificação propriamente dita, seleção de atributos e matriz de classificação.

O Capítulo 5 mostra o estado da arte no que se refere à extração de atributos de imagem polarimétrica, através de uma breve apresentação dos trabalhos de pesquisa na área. Também apresenta os conceitos estatísticos básicos para entendimento dos procedimentos de extração de atributos estudados e implementados.

O Capítulo 6 analisa os resultados das classificações realizadas em uma área da região de Bebedouro-PE, utilizando-se os métodos de extração de atributos estudados neste trabalho.

O Capítulo 7 expressa as conclusões do presente trabalho bem como sugestões de melhoria e de complementação do mesmo.

O Apêndice A expõe o sistema desenvolvido de uma forma mais detalhada, apresentando as interfaces com o usuário e os pseudo-códigos dos programas.

O Apêndice B mostra as janelas com os histogramas das classes em estudo dos atributos estudados. A análise dos mesmos é feita na Seção 6.3.2 do Capítulo 6.

O Apêndice C apresenta os mapas temáticos resultantes das imagens classificadas.

E finalmente o Apêndice D fornece informações gerais sobre a Missão SIR-C/X-SAR, que gerou as imagens utilizadas neste trabalho.

CAPÍTULO 2

PRINCÍPIOS BÁSICOS DO IMAGEAMENTO POR RADAR

2.1 Interação onda-superfície

Sistemas de radar atuam na faixa de microondas do espectro eletromagnético (Figura 2-1), na região de freqüências de 0.3 a 300 GHz, entre as ondas de rádio e o espectro do infravermelho.

O princípio básico dos radares imageadores consiste em emitir radiação eletromagnética (microondas) na direção da superfície da terra e observar o retorno dessa energia em função do tempo de atraso. Esta quantidade de energia espalhada de um objeto que retorna ao radar é caracterizada pela seção transversal do retroespalhamento σ . O coeficiente de retroespalhamento, σ^0 , é a seção σ por unidade de área (ver seção 2.2.4), expressa em decibéis (*dB*), e é dada por

$$\sigma_{dB}^0 = 10 \log \sigma^0 \tag{2.1}$$

O coeficiente de retroespalhamento σ^0 , que representa a quantidade relativa de energia que retorna da superfície em direção à antena em função do ponto imageado, depende de parâmetros do radar (freqüência, polarização e ângulo de incidência utilizados pelo sistema) e de parâmetros do alvo (rugosidade, forma geométrica, umidade da superfície e constante dielétrica). A influência destes parâmetros tem consequências no resultado final, ou seja, na radiometria e geometria da imagem (Dallemand et al, 1993).

As interações das ondas do radar com a superfície são dirigidas às características físicas (declive, morfologia, rugosidade, etc) e às características elétricas (constante dielétrica, absorção, condutividade) da superfície (Elachi, 1988).

freqüência	10	° 1(0 ¹]	102 1	03 1	04 1	05 1	06 1	07 1	08 1	09 1	010 1	011 1	012 1	013 1	014 1	015 10	D16 10) ¹⁷ 10 ¹⁸
em Hz																			
comprimonto (10																		
onda em metro		08	103	7 109	⁵ 10 ⁵	104	103	102	101	100	10-1	10-2	10-3	10-	10-	5 10-6	10-7	10-8	10 ⁻⁹
							C	onda	s de	rádi	0					visív 	el –	X	-Rays
											mic	roon	das	v	inf erm	ra elho	ult viol	ra eta	

Figura 2-1 : Espectro eletromagnético

A próxima seção apresenta os mecanismos de interação onda-superfície necessários à interpretação da imagem de radar.

2.1.1 Parâmetros do sistema

2.1.1.1 Freqüência

O espectro eletromagnético situa a radiação eletromagnética de acordo com a freqüência e o comprimento de onda (λ), desde os raios cósmicos até as ondas de rádio. A freqüência e o comprimento de onda definem as bandas do sensor. A Figura 2-2 mostra as faixas de bandas utilizadas para sistemas de radar.

A freqüência da radiação incidente determina a profundidade de penetração das ondas no alvo imageado e influencia na rugosidade observada da superfície considerada.

A profundidade de penetração tende a ser maior com comprimentos de onda maiores. Considerando o exemplo de uma floresta, a radiação somente atingirá as primeiras folhas do topo das árvores se for usada a banda X ($\lambda = 3$ cm), e a informação contida na imagem referir-se-á ao topo das árvores. No caso da banda L ($\lambda = 23$ cm), a radiação atingirá as folhas e pequenos galhos, e a informação contida na imagem referir-se-á aos galhos e eventualmente aos troncos das árvores. Radares na faixa P alcançam o terreno sob as florestas (Dallemand et al, 1993).



Figura 2-2 : Espectro eletromagnético na faixa de microondas

2.1.1.2 Polarização

A polarização descreve a orientação dos componentes do campo elétrico de uma onda eletromagnética, como as microondas. Microondas são ondas transversais, onde a direção de vibração dos vetores do campo elétrico e magnético são perpendiculares entre si e com a direção de propagação. O plano de incidência é o plano que contém o vetor normal à superfície e o vetor de propagação da onda plana, Figura 2-3. Quando o vetor E é perpendicular ao plano de incidência, a onda é dita horizontalmente polarizada, quando é paralelo, a onda é dita verticalmente polarizada (Ulaby et al, 1981). Os alvos terrestres podem ter a capacidade de despolarizar a onda incidente, podendo transformar, por exemplo, uma onda verticalmente polarizada em uma onda com componente horizontalmente polarizado.



Figura 2-3 : Polarização horizontal (E_H) e polarização vertical (E_V) M representa o vetor do campo magnético

Imageamento por radar pode ter diferentes configurações de polarização, contudo as configurações HH, VV, HV, VH são as mais usadas. A primeira letra corresponde à polarização da onda emitida, e a segunda à polarização da onda recebida. Os alvos possuem diferentes respostas às diferentes configurações de polarização utilizadas. A escolha do tipo de polarização deve estar relacionada com o realce das feições de interesse na superfície terrestre.

2.1.1.3 Ângulo de incidência

O ângulo de incidência (θ) é o ângulo formado entre a direção de radiação e a perpendicular à superfície imageada, Figura 2-4. Para a maioria dos alvos o coeficiente de retroespalhamento varia com o ângulo de incidência.



Figura 2-4 : Ângulo de incidência

2.1.2 Parâmetros do alvo

2.1.2.1 Rugosidade

Rugosidade é um conceito relativo que depende do comprimento de onda e do ângulo de incidência. Uma superfície é considerada rugosa se a estrutura da superfície tem dimensões que são comparáveis ao comprimento de onda incidente.

De acordo com o critério Rayleigh, uma superfície é considerada :

suave se $h < \frac{\lambda}{8\cos\theta}$ e rugosa se $h > \frac{\lambda}{8\cos\theta}$; onde *h* é uma medida da variação da altura da superfície, λ é o comprimento de onda e θ é o ângulo de incidência (Ulaby et al, 1981). A Figura 2-5 ilustra alguns padrões de espalhamento em diferentes tipos de superfície.



Figura 2-5 : Exemplos de padrões de espalhamento em superficie

2.1.2.2 Umidade

A constante dielétrica é uma medida das propriedades elétricas do material. Consiste de duas partes, permissividade e condutividade, que são ambas altamente dependentes da umidade contida no material considerado. Na faixa de microondas, a maioria dos materiais naturais tem uma constante dielétrica em torno de 3 a 8, em condicões secas. A água tem uma constante dielétrica alta (em torno de 80), no mínimo 10 vezes maior que a de um solo seco. Em consequência, uma mudança de umidade geralmente provoca uma alteração nas

propriedades dielétricas de materiais naturais. Um aumento da umidade está associado à um aumento na reflectividade do radar. A penetração de ondas eletromagnéticas em um objeto é inversamente proporcional ao conteúdo de água no objeto, como ilustrado na Figura 2-6.



Figura 2-6 : Penetração no solo em relação à umidade, freqüência e comprimento de onda

2.2 Sistemas de Radar

O radar é um sistema que atua com um sensor ativo, isto é, possui fonte de iluminação própria, emitindo e recebendo radiação eletromagnética. Esse sistema consiste de uma antena de visada lateral (Figura 2-7) instalada em uma plataforma do tipo avião ou satélite, que viaja a uma velocidade v em relação ao chão, a uma altura h e com o apontamento desta antena formando um ângulo θ em relação ao nadir da plataforma. A energia emitida desloca-se com a velocidade da luz e diversos pulsos são transmitidos por segundo. Estes pulsos atingem um alvo na superfície terrestre e podem ser absorvidos, transmitidos ou refletidos de volta à antena do radar. O sistema então registra a intensidade do sinal retornado e o lapso de tempo entre a transmissão e a recepção do sinal, possibilitando a determinação da distância entre o alvo e o sistema. Os valores de energia de pontos, cuja resposta retorna simultaneamente ao sensor radar, são separados pela variação

de freqüência do sinal que é provocada pelo deslocamento da plataforma (efeito Doppler). Essas duas características combinadas permitem a geração da imagem.



Figura 2-7 : Geometria do sistema de radar (Modificado de Elachi, 1988)

Dois tipos de radares imageadores são usados, os radares de abertura real e os radares de abertura sintética, ambos são sistemas de visada lateral, como mostrado na Figura 2-7.

2.2.1 Radar de Abertura Real (RAR)

Nos Radares de Abertura Real (também chamados SLAR, *Side Looking Airbone Radars*), um pulso de energia é transmitido da antena que se desloca a bordo de um avião ou satélite e a intensidade de reflexão é usada para produzir uma imagem da faixa imageada. As reflexões do alcance mais próximo ao mais distante da área imageada vão retornando à antena em intervalos de tempo distintos e tornam-se a direção *range* (direção de alcance da imagem). Quando um próximo pulso é transmitido, o radar terá deslocado uma pequena distância e uma faixa diferente do alvo será imageada. Essa seqüência de faixas do alvo será então registrada uma após a outra formando a direção azimute (direção do deslocamento da aeronave). No entanto, se o objetivo é um imageamento de alta resolução, o que ocorre na

maioria dos casos, os radares de abertura real não são utilizados. A Figura 2-8 mostra em detalhes a geometria para determinar a resolução nos radares de abertura real.

2.2.2 Resolução Range

A resolução *range* corresponde à mínima distância entre dois pontos na superficie que são registrados separadamente. Se dois pontos são separados por uma distância X_r , seus respectivos ecos estarão separados por uma diferença de tempo igual a (Elachi, 1988)

$$\Delta_{\tau} = \frac{2X}{c} sen\theta = \tau \tag{2.2}$$

onde τ é a duração do pulso, c é a velocidade da luz e θ é o ângulo de incidência.

Portanto, a resolução em range é dada por

$$R_r = \frac{c\tau}{2sen\theta} \tag{2.3}$$

Para melhorar a resolução em *range*, os pulsos emitidos pelo radar devem ser o menor possível. Contudo, é necessário que o pulso transmita energia suficiente para que o sinal refletido possa ser detectado. Se o pulso é diminuido, sua amplitude deve ser aumentada para manter a mesma energia no pulso. Uma limitação é a dificuldade de se construir um equipamento que transmita pulso de pequeno comprimento e alta energia. Por esta razão, a maioria dos sistemas de radar usam a modulação *chirp*, que é um método alternativo para compressão de pulso por freqüência modulada. No caso da técnica *chirp*, em vez de um pequeno pulso com freqüência constante, um longo pulso é emitido com freqüência modulada. O resultado é o mesmo se um pequeno pulso tivesse sido usado pelo sistema (Mura, 1990).

2.2.3 Resolução Azimute

A resolução em azimute corresponde à mínima distância entre dois pontos na superfície, na direção do vôo, que são registrados separadamente, é dada por (Elachi, 1988)

$$R_a = \frac{h\lambda}{L\cos\theta} \tag{2.4}$$

onde h é a distância no plano inclinado entre a antena e o alvo, λ é o comprimento da onda e L é o tamanho físico da antena. Seja β a largura do foco de iluminação que é um valor angular constante com a distância, dado por

$$\beta \cong \frac{\lambda}{L} \tag{2.5}$$

então a resolução em azimute é igual a



Figura 2-8 : Geometria do sistema RAR

A resolução em azimute é proporcional ao tamanho da antena; quanto maior a antena mais alta é a resolução. Portanto, para obtenção de uma resolução azimutal melhor, deve-se aumentar o comprimento da antena ou diminuir a altura de vôo. No entanto, para se conseguir uma alta resolução, qualquer uma dessas alternativas é inviável nos casos práticos. Os radares de abertura sintética, SAR, (ver seção 2.2.5) melhoram a resolução azimute usando a chamada antena sintética, que simula um tamanho muito maior que seu tamanho real através de processamento do sinal de retorno (Mura, 1990).
2.2.4 Equação Radar

A equação radar é a relação fundamental entre as características do radar, do alvo e do sinal recebido. A geometria de espalhamento de um alvo isolado e os parâmetros envolvidos na equação radar são mostrados na Figura 2-9 (Ulaby et al, 1986).

A potência total interceptada pelo difusor (alvo) é dada por

$$P_{rs} = \frac{P_t G_t A_{rs}}{4\pi R_t^2} \tag{2.7}$$

onde P_t é a potência transmitida pela antena, G_t é o ganho da antena, A_{rs} é a área efetiva do difusor, R_t é a distância entre a antena de transmissão e o alvo e $\frac{1}{4\pi R_t^2}$ é a perda de espalhamento.



Figura 2-9 : Geometria da equação radar e os seus parâmetros

Parte da potência recebida pelo alvo é absorvida pelo mesmo. Sendo f_a a fração absorvida, então a potência recebida (reirradiada) pelo alvo é

$$P_{ts} = P_{rs} \left(1 - f_a \right) \tag{2.8}$$

Logo a potência que atinge a antena de recepção é

$$P_r = \frac{P_{ts}G_sA_r}{4\pi R_r^2} \tag{2.9}$$

onde G_s é o ganho do alvo na direção da antena de recepção, A_r é a área efetiva da antena de recepção e R_r é a distância entre o alvo e a antena de recepção.

As equações de (2.7) a (2.9) podem ser combinadas, resultando em

$$P_{r} = \frac{P_{t}G_{t}A_{rs}}{4\pi R_{t}^{2}} \left(1 - f_{a}\right) \frac{G_{s}A_{r}}{4\pi R_{r}^{2}} = \left(\frac{P_{t}G_{t}A_{r}}{(4\pi)^{2}R_{t}^{2}R_{r}^{2}}\right) \left[A_{rs}\left(1 - f_{a}\right)G_{ts}\right]$$
(2.10)

Os fatores entre colchetes estão relacionados com o difusor e representam a seção radar de espalhamento

$$\sigma = A_{rs} (1 - f_a) G_{ts} \tag{2.11}$$

Esta seção é uma função das direções da onda incidente e da onda que retorna à antena de recepção, da geometria e das propriedades dielétricas do alvo.

A forma final da equação radar é obtida reescrevendo (2.10)

$$P_{r} = \frac{P_{t}G_{t}A_{r}}{(4\pi)^{2}R_{t}^{2}R_{r}^{2}}\sigma$$
(2.12)

A situação mais comum é que os radares sejam monoestáticos, ou seja, uma mesma antena para transmissão e recepção, portanto as distâncias R_t e R_r são as mesmas o que significa ganhos e aberturas efetivas idênticos, isto é

$$R_t = R_r = R,$$
 $G_t = G_r = G,$ $A_t = A_r = A$ (2.13)

Finalmente, como a área efetiva está relacionada ao seu ganho por

$$A = \frac{\lambda^2 G}{4\pi} \tag{2.14}$$

A equação radar se torna

$$P_{r} = \frac{P_{t}G^{2}\lambda^{2}\sigma}{(4\pi)^{3}R^{4}} = \frac{P_{t}A^{2}\sigma}{4\pi\lambda^{2}R^{4}}$$
(2.15)

em que duas formas são apresentadas, uma em termos do ganho da antena e a outra em termos da área da antena.

As equações de (2.12) a (2.14) são válidas para alvos pontuais. A forma dada em (2.15) é para o chamado radar monoestático e a dada em (2.10) é para radar biestático.

Considerando-se uma superfície, onde N difusores são distribuídos aleatoriamente, tem-se que

$$\bar{P}_{r} = \sum_{i=1}^{N} \bar{P}_{ri}$$
(2.16)

em que \bar{P}_r é a potência recebida pela antena e \bar{P}_n é a potência refletida por cada um dos difusores e recebida pela antena.

Pode-se expressar (2.16) como

$$P_{r} = \frac{\lambda^{2}}{(4\pi)^{3}} \sum_{i=1}^{N} \frac{P_{ti}G_{i}^{2}\sigma_{i}}{R_{i}^{4}}$$
(2.17)

A razão para P_{ii} , $G_i \in R_i$ estarem incluídos na somatória é que a energia que ilumina partes diferentes da área pode não ser a mesma. Além disso, já que difusores diferentes estão em direções um pouco diferentes do radar, eles podem ter ganhos diferentes e as distâncias serão ligeiramente diferentes.

Definindo-se o coeficiente de retroespalhamento normalizado σ^0 como o valor médio da seção radar pela unidade de área, tem-se

$$\sigma^{0} = \left\langle \frac{\sigma_{i}}{\Delta A_{i}} \right\rangle \tag{2.18}$$

e substituindo-se σ_i por $\sigma^0 \Delta A_i$ na equação (2.17) tem-se

$$\bar{P}_{r} = \frac{\lambda^{2}}{(4\pi)^{3}} \sum_{i=1}^{N} \frac{P_{ti} G_{i}^{2} \sigma^{0} dA}{R^{4}}$$
(2.19)

ou, passando ao limite,

$$\bar{P}_{r} = \frac{\lambda^{2}}{(4\pi)^{3}} \int_{A} \frac{P_{t} G^{2} \sigma^{0} dA}{R^{4}}$$
(2.20)

Esta é a forma da equação radar para superfície e a mais comumente usada para radares de sensoriamento remoto.

2.2.5 Radar de Abertura Sintética (SAR)

Os sistemas SAR, que também são utilizados em plataforma que se deslocam em relação à área imageada, são capazes de prover imagens de alta resolução. O SAR é um sistema que simula uma antena, a antena sintética, muito maior que seu tamanho real através de processamento do sinal de retorno.

Com o intuito de melhorar a resolução em azimute, usa-se a técnica de abertura sintética. Esta técnica é baseada no fato de que um ponto na superfície fica no foco de iluminação por uma quantidade de tempo significativa e é observada pelo radar ao longo do caminho percorrido (Elachi, 1988).

A medida que a plataforma se desloca, o transmissor envia pulsos de largura T_p a intervalos regulares de T segundos, como mostra a Figura 2-10.



Figura 2-10 : Pulso transmitido

O pulso transmitido é modulado linearmente em freqüência (conhecido como *chirp*), com uma variação de freqüência entre um valor mínimo f_{min} e um valor máximo f_{max} . Essa variação de freqüência é conhecida como largura de banda do pulso, ou seja, $B_p = f_{\text{max}} - f_{\text{min}}$, que influencia diretamente na resolução em *range*.

Para se entender melhor o que ocorre (Figura 2-11), utiliza-se como modelo o comportamento de um alvo pontual, desde sua entrada (tempo t_e) até sua saída (tempo t_s) do campo de iluminação da antena. Durante o tempo (t_s - t_e) milhares de pulsos são emitidos pelo radar, sendo os ecos desses pulsos recebidos e armazenados em algum dispositivo de memória, e posteriormente processados, gerando uma imagem de alta resolução (Mura, 1990).

Supondo que o radar está em movimento a uma velocidade v e tenha uma antena de tamanho L, o tamanho da antena sintética é igual a (Elachi, 1988).



Figura 2-11 : Comportamento de um alvo pontual no sistema SAR (Modificado de Mura, 1990)

Como mostra a Figura 2-12, os ecos são registrados sucessivamente dos pontos x_1, x_2, \dots, x_n , ao longo da direção de vôo. Esses ecos são registrados coerentemente, ou seja, amplitude e fase como uma função do tempo e são então combinados e a imagem gerada.

Pode-se observar (Figura 2-12) que o número máximo de vezes que um determinado ponto é observado é igual a L_s . A largura do foco de iluminação é :

$$\theta_s = \frac{\lambda}{L_s} = \frac{L}{2h} \tag{2.22}$$

A resolução em azimute na superfície é dada por

$$R_a = h\theta_s = \frac{L}{2} \tag{2.23}$$

Essa equação afirma que a resolução, no caso SAR, é independente da distância do alvo à plataforma.



Figura 2-12 : Geometria para determinar a resolução do SAR

2.2.6 Projeções no plano inclinado (Slant Range) e no terreno (Ground Range)

Na formação da imagem SAR o eco recebido de cada pulso emitido pelo radar é amostrado em intervalos de segundos regulares (t_s) . Por causa da variação do ângulo de

incidência γ , a informação contida em cada intervalo t_s não tem a mesma área para as amostras situadas no *range* próximo em relação às amostras dos *range* mais distantes.

Pela Figura 2-13 nota-se que a imagem gerada possui uma distorção geométrica caracterizada pela inclinação, a chamada imagem *Slant Range*, cujas amostras igualmente espaçadas no plano inclinado não são igualmente espaçadas no chão (*Ground Range*).

A relação entre a resolução *Slant Range* e *Ground Range* depende do ângulo de incidência γ

$$Sr = Gr * \cos(\psi) \tag{2.24}$$

onde $\psi + \gamma = 90^{\circ} \Rightarrow \psi = 90^{\circ} - \gamma$, logo, $Sr = Gr * \cos(90^{\circ} - \gamma)$, sendo $\cos(90^{\circ} - \gamma) = \operatorname{sen}(\gamma)$, tem-se que

$$Sr = Gr * \operatorname{sen}(\gamma) \tag{2.25}$$



Figura 2-13 : Exemplo de Slant Range x Ground Range

2.2.7 Ruído Speckle

O *speckle* é encontrado em imagens geradas por sistemas cujo processo de demodulação do sinal eco é coerente. Normalmente o *speckle* é caracterizado como ruído,

pois a sua presença degrada alguns tipos de informações contidas na imagem, embora alguns autores não o considerem ruído, mas informação, já que possui informações sobre o alvo, como as características dielétricas e a rugosidade.

A formação de uma imagem SAR é determinada pela somatória de inúmeras reflexões independentes originadas em uma célula de resolução, ou seja, a amplitude de um pixel é o resultado da interferência construtiva-destrutiva das reflexões da onda eletromagnética, ocasionada pelos elementos difusores que se encontram dentro de uma célula de resolução (Figura 2-14). De uma célula para outra muda a configuração e os tipos de refletores, mudando desta forma o valor do novo pixel. A variação do valor dos pixels é caracterizada como sendo o *speckle*, desde que os difusores dentro de uma célula de resolução representem a rugosidade da superfície da ordem do comprimento de onda da radiação eletromagnética (Fernandes, 1993).

Os sinais coerentes do radar iluminando uma região têm a tensão relativa ao i-ésimo difusor elementar expressa por

$$V_i e^{j(wt+\theta_i)} = V_i e^{j\phi_i}$$
(2.26)

onde V_i representa a magnitude e $\phi_i = wt + \theta_i$ é a fase instantânea. Portanto, a tensão instantânea relativa a um conjunto de N difusores é



Figura 2-14 : Somatória de fasores com magnitudes e fases aleatórias. (Modificado de Ulaby et al, 1986)

A tensão V também pode ser expressa em termos de uma envoltória de tensão V_e e da fase ϕ (Figura 2-14)

$$V = V_{\rho} e^{j\phi} \tag{2.28}$$

Para se formar uma imagem do terreno, forma-se a imagem de amplitude, A = |V|; ou a imagem de intensidade, $I = |V|^2 = A^2$; onde, tanto para as imagens de amplitude como para as de intensidade a informação de fase é perdida.

O modelo mais comum adotado para a formação da imagem SAR é o modelo multiplicativo, ou seja,

$$Z = X \cdot Y \tag{2.29}$$

onde Z equivale à tensão V, X é o sinal de retorno relativo à seção transversal σ^0 e Y é o ruído multiplicativo *speckle*. Em geral, admite-se que as partes real e imaginária do *speckle* têm distribuição Gaussiana, como consequência natural do teorema central do limite, uma vez que este ruído resulta do fato da célula de resolução possuir muitos difusores (Dutra et al, 1993).

2.2.8 Imagem de uma visada (*Singlelook*) e multi-visada (*Multilook*)

Quando o radar se desloca sobre uma região, vai gerando uma imagem cujo tamanho de cada pixel, em *range* e azimute, depende do modo de operação do sistema de radar e do processamento que ocorre sobre os dados recebidos. Se a imagem gerada não sofrer nenhuma operação de sub-amostragem (*multilook*) é denominada de imagem *singlelook*.

O processamento *multilook* é uma das técnicas utilizadas para amenizar o ruído *speckle* em imagens de radar. Trata-se de um processamento realizado na geração da imagem e consiste em dividir em *looks* o tempo de integração $(t_s - t_e)$ que define o comprimento sintético da antena. Essa divisão causa diminuição na resolução em azimute proporcional ao número de *looks*, devido à diminuição do comprimento sintético da antena.

Segundo (Mura, 1990), para *n looks*, a variância do *speckle* é reduzida por um fator de *n* e a resolução em azimute é degradada por um fator de *n*. Como a resolução em azimute é normalmente maior que a em *range*, uma divisão em até 8 *looks* pode ser feita em alguns casos, sem comprometer muito a resolução espacial final. A Figura 2-15 mostra uma divisão

de *n looks* no tempo de integração. Após o processamento dos *looks* casa-se as imagens resultantes e faz-se a média dos pixels, gerando uma imagem com menos ruído *speckle* mas com uma resolução menor em azimute.



Figura 2-15 : Divisão do tempo de integração em n looks

Neste capítulo foram abordados temas referentes ao imageamento por radar, ou seja, em qual faixa do espectro eletromagnético atuam os radares, a interação entre o sistema e o alvo imageado e seus respectivos parâmetros (do sistema : freqüência, polarização e ângulo de incidência; e do alvo : rugosidade e umidade) e a influência de cada um deles na formação da imagem, bem como uma apresentação dos sistemas RAR e SAR e como se processa a formação da imagem referente a cada um.

O próximo capítulo descreve como funcionam os radares polarimétricos e como podem ser produzidas imagens em várias polarizações de transmissão e recepção.

CAPÍTULO 3

TEORIA FUNDAMENTAL DE RADARES POLARIMÉTRICOS

3.1 Formação da imagem de radar polarimétrica

Os radares imageadores que atuam com uma única polarização da antena para a onda transmitida e recebida são conhecidos, na literatura, por radares convencionais. Esses radares apresentam um único valor de reflectividade para os pontos da cena para uma determinada polarização, ao passo que um radar polarimétrico pode determinar completamente a dependência da reflectividade em função da polarização para cada ponto em uma cena (van Zyl et al, 1987).

Os avanços na tecnologia de microondas têm melhorado a capacidade de medida dos dados, permitindo o desenvolvimento de sistemas empregando múltiplas freqüências e múltiplas polarizações. Nos últimos anos, radares polarimétricos foram desenvolvidos para adquirir toda a informação contida na resposta do radar. O sinal do radar é decomposto em 2 sinais ortogonais, um horizontal e o outro vertical que são recebidos e processados independentemente em canais separados. A Figura 3-1 mostra um sistema de coordenadas para um radar polarimétrico onde ondas transmitidas viajam na direção +z e ondas recebidas na direção -z. Ondas polarizadas horizontalmente têm o vetor de campo elétrico paralelo a x e ondas verticalmente têm o vetor de campo elétrico perpendicular a x.



Figura 3-1 : Sistema de coordenadas para um radar polarimétrico

Usando várias combinações das configurações de polarização horizontal e/ou vertical de transmissão e recepção é medida a matriz de espalhamento polarimétrica completa (ver seção 3.1.2.1) para cada pixel da cena imageada. Os elementos registrados nas matrizes de espalhamento podem ser combinados para sintetizar qualquer tipo de configuração de polarização de transmissão/recepção e estudar a variação de intensidade e fase da resposta retroespalhada de alvos naturais (Zebker et al, 1987).

Um polarímetro é um dispositivo que mede as propriedades de polarização da radiação, portanto um radar de imageamento que permite medir a assinatura de polarização completa de cada elemento de resolução em uma imagem é chamado de radar de imageamento polarimétrico. O dado básico medido por um polarímetro é uma matriz de espalhamento complexa (amplitude e fase) para cada elemento de resolução do radar.

Um sistema de coordenadas para explicar o cálculo do espalhamento será definido a seguir, seguido da apresentação da matriz de espalhamento.

3.1.1 Sistema de coordenadas

Os componentes transversais do campo elétrico de uma onda espalhada é expresso de acordo com um sistema de coordenadas mostrado na Figura 3-2. O sistema de coordenadas bem como a nomenclatura usados neste trabalho são os mesmos empregados por van Zyl et al, 1987 e Zebker et al, 1987.

Primeiramente é estabelecido um sistema global de coordenadas cartesianas com vetores base \hat{x} , $\hat{y} \in \hat{z}$, com sua origem no espalhador.

Os componentes transversais do campo elétrico da onda de iluminação do espalhador são expressos em termos de um sistema local de coordenadas cartesianas $(\hat{h}, \hat{v}, \hat{n})$ com sua origem na antena de transmissão.

Os vetores base deste sistema de coordenadas local podem ser escritos em termos dos vetores base do sistema de coordenadas global como segue :

$$\hat{h} = \operatorname{sen}(\phi_i)\hat{x} - \cos(\phi_i)\hat{y}$$
(3.1a)

$$\hat{v} = -\cos(\phi_i)\cos(\theta_i)\hat{x} - \sin(\phi_i)\cos(\theta_i)\hat{y} + \sin(\theta_i)\hat{z}$$
(3.1b)

$$\hat{n} = -\cos(\phi_i)\sin(\theta_i)\hat{x} - \sin(\phi_i)\sin(\theta_i)\hat{y} + \cos(\theta_i)\hat{z}$$
(3.1c)

Os componentes transversais do campo elétrico da onda espalhada são expressos em termos de um segundo sistema local de coordenadas $(\hat{h}', \hat{v}', \hat{n}')$ com sua origem na antena de recepção.

Para escrever os vetores base deste sistema de coordenadas em termos dos vetores base do sistema de coordenadas global, simplesmente troca-se o subscrito i pelo subscrito s em (3.1).

Este sistema de coordenadas assegura que os dois sistemas de coordenadas local coincidem quando as antenas de transmissão e de recepção estão localizadas no mesmo ponto.



Figura 3-2 : Sistema de coordenadas

A polarização de ondas eletromagnéticas pode ser descrita por elipses. Considere um plano com ondas eletromagnéticas viajando na direção descrita pelo vetor \hat{n} (Figura 3-2). A cada ponto no espaço o vetor de campo elétrico desta onda gira em um plano perpendicular à direção de propagação \hat{n} e traça uma elipse, como mostrado na Figura 3-3.

A forma da elipse de polarização é completamente descrita por dois parâmetros geométricos, o ângulo de elipsidade χ e o ângulo de orientação da elipse ψ , (Figura 3-3). Ângulo de elipsidade de 45° indica polarização circular e de 0° representa polarização linear (Evans et al 1988). Para o caso linear, ângulos de orientação de 0 a 180 graus indicam polarização horizontal e igual a 90° indica polarização vertical (ver Tabela 3-1).

Valores de χ entre -45 e 45 graus e valores de ψ entre 0 e 180 graus são suficientes para representar todas as polarizações físicas. O sentido da polarização é indicado pelo sinal do ângulo de elipsidade, valores negativos de χ representam polarizações à direita e valores positivos de χ representam polarizações à esquerda. O tamanho da eiipse é proporcional à amplitude da onda.



Figura 3-3 : Elipse de polarização

Estado de polarização	Ângulo de orientação ψ	Ângulo de elipsidade χ	
Horizontal	0°	0°	
Vertical	90°	0°	
Circular à direita	-90° a 90°	-45°	
Circular à esquerda	-90° a 90°	45°	

Tabela 3-1 : Estados de polarização

3.1.2 Síntese de polarização

3.1.2.1 Matriz de espalhamento

A informação de polarização completa para cada pixel da cena imageada é descrita por um modelo matemático chamado matriz de espalhamento. A matriz de espalhamento é uma matriz 2x2 de valores complexos que descreve o comportamento elétrico do objeto (e de seus espalhadores) em termos dos campos elétricos componentes da onda de iluminação, e é dada por

$$[S] = \begin{pmatrix} S_{h'h} & S_{h'v} \\ S_{v'h} & S_{v'v} \end{pmatrix}$$
(3.2)

onde os subscritos h e v correspondem aos componentes do campo elétrico polarizados na horizontal e na vertical, respectivamente, e o primeiro subscrito corresponde ao campo elétrico de transmissão, e o segundo, de recepção.

Cada elemento da matriz de espalhamento é uma função da frequência e dos ângulos de espalhamento e de iluminação, e é representado por um número complexo s = a + bi, (Figura 3-4), onde a e b são as partes real e imaginária, respectivamente, e representam as projeções de um vetor, com amplitude R e fase θ em dois eixos perpendiculares, onde a amplitude R é igual a $\sqrt{a^2 + b^2}$ e a fase é igual a $\theta = \arccos \frac{b}{R} = \arccos \frac{a}{R} = arctg \frac{b}{a}$.



Figura 3-4 : Representação de um número complexo

A medida da matriz de espalhamento pode ser obtida medindo os estados de polarização direta e cruzada recebidos dos dois estados de polarização ortogonalmente transmitidos.

O conhecimento da matriz de espalhamento [S] permite calcular a energia recebida para qualquer combinação possível de polarização transmitida e recebida. Este processo é chamado de síntese de polarização (van Zyl et al, 1987 Zebker et al 1987). Esta importante técnica é que torna a polarimetria mais vantajosa em relação a radares convencionais (de polarização fixa). Pode-se inferir mais informações sobre a superfície se a completitude das propriedades polarimétricas é conhecida.

Uma forma alternativa de representação dos dados polarimétricos é a chamada matriz de Stokes (van Zyl et al, 1987), que é uma forma normalmente utilizada no armazenamento *multilook* (ver seção A.4.2 do Apêndice A). Esta representação consiste de combinações lineares dos produtos cruzados dos 4 elementos da matriz de espalhamento e é dada por

$$[M] = \begin{pmatrix} S_{h'h} \cdot S_{h'h}^{*} & S_{h'v} \cdot S_{h'v}^{*} & S_{h'h} \cdot S_{h'v}^{*} & S_{h'v} \cdot S_{h'h}^{*} \\ S_{v'h} \cdot S_{v'h}^{*} & S_{v'v} \cdot S_{vv}^{*} & S_{v'h} \cdot S_{vv}^{*} & S_{vv} \cdot S_{v'h}^{*} \\ S_{h'h} \cdot S_{v'h}^{*} & S_{h'v} \cdot S_{v'v}^{*} & S_{h'h} \cdot S_{vv}^{*} & S_{h'v} \cdot S_{v'h}^{*} \\ S_{v'h} \cdot S_{h'h}^{*} & S_{vv} \cdot S_{h'v}^{*} & S_{v'h} \cdot S_{h'v}^{*} & S_{h'v} \cdot S_{v'h}^{*} \\ \end{pmatrix}$$
(3.3)

3.1.2.2 Caracterização dos mecanismos de espalhamento polarimétrico



Figura 3-5 : Geometria do espalhamento

Existem basicamente três tipos de mecanismos de espalhamento de superfície (Evans et al 1988).

O primeiro deles refere-se à superfície levemente rugosa, onde a onda tem um espalhamento múltiplo pequeno ou praticamente não tem, ver Figura 3-5 (a). Neste caso os sinais HH e VV estão em fase.

O segundo tipo é o caso do *dihedral corner reflector*, que exibe uma geometria *double bounce* (ver figura 3-5 (b)) e resulta em uma mudança de 180° na fase entre HH e VV.

O terceiro caso, onde uma área de espalhamento difusa exibe múltiplas interações, (Figura 3-5 (c)) ocorre um comportamento diferente. Devido às multiplas interações, a diferença de fase entre HH e VV sobre a área exibe um caráter ruidoso e a diferença preferencial da fase vai depender do alvo em particular. Não se pode determinar os mecanismos para o espalhamento difuso sem usar informação adicional sobre a cena.

No presente capítulo foi feita uma descrição de como funcionam os radares polarimétricos e como se processa a formação de imagens em várias polarizações de transmissão e recepção.

O capítulo seguinte descreve os princípios básicos da classificação de padrões, já que é objetivo do presente trabalho analisar os resultados de uma classificação usando toda a informação polarimétrica original (produzida pelo sistema) e as informações geradas pelos procedimentos de extração de atributos desenvolvidos.

CAPÍTULO 4

PRINCÍPIOS BÁSICOS DE CLASSIFICAÇÃO DE PADRÕES

4.1 Introdução

Um dos principais objetivos do sensoriamento remoto é o de distinguir e identificar as composições de diferentes materiais na superfície, sejam eles tipos de vegetação, floresta, padrões de uso do solo, rochas e outros.

A classificação de padrões tem o objetivo de atribuir um objeto a uma das possíveis classes, onde cada classe descreve um objeto real (vegetação, solo, etc). Pode ser realizada de duas formas, uma é através de técnicas de interpretação visual onde o sucesso de tal procedimento depende da experiência do fotointérprete e condições de trabalho (iluminação, equipamentos auxiliares, etc). A outra forma é utilizando-se técnicas de classificação digital, que consiste em associar cada pixel da imagem a uma determinada classe. Nesse caso, o processo de mapeamento ou reconhecimento de características da superfície terrestre é menos subjetivo e mais preciso em certas circunstâncias, mas exige alto consumo de recursos computacionais.

A Figura 4-1 mostra as fases da classificação digital, que são basicamente duas, a fase de extração de atributos e a fase de aplicação do classificador. O resultado de uma classificação é o que se chama de mapa digital temático mostrando a distribuição geográfica dos objetos da imagem.



Figura 4-1 : Fases da classificação digital de imagens

A classificação é baseada em um conjunto de atributos extraídos de uma imagem de entrada. Supõe-se que os atributos sejam invariantes ou pouco suscetíveis em relação às variações e distorções temporais normalmente encontradas, uma vez que estas são précorrigidas, e que também contenham pouca redundância. Sob essa proposição, o reconhecimento de padrões consiste de dois subproblemas (Fu, 1976).

O primeiro subproblema é a respeito de quais medidas deveriam ser tomadas dos padrões de entrada. Usualmente, a decisão do que medir é bastante subjetiva e também dependente de situações práticas (por exemplo, a disponibilidade de medidas, o custo dessas medidas, etc). O critério de seleção de atributos é freqüentemente baseado na importância do atributo em caracterizar o padrão ou a contribuição dos atributos no desempenho do reconhecimento, ou seja, na precisão da classificação.

O segundo subproblema é o problema da classificação, ou seja, o de decidir a quais classes designar os padrões de entrada, baseando-se nas medidas adquiridas na fase de seleção de atributos. A questão é achar uma regra de decisão (um classificador) que particione a imagem em K classes, de acordo com um conhecimento limitado sobre um conjunto de padrões (Moik, 1980).

Na próxima seção será apresentada a definição de espaço de atributos e o conceito de extração de atributos; na seção 4.3 serão apresentadas a definição de classificação supervisionada e não supervisionada; na seção 4.4, o conceito de seleção de atributos, e finalmente, na seção 4.5, o conceito de matriz de classificação e o coeficiente Kappa.

4.2 Extração de atributos

A extração de atributos nada mais é do que um processo de medição de grandezas significativas da imagem. Por ser, no entanto, um processo freqüentemente complexo, quase sempre constitui o principal passo da classificação (James, 1988). Nesta fase são extraídas informações relevantes da imagem de entrada gerando como resultado um conjunto de valores que serão usados pelo classificador. O classificador usa essa informação para associar o dado de entrada, normalmente um ponto ou região de uma imagem, a uma das classes pré-definidas, ou procura dentro do universo das medidas, extrair, segundo critério interno, uma representação possível para os diferentes objetos que a cena possa conter.

Uma imagem multicanal consiste basicamente em uma matriz de vetores com valores característicos computados para cada componente do vetor. Esses valores característicos podem ser níveis de cinza, medidas de texturas, polarização, etc. O conjunto de valores característicos para um dado ponto é chamado de padrão (Moik, 1980). A Figura 4-2

mostra uma imagem composta de 4 bandas e ilustra os valores característicos (padrões) para um determinado ponto.



Figura 4-2 : Imagem com 4 bandas (Modificado de Richards, 1986)

Os padrões apresentados na Figura 4-2 podem ser representados matematicamente por um vetor X de dimensão 4,

$$X = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{bmatrix}$$

onde x_i representa a medida da iésima banda.

Espaço de atributos é o espaço, geralmente cartesiano, onde cada eixo representa o domínio de variação de cada componente do vetor de atributos. Exemplo, um gráfico contendo os valores característicos possíveis de uma imagem multicanal de 2 bandas define o chamado espaço de atributos. A condição ideal para classificação é que os padrões representativos de uma classe formem regiões compactas ou agrupamentos disjuntos no espaço de atributos. Uma situação ideal, para o caso de 2 bandas, é mostrada na Figura 4-3. A suposição que se faz é que cada padrão pertence a uma e somente uma classe.

Para as imagens de sensoriamento remoto a suposição descrita acima, embora não tão ideal assim, se aplica já que a maioria dos materiais da superfície reflete ou emite um espectro singular de energia eletromagnética, denominado assinatura espectral. A Figura 4-4 exemplifica a resposta para alguns materiais. No entanto, por causa de variações sazonais e posicionais das características dos objetos e da adição de ruído, as imagens de sensoriamento remoto podem ser consideradas como realizações de processos aleatórios. A

Figura 4-5 ilustra as variações e agrupamento de padrões das características espectrais mostradas na Figura 4-4.



Figura 4-3 : Diagrama do espaço de atributos das classes A, B e C (Modificado de Crósta, 1992)



Figura 4-4 : Assinatura espectral de diferentes tipos de objeto (Modificado de Moik, 1980)

Dado um conjunto de padrões para uma imagem, técnicas geométricas ou decisões estatísticas podem ser usadas para decidir para qual classe um padrão deve ser associado. O conjunto de regras de decisão é chamado de classificador.



Figura 4-5 : Classes no espaço de atributos (Modificado de Moik, 1980)

4.3 Classificação de Padrões

Os algoritmos de classificação são freqüentemente divididos em 2 grupos: supervisionados e não supervisionados. A diferença básica está na existência ou não de amostras de treinamento. Amostras de treinamento são áreas conhecidas na imagem a ser classificada que o usuário identifica como representante das classes. São definidas pelo usuário traçando-se seus limites diretamente sobre a imagem, no monitor de vídeo. Várias áreas de treinamento podem ser definidas para uma mesma classe, para assegurar que os pixels a ela pertencentes são realmente representativos dessa classe.

4.3.1 Classificação supervisionada

O método supervisionado, que é o mais freqüentemente utilizado, produz resultados mais precisos. Exemplos de classificação supervisionada incluem os classificadores de máxima verossimilhança, mínima distância e os baseados em redes neurais. Estes têm sido aplicados para imagem mono e multicanal obtidas de radar e sensores óticos. Estes algoritmos supervisionados treinam o classificador usando amostras de treinamento, extraindo estimativas de estatísticas importantes ou parâmetros para cada classe. É difícil realizar a classificação supervisionada em tempo real, já que é necessária a intervenção do operador para fornecer o número e as características das classes ou apontar regiões de treinamento de tipos conhecidos de onde as características de cada classe podem ser determinadas.

Passos da classificação supervisionada :

.

1. Decidir o conjunto de classes na qual a imagem será segmentada.

2. Escolher pixels representativos para cada classe. Estes pixels formarão os dados de treinamento. Os conjuntos de treinamento podem ser definidos usando trabalho de campo, mapas, fotografias aéreas, etc.

3. Usar os dados de treinamento para estimar os parâmetros do algoritmo de classificação utilizado. Estes parâmetros serão as propriedades do modelo de probabilidade usado ou as equações que definirão o particionamento do espaço multiespectral.

4. Classificar cada pixel da imagem em um dos tipos de classe usando o classificador treinado.

5. Produzir um mapa temático como resultado.

A seguir será apresentado o método de classificação supervisionada, Máxima Verossimilhança, usado nos testes deste trabalho.

4.3.1.1 Método da Máxima Verossimilhança

O método de classificação de Máxima Verossimilhança (MaxVer) é o método mais comumente utilizado de classificação supervisionada e segue uma abordagem estatística (Richards, 1986).

Suponha uma imagem representada pelas classes :

$$w_{i}, i = 1, ..., M$$

onde M é o número total de classes.

Seja x um vetor de atributos para um determinado pixel, na tentativa de determinar a qual classe pertence este pixel, a probabilidade condicional

 $p(w_i|x), i=1,\ldots,M$

é utilizada.

A classificação é executada da seguinte forma

$$x \in w_i$$
 se $p(w_i|x) > p(w_j|x)$ para todo $j \neq i$ (4.1)

ou seja, o pixel de x pertence à classe w_i se $p(w_i|x)$ é a maior probabilidade.

Apesar da simplicidade do método, a probabilidade $p(w_i|x)$ é normalmente desconhecida. Por outro lado, uma vez que exista uma quantidade suficiente de amostras de categorização conhecida (amostras de treinamento) estas amostras podem ser usadas para estimar a distribuição de probabilidade representada por $p(x|w_i)$.

A probabilidade $p(w_i|x)$ e a disponível $p(x|w_i)$, estimada dos dados de treinamento, são relacionadas pela regra de Bayes:

$$p(w_i|x) = \frac{p(x|w_i)P(w_i)}{p(x)}$$
(4.2)

onde

 $p(w_i|x)$ é a probabilidade condicional de que um pixel na posição *i* pertença à classe w_i dado que se observa um pixel com valor x.

 $p(x|w_i)$ é a função densidade de probabilidade da observação x para a classe w_i .

 $P(w_i)$ é a probabilidade a priori de que qualquer pixel pertença a classe w_i , ou seja, a probabilidade, conhecida antes que a classificação comece, de que um pixel, escolhido aleatoriamente, pertença a classe w_i .

p(x) é a soma de $p(x|w_i)$ sobre todos os w_i . Isto é simplesmente um fator de normalização e não uma probabilidade, dado por $p(x) = \sum_{i=1}^{M} p(x|w_i) P(w_i)$.

Usando a equação (4.2), a regra de classificação da equação (4.1) fica

$$x \in w_i$$
 se $p(x|w_i)p(w_i) > p(x|w_j)P(w_j)$ para todo $j \neq i$ (4.3)

onde p(x) foi removido já que é fator comum.

Usando-se a função discriminante

$$g_{i}(x) = \ln \{ p(x|w_{i}) P(w_{i}) \} = \ln p(x|w_{i}) + \ln P(w_{i})$$
(4.4)

onde ln é o logaritmo natural. Substituindo-se (4.4) em (4.3) obtem-se

$$x \in w_i$$
 se $g_i(x) > g_j(x)$ para todo $j \neq i$ (4.5)

que é a regra de decisão utilizada na classificação de máxima verossimilhança.

Para classes com distribuição gaussiana, e considerando-se $P(w_i)$ igual para todas as classes, esta pode ser removida da função discriminante (Richards, 1995) :

$$g_i(x) = -\ln|\Sigma_i| - (x - m_i)\Sigma_i^{-1}(x - m_i)$$
(4.6)

onde m_i e Σ_i são respectivamente a média e a matriz de covariância para a classe w_i

4.3.2 Classificação não supervisionada

Na classificação não supervisionada os algoritmos não requerem especificação de regiões de treinamento e classificam automaticamente os dados usando somente a informação contida no próprio dado medido. A classificação é realizada por técnicas de agrupamento (*clustering*), que determina o agregamento "natural" dos dados, considerando sua distribuição num espaço de atributos de N dimensões (canais). Cada grupo formado é, então, considerado como representativo da distribuição de probabilidade para uma classe, ou usados para extrair parâmetros de classificadores determinísticos.

4.4 Seleção de atributos

Um grande número de atributos (ex: índice de vegetação, textura, etc) podem ser computados das imagens multiespectrais disponíveis com o objetivo de caracterizar as classes de interesse do usuário. Na prática a adição de atributos pode degradar a precisão da classificação (Richards 1986). Além disso, o custo computacional da classificação aumenta com o número de atributos usados, isto é, com o número de bandas associadas a um pixel. Portanto, fica claro que, para reduzir o custo computacional, não se deve usar atributos que não ajudarão na classificação, ou seja, aqueles que terão contribuição pequena na separabilidade de classes.

Um critério natural para seleção de atributos seria escolher o conjunto de canais que minimizasse a probabilidade de erro. Enormes são as dificuldades teóricas e práticas para utilização deste critério, por isso foram desenvolvidas técnicas sub-ótimas denominadas técnicas de seleção de atributos.

Várias técnicas de seleção de atributos têm sido propostas na literatura de reconhecimento de padrões. Entre as mais usadas estão as baseadas em índices de separabilidade estatística, que permitem uma seleção de um subconjunto de atributos conveniente através da avaliação do grau de separabilidade entre classes associadas com cada subconjunto considerado.



Figura 4-6 : Definição das probabilidades usadas na razão de verossimilhança (Modificado de Richards, 1986)

Será apresentada a seguir a medida de separabilidade denominada Distância Jeffreys-Matusita.

4.4.1 Distância de Jeffries-Matusita

Neste trabalho será considerada uma medida de separabilidade entre distribuições denominada Distância de Jeffries-Matusita ou simplesmente Distância JM.

A distância de Jeffries-Matusita entre duas distribuições tem sido estudada por vários autores por ser uma medida apropriada para seleção de atributos. O índice JM é uma medida de distância que pode ser aplicado naturalmente para o caso de 2 classes, e é uma função não linear da chamada distância de Bhattacharrya (Richards, 1986).

A distância JM entre um par de distribuições é definida por

$$J_{ij} = \left\{ \int \left[\sqrt{p(x|w_i)} - \sqrt{p(x|w_j)} \right]^2 dx \right\}^{1/2}$$
(4.7)

onde $p(x|w_i)$ e $p(x|w_j)$ são os valores da distribuição da i-ésima e j-ésima classe (Figura 4-6). No caso de distribuições gaussianas a equação (4.7) assume a forma

$$J_{ij} = \left[2\left(1 - e^{-\alpha}\right)\right]^{1/2}$$
(4.8)

onde

$$\alpha = \frac{1}{8} \left(\mu_{i} - \mu_{j} \right)^{t} \left\{ \frac{\Sigma_{i} + \Sigma_{j}}{2} \right\}^{-1} \left(\mu_{i} - \mu_{j} \right) + \frac{1}{2} \ln \left\{ \frac{\left| \frac{\Sigma_{i} + \Sigma_{j}}{2} \right|}{\left[\left| \Sigma_{i} \right| \cdot \left| \Sigma_{j} \right| \right]^{1/2}} \right\}$$
(4.9)

onde

 $\mu = E\{x\}; \Sigma = E\{(x-m)(x-m)^t\} e \alpha \text{ é a chamada distância de Bhattacharrya.}$

O comportamento saturante da distância JM devido ao termo exponencial da expressão (4.8) tende a reduzir o efeito de classes muito separadas quando se toma a distância JM média (Mascarenhas et al, 1989), como mostra a Figura 4-7.



distância entre classes

Figura 4-7 : Distância JM em função da separação de classes (Modificado de Richards, 1986)

A distância JM pode ser usada para medir a separabilidade em conjuntos fixos de canais ou dado um conjunto de atributos, possibilita escolher um subconjunto deles, com certo número de canais, de tal forma que se maximize a distância JM média entre todos os pares de classes ou que se escolha o subconjunto de canais que maximize a menor distância JM entre pares de classes.

Neste trabalho muitas distribuições não são gaussianas, mas segundo (Fukunaga, 1990) a utilização da distância JM é uma metodologia razoável mesmo para casos não gaussianos.

4.5 Matriz de classificação

Depois de realizada a classificação é necessário avaliar a precisão dos resultados obtidos. Os resultados podem ser expressos de uma forma tabular chamada matriz de confusão, matriz de erro ou matriz de classificação, como ilustrada na Tabela 4-1.

Essa matriz é construída identificando-se no mapa de referência (algumas vezes denominada verdade terrestre) áreas ou conjunto de pontos com classificação conhecida *a priori* que serão submetidas ao classificador.

As porcentagens listadas na Tabela 4-1 representam a proporção de pixels de referência classificados correta ou incorretamente. Por exemplo, considerando-se a classe A, observa-se que 35 pixels de um total de 50 foram classificados corretamente, representando um acerto de 70%.

Através da matriz de confusão pode-se calcular os índices de desempenho médio (DM) e confusão média (CM). O desempenho médio (DM) é calculado pela média da percentagem de classificação correta para cada classe ponderada pelo número de pontos de cada classe. A abstenção média (AM) é calculada pela média das percentagens de pontos não classificados por classe ponderada pelo número de partes de cada classe. A confusão média (CM) é calculada como CM = 1 - (DM + AM). No caso da Tabela 4-1, DM = 83%; AM = 0, neste caso porque todos os pixels foram classificados, e CM = 17%.

Tabela 4-1 : Represe	ntação de uma	matriz de confusão) (Modificado de	e Richards, 1995)
			1	/ / /

		ÁREAS DE TESTE			
		A	B	C	Total linha
	A	35 70%	10 20%	5 10%	50
REFERÊNCIA	В	2 5%	37 92%	1 3%	40
	C	2 4%	3 7%	41 89%	46
	Total coluna	39	50	47	136

4.5.1 Coeficiente Kappa

Uma outra forma de se avaliar o desempenho da classificação é através do coeficiente Kappa, que foi originalmente definido por Cohen, 1960 (Hudson et al, 1987), como

$$\hat{k} = \frac{N \sum_{i=1}^{r} x_{ii} - \sum_{i=1}^{r} x_{i+} x_{+i}}{N^2 - \sum_{i=1}^{r} x_{i+} x_{+i}}$$
(4.10)

onde r é o número de linhas ou colunas da matriz de confusão; x_{ii} é o número de observações dos elementos da diagonal da matriz; $x_{i+} = \sum_{i} x_{ij}$ é a soma dos valores da

linha *i* ; $x_{+i} = \sum_{j} x_{ji}$ é a soma dos valores da coluna *i* ; e *N* corresponde ao número total de observações.

Para propósitos computacionais apresenta-se, com frequência, a seguinte forma equivalente para o coeficiente Kappa (Hudson et al, 1987; Foody, 1992; Rosenfield et al, 1986)

$$\hat{k} = \frac{\theta_1 - \theta_2}{1 - \theta_2} \tag{4.11}$$

onde $\theta_1 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^r x_{ii}$

$$\theta_2 = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^r x_{i+1} x_{+i}$$

onde r, x_{ii} , x_{i+} , x_{+i} e N são os mesmos definidos acima.

A variância do Kappa pode ser estimada por

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

onde $\theta_1 e \theta_2$ já foram definidos acima,

$$\theta_{3} = \frac{1}{N^{2}} \sum_{i=1}^{r} x_{ii} (x_{i+} + x_{+i})$$
$$\theta_{4} = \frac{1}{N^{3}} \sum_{i=1}^{r} \sum_{j=1}^{r} x_{ij} (x_{j+} + x_{+i})^{2}$$

Quando todos os elementos da matriz de confusão fora da diagonal possuem valor nulo, o coeficiente Kappa possui valor 1, o que significa um desempenho excelente. O coeficiente Kappa também pode assumir valores negativos indicando que o desempenho foi péssimo. A tabela a seguir apresenta o desempenho da classificação em relação ao valor de Kappa obtido.

Índice	Desempenho
Карра	da classificação
< 0	Péssimo
$0 < k \le 0,2$	Mau
$0,2 < k \le 0,4$	Razoável
$0,4 < k \le 0,6$	Bom
$0,6 < k \le 0,8$	Muito Bom
$0,8 < k \le 1,0$	Excelente

Tabela 4-2 : Índice do coeficiente Kappa e o correspondente conceito do desempenho da classificação

Este capítulo abordou tópicos referentes à classificação de padrões desde a fase de extração de atributos até a fase de análise dos resultados. Foi apresentado o método de classificação de Máxima Verossimilhança e um método de seleção de atributos (Distância JM). Em relação à análise dos resultados, duas formas foram apresentadas : matriz de classificação e coeficiente Kappa.

O próximo capítulo faz uma breve descrição de alguns trabalhos referentes à classificação de imagens polarimétricas e apresenta os métodos de extração de atributos polarimétricos que foram desenvolvidos e que serão utilizados na classificação de uma imagem polarimétrica.

CAPÍTULO 5

EXTRAÇÃO DE ATRIBUTOS DE IMAGEM POLARIMÉTRICA

5.1 Introdução

Na revisão bibliográfica das área de Polarimetria foi levantado o estado da arte no que se refere à classificação de imagens polarimétricas. A seguir será feita uma breve explanação sobre alguns trabalhos publicados na área.

Muitas pesquisas tem sido feitas com imagens polarimétricas para levantamento de seu potencial na classificação de cobertura terrestre, tais como floresta, vegetação, rios, oceanos e áreas urbanas. Por esta razão já existem vários trabalhos publicados com o objetivo de levantar métodos eficientes de classificação de determinadas regiões usando parte ou toda a informação polarimétrica.

Kong et al, 1988; Lim et al, 1989; e Lee, J.S. et al, 1994, usaram os três componentes polarimétricos complexos, HH, HV e VV para classificação usando um classificador supervisionado. Em todos os trabalhos foi demostrado que o uso do dado polarimétrico completo melhora a precisão da classificação. Kong e Lim desenvolveram um algoritmo para aplicação em imagens polarimétricas de 1-visada (*singlelook*), enquanto no trabalho de Lee foi desenvolvido um algoritmo para aplicação em imagens polarimétricas multi-visadas (*multilook*).

Experiências nos trabalhos de Dutra et al, 1992; e Ulaby et al, 1987 demonstraram que a diferença de fase entre polarizações HH e VV pode fornecer informação discriminatória importante. Em Boerner et al, 1987, foi demonstrado que a diferença de fase sugere diferença entre alvo terrestre de cobertura suave e alvo terrestre acidentado ou com volume. Ulaby et al, 1987 examinaram o comportamento estatístico da diferença de fase entre as polarizações HH e VV. Van Zyl, 1989 também usou a informação de fase, além das amplitudes, e mais informações baseadas no comportamento do espalhamento, ou seja, informações que caracterizam a superfície através da modelagem da resposta polarimétrica dos diferentes tipos de cobertura terrestre e implementou um algoritmo de classificação não supervisionado. Rignot et al, 1992 usaram a informação de amplitude e fase em um método de classificação não supervisionada. Outros trabalhos fizeram uso da informação de fase, como Evans et al, 1986 e Sarabandi, 1992. Anys et al, 1995, usaram a informação de amplitude dos canais HH, HV e VV para discriminar cobertura vegetal utilizando um algoritmo de classificação baseado no método da máxima verossimilhança. Para melhorar a separabilidade das classes consideraram informação de textura baseado em estatísticas de primeira, segunda e terceira ordem. Wu et al, 1987 usaram além da informação de amplitude dos canais HH, HV e VV, a razão entre canais (VV/HH, VH/HH e VH/VV) para discriminar floresta e concluiram que para determinadas classes de floresta essas informações obtiveram bons resultados.

Pierce et al, 1994 desenvolveram um classificador baseado no conhecimento da natureza do retroespalhamento de superfície e volume de determinadas classes. O desempenho do classificador mostrou-se eficiente, no entanto, há o limitante de um conhecimento prévio da natureza do retroespalhamento de cada classe estudada. Entre trabalhos dessa natureza podemos citar os de Touzi et al, 1992 e Seifer et al, 1996.

Na seção 5.2 deste capítulo serão apresentados alguns conceitos estatísticos básicos que serão de grande utilidade para o entendimento dos procedimentos de extração de atributos desenvolvidos neste trabalho.

Na seção 5.3 serão apresentados os atributos que serão testados como fundamentos da metodologia aqui desenvolvida para classificação de imagens polarimétricas. Os atributos serão apresentados na forma descrita pela matriz de Stokes (ver seção 3.1.2.1 do Capítulo 3).

5.2 Conceitos estatísticos básicos

As definições a seguir serão apresentadas no domínio contínuo, ao passo que as estimativas, no domínio discreto. Para facilitar a composição do texto os estimadores utilizarão a mesma notação da definição.

5.2.1 Esperança matemática

A esperança matemática de uma variável aleatória contínua X cuja fdp é f(x), é denotada por E(X) ou $\langle X \rangle$ e definida por (DeGroot, 1975)

$$E(X) = \int_{-\infty}^{\infty} x f(x) dx$$
(5.1)

desde que a integral acima exista.

Será considerada a média amostral como estimativa da esperança matemática. Para o caso bidimensional a média amostral é dada por

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{i} \sum_{j} x_{i,j}$$
(5.2)

onde $x_{i,j}$ é o valor da imagem na posição i,j e N é o número de pontos que compõe a amostra.

5.2.2 Variância

Suponha que X é uma variável aleatória com média $\mu = E(X)$. A variância de X, denotada por Var(X), é definida por (DeGroot, 1975)

$$Var(X) = E[(X - \mu)^{2}]$$

$$Var(X) = \int_{-\infty}^{\infty} (x - \mu)^{2} f(x) dx$$
(5.4)

desde que a integral acima exista.

O estimador da variância utilizado é dado por

$$Var(X) = \frac{1}{N} \sum_{i} \sum_{j} (x_{i,j} - \mu)^{2}$$
 (5.5)

5.2.3 Desvio padrão

A raiz quadrada positiva da variância é chamada de desvio padrão, dado por

LOIDEAN? MENDEROA CONTRADA

$$\sigma_x = \sqrt{Var(X)} = \sqrt{E[(x - \mu_x)^2]}$$
(5.6)

O desvio padrão estimado para uma imagem é dado por

$$\sigma_x = \frac{1}{N} \sqrt{\sum_{i} \sum_{j} \left(x_{i,j} - \mu \right)^2}$$
(5.7)

Denota-se o desvio padrão simplesmente por σ e a variância por σ^2 .

5.2.4 Covariância

Sejam X e Y variáveis aleatórias com uma específica distribuição conjunta, e $E(X) = \mu_X$, $E(Y) = \mu_Y$, $Var(X) = \sigma_X^2$ e $Var(Y) = \sigma_Y^2$. A covariância de X e Y denotada por Cov(X, Y) é dada por (DeGroot, 1975)

$$\sigma_{XY} = Cov(X,Y) = E\left[(X - \mu_X)(Y - \mu_Y)\right]$$
(5.8)

Se X e Y são independentes, então $Cov(X, Y) = \sigma_{XY} = 0$. Por outro lado, se X e Y são completamente dependentes, por exemplo, quando X=Y, $Cov(X, Y) = \sigma_{XY} = \sigma_X \sigma_Y$.

A covariância estimada entre duas imagens $X \in Y$ é dada por

$$Cov(X,Y) = \frac{1}{N} \sum_{i} \sum_{j} \left(x_{i,j} - \mu_X \right) \left(y_{i,j} - \mu_Y \right)$$
(5.9)

onde $x_{i,j}$ e $y_{i,j}$ são os valores das imagens X e Y, na posição i,j, respectivamente.

5.2.5 Coeficiente de correlação

Dada a definição de covariância acima, e se $0 < \sigma_X^2 < \infty$ e $0 < \sigma_Y^2 < \infty$, então o coeficiente de correlação de X e Y, denotado por $\gamma(X, Y)$, é dado por
$$\gamma(X,Y) = \frac{Cov(X,Y)}{\sigma_X \sigma_Y} = \frac{\sigma_{XY}}{\sigma_X \sigma_Y}$$
(5.10)

O coeficiente de correlação estimado entre duas imagens X e Y é dado por

$$\gamma(X,Y) = \frac{\sum_{i=j}^{N} (x_{i,j} - \mu_x) (y_{i,j} - \mu_y)}{\sqrt{\sum_{i=j}^{N} (x_{i,j} - \mu_x)^2 \sum_{i=j}^{N} (y_{i,j} - \mu_y)^2}}$$
(5.11)

5.2.6 Autocovariância

Sejam x_{t_1} , x_{t_2} e x_{t_3} observações de uma certa variável aleatória X indexada no tempo. A esta coleção de variáveis aleatórias denomina-se um processo estocástico ou série temporal. Define-se a função de autocovariância como

$$\varphi_{t_1,t_2}(X) = Cov(x_{t_1}, x_{t_2})$$
(5.12)

Se esta função depende apenas de $t_2 - t_1$, esta série temporal é dita fracamente estacionária (Wadsworth, 1990) e então a função de autocovariância resume-se a

$$\varphi_k(X) = Cov(x_t, x_{t+k}) = E[(x_t - \mu)(x_{t+k} - \mu)]$$
(5.13)

O prefixo "auto" exprime a idéia de que φ_k é a covariância entre diferentes observações da mesma série.

A função de autocovariância estimada para uma imagem X é dada por

$$\varphi_{k,l}(X) = \frac{1}{N} \sum_{i} \sum_{j} (x_{i,j} - \mu) (x_{i+k,j+l} - \mu)$$
(5.14)

5.2.7 Coeficiente de autocorrelação

Dada a definição anterior de autocovariância e considerando-se que $\gamma_0 = Var(x_t)$ define-se o coeficiente de autocorrelação como

$$\rho_k(X) = \frac{\varphi_k(X)}{\varphi_0(X)}$$
(5.15)

A função de autocorrelação estimada para uma imagem X é dada por

$$\rho_{k,l}(X) = \frac{\sum_{i=j}^{\infty} (x_{i,j} - \mu) (x_{i+k,j+l} - \mu)}{\sum_{i=j}^{\infty} (x_{i,j} - \mu)^2}$$
(5.16)

5.2.8 Coeficiente de variação

O coeficiente de variação é a relação entre o desvio padrão e a média e é definido por

$$cv(X) = \frac{\sqrt{E[(x-\mu_x)^2]}}{\mu_x}$$
 (5.17)

O coeficiente de variação estimado para uma imagem X é dado por

$$cv(X) = \frac{1}{N} \frac{\sqrt{\sum_{i} \sum_{j} (x_{i,j} - \mu)^2}}{\mu}$$
(5.18)

5.3 Procedimentos de extração de atributos utilizados

Nesta seção serão introduzidas a definição e a estimativa dos cinco métodos de extração de atributos que foram desenvolvidos para imagens polarimétricas, que são: diferença de fase, coeficiente de correlação complexa, coeficiente de autocorrelação de atrasos k,l, coeficiente de variação e coeficiente de variação de atrasos k,l.

Imagens polarimétricas são consideradas variáveis aleatórias complexas bidimensionais ou campos aleatórios complexos. Em algumas operações é usado o dado complexo (Ex: $S_{hh}S_{vv}^{*}$), em outras, o dado real (Ex: $S_{hh}S_{hh}^{*}$).

5.3.1 Diferença de fase

A diferença de fase entre canais com ondas co-polarizadas (hh - vv) é definida por (Dutra et al, 1992)

$$\phi_{hh-vv} = \tan^{-1} \left[\frac{\Im \langle S_{hh} S_{vv}^* \rangle}{\Re \langle S_{hh} S_{vv}^* \rangle} \right]$$
(5.19)

onde \Im e \Re representam as partes real e imaginária, respectivamente. Diferenças de fase também podem ser calculadas entre canais com polarização cruzada.

5.3.2 Coeficiente de correlação complexa

O coeficiente de correlação complexa entre os canais com ondas co-polarizadas com média zero é definido por

$$\gamma_{hhvv} = \frac{\left\langle S_{hh} S_{vv}^{*} \right\rangle}{\sqrt{\left\langle S_{hh} S_{hh}^{*} \right\rangle \left\langle S_{vv} S_{vv}^{*} \right\rangle}}$$
(5.20)

de onde se obtém o módulo e a fase. Tal definição também pode ser estendida para canais com polarização cruzada.

O valor estimado para o coeficiente de correlação complexo com as polarizações hh e vv, em uma janela [M,N] centrada em i,j, é dado por

$$\gamma_{hhvv}(i,j) = \frac{\sum_{m=0}^{M-1N-1} \left(S_{hh} S_{vv}^{*}(m,n) \right)}{\sqrt{\sum_{m=0}^{M-1N-1} \left(S_{hh} S_{hh}^{*}(m,n) \right) \sum_{m=0}^{M-1N-1} \left(S_{vv} S_{vv}^{*}(m,n) \right)}}$$
(5.21)

5.3.3 Coeficiente de autocorrelação de atrasos k, l

O valor estimado para o coeficiente de autocorrelação com atrasos k,l entre os pixels de canais polarimétricos em amplitude hh é dado por

$$\rho_{hh_{k}}(i,j) = \tag{5.22}$$

$$\begin{cases} para \quad k \ge 0, l \ge 0 : \\ \left(\sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} \left(S_{hh} S_{hh}^{*}(m,n) - \mu_{hh}\right) \left(S_{hh} S_{hh}^{*}(m+k,n+l) - \mu_{hh}\right)\right) / MN \\ \hline \left(\left(\sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} \left(S_{hh} S_{hh}^{*}(m,n) - \mu_{hh}\right)^{2}\right) / MN + \left(\sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} \left(S_{hh} S_{hh}^{*}(m+k,n+l) - \mu_{hh}\right)^{2}\right) / MN\right) / 2 \\ para \quad k \ge 0, l < 0 : \\ \left(\sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=-l}^{N+l-1} \left(S_{hh} S_{hh}^{*}(m,n) - \mu_{hh}\right) \left(S_{hh} S_{hh}^{*}(m+k,n+l) - \mu_{hh}\right)\right) / MN \\ \hline \left(\left(\sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N+l-1} \left(S_{hh} S_{hh}^{*}(m,n) - \mu_{hh}\right)^{2}\right) / MN + \left(\sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N+l-1} \left(S_{hh} S_{hh}^{*}(m+k,n+l) - \mu_{hh}\right)^{2}\right) / MN\right) / 2 \end{cases}$$

onde $\mu_{hh} = \langle |S_{hh}| \rangle$ é o valor esperado na janela [M,N] centrada em *i,j*, e *k,l* são os atrasos na horizontal e vertical, respectivamente.

Tal estimativa pode ser estendida para o canal vv e os canais com polarização cruzada.

5.3.4 Coeficiente de variação

O coeficiente de variação para canais polarimétricos em amplitude é dado por

$$cv_{hh} = \frac{\sqrt{\left\langle \left(S_{hh}S_{hh}^{*} - \mu_{hh}\right)^{2}\right\rangle}}{\mu_{hh}}$$
(5.23)

Tal definição também pode ser estendida para o canal vv e os canais com polarização cruzada.

O valor estimado para o coeficiente de variação com a polarização hh, em uma janela [M,N] centrada em *i.j*, é dado por

$$cv_{hh}(i,j) = \frac{1}{MN} \frac{\sqrt{\sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} \left(S_{hh} S_{hh}^{*}(m,n) - \mu_{hh}\right)^{2}}}{\mu_{hh}}$$
(5.24)

onde $\mu_{hh} = \langle |S_{hh}| \rangle$ é o valor esperado na janela [M,N] centrada em *i*,*j*.

5.3.5 Coeficiente de variação de atrasos k, l

Pode-se generalizar o conceito do coeficiente de variação definindo-se um parâmetro denominado coeficiente de variação de atraso k,l que deriva da definição do cv substituindo-se o desvio padrão pela $\sqrt{}$ da função de autocovariância relativa à média.

Portanto o coeficiente de variação com atrasos k,l é definido a partir de $\varphi_{k,l}$ (eq. 5.12) e cv (eq. 5.17) por

$$cvl = \frac{\sqrt{\varphi_{k,l}}}{\mu} \tag{5.25}$$

O valor estimado para o coeficiente de variação com atrasos k.l e com a polarização *hh*, em uma janela [M,N] centrada em *i.j*, é dado por

$$cvl_{hh_{k,l}}(i,j) =$$

$$\frac{1}{MN} \frac{\sqrt{\sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} \left(S_{hh} S_{hh}^{*}(m,n) - \mu_{hh}\right) \left(S_{hh} S_{hh}^{*}(m+k,n+l) - \mu_{hh}\right)}{\mu_{hh}}}{\mu_{hh}}$$
(5.26)

onde $\mu_{hh} = \langle |S_{hh}| \rangle$ é o valor esperado na janela [M,N] centrada em *i,j*, e *k,l* são os atrasos na horizontal e vertical, respectivamente.

Este capítulo apresentou a definição e a estimativa dos cinco métodos de extração de atributos que foram desenvolvidos para imagens polarimétricas, ou seja, diferença de fase, coeficiente de correlação complexa, coeficiente de autocorrelação de atrasos k,l, coeficiente de variação e coeficiente de variação de atrasos k,l.

O próximo capítulo apresenta os resultados da classificação de uma imagem polarimétrica da região de Bebedouro - PE, utilizando os métodos de extração de atributos mencionados acima.

CAPÍTULO 6

CLASSIFICAÇÃO DE IMAGEM POLARIMÉTRICA DA REGIÃO DE BEBEDOURO - PE

6.1 Introdução

Neste capítulo serão analisados os resultados das classificações realizadas em uma área da região de Bebedouro - PE. Considerando-se os métodos de extração de atributos apresentados na seção 5.3, o objetivo aqui é de apresentar o poder de discriminação desses atributos para a referida região.

A classificação da imagem da região de Bebedouro obedeceu basicamente o modelo descrito na Figura 6-1. A seguir será apresentado um resumo de cada etapa.

Primeiramente, na fase de manipulação dos dados brutos, é lida a fita e feita a descompactação dos dados gerando em disco imagens amplitude e complexas.

Na fase de manipulação das imagens polarimétricas é feito o processamento dos 5 métodos de extração desenvolvidos e as imagens transformadas gravadas em disco.

Em seguida é feita uma análise dos histogramas das 5 classes para todos os atributos gerados. Esta fase tem por objetivo eliminar os atributos que não contribuirão para um bom desempenho da classificação, ou seja, não tem poder discriminatório. Isso ocorreu com o coeficiente de autocorrelação, coeficiente de variação e o coeficiente de variação de atraso k.l, que pela simples observação dos histogramas pode-se observar que as distribuições das classes eram praticamente idênticas em cada um desses casos, tornando, portanto, esses atributos sem eficácia na separabilidade das classe. Foram, portanto, descartados das próximas fases.

Na etapa de classificação foi utilizado o classificador de Máxima verossimilhança pontual. Foram feitas as classificações utilizando as 3 imagens amplitude e o módulo e o ângulo do coeficiente de correlação complexa. O resultado da classificação foi analisado através da matriz de classificação de onde se obtém os índices de desempenho médio e coeficiente Kappa, que dão uma medida do desempenho de cada classificação. Na etapa de seleção de atributos foi utilizado o método da distância JM e verificado para os 5 atributos estudados as melhores combinações de 3 e os resultados foram analisados através de tabelas que apresentaram as distâncias entre as distribuições.



A seguir serão apresntadas cada etapa em detalhes.

Figura 6-1 : Uma representação para a utilização do ambiente desenvolvido

6.2 Manipulação dos dados brutos

Esta é a primeira fase de utilização do sistema que envolve a definição da área de trabalho de acordo com as necessidades do usuário, apresentada na Seção 6.2.1, e a leitura das fitas e descompactação dos dados, apresentada na Seção seguinte, 6.2.2.

6.2.1 Escolha da área de trabalho e definição das classes de estudo

Na escolha da área levou-se em conta a disponibilidade de imagens com as 4 polarizações (HH, HV, VH e VV) e de possuir trabalho de campo realizado na região na época do imageamento. Considerando-se essas condições foram escolhidas as imagens referentes à região de Bebedouro-PE.

A área de estudo (Figura 6-2) compreende o Projeto de Irrigação de Bebedouro (PIB) localizado na região do Sub-médio São Francisco (9°07'S, 40°18'WGr), a aproximadamente 40 km à nordeste do município de Petrolina, estado de Pernambuco (Rennó, 1995).

O PIB está dividido em 2 partes , denominadas PIB I e PIB II, com área total aproximada de 3500 ha e 2000 ha, respectivamente. O PIB I é formado por pequenas propriedades de 5 a 12 ha, áreas maiores destinadas a pequenas empresas privadas, áreas de reserva de vegetação natural e pequenos núcleos habitacionais. O PIB II possui uma área destinada a empresas privadas e outra destinada ao Serviço de Produção de Sementes Básicas (SPSB) da EMBRAPA.

Foi analisada a região do PIB II, especificamente a região que engloba 4 áreas de cultura compostas pelas classes de milho, soja, restolho e solo preparado, pertencente ao Serviço de Produção de Sementes Básicas da Embrapa, e áreas compostas pela classe caatinga. Uma imagem da região com as classes estudadas é apresentada na Figura 6-3. Esta região foi visitada por ocasião da coleta de imagens e os dados referentes ao plantio das diversas culturas foram anotados.



Figura 6-2 : Descrição da região estudada

As imagens foram adquiridas através da missão space shuttle SIR-C/X-SAR (mais detalhes sobre esta missão são encontrados no Apêndice D) em abril de 94. A Tabela 6-1 mostra os principais parâmetros destas imagens.

A Tabela 6-2 apresenta os tipos de classes utilizadas e os respectivos número de amostras e número de pixels.

Data de aquisição	13/04/1994.
Freqüência	1.254 Ghz - Banda L 5.304 Ghz - Banda C
Polarização	HH, HV, VV, VH
Ângulo de incidência	37.97°
Altitude da plataforma	219.38 Km
Direção da órbita	descendente
Tipo do produto	Multi-look
Representação geométrica	Ground range
Espaçamento pixel	range 12.5m azimute 12.5m

Tabela 6-1 : Parâmetros da imagem

Classes	Número de amostras	Número total de pixels
milho	2	6245
soja	2	6635
restolho	1	1498
solo preparado	1	5592
caatinga	4	5245





6.2.2 Leitura e descompactação dos dados

As imagens são recebidas em fitas exabytes e vêm em um formato compactado específico. Primeiramente, é lida a fita e os dados que serão estudados são armazenados em disco da maneira que foram gravados originalmente, ou seja, na forma compactada. O dado deve então passar por um processo de descompactação. Como neste caso o dado é *multilook*, o procedimento de descompactação deve ser feito baseando-se neste tipo. A informação descompactada é então gravada em disco, na forma de imagens amplitude com

polarizações HH, HV e VV e na forma complexa HHVV*, HHHV* e HVVV*. Foram gravadas as imagens referentes à banda L e banda C. Maiores detalhes a respeito da descompactação de dados *multilook* podem ser vistos no Apêndice A, seção A.4.2.

6.3 Manipulação das imagens polarimétricas

Nesta fase, o usuário, já de posse das imagens amplitude e complexas gravadas em disco, pode realizar as operações de extração de atributos, análise dos histogramas, classificação e seleção de atributos. Cada uma dessas operações será explicada nas Seções 6.3.1 a 6.3.4 a seguir.

6.3.1 Extração dos atributos

O desenvolvimento de ferramentas para extração de atributos de imagem de radar polarimétrica, por transformação dos dados originais (imagens amplitude com polarizações HH, HV e VV e imagens complexas) através da combinação de seus elementos, tem por finalidade gerar imagens com diferentes atributos.

Para teste dos algoritmos de extração de atributos desenvolvidos neste trabalho foram executados todos os algoritmos, ou seja; diferença de fase (seção 5.3.1), coeficiente de correlação complexa (seção 5.3.2), coeficiente de autocorrelação de atraso k,l (seção 5.3.3), coeficiente de variação (seção 5.3.4) e coeficiente de variação de atraso k,l (seção 5.3.5); usando-se uma janela 5x5 para cálculo de cada procedimento citado acima, e o resultado de cada um armazenado em disco.

Para posterior análise dos atributos gerados foi adotado um critério de identificação das bandas que é o seguinte : seguido de cada abreviação mostrada na Tabela 6-3 vem, em letra maiúscula, a identificação da banda (L ou C), seguida de duas letras maiúsculas, que se referem à polarização usada. Por exemplo, cvLHH corresponde ao processamento da banda L com polarização HH para geração da banda coeficiente de variação, aCHV corresponde à amplitude da banda C com polarização HV. No caso do coeficiente de correlação complexa, que usa dois canais de polarização, por exemplo HH e VV, a abreviação fica acorLHHVV e mcorLHHVV para o ângulo e o módulo, respectivamente, usando-se a banda L.

Nome da banda	Abreviatura
amplitude	a
ângulo do coeficiente de correlação complexa	acor
módulo do coeficiente de correlação complexa	mcor
coeficiente de autocorrelação de atraso k, l	autk, l
coeficiente de variação	cv
coeficiente de variação de atraso k, l	cvlk, l
diferença de fase	dif

Tabela 6-3 : Conjunto de bandas e suas respectivas abreviações

6.3.2 Análise dos histogramas

Antes de serem analisadas as matrizes de classificação referentes às classificações realizadas e as tabelas contendo as distâncias entre distribuições, pode ser feita uma análise dos histogramas das classes para as informações extraídas. Esta análise tem por finalidade descartar alguns atributos que não são discriminantes com relação ao problema em questão. Quer se dizer com isso que, para uma determinada região e para um dado conjunto de classes em estudo, algumas informações não trarão nenhum benefício no que se refere à classificação de imagem.

A seguir será feita uma análise dos histogramas das classes em questão (milho, soja, restolho, solo preparado e caatinga) para as informações extraídas. Nesta análise serão analisados alguns atributos em relação ao potencial discriminante, e serão descartados os atributos que não trarão nenhum benefício no que se refere à classificação de imagem, em relação a esta determinada região e para as classes em estudo. Visando uma melhor organização do texto as figuras mencionadas a seguir, contendo os histogramas, encontramse no Apêndice B.

As Figuras B-1, B-2 e B-3 apresentam os histogramas referentes às informações de amplitude da banda L e com polarizações HH, HV e VV, respectivamente. Estes dados serão chamados, neste trabalho, de dados ou canais originais, já que são as informações recuperadas da imagem bruta (ver Apêndice A, seção A.4, para maiores detalhes). Os demais dados, que são transformações dos dados originais, serão tratados como dados ou canais transformados.

A análise dos histogramas dos canais aLHH (Figura B-1) e aLVV (Figura B-3) indica que ter-se-ia 3 grupos separáveis : o primeiro grupo seria o formado pelos pixels de

milho (níveis de cinza mais claros), o segundo grupo pelos pixels das classes soja, restolho e caatinga (níveis médios) e o terceiro pelos pixels de solo preparado, correspondente aos pixel mais escuros, como ilustrado na Figura 6-4. A análise do canal aLHV revelou outro agrupamento como ilustrado na Figura 6-5. Grande sobreposição é indicativo de baixa separabilidade, portanto pode-se esperar, neste caso, uma classificação bem ruidosa considerando-se estas 5 classes.

Estes dados, no entanto, não serão descartados porque é intenção deste estudo avaliar a melhora dos dados transformados em relação aos dados originais, no que se refere à separabilidade das classes.



Figura 6-4 : Representação da distribuição das classes para os canais aLHH e aLVV



Figura 6-5 : Representação da distribuição das classes para o canal aLHV

A seguir serão analisados os dados transformados, começando pela análise dos canais gerados através do coeficiente de autocorrelação (equação 5.22) que mede o quão pixels vizinhos de uma imagem, distantes entre si k pixels na horizontal e l na vertical, estão correlacionados entre si. A autocorrelação indica, de certa forma, uma medida de textura da imagem. No caso de imagem de radar esta medição é prejudicada devido ao *speckle*, que é um ruído presente em imagem adquirida por radar, e que confere a mesma um efeito granulado (seção 2.2.7).

Para este estudo foi gerado um conjunto de canais, onde cada canal foi processado a partir da imagem de amplitude da banda L com as polarizações HH, HV e VV. Para cada polarização foram gerados canais que medem o coeficiente de autocorrelação em torno de cada pixel nas distâncias 0,1; 2,2 e 0,3. Essas distâncias são denominadas atrasos ou *lags*. Os resultados, usando-se as três polarizações, tiveram um comportamento similar, portanto será explicado somente o processamento da polarização HH, com os três atrasos citados acima, correspondentes aos dados aut0,1LHH, aut2,2LHH e aut0,3LHH, cujos histogramas estão ilustrados nas Figuras B-4, B-5 e B-6, respectivamente. Para as polarizações HV e VV vale a mesma conclusão que será discutida a seguir.

Pelos histogramas da Figura B-4 pode-se notar a alta correlação dos pixels de cada classe quando usado atraso 0,1. Isto deve-se à maneira como o sistema de radar faz a aquisição dos dados. Os histogramas das classes são praticamente iguais, portanto a média e o desvio padrão são praticamente idênticos. Conclui-se que este atributo em questão não é útil na classificação, por isso deve ser rejeitado.

Nos casos de atraso 2,2 e atraso 0,3 os histogramas das classes comportam-se de modo diferente do caso explicado acima, no que se refere à correlação entre os pixels, onde estão menos correlacionados nestes dois casos. No que se refere à classificação, estes dados também devem ser rejeitados, pois apresentam histogramas idênticos para as cinco classes em estudo.

Como já mencionado acima, o cálculo da autocorrelação para as polarizações HV e VV mostrou resultado semelhante ao apresentado para a polarização HH, portanto estes dados também serão excluídos.

O próximo dado transformado a ser considerado é o coeficiente de variação (equação 5.23), cujos histogramas estão ilustrados na Figura B-7. Pelos histogramas podese notar que para todas as classes as médias estão em torno de 0,45 e o desvio padrão em 0,15. Claramente este dado, neste caso, não será útil na separação das classes. Os histogramas da Figura B-7 referem-se ao coeficiente de variação processado na banda L com polarização HH. O cálculo sobre as polarizações HV e VV apresentaram o mesmo comportamento aqui descrito. Um outro dado transformado, derivado do coeficiente de variação, é o coeficiente de variação com atraso k,l (equação 5.25). A Figura B-8 mostra os histogramas do coeficiente de variação atraso 1,1. Também aqui os histogramas não apresentaram sinais de separabilidade, mas como no caso do coeficiente de variação esta medida pode apresentar utilidade em outros casos a serem estudados posteriormente.

Tab	ela 6-4	4 : I	Representação (da	variação	na	faixa	de	valores alta.	média	e	baixa
-----	---------	-------	-----------------	----	----------	----	-------	----	---------------	-------	---	-------

Faixa de	Original	Original	Módulo do coeficiente	Ângulo do coeficiente
valores	HH e VV	HV	de correlação complexa	de correlação complexa
ALTA	milho	caatinga	restolho,	soja*,
			solo preparado	caatinga*
MÉDIA	soja, restolho, caatinga	soja, milho	milho	restolho, solo preparado
BAIXA	solo preparado	solo preparado, restolho	soja, caatinga	milho+

* alta variação da fase

+ fase média distinta das outras

A seguir será analisado o coeficiente de correlação complexa (equação 5.20), processado sobre a banda L e duas polarizações, HH e VV. Como trata-se de um dado complexo, pode-se extrair as informações de módulo e de ângulo. Os histogramas de ambas informações são ilustrados nas Figuras B-9 e B-10, respectivamente. Este atributo apresentou, à luz da simples análise dos histogramas, propriedades discriminatórias entre as classes e complementares à separabilidade dos dados originais.

A Tabela 6-4 apresenta a variação na faixa de valores para os atributos : amplitude HH e VV, amplitude HV, e módulo e ângulo do coeficiente de correlação complexa. A separabilidade aumentou basicamente pela mudança de comportamento da classe restolho que mudou de agregamento quando se trata dos canais copolarizados (HH e VV) e do módulo do coeficiente de correlação complexa entre HH e VV. O canal HV também adiciona informação complementar pois a classe caatinga aparece sozinha. O ângulo também colaborou para a separabilidade pois a fase do milho (média em torno de -90°) é bem distinta dos demais. Maiores detalhes a respeito desses canais serão observados nas seções 6.4.1 e 6.4.2 deste capítulo. A Tabela 6-5 apresenta as médias e desvio padrão das 5 classes em relação aos atributos estudados da banda L.

Os histogramas da banda C não serão discutidos aqui pois apresentaram comportamento similar ao da banda L, como pode ser visto pela Tabela 6-6, e, portanto, somente os canais originais HH, HV e VV e o módulo e ângulo do coeficiente de correlação complexa das duas bandas serão analisados nas seções seguintes.

	milho	soja	restolho	solo	caatinga
				preparado	
aLHH	$\mu = 0,345$	$\mu = 0,251$	$\mu = 0,210$	$\mu = 0,136$	$\mu = 0,286$
	$\sigma = 0,112$	$\sigma = 0,101$	$\sigma = 0,071$	$\sigma = 0,053$	$\sigma = 0,083$
aLHV	$\mu = 0,111$	$\mu = 0,102$	$\mu = 0,064$	$\mu = 0,033$	$\mu = 0,144$
	$\sigma = 0,092$	$\sigma = 0,042$	$\sigma = 0,021$	$\sigma = 0,013$	$\sigma = 0,044$
aLVV	$\mu = 0,407$	$\mu = 0,220$	$\mu = 0,207$	$\mu = 0,152$	$\mu = 0,259$
	$\sigma = 0,142$	$\sigma = 0,080$	$\sigma = 0,092$	$\sigma = 0,060$	$\sigma = 0,078$
aut0,1LHH	$\mu = 0,648$	$\mu = 0,648$	$\mu = 0,653$	$\mu = 0,636$	$\mu = 0,633$
	$\sigma = 0,160$	$\sigma = 0,155$	$\sigma = 0,153$	$\sigma = 0,165$	$\sigma = 0,152$
aut2,2LHH	$\mu = 0,054$	$\mu = -0.03$	$\mu = -0,01$	$\mu = 0,00$	$\mu = -0,01$
	σ = 0,340	$\sigma = 0,324$	$\sigma = 0,312$	$\sigma = 0,314$	$\sigma = 0,316$
aut0,3LHH	μ = -0,06	$\mu = -0,07$	μ = -0,06	$\mu = -0,04$	μ = -0,05
	$\sigma = 0,361$	$\sigma = 0,332$	$\sigma = 0,319$	$\sigma = 0,323$	$\sigma = 0,338$
cvLHH	$\mu = 0,453$	$\mu = 0,470$	$\mu = 0,463$	$\mu = 0,477$	$\mu = 0,437$
	$\sigma = 0,158$	$\sigma = 0,151$	$\sigma = 0,148$	$\sigma = 0,172$	$\sigma = 0,123$
cv1,1LHH	$\mu = 0,152$	$\mu = 0,148$	$\mu = 0,151$	$\mu = 0,148$	$\mu = 0,137$
	σ = 0,079	$\sigma = 0,072$	σ = 0,070	σ = 0,079	$\sigma = 0,065$
mcorLHHVV	$\mu = 0,458$	$\mu = 0,255$	$\mu = 0,623$	μ = 0,769	$\mu = 0,312$
	$\sigma = 0,139$	$\sigma = 0,131$	$\sigma = 0,135$	$\sigma = 0,082$	$\sigma = 0,143$
acorLHHVV	μ = -1,69	$\mu = -0,45$	$\mu = 0,142$	$\mu = 0,160$	$\mu = 0,00$
	$\sigma = 0,541$	σ = 1,309	$\sigma = 0,252$	$\sigma = 0,135$	$\sigma = 0,823$
difLHHVV	$\mu = -1,29$	$\mu = -0,21$	$\mu = 0,145$	$\mu = 0,162$	$\mu = 0,031$
	$\sigma = 1,267$	$\sigma = 1,583$	$\cdot \sigma = 0.642$	$\sigma = 0,336$	$\sigma = 1,289$

Tabela 6-5 : Média e desvio padrão das 5 classes em relação aos atributos estudados da banda L

	milho	soja	restolho	solo	caatinga
				preparado	
aCHH	$\mu = 0,487$	$\mu = 0,395$	$\mu = 0,459$	$\mu = 0,244$	$\mu = 0,402$
	$\sigma = 0,128$	$\sigma = 0,102$	$\sigma = 0,130$	$\sigma = 0,074$	$\sigma = 0,100$
aCHV	$\mu = 0,202$	$\mu = 0,184$	$\mu = 0,191$	$\mu = 0,076$	$\mu = 0,208$
	$\sigma = 0,051$	$\sigma = 0,050$	σ = 0,056	$\sigma = 0,029$	$\sigma = 0,054$
aCVV	$\mu = 0,410$	$\mu = 0,414$	$\mu = 0,375$	$\mu = 0,274$	$\mu = 0,429$
	$\sigma = 0,106$	σ = 0,106	$\sigma = 0,101$	σ = 0,079	$\sigma = 0,114$
aut0,1CHH	$\mu = 0,623$	μ = 0,625	$\mu = 0,644$	$\mu = 0,661$	$\mu = 0,626$
	$\sigma = 0,157$	$\sigma = 0,153$	$\sigma = 0,153$	$\sigma = 0,150$	$\sigma = 0,152$
aut2,2CHH	μ = -0,05	$\mu = -0,08$	μ = -0,06	$\mu = -0,05$	$\mu = -0,06$
	$\sigma = 0,324$	$\sigma = 0,311$	$\sigma = 0,316$	$\sigma = 0,314$	$\sigma = 0,313$
aut0,3CHH	$\mu = -0.09$	$\mu = -0.08$	$\mu = -0.02$	$\mu = 0,00$	$\mu = -0,10$
	$\sigma = 0,325$	$\sigma = 0,324$	$\sigma = 0,312$	$\sigma = 0,332$	$\sigma = 0,330$
cvCHH	$\mu = 0,410$	$\mu = 0,410$	$\mu = 0,409$	$\mu = 0,441$	$\mu = 0,407$
	$\sigma = 0,106$	$\sigma = 0,111$	$\sigma = 0,113$	$\sigma = 0,122$	$\sigma = 0,111$
cv1,1CHH	$\mu = 0,124$	$\mu = 0,120$	$\mu = 0,123$	$\mu = 0,135$	$\mu = 0,122$
	σ = 0,059	σ = 0,056	$\sigma = 0,056$	$\sigma = 0,063$	$\sigma = 0,058$
mcorCHHVV	$\mu = 0,314$	$\mu = 0,453$	$\mu = 0,430$	$\mu = 0,739$	μ = 0,419
	$\sigma = 0,134$	$\sigma = 0,131$	$\sigma = 0,154$	$\sigma = 0,089$	$\sigma = 0,125$
acorCHHVV	μ = -0,45	μ = -0,06	μ = -0,09	$\mu = 0,050$	μ = -0,02
	$\sigma = 0,926$	$\sigma = 0,392$	$\sigma = 0,541$	$\sigma = 0,164$	σ = 0,497
difCHHVV	$\mu = -0,28$	$\mu = -0,04$	μ = -0,04	$\mu = 0,053$	$\mu = 0,002$
	$\sigma = 1.340$	$\sigma = 0,908$	$\sigma = 0,988$	$\sigma = 0,392$	$\sigma = 1.014$

Tabela 6-6 : Média e desvio padrão das 5 classes em relação aos atributos estudados da banda C

6.3.3 Classificação

Nesta fase foram realizadas classificações utilizando um algoritmo de máxima verossimilhança pontual (seção 4.3.1.1) do sistema ENVI¹, e fazendo uso dos atributos que não foram descartados na fase da análise dos histogramas, ou seja :

¹ O sistema ENVI (*the Environment for Visualizing Images*) é um sistema de processamento desenvolvido pela *Reseach Systems* para visualização e análise de imagens de sensoriamento remoto.

- Amplitude HH
- Amplitude HV
- Amplitude VV
- Módulo do coeficiente de correlação complexa
- Ângulo do coeficiente de correlação complexa

Estes atributos foram usados em combinação, como mostrado na Tabela 6-7.

	Amplitude HH, HV e VV	Módulo e ângulo do coeficiente de correlaçãoAmplitude HH, HY Módulo e ângul 	
Banda L			V
Banda C			\checkmark
Banda L e C	\checkmark		\checkmark

Tabela 6-7 : Atributos utilizados na fase de classificação

Os mapas temáticos resultantes das classificações usando os atributos mencionadas acima são apresentados no Apêndice C.

Após a realização de cada operação de classificação foram geradas as matrizes de classificação a serem analisadas na seção 6.4.1.

6.3.4 Seleção dos atributos

A seleção dos atributos será realizada através do método da Distância JM apresentado na seção 4.4.1. Esse método tem a vantagem de ser independente do algoritmo de classificação utilizado.

A distância JM, implementada neste trabalho, pode ser usada de duas formas :

- 1. para medir a separabilidade das classes em conjuntos fixos de canais, ou seja, para cada um dos atributos :
 - Amplitude HH

- Amplitude HV
- Amplitude VV
- Módulo do coeficiente de correlação complexa
- Ângulo do coeficiente de correlação complexa

será gerada uma tabela informando os índices de separabilidade entre pares de classes.

2. dado um conjunto de atributos, possibilita escolher um subconjunto deles, com certo número de canais, de tal forma que se maximize a distância JM média entre todos os pares de classes ou que se escolha o subconjunto de canais que maximize a menor distância JM entre pares de classes. Para o conjunto de 5 atributos listados acima serão calculadas a distância JM média e mínima entre subconjuntos de 2 e 3 atributos, quer dizer, combinação de $C_{5,2}$ e $C_{5,3}$, para que se verifique a possibilidade do uso de um menor número de atributos sem que se compromenta o desempenho da classificação.

6.4 Resultados obtidos

Esta fase concerne a análise das matrizes de classificação e das distâncias entre distribuições, obtidas através dos resultados das classificações.

As matrizes de classificação foram calculadas sobre as áreas de treinamento. O ideal seria utilizar-se de áreas teste distintas das áreas de treinamento, no entanto, no caso deste trabalho utilizou-se apenas as áreas de treinamento por causa da baixa disponibilidade de dados para as diversas classes. Isso, no entanto, não prejudicou as conclusões deste trabalho, visto que as mesmas são baseadas em comparações relativas dos índices de desempenho.

6.4.1 Análise das Matrizes de classificação

Nesta fase é feita uma análise dos resultados obtidos pelas classificações citadas na seção 6.3.3, utilizando aqueles conjuntos de bandas (ver Tabela 6-7), excluindo-se os canais descartados pela análise dos histogramas.

A análise dos resultados é feita atráves da comparação dos índices de desempenho médio (DM) e confusão média (CM), (seção 4.5), bem como o coeficiente Kappa, (seção 4.5.1), calculados sobre as matrizes de classificação de cada classificação realizada.

A seguir será feita uma análise dos resultados obtidos nas classificações utilizando-se a banda L.

Serão chamadas de canais originais as 3 bandas correspondentes às polarizações HH, HV e VV em amplitude. Na classificação (ver Figura C-2 do Apêndice C) usando estes dados obteve-se um desempenho médio (DM) de 61,4%, (ver Tabela 6-8), e uma confusão média de 38,6%. A abstenção média (AM) nesta e nas tabelas seguintes foi nula porque o limiar de classificação foi ajustado para classificar todos os pontos. Considerando-se as classes individualmente, nota-se que a classe de solo preparado teve um resultado bem acima da média, de 89,21%, enquanto a classe soja comportou-se de maneira oposta, tendo um resultado abaixo da média, de 34,05%, confundindo-se quase que na mesma proporção entre as classes de restolho e de caatinga. Este comportamento deve-se ao fato das médias destas classes estarem bem próximas, como pode ser observado na Tabela 6-5. As demais classes tiveram um resultado próximo ao desempenho médio.

áreas teste	milho	soia	restolho	solo	caatinga
	mino	30ja	restonio	5010	Caatinga
referencia				preparado	
milho					
	65,56 %	8,12 %	14,46 %	1,32 %	10,52 %
soja					
	6,86 %	34,05 %	29,14 %	9,60 %	20,32 %
restolho					
	5,80 %	8,41 %	65,02 %	19,75 %	1,00 %
solo					
preparado	1,00 %	0,59 %	9,17 %	89,21 %	0,01 %
caatinga					
	9,28 %	25,07 %	6,93 %	0,57 %	58,13 %

Tabela 6-8 :	Matriz de classificação, Banda : L
Atribute	os : Amplitude HH, HV e VV

Desempenho médio (DM) : 61,4 %

Coeficiente Kappa : 0,51

A Tabela 6-9 mostra o resultado da classificação (ver Figura C-4 do Apêndice C) quando são usados o módulo e o ângulo do coeficiente de correlação complexa. O

desempenho médio melhora em relação a classificação anterior de 61,4% para 69,1%. As classes de milho e soja também tiveram uma melhora significativa, de 65,5% para 87% e de 34% para 45,8%, respectivamente. O fator preponderante na melhoria da separabilidade da classe milho é a informação de fase que registra o valor de aproximadamente $-\left(\frac{\pi}{2}\right)$ entre HH e VV (ver Tabela 6-5).

O módulo de correlação é igualmente bem distinto aqui. No caso da soja, diminuiu a confusão com a classe restolho, mas aumentou em relação à classe caatinga. Este resultado pode ser explicado pelas médias dessas classes em se tratando do atributo módulo do coeficiente de correlação complexa (ver Tabela 6-5). Neste caso as médias da classe soja (μ =0,25) e da classe restolho (μ =0,62) diferenciaram-se bem, ao contrário do caso anterior. A classe restolho diminuiu o desempenho em 5% e aumentou a confusão com a classe solo preparado em 10%. A classe caatinga manteve o mesmo índice de desempenho, melhorou a confusão com a classe milho e piorou em relação a classe restolho. Apesar de alguns resultados isolados não serem satisfatórios, o uso da combinação do dado polarimétrico neste caso, melhorou a classificação de uma maneira geral, sem o uso do canal HV.

Annould	Attoutos Modulo e angulo do coenciente de correlação complexa						
Areas teste	milho	soja	restolho	solo	caatinga		
referência				preparado			
milho							
	87,00 %	9,37 %	0,19 %	0,00 %	3,42 %		
soja							
	12,76 %	45,89 %	6,61 %	0,22 %	34,50 %		
restolho							
	0,06 %	0,00 %	60,08 %	29,17 %	10,68 %		
solo							
preparado	0,00 %	0,00 %	12,41 %	87,41 %	0,17 %		
caatinga							
	3,20 %	22,36 %	17,21 %	0,01 %	57,19 %		

Tabela 6-9 : Matriz de classificação, Banda : L Atributos : Módulo e ângulo do coeficiento do correlação correlação

Desempenho médio (DM) : 69,1 %

Coeficiente Kappa : 0,60

Tabela 6-10 : Matriz de classificação, Banda : L

		comp			
\ áreas teste referência\	milho	soja	restolho	solo preparado	caatinga
milho					
	87,15 %	10,09 %	0,46 %	0,00 %	2,27 %
soja					
	7,59 %	66,19 %	5,66 %	0,11 %	20,43 %
restolho					
	0,20 %	2,46 %	83,51 %	12,28 %	1,53 %
solo					
preparado	0,05 %	0,00 %	7,42 %	92,47 %	0,05 %
caatinga					
	2,32 %	22,45 %	4,38 %	0,00 %	70,82 %

Atributos : Amplitude HH, HV, VV + Módulo e ângulo do coeficiente de correlação complexa

Desempenho médio : 79,5 %

Coeficiente Kappa : 0,73

O uso conjunto das bandas usadas nas duas classificações mencionadas anteriormente melhora o desempenho da classificação, para todas as classes, como pode ser visto na Tabela 6-10. A melhora é de 18,1% em relação à primeira classificação e de 10,4% em relação à segunda.

O desempenho individual da classe milho manteve o mesmo índice da segunda classificação, enquanto as classes de soja e restolho melhoraram em torno de 20% e as classes solo preparado e caatinga em 5% e 13%, respectivamente. A confusão da classe soja com a classe caatinga manteve o mesmo índice observado na primeira classificação.

Os resultados das classificações usando a banda C (ver Figuras C-6 e C-7 e C-8 do Apêndice C) são inferiores aos encontrados quando se usou a banda L, enquanto o uso das duas bandas em conjunto (ver Figuras C-9, C-10 e C-11 do Apêndice C) teve um melhora no desempenho da classificação. A Tabela 6-11 apresenta um resumo dos resultados das classificações através dos índices de desempenho médio DM e dos índices do coeficiente Kappa, utilizando-se as banda L, banda C e as duas em conjunto.

	Banda L		Banda C			Banda L + Banda C			
	1	2	3	1	2	3	1	2	3
DM	61,42%	69,11%	79,53%	50,74%	56,37%	60,30%	66,05%	73,97%	83,11%
Kappa	0,51 B	0,60 B	0,73 MB	0,37 R	0,43 B	0,49 B	0,57 B	0,66 MB	0,78 MB

Tabela 6-11 : Índice de desempenho médio (DM) e coeficiente Kappa de todas as classificações realizadas

1 - Amplitude HH, HV e VV

2 - Módulo e ângulo do coeficiente de correlação complexa

3 - Amplitude HH, HV e VV + Módulo e ângulo do coeficiente de correlação complexa

R - Razoável B - Bom MB - Muito Bom

De acordo com a Tabela 4-2 da seção 4.5.1, o índice encontrado para o coeficiente Kappa define uma conceituação para o desempenho da classificação. Pode-se notar, pela Tabela 6-11, que o uso dos canais transformados, utilizando-se as banda L, banda C e o conjunto das duas, teve uma melhora em relação ao uso somente dos canais originais. Em relação ao uso conjunto dos canais originais e os canais transformados (coluna 3) o desempenho da classificação mostrou-se muito bom com respeito à conceituação Kappa quando usada a banda L e quando usado o conjunto da banda L e banda C.

6.4.2 Análise das distâncias entre distribuições

A análise das distâncias entre distribuições será feita através da comparação entre distâncias estatísticas entre distribuições avaliadas para as classes em estudo e para as possíveis combinações de canais, como mencionado na seção 6.3.4.

No caso da comparação das distâncias entre distribuições foi analisado cada procedimento realizado nas classificações anteriores. A Tabela 6-12 mostra as distâncias JM mínima e média da análise de cada procedimento em separado, da banda L. Os resultados desta análise confirmam as conclusões obtidas anteriormente.

	Amplitude HH, HV, VV	Módulo e ângulo do coeficiente de correlação complexa	Amplitude HH,HV,VV + Módulo e ângulo do coeficiente de correlação complexa
JM mínima	0,36	0,56	0,67
JM média	0,89	1,06	1,31

Tabela 6-12 : Distância JM mínima e média, Banda L

Como forma adicional de medir a importância dos diversos atributos aqui usados, usou-se a distância JM para escolher 3 canais entre os 5 do conjunto completo. A Tabela 6-13 apresenta todas as combinações possíveis de 3 canais, considerando-se as classes definidas.

Os melhores desempenhos são das combinações do ângulo do coeficiente de correlação complexa com pares de amplitude HH e HV, HH e VV e HV e VV (seleções 4, 5 e 6 da Tabela 6-13). Nesse caso específico o ângulo foi muito importante para a melhoria do resultado da classificação. Foram realizadas classificações usando esses três conjuntos de atributos (ver figuras C-12, C-13 e C14 do Apêndice C) e os resultados são mostrados na Tabela 6-14, assim como os resultados das classificações realizadas anteriormente.

		JM minima	JM média		
1	B1/B2/B3	0,60	1,12		
2	B1/B2/B4	0,57	1,16		
3	B1/B2/B5	0,57	1,13		
4	B1/B3/B4	0,63	1,18		
5	B1/B3/B5	0,59	1,20		
6	B1/B4/B5	0,57	1,19		
7	B2/B3/B4	0,33	0,74		
8	B2/B3/B5	0,24	0,75		
9	B2/B4/B5	0,17	0,79		
10	B3/B4/B5	0,36	0,89		
B1 - Ângulo do coeficiente de correlação complexa					
B2 - Módulo do coeficiente de correlação complexa					
B3 - Amplitude HH					
B4 - Amplitude HV					
B5 -	B5 - Amplitude VV				

Tabela 6-13 : Distância JM mínima e média das 5 bandas em combinações 3 a 3, Banda L

Atributos	Desempenho médio		
Amplitude HH, HV, VV	61.4 %		
Módulo e ângulo do coeficiente de			
correlação complexa	69.1 %		
Amplitude HH, HV, VV +			
Módulo e ângulo do coeficiente de	79.5 %		
correlação complexa			
Ângulo do coeficiente			
de correlação complexa	67.6 %		
Amplitude HH, VV			
Ângulo do coeficiente			
de correlação complexa	71.1 %		
Amplitude HH, HV			
Ângulo do coeficiente			
de correlação complexa	73.7 %		
Amplitude HV, VV			

Tabela 6-14 : Desempenho médio das classificações, Banda L

Este capítulo apresentou os resultados das classificações realizadas, utilizando-se as imagens polarimétricas originais e as transformadas, da região de Bebedouro - PE.

Primeiramente foram produzidas imagens através dos algoritmos referentes aos cinco métodos de extração de atributos apresentados no Capítulo 5. Em seguida, foi feita uma análise de cada imagem gerada através dos histogramas das classes em estudo. Foram descartadas as imagens cujos histogramas não apresentaram discriminação entre classes. Procedeu-se, então, a classificação das imagens que não foram descartadas, utilizando-se o método MAXVER, e feita uma análise dos resultados obtidos através da matriz de classificação e do coeficiente Kappa. Finalmente, foi feita uma análise da distância entre distribuições das classes em estudo.

Alguns comentários finais sobre o resultado desta classificação são apresentados no capítulo a seguir.

CAPÍTULO 7

CONCLUSÕES E EXTENSÕES

7.1 Conclusões

As conclusões apresentadas neste capítulo são divididas conforme os dois objetivos descritos abaixo, que motivaram o desenvolvimento deste trabalho :

- 1. Investigar alguns procedimentos de extração de atributos de imagem de radar polarimétrica.
- 2. Criar um ambiente que oferecesse ao usuário as ferramentas necessárias para a realização da tarefa de classificação, desde a leitura dos dados em fita até a análise dos resultados da classificação.
- 1. Em relação à extração de atributos de imagem de radar polarimétrica, algumas conclusões são as seguintes, considerando-se o caso estudado neste trabalho :
 - A adição de informação polarimétrica melhora o resultado das classificações, como pode ser visualmente observado através da imagem ilustrada na Figura C-2 do Apêndice C que usa apenas os canais co-polarizados (HH e VV) da banda L, e as demais imagens classificadas da banda L ilustradas nas figuras C-3, C-4, C-5, C-12, C-13 e C-14, que usam a informação polarimétrica original e/ou informações obtidas através de processos de extração de atributos usando-se as 4 polarizações. O desempenho médio e o coeficiente Kappa destas foram superiores ao obtido usando-se apenas um canal de polarização.
 - O uso da informação polarimétrica (particularmente a fase entre HH e VV) pode melhorar ainda mais a classificação, especialmente no caso de certas culturas (milho), como pode ser observado através do histograma ilustrado na Figura B-10 do Apêndice B. O poder discriminatório do ângulo pode ser observado através das imagens ilustradas nas figuras C-12, C-13 e C-14, que usaram esta informação em conjunto com pares de canais amplitude.

- O módulo e o ângulo do coeficiente de correlação complexa apresentam maior poder discriminatório que bandas originais, como pode ser observado, comparando-se as imagens e desempenhos das figuras C-3, C-6 e C-9 (cuja classificação utilizou as amplitudes HH, HV e VV, da banda L, da banda C e das bandas L e C, respectivamente) e as figuras C-4, C-7 e C-10, onde foram utilizados o módulo e o ângulo da banda L, da banda C e das bandas L e C, respectivamente.
- A banda C apresenta pior resultado que a banda L, consistente com as conclusões apresentadas na literatura.
- Processos de extração de atributos são, como demonstrado, potencialmente úteis para melhorar o desempenho das classificações.
- 2. Em relação ao ambiente desenvolvido :
 - Utilização do ambiente de uma maneira sistemática possibilitando ao usuário a realização de trabalhos práticos e/ou de pesquisa na área de polarimetria, em especial para classificação de padrões. A figura a seguir apresenta um esquema de utilização desse sistema.
 - Facilidade de interação oriundas da interface gráfica desenvolvida (ver Apêndice A).
 - Facilidade na leitura dos dados, eximindo o usuário do conhecimento detalhado do formato de gravação das imagens nas fitas, tornando automática a tarefa de lêla, de descompactar os dados e de gravar os mesmos em disco.
 - Execução de vários procedimentos de extração de atributos integrados no mesmo ambiente.
 - Opção de calcular e selecionar os melhores atributos para classificação, tornando esta operação mais eficiente, e evitando o desperdício de recursos computacionais pelo uso de atributos não discriminantes.
 - Cálculo da matriz de confusão proporcionando ao usuário uma análise geral do resultado da classificação através de índices de desempenho e do índice Kappa.

7.2 Extensões

Como sugestões para uma continuidade do trabalho foram levantados os seguintes pontos :

- 1. No que se refere à extração de atributos :
 - Estudo e desenvolvimento de outros algoritmos para extração de atributos.
 - Análise da potencialidade discriminatória dos atributos que não obtiveram bom desempenho, no caso considerado neste trabalho, com aplicações em outras áreas.
- 2. No que se refere ao ambiente desenvolvido :
 - Extensão do ambiente desenvolvido para leitura e descompactação de dados obtidos por outros sensores tais como JERS, RADARSAT, etc.
 - Inserir o software desenvolvido ao sistema ENVI¹, que permite que novas operações sejam incorporadas, proporcionando ao usuário um ambiente mais completo para manipulação, análise e visualização de imagens.

¹ O sistema ENVI (the Environment for Visualizing Images) é um sistema de processamento desenvolvido pela Research Systems para visualização e análise de imagens de sensoriamento remoto.

APÊNDICE A

DETALHAMENTO DO SISTEMA DESENVOLVIDO

A.1 - Introdução

Para a elaboração do presente trabalho foi implementado um sistema integrado para manipulação de imagens de radar polarimétricas utilizando a linguagem IDL¹, chamado "FERRAMENTAS PARA PROCESSAMENTO DE IMAGENS SAR POLARIMÉTRICAS" e apresenta interface gráfica para sua utilização.

A seguir serão apresentadas as interfaces desenvolvidas, bem como os programas e seus respectivos pseudo-códigos.

A.2 - Menu principal

Esse software possui um menu principal (Figura A-1) composto dos seguintes itens:

- Arquivo
 - Abrir
 - Fechar
- Utilitários
 - Descomprimir imagem de 1-visada (singlelook)
 - Descomprimir imagem multi-visadas (multilook)
 - Histograma de classes
- Extração de atributos
 - Diferença de fase
 - Coeficiente de correlação complexa
 - Coeficiente de autocorrelação de atraso k, l
 - Coeficiente de variação
 - Coeficiente de variação de atraso k, l
- Seleção de atributos
 - Distância J-M
- Classificação
 - Matriz de confusão
- Fim

¹ O IDL é um ambiente computacional para análise interativa e visualização de dados que integra uma linguagem com várias análises matemáticas e técnicas de visualização gráfica.

	e o criterini o
Arquivo Utilitarios Extracao de atributos Selecao de atributos	Classificacao Fin

Figura A-1 : Menu principal do software desenvolvido.

Cada item do menu principal é subdividido em menus que possuem operações pertinentes às finalidades de cada item. A seguir serão apresentadas cada uma dessas operações, bem como o seu funcionamento.

A.3 - Arquivo

A.3.1 - Abrir

Objetivo : Apresenta arquivos para seleção e abertura.

A janela da Figura A-2 é apresentada ao usuário para que seja escolhido um arquivo para ser aberto.

ath: [/home/radar8/dep	Phome/radar8/depot/montec/imagens/sirc/bebedouro04		
iltro:			
Subdiretorios	Arquivos		
. 1	pr 11975 . abi		
	pr11835.ahh.hdr		
	pr11835.ahh.hds		
	pr11835.ahv		
	pr11835.ahv.hdr		
	pr11855.ahv.hds		
	pr11855.avv		
	priisog.aw.hdr		
an the second	ale constants managers quantum malante excession and the second second second second second second second seco		
elecant /home/radar8	/depot/montec/imagens/sirc/beb		

Figura A-2 : Janela para seleção de arquivo de imagem

A.3.2 - Fechar

Objetivo : Fecha arquivo de imagem.

A janela da Figura A-3 é apresentada ao usuário para que seja escolhido um arquivo para ser fechado.

Fecha	ır arquivos
Selecione os arquivos	Informacoes do arquivo
buror4/bandal/id/pr11835.ahh buro04/bandal/idl/pr11835.ahv buro04/bandal/idl/pr11835.avv	File : /home/radar8/depot/montec Samples : 700 Lines : 500
	Data Type : Floating Point File Type : amplitude
n per en cation en agregar en anterior angelera, en angelera de en anterior anterior anterior anterior anterio En anterior a En anterior a	
a a series de la construcción de la La construcción de la construcción d	
Fechar Ok	

Figura A-3 : Janela para seleção dos arquivos a serem fechados.

A.4 - Utilitários

A.4.1 - Descomprimir imagens de 1-visada (*singlelook*)

Objetivo : Descompactação de imagem de 1-visada (*singlelook*) gerada pela plataforma orbital SIR-C/X-SAR. Ver Capítulo 2, seção 2.2.8 para maiores detalhes sobre o formato *singlelook*.

O formato de 1-visada adotado é o que possui 4 polarizações. Consiste de um arquivo (chamado aqui de dado bruto) para cada cena e para cada frequência. Cada linha do

arquivo consiste de amostras em range. Possui 10 bytes por pixel. Os bytes presentes dependem do modo de polarização. O dado é simétrico, tal que $S_{hv} = 0.5(S_{hv} + S_{vh})$.

A seguir será explicado o critério adotado para compressão dos dados neste formato, para que se possa entender o processo de descompactação, Chapman, 1994. Os operadores *sign(), nint(), int()* têm os seguintes significados :

 $sign() \Rightarrow$ retorna o sinal de seu argumento (± 1)

nint () \Rightarrow indica que o valor inteiro mais próximo é calculado de seu argumento

int () \Rightarrow indica que o truncamento do valor em ponto flutuante para inteiro é calculado de seu argumento, e que, se o valor em ponto flutuante é menor que zero, é necessária uma subtração por 1.0.

Os 10 bytes por pixel possuem as seguintes informações :

$$Byte(1) = int \{ \log_2 (S_{hh} S_{hh}^* + 2S_{hv} S_{hv}^* + S_{vv} S_{vv}^*) \}$$

$$Byte(2) = nint \{ 254[Mantissa - 1.5] \}$$

$$Mantissa = (S_{hh} S_{hh}^* + 2S_{hv} S_{hv}^* + S_{vv} S_{vv}^*) / 2^{Byte(1)}$$

$$qsca = [(Byte(2) / 254) + 1.5] 2^{Byte(1)}$$

$$Byte(3) = nint \{ 127 \operatorname{Re}(S_{hh}) / qsca \}$$

$$Byte(4) = nint \{ 127 \operatorname{Im}(S_{hh}) / qsca \}$$

$$Byte(5) = nint \{ 127 \operatorname{Re}(S_{hv}) / qsca \}$$

$$Byte(6) = nint \{ 127 \operatorname{Im}(S_{hv}) / qsca \}$$

$$Byte(7) = nint \{ 127 \operatorname{Re}(S_{vh}) / qsca \}$$

$$Byte(8) = nint \{ 127 \operatorname{Im}(S_{vh}) / qsca \}$$

$$Byte(9) = nint \{ 127 \operatorname{Re}(S_{vv}) / qsca \}$$
$$Byte(10) = nint \{ 127 \operatorname{Im}(S_{vv}) / qsca \}$$

Conhecida a forma de armazenamento acima, os dados podem ser extraídos conforme o seguinte critério :

 $\operatorname{Re}(S_{hh}) = Byte(3)qsca / 127$ $\operatorname{Im}(S_{hh}) = Byte(4)qsca / 127$ $\operatorname{Re}(S_{hv}) = Byte(5)qsca / 127$ $\operatorname{Im}(S_{hv}) = Byte(6)qsca / 127$ $\operatorname{Re}(S_{vh}) = Byte(7)qsca / 127$ $\operatorname{Im}(S_{vh}) = Byte(8)qsca / 127$ $\operatorname{Re}(S_{vv}) = Byte(9)qsca / 127$ $\operatorname{Im}(S_{vv}) = Byte(10)qsca / 127$

Para a operação **Descomprimir imagem de 1-visada** (*singlelook*) aparecerá uma janela, Figura A-4, onde deve ser fornecido o nome do arquivo contendo o dado bruto em formato *singlelook*.

A Figura A-6 mostra a janela onde o usuário deve fornecer os seguintes itens :

- 1. número de colunas do dado bruto (de entrada)
- 2. offset do dado bruto (de entrada) em linha e coluna
- 3. nome do arquivo de saída
- 4. número de linhas e colunas da imagem de saída-
- 5. tipo, intensidade ou amplitude, desejado
- 6. polarizações desejadas, HH e/ou HV e/ouVV e/ou o dado complexo



Figura A-4 : Janela para fornecer o dado singlelook que será descompactado.

A.4.2 - Descomprimir imagem multi-visadas (*multilook*)

Objetivo : Descompactação de imagem multi-visadas (*multilook*), gerada pela plataforma orbital SIR-C/X-SAR. Ver Capítulo 2, seção 2.2.8 para maiores detalhes sobre o formato *multilook*.

O formato de imagem multi-visadas adotado é o que possui 4 polarizações. Consiste de um arquivo (chamado aqui de dado bruto) para cada cena e para cada frequência. Cada linha do arquivo consiste de amostras em range. Possui 10 bytes por pixel. Os bytes presentes dependem do modo de polarização. O dado é simétrico, tal que $S_{hv} = 0.5(S_{hv} + S_{vh})$.

A seguir será explicado o critério adotado para compressão dos dados neste formato, onde os operadores *sign* (), *nint* (), *int* (), já apresentados anteriormente também são utilizados :


Figura A-5 : Janela para fornecer o dado multilook que será descompactado.

Os 10 bytes por pixel possuem as seguintes informações :

$$Byte(1) = int \left\{ \log_2 \left(S_{hh} S_{hh}^* + 2S_{hv} S_{hv}^* + S_{vv} S_{vv}^* \right) \right\}$$

$$Byte(2) = nint \left\{ 254 [Mantissa - 1.5] \right\}$$

$$Mantissa = \left(S_{hh} S_{hh}^* + 2S_{hv} S_{hv}^* + S_{vv} S_{vv}^* \right) / 2^{Byte(1)}$$

$$qsca = \left[(Byte(2) / 254) + 1.5 \right] 2^{Byte(1)}$$

$$Byte(3) = nint \left\{ 255 sqrt \left(S_{hv} S_{hv}^* \right) / qsca \right\} - 127$$

$$Byte(4) = nint \left\{ 255 \left(S_{vv} S_{vv}^* \right) / qsca \right\} - 127$$

$$Byte(5) = nint \left\{ sign \left[\text{Re} \left(S_{hh} S_{hv}^* \right) \right] 127 sqrt \left(2 \left[\text{Re} \left(S_{hh} S_{hv}^* \right) \right] / qsca \right) \right\}$$

$$Byte(6) = nint \left\{ sign \left[\operatorname{Im}(S_{hh} S_{hv}^{*}) \right] 127 sqrt \left(2 \left[\operatorname{Im}(S_{hh} S_{hv}^{*}) \right] / qsca \right) \right\}$$
$$Byte(7) = nint \left\{ 127 \left(2 \operatorname{Re}(S_{hh} S_{vv}^{*}) / qsca \right) \right\}$$
$$Byte(8) = nint \left\{ 127 \left(2 \operatorname{Im}(S_{hh} S_{vv}^{*}) / qsca \right) \right\}$$
$$Byte(9) = nint \left\{ sign \left[\operatorname{Re}(S_{hv} S_{vv}^{*}) \right] 127 sqrt \left(2 \left[\operatorname{Re}(S_{hv} S_{vv}^{*}) \right] / qsca \right) \right\}$$
$$Byte(10) = nint \left\{ sign \left[\operatorname{Im}(S_{hv} S_{vv}^{*}) \right] 127 sqrt \left(2 \left[\operatorname{Im}(S_{hv} S_{vv}^{*}) \right] / qsca \right) \right\}$$

Pa	rametros para descomprimir arquivo
Arquivo de entrada : /ho	me/radar8/depot/montec/imagens/sirc/pr11835_img_ceos_image
Tamanho em colunas : [
offset em X : D	offset em Y : Ď
Arquivo de saida : 👖	
Colunas : D	Linhas :
Tipo: Amplitude	Intensidade
Polarizacao : 💷 🖽 🔔	HV JW JBado complexo
Ok Cancelar	동생은 동생은 가지 않는 것은 것을 가려면 있는 것은 것은 것은 것이 있는 것이다. 이것은 것은 것은 것은 것은 것은 것은 것은 것은 것은 것이다. 가지 않는 것은 것은 것은 것은 것은 것은 것은 가지 않는 것은

Figura A-6 : Janela para entrada dos parâmetros necessários à descompactação dos dados em formato singlelook ou multilook.

Para a execução da operação **Descomprimir imagem multi-visadas** (*multilook*) deve ser fornecido o nome do dado bruto, em formato multilook, através da janela ilustrada na Figura A-5. Os demais dados são fornecidos através da janela mostrada na Figura A-6, já explicados na operação **Descomprimir imagem de 1-visada** (*singlelook*).

Pseudo-Código :

1) Posiciona o arquivo que contém o dado bruto conforme o offset em x e y fornecido (Figura A-7).

2) Extrai os bytes de 1 a 4 e vai formando as imagens HV, VV e HH da seguinte forma :

$$qsca = [(Byte(2) / 254) + 1.5]2^{Byte(1)}$$
$$S_{hv}S_{hv}^{*} = qsca[(Byte(3) + 127) / 255]^{2}$$
$$S_{vv}S_{vv}^{*} = qsca[(Byte(4) + 127) / 255]$$
$$S_{hh}S_{hh}^{*} = qsca - S_{vv}S_{vv}^{*} - 2S_{hv}S_{hv}^{*}$$

Se o usuário solicitar a imagem na forma complexa, extrai-se os bytes de 5 a 10 e vai formando 3 imagens complexas da seguinte forma :

Re (
$$S_{HH}S_{HV}^*$$
) = 0.5 qsca { sign (Byte(5)) [Byte(5) / 127] ² }
Im ($S_{HH}S_{HV}^*$) = 0.5 qsca { sign (Byte(6)) [Byte(6) / 127] ² }

Formam a primeira imagem complexa.

Re $(S_{HH}S_{VV}^*) = qsca [Byte(7) / 254]$ Im $(S_{HH}S_{VV}^*) = qsca [Byte(8) / 254]$

Formam a segunda imagem complexa.

Re ($S_{HV}S_{VV}^*$) = 0.5 qsca { sign (Byte(9)) [Byte(9) / 127]² } Im ($S_{HV}S_{VV}^*$) = 0.5 qsca { sign (Byte(10)) [Byte(10) / 127]² } Formam a terceira imagem complexa.

3) São salvas em disco as imagens correspondentes aos itens solicitados.



Figura A-7 : Exemplo do processo de extração dos dados compactados

A.5 - Extração de atributos

As janelas de interface apresentadas nas figuras A-8 e A-9 referem-se exclusivamente às imagens em formato multi-visada. Para imagens em formato 1-visada aparecerá uma janela específica para este formato para os dois casos.

A.5.1 - Diferença de fase

Objetivo : Cálculo da diferença de fase entre 2 canais de polarização.

Selecione um arquivo de entrada	Informacoes do arquivo
1994 bancelsind North 855 Novelood	File : /home/radar8/depot/montec/ima
	Samples: 700
	Bata Tupe : Complex
	File Type :
e seguna sere e tras e esta per a porta per tras de la companya de la companya de la companya de la companya d En la companya de la c	
Abrir um novo arquivo	an a
	[1] A general construction of the second s second second sec second second s Second second s Second second se
Órantina de terran	
The HULLVUL LUC TRUCKSON A	
home/radar8/depot/montec/imagens/si	an Brahadarmatik Krandel Judi Instat (776 hbrar
	rc/bebedburbo4/bandaL/101/pr11030_nnvv
particular and the second s	-CCast an Va D
ffset en X: Þ	offset em Y: D
ffset em X: D	offset em Y: D
ffset em X: D guivo de saida: pr11835	offset en Y: b
ffset em X: D quivo de saida: pr11839	offset en Y: D
ffset em X:) quivo de saida: pr11835j plunas: 700 L	offset em Y: D
ffset em X:) quivo de saida: pr11835 plunas: 700 L	offset em Y: D inhas: 500
ffset em X:) quivo de saida: pr11835 plunas: 700 L	offset en Y: b

Figura A-8 : Janela para fornecer os dados necessários para o cálculo da diferença de fase

O usuário deve fornecer os seguintes parâmetros ilustrados na Figura A-8 :

1. uma imagem complexa correspondente às 2 polarizações que se deseja calcular a diferença de fase

2. offset da imagem de entrada em X e Y

3. nome do arquivo de saída que conterá a imagem correspondente à diferença de fase

número de linhas e colunas da imagem de saída (n,m)

Pseudo-Código :

1) Lê a banda selecionada de acordo com o *offset* em X e Y e o número de linhas e colunas estabelecidos.

2) Calcula a diferença de fase para toda a região escolhida de acordo com a equação 5.19 da seção 5.3.1, Capítulo 5.

3) Salva em disco a banda gerada que corresponde à diferença de fase entre dois canais de polarização.

A.5.2 - Coeficiente de correlação complexa

Objetivo : Cálculo do coeficiente de correlação complexa entre 2 canais de polarização.

O usuário deve fornecer os seguintes parâmetros ilustrados na Figura A-9 :

- 1. duas bandas com polarizações distintas (HH e VV) ou (HH e HV) ou (HV e VV)
- 2. uma banda complexa correspondente à opção escolhida acima
- 3. offset da imagem de entrada em X e Y

4. nome do arquivo de saída contendo a imagem correspondente ao coeficiente de correlação complexa

5. número de linhas e colunas da imagem de saída (n,m)

6. tamanho da máscara, em linha e coluna, que definirá a vizinhança adotada. (nl,ns)

Parametros para	a extracao de atributos
Selecione um arquivo de entrada	Informacoes do arquivo
uro04/bandaL/idl/pr11835.ahh uro04/bandaL/idl/pr11835.avv	File : /home/radar8/depot/montec/ima Samples : 700 Lines : 500 Data Type : Complex File Type :
Abrir un novo arquivo	
Arquivos de ina;	g em sele cionados:
/home/radar8/depot/montec/imagens/sin	rc/bebedouro04/bandaL/id1/pr11835.ahh
j/home/radar8/depot/montec/imagens/sim Arquivo de imagem c	rc/bebedouro04/bandaL/idl/pr11835.avv omplexa selecionado:
/home/radar8/depot/montec/imagens/sim	rc/bebedouro04/bandaL/id1/pr11835_hhvv
offset en X: D	offset en Y: D
Arquivo de saida: pr11835	
Colunas: 700 Li	nhas: 500
Mascara: linhas: 5	colunas: 1

Figura A-9 : Janela para fornecer os dados necessários para o cálculo do coeficiente de correlação complexa

Pseudo-Código :

1) Lê as bandas selecionadas de acordo com o *offset* em X e Y e o número de linhas e colunas estabelecidos.

2) Desliza a máscara nas três bandas de entrada da posição (i,j) até a posição (n,m), fixando a linha e percorrendo as colunas, e assim sucessivamente (ver Figura A-10). A cada parada da máscara é calculado o coeficiente de correlação complexa conforme a equação 5.21, seção 5.3.2, Capítulo 5, de onde se obtem o módulo e o ângulo.

O módulo e o ângulo encontrados vão gerando duas bandas de saída, onde cada resultado corresponde à posição $\left(i + \frac{nl}{2}, j + \frac{ns}{2}\right)$ de cada uma das bandas.

3) Salva em disco as duas bandas geradas que correspondem ao módulo e ao ângulo do coeficiente de correlação complexa.



Figura A-10 : Exemplo do processamento de uma máscara sobre uma banda

A.5.3 - Coeficiente de autocorrelação de atrasos k, l

Objetivo : Cálculo do coeficiente de auto correlação espacial de uma banda amplitude.

O usuário deve fornecer os seguintes parâmetros que aparecem na janela mostrada na Figura A-11 :

1. uma banda correspondente a uma das polarizações HH ou HV ou VV

2. offset da imagem de entrada em X e Y

3. nome do arquivo de saída contendo a imagem correspondente ao coeficiente de autocorrelação de atrasos k, l

4. número de linhas e colunas da imagem de saída (n,m)

- 5. tamanho da máscara, em linha e coluna, que definirá a vizinhança adotada (nl,ns)
- 6. atrasos na direção horizontal e na direção vertical (k,l)

Pseudo-Código :

1) Lê as bandas selecionadas de acordo com o *offset* em X e Y e o número de linhas e colunas estabelecidos.

2) Desliza a máscara na banda de entrada, da posição (i,j) até a posição (n,m), fixando a linha e percorrendo as colunas, e assim sucessivamente (ver Figura A-10). A cada parada (i,j) da máscara é calculado o coeficiente de autocorrelação conforme a equação 5.22 da seção 5.3.3 do Capítulo 5.

O resultado encontrado corresponde à posição
$$\left(i + \left(\frac{nl+k}{2}\right), j + \left(\frac{ns+l}{2}\right)\right)$$
 da

banda de saída, onde (i,j) é a posição da banda correspondente ao início da máscara, (nl,ns) é a dimensão da máscara e (k,l) os atrasos na horizontal e vertical, respectivamente.

3) Salva em disco a banda com o resultado do coeficiente de autocorrelação.

Parametros par	a extracao de atributos
Selecione um arquivo de entrada	Informacoes do arquivo
rood/bandal/idl/pr11835.avv rood/bandal/idl/pr11835.hvv.cpx	File : /home/radar8/depot/montec/ima Samples : 700 Lines : 500 Data Type : Floating Point File Type : amplitude
Abrir un novo arquivo	
Arquivo de imagen	» selecionado:
offset em X: D	offset em Y: 🕽
Arquivo de saida: pr11835	ny nganang nang mga ganan mang ng ng ng nganan manggan ng
Colunas: 700 Link	en store en
Nascara: linhas: 5 c	olunas: 9
Horizontal Atraso : 0 1 2 3	Vertical -2 -1 -0 1 - 2 - 3
Ok Cancelar	

Figura A-11 : Janela para fornecer os dados necessários para o cálculo do coeficiente de autocorrelação de atrasos k, l



Figura A-12 : Exemplo das regiões adotadas nos casos de autocorrelação de atrasos 1, 1; atrasos 2, 2 e atrasos 3, 0

A Figura A-12 mostra a seleção das regiões para 3 casos da operação de autocorrelação usando-se uma máscara 3x3. Selecionadas as regiões Z1 e Z1' realiza-se a operação (item 2 do pseudo-código) através da manipulação dos elementos 1 e 1', 2 e 2', e assim sucessivamente para todos os elementos da região.

A.5.4 - Coeficiente de variação

Objetivo : Cálculo do coeficiente de variação de uma banda amplitude.

O usuário deve fornecer os seguintes parâmetros que são mostrados na janela da Figura A-13 :

- 1. uma imagem correspondente a uma das polarizações HH ou HV ou VV
- 2. offset da imagem de entrada em X e Y
- 3. nome do arquivo de saída contendo a imagem correspondente ao coeficiente de variação
- 4. número de linhas e colunas da imagem de saída (n,m)
- 5. tamanho da máscara, em linha e coluna, que definirá a vizinhança adotada (nl,ns)

Parametros para	a extracao de atributos
Selecione um arquivo de entrada	Informacoes do arquivo
rcoliterist.iclifert1885.ath rco04/bandaL/idl/pr11835.avv rco04/bandaL/idl/pr11835_hhvv.cpx	File : /home/radar8/depot/montec/ima Samples : 700 Lines : 500 Data Type : Floating Point File Type : amplitude
Abrir un novo arquivo Arquivo de inaç	sen selecionado:
/home/radar8/depot/montec/imagens/sin offset em X: D	rc/bebedouro04/bandal/idl/pr11835.ahh offset em Y: D
Arquivo de saida: pr11835	
Columas: 700 Li	nhas: 500
Mascara: linhas: 5	colunas: 9
Ok Cancelar	

Figura A-13 : Janela apresentada para que sejam fornecidos os dados referentes ao cálculo do coeficiente de variação.

Pseudo-Código :

1) Lê as bandas selecionadas de acordo com o *offset* em X e Y e o número de linhas e colunas estabelecidos.

2) Desliza a máscara da posição (i,j) até a posição (n,m) na banda de entrada, fixando a linha e percorrendo as colunas, e assim sucessivamente (ver Figura A-10). A cada

parada (i,j) da máscara calcula o coeficiente de variação de acordo com a equação 5.24 da seção 5.3.4, Capítulo 5.

Este resultado corresponde à posição $\left(i + \frac{nl}{2}, j + \frac{ns}{2}\right)$ da banda de saída, onde (i,j)

é a posição da banda correspondente ao início da máscara e (nl,ns) é a dimensão da máscara.

3) Salva em disco a banda com o resultado do coeficiente de variação.

A.5.5 - Coeficiente de variação de atrasos k, l

Objetivo : Cálculo do coeficiente de variação de atrasos k, l de uma banda amplitude.

O usuário deve fornecer os seguintes parâmetros que são mostrados na janela da Figura A-13 :

- 1. uma imagem correspondente a uma das polarizações HH ou HV ou VV
- 2. offset da imagem de entrada em X e Y

3. nome do arquivo de saída contendo a imagem correspondente ao coeficiente de variação de atrasos k, l

4. número de linhas e colunas da imagem de saída (n,m)

- 5. tamanho da máscara, em linha e coluna, que definirá a vizinhança adotada (nl,ns)
- 6. atrasos na direção horizontal e na direção vertical (k, l)

Pseudo-Código :

1) Lê as bandas selecionadas de acordo com o *offset* em X e Y e o número de linhas e colunas estabelecidos.

2) Desliza a máscara da posição (i,j) até a posição (n,m) na banda de entrada, fixando a linha e percorrendo as colunas, e assim sucessivamente (ver Figura A-10). A cada parada (i,j) da máscara calcula o coeficiente de variação de atrasos k,l de acordo com a equação 5.26 da seção 5.3.5, Capítulo 5.

Este resultado corresponde à posição $\left(i + \frac{nl}{2}, j + \frac{ns}{2}\right)$ da banda de saída, onde (i,j)é a posição da banda correspondente ao início da máscara e (nl,ns) é a dimensão da máscara.

3) Salva em disco a banda com o resultado do coeficiente de variação de atrasos k,l.

A.6 - Seleção de atributos

A.6.1 - Distância JM

Objetivo : Cálculo da distância JM.

A distância JM pode ser usada para medir a separabilidade :

1. em conjuntos fixos de canais;

- ou dado um conjunto de atributos, possibilita escolher um subconjunto deles, com certo número de canais, de tal forma que se maximize a distância JM média entre todos os pares de classes ou que se escolha o subconjunto de canais que maximize a menor distância JM entre pares de classes.
- O usuário deve fornecer os seguintes parâmetros para o primeiro caso (Figura A-17):
 - 1. uma imagem correspondente às classes da imagem
 - 2. selecionar as classes desejadas
 - 3. selecionar as imagens desejadas

E para o segundo caso (Figura A-18), os parâmetros :

- 1. uma imagem correspondente às classes da imagem
- 2. selecionar as classes desejadas
- 3. selecionar as imagens desejadas
- 4. escolher um número correspondente ao subconjunto de atributos desejado

Pseudo-Código :

1) Lê as bandas selecionadas (A Figura A-14 exemplifica o caso de 3 bandas com 5 classes cada)

2) Para cada classe

2.1) Calcula a média para cada banda e armazena em uma matriz de médias como mostra a Figura A-15(a)

$$\mu = \mathrm{E}\{X\} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^{n} x_j$$

onde o vetor X é a representação matemática do padrão, cujos elementos x_j representam o valor correspondente da j-ésima banda e n é o número total de bandas.

2.2) Calcula a matriz de covariância para cada banda e armazena nas matrizes de covariância como mostra a Figura A-15(b)

$$\Sigma_{x} = E\{(x-m)(x-m)^{t}\} = \frac{1}{n-1}\sum_{j=1}^{n} (x_{j}-m)(x_{j}-m)^{t}$$

3) Para cada combinação de bandas

3.1) Calcular a distância JM para cada par de classes conforme a equação 4.7 da seção 4.4.1 do Capítulo 4.

4) Impressão de uma tabela com os resultados como exemplificada na Figura A-19 e Figura A-20, para o caso de cálculo da distância JM para o conjunto de M bandas selecionadas e para o caso do cálculo das N combinações possíveis de um conjunto de M bandas selecionadas ($C_{M,N}$), respectivamente.



Figura A-14 : Exemplo de 3 bandas (B1,B2,B3) com 5 classes cada.

A Figura A-16 exemplifica o que acontece quando se quer calcular a distância JM entre as classes C1 e C4 das bandas B1 e B3. Dada a matriz de médias e as matrizes de covariância, extrai-se as informações relativas às classes e bandas em questão (Figura A-15) e aplica-se a equação citada no item 3 do pseudo-código. Obtem-se, desta forma, a distância JM entre as classes C1 e C4 quando usa-se as bandas B1 e B3.



Figura A-15 : Exemplo da matriz de médias e das matrizes de covariância para o caso de 3 bandas e 5 classes



Figura A-16 : Exemplo da extração das médias e das matrizes de covariância das classes C1 e C4 relativas às bandas B1 e B3



Figura A-17 : Janela para que sejam fornecidos os dados relativos ao cálculo da Distância J-M para cada banda selecionada.

Parametros pa	ura calcular a Distancia JM
Arquivo de regioes de inter	resse : pivos04.roi
Selecione as regioes de i	interesse :
[0] milho	
[1] soja	
[2] restolho	
[3] solo preparado	
[4] caatinga	
Numero de itens selecionado Selecionar todos Ap	os: 4
and an article of the analysis and an article of the second second second second second second second second s	
Selecione os arquivos :	Arquivos selecionados :
Selecione os arquivos : pr11835.ahh	Arquivos selecionados : wro04/bandaL/idl/pr11835.ahh
Selecione os arquivos : pr11835.ahh cr11835.ahv pr11835.ahv	Arquivos selecionados : wroO4/bandaL/idl/pr11835.ahh wroO4/bandaL/idl/pr11835.ahv wroO4/bandaL/idl/pr11835.avv
Selecione os arquivos : pr11835.ahh r11835.ahv pr11835.ahv	Arquivos selecionados : wro04/bandaL/idl/pr11835.ahh wro04/bandaL/idl/pr11835.ahv wro04/bandaL/idl/pr11835.avv
Selecione os arquivos : pr11835.ahh pr11835.ahv	Arquivos selecionados : wro04/bandaL/idl/pr11835.ahh wro04/bandaL/idl/pr11835.ahv wro04/bandaL/idl/pr11835.avv
Selecione os arquivos : pr11835.ahh tr11835.ahv pr11835.ahv	Arquivos selecionados : wro04/bandaL/idl/pr11835.ahh wro04/bandaL/idl/pr11835.ahv wro04/bandaL/idl/pr11835.avv
Selecione os arquivos : pr11835.ahh tr11835.ahv pr11835.ahv	Arquivos selecionados : wro04/bandaL/idl/pr11835.ahh wro04/bandaL/idl/pr11835.ahv wro04/bandaL/idl/pr11835.avv

Figura A-18 : Janela para que sejam fornecidos os dados relativos ao cálculo da Distância J-M para as bandas selecionadas em subconjuntos de bandas.

Distancia JM								
B andas\Classes	j [1/C2	Č1/C3]_1/C4]£2/C3] [2/C4	jc3/c4	[JPmin	JMmed
}1/82/8 3	0.651 0.724		D.692	D. 795	0.364	jo . 758) .364	D.664
Bandas :						C1a	338es ;	
81 - pr11835.ahh 82 - pr11835.ahv 83 - pr11835.avv						ជ 2 3	- milho - soja - restol	ho
						C4	- caatin	93

Figura A-19 : Exemplo da tabela com resultado da distância JM para o caso de 5 classes e 3 bandas

		n a an an ann	Dist	ancia JI	V			
Bandas\Classes	£1/C2	č1/C3]C1/C4	č 2/C3] 22/C4]: 3/C4	JMm in	j)Mmed
B1/B 2	10.360)0.585	0.44 2	D.691	Þ.316	jo.692)0.316	Þ.514
301/B3	0.5 43	0.603	D.602	Ď.4 77)0,218	jo.303) .218	jo. 458
} 82/B3	j 0.609	0.59 2	D.655	Ø.696	Þ.112	Þ.721).112	þ. 564
landas :						ព	asses :	
11 - pr11835.ahh 12 - pr11835.ahv 13 - pr11835.avv						61 C2 C3 C4	- milho - soja - restol - caatir	iho
Melhor escolha	noxinize	undo a me	nor dista	ncia :				
Combinacao : 3	1/82	ang se nan an	4 storest					
Melhor escolha	naximiza	ndo a di	stancia m	edia :				
Combinacao : 👂	2/B3	hagangan 4 Ker II sebagan Kendangé ng	41-344-3 1-4-1-4-1-4-1-4-1-4-1-4-1-4-1-4-1-4-1-4					
Ok.		an transformation (see the second s						

Figura A-20 : Exemplo da tabela com resultado da distância JM para o caso de 5 classes e 3 bandas combinadas 2 a 2

A.7 - Classificação

A.7.1 - Matriz de classificação

Objetivo : Cálculo da matriz de classificação.

A matriz de classificação é calculada para uma dada combinação de canais que foram utilizados no cálculo da classificação.

O usuário deve fornecer os seguintes parâmetros ilustrados na Figura A-21, Figura A-22 e Figura A-23 :

1. um arquivo contendo as regiões das classes de interesse (Figura A-21).

2. um arquivo contendo a imagem classificada (Figura A-22).

3. as classes de interesse para cálculo da matriz de classificação (Figura A-23)

Pseudo-Código :

1) Lê as regiões das classes selecionadas na imagem classificada.

2) Para cada região lida, verifica a quantidade de pixels classificados para cada classe e vai preenchendo as linhas da tabela ilustrada na Figura A-24, conforme o número total encontrado para cada classe.

3) Calcula o desempenho médio, a abstenção média e a confusão média, conforme apresentado na seção 4.5 do Capítulo 4. Também é calculado o coeficiente Kappa de acordo com a equação 4.10 da seção 4.5.1, Capítulo 4.

4) Impressão de uma tabela com os resultados como exemplificada na Figura A-24.



Figura A-21 : Janela para seleção do arquivo que contém as delimitações das regiões das classes de interesse



Figura A-22 : Janela para seleção de uma imagem classificada.

Regioes de interesse Arquivo de regioes de interesse : pivos04.roi Arquivo de imagem classificada : pr11835_a.cls						
[O] milho						
[1] soja						
[2] restolho						
[3] solo preparado						
[4] caatinga						
Numero de itens selecio	mados: 5					
Selecionar todos	Apagar Instator instances and the set					
Ok Cancelar						

Figura A-23 : Janela para seleção das classes.

A Figura A-24 exemplifica uma matriz de classificação para um dado conjunto de classes, calculada para uma dada combinação de canais. A coluna 'Total lin' da tabela contém o número total de pontos de cada classe. A linha 'Total col' contém o número total de pontos classificados por classe. Na primeira coluna estão todas as classes que se quer verificar. As outras colunas possuem o número de pontos e a porcentagem classificada para cada classe.

		Mat	riz de Clas:	sificacao		
]√e rd/Clas	j ni lho	İso ja	jrestalho	šolo prep	ƙaatinga)Total lin
jni 1ho	¥350 65.5614 %	539 8.12359 X	960 14,4687 %	88 1,32630 %	698 10.5200 x	5635
, фотоколо с со слания \$0. ја		2127 34.0592 X	1820 29,1433 %)500 9,60769 X	1269 20,3203 x	j 6245
} restolho	87 5.80774 %	126 8.41121 %	974 65.0200 X	296 19.7597 X	15 1.00134 z	1498
šolo prep	56 1,00143 %	33 0.590129	513 9.17382 X	¥989 89.2167 %)1 0.0178827) 5592
įcaatinga	487 9.28503 X	1315 25.0715 X	364 6.93994 X	30 0,571973	3049 58.1316 X	5245
Total col] 4350	2666	3754	5973	5032	21775
Desenpenho Confusao M Rejeicao M	Medio : Iedia : 3 Iedia : 10)61.4277 8.5723 .00000				
Coeficient	e Kappa :	0.516437	Varlanc	ia de Kappa	:]1.5124	200 190
Ok status and status	a na antara da sua sua sua sua sua sua sua sua sua su	alanta da ser esta a ser especial a ser especial a ser especial de la ser especial de la ser especial de la se	g alasti an	kan ing panganan ing panganan na panga Panganan na panganan na pang	na dana manaka karakana dan da	na i second de la constante de

Figura A-24 : Exemplo da matriz de classificação.

APÊNDICE B

HISTOGRAMAS DAS CLASSES EM ESTUDO

Este apêndice apresenta os histogramas das classes em estudo (milho, soja, restolho, solo preparado e caatinga) para cada atributo analisado da banda L :

- Figura B-1 : amplitude HH
- Figura B-2 : amplitude HV
- Figura B-3 : amplitude VV
- Figura B-4 : coeficiente de autocorrelação de atraso 0,1
- Figura B-5 : coeficiente de autocorrelação de atraso 2,2
- Figura B-6 : coeficiente de autocorrelação de atraso 0.3
- Figura B-7 : coeficiente de variação
- Figura B-8 : coeficiente de variação de atraso 1,1
- Figura B-9 : módulo do coeficiente de correlação complexa entre HH e VV
- Figura B-10 : ângulo do coeficiente de correlação complexa entre HH e VV
- Figura B-11 : diferença de fase entre HH e VV.



Figura B-1 : Histogramas das classes em estudo para aLHH



Figura B-3 : Histogramas das classes em estudo para aLVV



Figura B-5 : Histogramas das classes em estudo para aut2,2LHH



Figura B-7 : Histogramas das classes em estudo para cvLHH



Figura B-9 : Histogramas das classes em estudo para mcorLHHVV



Figura B-11 : Histogramas das classes em estudo para difLHHVV

APÊNDICE C

MAPAS TEMÁTICOS DA REGIÃO CLASSIFICADA

Neste apêndice são apresentados os mapas temáticos resultantes das classificações realizadas a partir da Figura C-2. A Figura C-1 apresenta uma composição colorida da região estudada.



- Figura C-1 : Composição colorida da região estudada :
 - R amplitude, banda L, polarização HH (LHH)
 - G amplitude, banda L, polarização HV (LHV)
 - B amplitude, banda C, polarização HH (CHH)



Figura C-2 : Mapa temático resultante da classificação usando o canal amplitude HH da banda L. Desempenho médio : 51,92% Coeficiente Kappa : 0,39



Figura C-3 : Mapa temático resultante da classificação usando 3 bandas : amplitude HH, HV e VV da banda L. Desempenho médio : 61,42% Coeficiente Kappa : 0,51



Figura C-4 : Mapa temático resultante da classificação usando 2 bandas : módulo e ângulo do coeficiente de correlação complexa da banda L. Desempenho médio : 69,11% Coeficiente Kappa : 0,60



Figura C-5 : Mapa temático resultante da classificação usando 5 bandas : amplitude HH, HV e VV e módulo e ângulo do coeficiente de correlação complexa da banda L. Desempenho médio : 79,53%

Coeficiente Kappa : 0,73



Figura C-6 : Mapa temático resultante da classificação usando 3 bandas : amplitude HH, HV e VV da banda C. Desempenho médio : 50,74% Coeficiente Kappa : 0,37



Figura C-7 : Mapa temático resultante da classificação usando 2 bandas : módulo e ângulo do coeficiente de correlação complexa da banda C.

Desempenho médio : 56,37% Coeficiente Kappa : 0,43



Figura C-8 : Mapa temático resultante da classificação usando 5 bandas : amplitude HH, HV e VV e módulo e ângulo do coeficiente de correlação complexa da banda C. Desempenho médio : 60,3%

Coeficiente Kappa : 0,49



Figura C-9 : Mapa temático resultante da classificação usando 6 bandas : amplitude HH, HV e VV da banda L e da banda C. Desempenho médio : 66,05% Coeficiente Kappa : 0,57



Figura C-10 : Mapa temático resultante da classificação usando 4 bandas : módulo e ângulo do coeficiente de correlação complexa da banda L e da banda C. Desempenho médio : 73,97%

Coeficiente Kappa : 0,66



Figura C-11 : Mapa temático resultante da classificação usando 10 bandas : amplitude HH, HV e VV e módulo e ângulo do coeficiente de correlação complexa das bandas L e C. Desempenho médio : 83,11% Coeficiente Kappa : 0,78



Figura C-12 : Mapa temático resultante da classificação usando 3 bandas : amplitude HH, e VV e ângulo do coeficiente de correlação complexa da banda L. Desempenho médio : 67,62% Coeficiente Kappa : 0,59



Figura C-13 : Mapa temático resultante da classificação usando 3 bandas : amplitude HH, e HV e ângulo do coeficiente de correlação complexa da banda L. Desempenho médio : 71,09% Coeficiente Kappa : 0,63


Figura C-14 : Mapa temático resultante da classificação usando 3 bandas : amplitude HV, e HV e ângulo do coeficiente de correlação complexa da banda L. Desempenho médio : 73,75%

Coeficiente Kappa : 0,66

Apêndice D

Missão SIR-C/X-SAR

A NASA (*National Aeronautics and Space Administration*) começou sua missão MTPE (*Mission to Planet Earth*) em 1991 para aumentar o conhecimento do ambiente global. Como parte do MTPE, o laboratório SRL (*Space Radar Laboratory*) da NASA colocou em órbita, em 1994, o SIR-C/X-SAR (*Spaceborne Imaging Radar C/X-Band Synthetic Aperture Radar*) para monitorar a superfície da Terra. O que se pretende com os dados do SIR-C/X-SAR é aumentar o entendimento do ambiente terrestre, incluindo o círculo de carbono global, o ciclo de água, processos climáticos e geológicos, etc.

SIR-C/X-SAR é um projeto conjunto da NASA, da Agência Espacial Alemã, (Deutsche Agentur für Raumfahrtangelegenheiten - DARA) e da Agência Espacial Italiana, (Agenzir Spaziale Italiana - ASI). O JPL, Jet Propulsion Laboratory, uma divisão do Instituto de Tecnologia da Califórnia, gerencia a missão SIR-C/X-SAR para a NASA.

Informações técnicas :

A antena do radar do SIR-C/X-SAR transmite pulsos de microondas para a Terra e mede a quantidade de energia refletida de volta à antena. O dado coletado é processado digitalmente através do sinal retornado gerando uma imagem da área imageada. As ondas do radar SIR-C/X-SAR penetram nuvens e sob certas condições podem também penetrar vegetação, gelo e areia seca. O sistema também pode atuar à noite.

SIR-C/X-SAR (um precursor para futuras missões orbitais polarimétricas), é a primeira plataforma orbital com radar que adquire simultaneamente imagens em múltiplos comprimentos de onda e em múltiplas polarizações.

Características :

Fabricação do SIR-C : JPL & Ball Aerospace Communication Systems Division
(NASA)
Fabricação do X-SAR : Dornier & Alenia Spazio (DARA & ASI)
Massa : 10.500 kilogramas
Medidas : 12 x 4 metros
Freqüências : Banda L - comprimento de onda de 23 cm
Banda C - comprimento de onda de 6 cm
Banda X - comprimento de onda de 3 cm

Largura do feixe de varredura : 15 - 90 km, dependendo da orientação da antena Altitude : 215 km Resolução : 10 - 200 m



The SIR-C/X-SAR antenna.



SIR-C/X-SAR in operation.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Anys, H. and D.C He, "Evaluation of Textural and Multipolarization Radar Features for Crop Classification", IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 33, no. 5, September 1995.
- Chapman, B., "SIR-C Data Compression Software User Guide", JPL, California Institute of Technology, Pasadena, California, June, 1994.
- Crósta, A.P., "Processamento Digital de Imagens de Sensoriamento Remoto", UNICAMP, 1992.
- Dallemand, J.F.; Lichtenegger, J.; Raney, R.K.; Schumann, R, Radar Imagery: theory and interpretation lectures notes. Rome, FAO/ESA, 1993. (RSC Series 67).
- DeGroot, M.H., "Probability and Statistics", Menlo Park, CA, Addison-Wesley, 1975.
- Duda, R.O., and P.E. Hart, "Pattern Classification and Scene Analysis", Wiley Interscience Publication, 1973.
- Durden, S.L., J.J. van Zyl, and H.A. Zebker, "Modeling and Observation of the Radar Polarization Signature of Forested Areas," IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 27, No. 3, pp. 290-301, May. 1989.
- Dutra, L.V., A.C. Frery, T. Krug, N.D.A. Mascarenhas, S.J.S. Sant'Anna, C.C.F. Yanasse, "Alguns Aspectos de Modelagem Estatística de Dados de Sensoriamento Remoto", VII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 1993.
- Elachi, C., "Spaceborne Radar Remote Sensing : Applications and Techniques", IEEE PRESS, New York, NY, 1988.

- Evans, D.L., T.G. Farr, J.J. van Zyl, and H.A. Zebker, "Radar Polarimetry : Analysis Tools and Applications," IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 26, No. 6, pp. 774-789, Nov. 1988.
- Evans, D.L., T.G. Farr, J.P. Ford, T.W. Thompson and C.L. Werner, "Multipolarization Radar Images for Geologic Mapping and Vegetation discrimination", IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. GE-24, no. 2, March 1986.
- Fernandes, D., F.T. Sakane, N.D.A. Mascarenhas, "Caracterização do "Speckle" em Imagens de Amplitude de Radar de Abertura Sintética (SAR), Anais so SIBGRAPI VI, outubro de 1993.
- Foody, G.M., On the compensation for change agreement in image classification accuracy assessment. **Photogram. Eng. Remote Sensing**, 1459-1460, Oct. 1992.

.

- Fu, K.S., "Digital Pattern Recognition", Springer-Verlag, 1976.
- Fukunaga, K., "Introduction to Statistical Pattern Recognition", Academis Press, INC. second edition, 1990.
- Hudson, W.D.; Ramm, C.W. Correct formulation of the kappa coefficient of agreement, **Photogram. Eng. Remote Sensing**, 421-422, Apr. 1987.

James, M., "Pattern Recognition", Wiley Interscience Publication, 1988.

- Kong, J.A., Swartz, A.A., Yeuh, H.A., Novak, L.M., and Shin, R.T., 1988, "Identification of terrain cover using the optimal polarimetric classifier", Journal of Eletromagnetic Waves and Applications, 2, 171-194.
- Kostinski, A.B., and W.M. Boerner, "On Foundations of Radar Polarimetry," IEEE Trans. on Antennas and Propagation, Vol. AP-34, pp. 1395-1404, 1986.

- Lee, J.S., M.R. Grunes and R. Kwok, 1994, "Classification of multi-look polarimetric SAR imagery based on complex Wishart distribution", Int. Journal of Remote Sensing, vol. 15, no. 11, 2299-2311.
- Lim, H.H. et al, 1989, "Classification of earth terrain using polarimetric synthetic aperture radar images. Journal of Geophisical Research, 94, 7049-7057.
- Marple, S.L.J., "Digital Spectral Analysis with applications", Prentice-Hall, INC., Englewood Cliffs, New Jersey, 1987.
- Mascarenhas, N.D.A. e F.R.D. Velasco, "Processamento Digital de Imagens", IV EBAI, 1989.
- Moik, J.G., "Digital Processing of Remotely Sensed Images", NASA Scientific and Technical Information Branch, Washington, DC, 1980.
- Mura, J.C., "Algoritmos e Metodologias de Processamento para Síntese de Imagens de Radar de Abertura Sintética (SAR)", VI Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 1990.
- Pierce, L.E., F.T. Ulaby, K. Sarabandi and MC Dobson, "Knowledge-Based Classification of Polarimetric SAR Images", IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 32, no. 5, Sept 1994.
- Richards, J.A., "Remote Sensing Digital Image Analysis An Introduction", Springer-Verlag, 1986.
- Richards, J.A., "Remote Sensing Digital Image Analysis An Introduction Second, Revised and Enlarged Edition", Springer-Verlag, 1995.

- Rignot, E., R. Chellappa and P. Dubois, "Unsupervised Segmentation of Polarimetric SAR Data Using the Covariance Matrix", IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 30, no. 4, July 1992.
- Rosenfield, G.H.; Fitzpatrick-Lins, K. A coefficient of agreement as a measure of thematic classification accuracy. Photogram. Eng. Remote Sensing, <u>52</u>(2):223-227, Feb. 1986.
- Sarabandi, K., "Derivation of phase statistics from the Mueller matrix", Radio Science, volume 27, number 5, 553-560, Sept-Oct, 1992.
- Ulaby, F.T., R.K. Moore and A.K. Fung, "Microwave Remote Sensing : Active and Passive" Vol I, Norwood, MA, Artech House, 1981.
- Ulaby, F.T., R.K. Moore and A.K. Fung, "Microwave Remote Sensing : Active and Passive" Vol II, Norwood, MA, Artech House, 1986.
- Ulaby, F.T., D. Held, M.C. Dobson, K.C. McDonald and T.B.A Senior, "Relating Polarization Phase Difference of SAR Signals to Scene Properties", IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. GE-25, no. 1, January 1987.
- van Zyl, J.J., H.A. Zebker, and C. Elachi, "Imaging Radar Polarization Signatures: Theory and Observation," **Radio Science**, Vol. 22, pp. 529-543, 1987.
- van Zyl, J.J., "Unsupervised Classification of Scattering Behavior Using Imaging Radar Polarimetry Data," IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, Vol. GE-27, pp. 36-45, 1989.
- Wadsworth, H.M., "Handbook of Statistical Methods for Engineers and Scientists", McGraw-Hill Publishing Company, 1990.
- Zebker, H.A., J.J. van Zyl, and D.N. Held, "Imaging Radar Polarimetry From Wave Syntesis," J. Geophisical Research, Vol. 92, No. B1, pp. 683-701, 1987.