



MINISTÉRIO DA CIÊNCIA E TECNOLOGIA
INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS

INPE-6125-TDI/586

**AVALIAÇÃO DO DESEMPENHO DE FILTROS REDUTORES
DE “SPECKLE” EM IMAGENS DE RADAR DE
ABERTURA SINTÉTICA**

Sidnei João Siqueira Sant’Anna

Dissertação de Mestrado em Sensoriamento Remoto/Processamento de Imagens,
orientada pelo Dr. Nelson Delfino D’Ávila Mascarenhas,
aprovada em novembro de 1995

INPE
São José dos Campos
1995

621.376.5

SANT'ANNA, S.J.S.

Avaliação do desempenho de filtros re-
dutores de "speckle" em imagens de radar
de abertura sintética/S.J.S. Sant'Anna.

- São José dos Campos: INPE, 1996.

210p. - (INPE-6125-TDI/586)

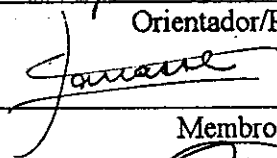
1. Radar de abertura sintética (SAR).
2. Speckle. 3. Filtragem. 4. Processamen-
to de imagens. I. Título.

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


Dr. Nelson Delfino d'Ávila Mascarenhas


Orientador/Presidente

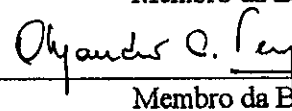
Dra. Corina da Costa Freitas Yanasse


Membro da Banca

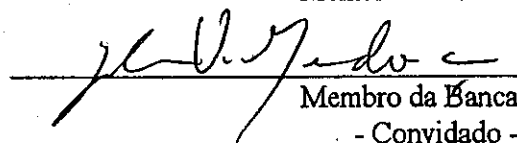
Dr. Luciano Vieira Dutra


Membro da Banca

Dr. Alejandro Cesar Frery Orgambide


Membro da Banca

Dr. Gelson Vieira Mendonça


Membro da Banca
- Convidado -

Candidato: Sidnei João Siqueira Sant'Anna

São José dos Campos, 17 de novembro de 1995

“Faz-se ciência com fatos, como se faz uma casa com pedras; mas uma acumulação de fatos não é uma ciência, assim como um montão de pedras não é uma casa. ”

Henri Poincaré

“O oposto de uma formulação correta é uma formulação falsa. Porém, o oposto de uma verdade profunda pode muito bem ser outra verdade profunda.”

Niels Henrik David Bohr

Dedico carinhosamente esta dissertação de Mestrado
a meus pais João (em memória) e Ivone,
a meus irmãos Riguinel e Odila,
a minha sobrinha Beatriz
e a meus amigos.

AGRADECIMENTOS

Nas linhas que seguem gostaria de expressar meus sinceros agradecimentos à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) e IBM do Brasil – Centro Científico do Rio, pela bolsa de estudo concedida para a realização deste trabalho; aos colegas Eng. José Luiz, pelo auxílio na implementação de um algoritmo, e ao desenhista Joaquim Godoy Filho, pela confecção de vários desenhos; a amiga Dra. Corina da Costa F. Yanasse, pela ajuda e constante troca de idéias; ao Conselho do Curso de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto, pelo apoio dado e por acreditar e confiar na minha integridade moral; à Divisão de Processamento de Imagens (DPI), pela infra-estrutura cedida; às amigas Verônica Paiva Pires e Suzana Maria Weis pelos seus préstimos e apoio total dado e aos colegas da turma de Mestrado de 1990.

Agradecimento especial faço ao meu orientador e amigo Dr. Nelson Delfino d'Ávila Mascarenhas que me facultou esta oportunidade de realizar o Mestrado, pela sua orientação e pelas várias horas de discussão que tivemos, contribuindo para o meu aprendizado; ao amigo Alejandro C. Frery que se mostrou muito paciente, prático e didático nos seus ensinamentos que contribuíram significativamente na minha formação acadêmica; e à minha grande amiga Rosemira Urbani que me apoiou em todos os momentos dessa longa jornada, participando dos mínimos detalhes, proporcionou-me paz, tranquilidade e as condições necessárias à realização de um trabalho desta natureza e também me concedeu uma família em São José dos Campos, fato este que considero imprescindível na vida de qualquer pessoa.

O meu muito obrigado a todos vocês e aqueles que num momento falho da minha memória não lembrei, estes que me desculpem.

Este trabalho foi parcialmente desenvolvido com recursos do Projeto Temático de Equipe No. 91/3532-2 da Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo (FAPESP).

RESUMO

Em trabalho anterior (Ono, 1990) foram avaliados os desempenhos de vários filtros redutores de *speckle* em imagens reais de radar de abertura sintética (SAR), sob o ponto de vista da melhoria da relação sinal-ruído. Esta dissertação propõe-se a estender tal trabalho, sob três aspectos: (a) estudar o desempenho comparativo dos filtros analisados por Ono (1990) e os filtros desenvolvidos por Frery e Sant'Anna (1993b) sob o ponto de vista da melhoria do desempenho de classificação ponto a ponto por máxima verossimilhança, utilizando imagens SAR reais e em duas bandas (L e X); (b) estudar os filtros mencionados anteriormente sob ponto de vista da perda de resolução espacial. Tal perda é avaliada por dois métodos distintos: um através de detecção de bordas que utiliza um conjunto de imagens simuladas com ruído *speckle* e bordas ideais, e o outro através da medida da resolução em 4dB da resposta impulsiva de uma fonte pontual em uma imagem simulada; e (c) ampliar o estudo da a relação sinal-ruído destes filtros utilizando medidas de qualidade em uma imagem simulada. Além disso, propõem-se também, novos filtros pontuais e adaptativos redutores de *speckle*, sob o critério maximum a posteriori (critério MAP), levando-se em consideração o tipo de detecção no processador (linear ou quadrática) e diferentes modelagens da distribuição *a priori* do retroespalhamento (*backscatter*).

**EVALUATION OF THE PERFORMANCE OF SPECKLE NOISE
REDUCTION FILTERS IN SYNTHETIC APERTURE
RADAR IMAGES**

ABSTRACT

In a previous work (Ono, 1990) the performance of several speckle reduction filters in real SAR images was evaluated from the standpoint of the signal-to-noise ratio improvement. This dissertation aims at extending that work in three directions: (a) the comparison of the relative performances of the filters analysed by Ono (1990) and those introduced by Frery and Sant'Anna (1993b) from the standpoint of the maximum likelihood pixel-to-pixel classification behaviour, using real SAR images and in two bands (L and X); (b) the study of the aforementioned filters from the standpoint of resolution loss. Such spatial resolution loss is evaluated by means of two different methods: one through edge detection, over a set of simulated speckled images and ideal edges, and the other, through the measure of the resolution at 4dB of the point spread function of a point target in a simulated image; (c) the enlarged study of signal-to-noise ratio of these filters using quality measures in a simulated image. Besides that, new pointwise and adaptive filters are proposed for speckle noise reduction: the ones based upon the maximum *a posteriori* (MAP) criterion, taking into account the kind of detection (linear or quadratic) and several models for the *a priori* backscatter distribution.

SUMÁRIO

	Pág.
LISTA DE FIGURAS	xix
LISTA DE TABELAS	xxv
LISTA DE SÍMBOLOS	xxvii
CAPÍTULO 1 INTRODUÇÃO	1
CAPÍTULO 2 RADAR DE ABERTURA SINTÉTICA	5
2.1 Processamento do Sinal SAR	8
2.2 Processamento "Multilook"	15
2.3 Estatística do "Clutter" de Radar	17
2.3.1 Modelo "Clutter" Rayleigh	19
2.3.1.1 Detecção Linear	23
2.3.1.2 Processamento "1-look"	23
2.3.1.3 Processamento "Multilook"	24
2.3.1.4 Detecção Quadrática	27
2.3.2 Modelo "Clutter" com um Alvo Pontual Forte	29
2.3.2.1 Detecção Linear	30
2.3.2.2 Detecção Quadrática	31

CAPÍTULO 3	PRÉ-PROCESSAMENTO	33
3.1	Correção Radiométrica	33
3.2	Correção Geométrica	33
3.3	Filtragem Espacial	34
3.3.1	Filtro da Média	35
3.3.2	Filtros de Ordem	36
3.3.3	Modelo de Degradação	36
3.3.4	Filtros <i>LLMMSE</i> (Lee e Kuan-Nathan)	38
3.3.5	Filtro <i>MMSE</i> (Frost)	42
3.3.6	Filtros Robustos	44
3.3.7	Estimativa de Máximo a Posteriori	48
3.3.8	Filtro de Máximo a Posteriori	51
CAPÍTULO 4	METODOLOGIA	57
4.1	Imagens Reais	57
4.1.1	Classificação Pontual	61
4.1.2	Filtros MAP	63
4.2	Imagens Sintéticas	68
4.2.1	Perda de Resolução	70
4.2.1.1	Detecção de Bordas	70

4.2.1.2	Análise Visual	75
4.2.1.3	Função de Espalhamento Pontual	75
4.2.2	Relação Sinal-Ruído	78
4.2.2.1	Medidas de Qualidade	78
CAPÍTULO 5 RESULTADOS E DISCUSSÃO		81
5.1	Relação Sinal-Ruído	82
5.2	Perda de Resolução	88
5.2.1	Análise Visual	88
5.2.2	Detecção de Bordas	95
5.2.3	Resposta Impulsiva (Alvo Pontual)	106
5.3	Classificação Pontual	120
CAPÍTULO 6 CONCLUSÕES E SUGESTÕES		125
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS		133
APÊNDICE A VARIÁVEIS ALEATÓRIAS		139
A.1	Função de uma Variável Aleatória	141
A.2	Momentos	142
A.3	Vetores Aleatórios	144

A.4	Funções de Vetores Aleatórios	145
A.5	Momentos Conjuntos	147
A.6	Propriedades Úteis	148
APÊNDICE B ALGUMAS DISTRIBUIÇÕES IMPORTANTES .		149
B.1	Definição e Notação	149
B.2	Distribuições	150
APÊNDICE C GRÁFICOS DA RESPOSTA IMPULSIVA DE UM ALVO PONTUAL IDEAL		157
APÊNDICE D IMAGENS FILTRADAS E MAPAS DE BORDAS		167
APÊNDICE E MATRIZES DE CLASSIFICAÇÃO		173
APÊNDICE F REFERÊNCIAS COMPLEMENTARES		179

LISTA DE FIGURAS

	Pág.
2.1 Geometria de imageamento de um SLAR.	6
2.2 Transmissão e recepção de um pulso.	9
2.3 Pulso do tipo <i>chirp</i> comprimido.	11
2.4 Variação da fase e frequência em azimute.	12
2.5 Fluxograma do processamento SAR.	13
2.6 Exemplos de funções de ponderação.	14
2.7 Divisão do tempo de integração em <i>4-looks</i>	16
2.8 O vetor E é o fasor soma dos N_S fasores elementares de magnitude e fase aleatórios	21
3.1 Exemplo da atuação do filtro da média.	35
3.2 Modelo de filtragem do sinal.	43
4.1 Diagrama esquemático da metodologia.	58
4.2 (a) Mapa da região de Freiburg e (b) Região submetida ao processamento.	59
4.3 Fotos das imagens SAR da região de Freiburg submetida ao processamento (rotacionadas de 90° no sentido horário): (a) banda X e (b) banda L.	60
4.4 Foto das áreas de treinamento do classificador.	62

4.5	Ajuste de diferentes distribuições às amostras de cada classe nas bandas X e L.	67
4.6	Ajuste da distribuição Rayleigh aos histogramas das imagens simuladas, com <i>backscatter</i> ξ . (a) $\xi = 10$, (b) $\xi = 20$, (c) $\xi = 50$, (d) $\xi = 70$ e (e) $\xi = 100$	69
4.7	Esquema de detecção de bordas.	72
4.8	Imagens simuladas com <i>backscatter</i> (ξ_1 e ξ_2) constantes: (a) Baixo Contraste ($\xi_1 = 10$ e $\xi_2 = 20$), (b) Médio Contraste ($\xi_1 = 10$ e $\xi_2 = 50$), e (c) Alto Contraste ($\xi_1 = 10$ e $\xi_2 = 100$).	74
4.9	Imagem simulada com <i>backscatters</i> constantes $\xi_1 = 20$ (lado esquerdo) e $\xi_2 = 70$ (lado direito).	76
4.10	Função de espalhamento pontual bidimensional do sistema E-SAR expressa em amplitude: (a) Resolução em <i>range</i> e (b) Resolução em azimute.	77
4.11	Imagem simulada com <i>backscatters</i> constantes $\xi_1 = 50$	79
5.1	Medida de erro NMSE versus o tamanho da janela de processamento.	83
5.2	Medida de erro <i>ENL</i> versus o tamanho da janela de processamento.	84
5.3	Relação funcional entre as medidas de qualidade normalizadas NMSE (ordenado) e <i>ENL</i>	85
5.4	Relação entre as medidas de qualidade normalizadas NMSE e <i>ENL</i> .	85
5.5	Borramento de uma borda degrau ideal pelo filtro da Média (visão unidimensional).	89
5.6	Borramento de uma borda degrau ideal pelo filtro da Mediana (visão unidimensional).	89

5.7	Borrimento de uma borda degrau ideal pelo filtro IQR (visão unidimensional).	90
5.8	Borrimento de uma borda degrau ideal pelo filtro MAD (visão unidimensional).	90
5.9	Borrimento de uma borda degrau ideal pelo filtro TMO (visão unidimensional).	91
5.10	Borrimento de uma borda degrau ideal pelo filtro TML (visão unidimensional).	91
5.11	Borrimento de uma borda degrau ideal pelo filtro MAP (visão unidimensional).	92
5.12	Borrimento de uma borda degrau ideal pelo filtro de Lee (visão unidimensional).	92
5.13	Borrimento de uma borda degrau ideal pelo filtro de Kuan-Nathan (visão unidimensional).	93
5.14	Borrimento de uma borda degrau ideal pelo filtro de Frost (visão unidimensional).	93
5.15	Figura de mérito versus razão de <i>backscatters</i> para janela 3×3	98
5.16	Figura de mérito versus razão de <i>backscatters</i> para janela 5×5	98
5.17	Figura de mérito versus razão de <i>backscatters</i> para janela 7×7	99
5.18	Figura de mérito versus razão de <i>backscatters</i> para janela 9×9	99
5.19	Figura de mérito versus janelamento para razão de <i>backscatters</i> 2. . . .	101
5.20	Figura de mérito versus janelamento para razão de <i>backscatters</i> 5. . . .	101
5.21	Figura de mérito versus janelamento para razão de <i>backscatters</i> 10. . . .	102

5.22	Relação funcional entre as figuras de mérito R_b (ordenada), R_m e R_a .	103
5.23	Relação entre as figuras de mérito: (a) R_b versus R_m , (b) R_b versus R_a e (c) R_m versus R_a .	104
5.24	Resposta impulsiva de um alvo pontual em função do janelamento.	108
5.25	Resultados das filtragens, nas direções radial e azimutal, com janelamento 3.	110
5.26	Resultados das filtragens, nas direções radial e azimutal, com janelamento 5.	111
5.27	Relação entre a resolução total normalizada e a figura de mérito: (a) δ_{TN} versus R_b , (b) δ_{TN} versus R_m e (c) δ_{TN} versus R_a .	115
5.28	Norma $\mathcal{L}2$ para a resolução total normalizada e a figura de mérito: (a) δ_{TN} versus R_b , (b) δ_{TN} versus R_m e (c) δ_{TN} versus R_a .	116
5.29	Norma $\mathcal{L}2$ para a resolução em 4dB (normalizada) e a medida de qualidade ENL .	119
C.1	Resposta Impulsiva – Média: (a) Bidimensional, (b) Direção de <i>range</i> e (c) Direção de azimute.	158
C.2	Resposta Impulsiva – Mediana: (a) Bidimensional, (b) Direção de <i>range</i> e (c) Direção de azimute.	159
C.3	Resposta Impulsiva – IQR: (a) Bidimensional, (b) Direção de <i>range</i> e (c) Direção de azimute.	160
C.4	Resposta Impulsiva – MAD: (a) Bidimensional, (b) Direção de <i>range</i> e (c) Direção de azimute.	161
C.5	Resposta Impulsiva – TMO: (a) Bidimensional, (b) Direção de <i>range</i> e (c) Direção de azimute.	162

C.6	Resposta Impulsiva – TML: (a) Bidimensional, (b) Direção de <i>range</i> e (c) Direção de azimute.	163
C.7	Resposta Impulsiva – MAP: (a) Bidimensional, (b) Direção de <i>range</i> e (c) Direção de azimute.	164
C.8	Resposta Impulsiva – Lee: (a) Bidimensional, (b) Direção de <i>range</i> e (c) Direção de azimute.	165
C.9	Resposta Impulsiva – Frost: (a) Bidimensional, (b) Direção de <i>range</i> e (c) Direção de azimute.	166
D.1	Imagens filtradas e seus mapas de bordas associados: filtros da Média (acima) e Mediana (abaixo).	168
D.2	Imagens filtradas e seus mapas de bordas associados: filtros IQR (acima) e MAD (abaixo).	169
D.3	Imagens filtradas e seus mapas de bordas associados: filtros TMO (acima) e TML (abaixo).	170
D.4	Imagens filtradas e seus mapas de bordas associados: filtros de Lee (acima) e Kuan (abaixo).	171
D.5	Imagens filtradas e seus mapas de bordas associados: filtros MAP (acima) e de Frost (abaixo).	172
E.1	Matrizes de classificação com o filtro da Média.	174
E.2	Matrizes de classificação com o filtro da Mediana.	174
E.3	Matrizes de classificação com o filtro IQR.	175
E.4	Matrizes de classificação com o filtro MAD.	175
E.5	Matrizes de classificação com o filtro TMO.	176

E.6	Matrizes de classificação com o filtro TML.	176
E.7	Matrizes de classificação com o filtro MAP.	177
E.8	Matrizes de classificação com o filtro de Lee.	177
E.9	Matrizes de classificação com o filtro de Frost.	178

LISTA DE TABELAS

	Pág.
2.1 Coeficiente de variação do ruído <i>speckle</i> no processamento <i>multilook</i> para detecção linear.	26
2.2 Coeficiente de variação do ruído <i>speckle</i> no processamento <i>multilook</i> para detecção quadrática.	28
3.1 Equações de Máximo a Posteriori para imagens processadas em <i>1-look</i> , detecção linear e quadrática, utilizando-se várias distribuições a priori.	55
4.1 Quantidades estimadas.	63
4.2 P-valores percentuais.	64
5.1 Medidas de Qualidade.	82
5.2 Norma $\mathcal{L}2$ para as medidas de relação sinal-ruído com relação ao ponto $P \equiv (0, 0)$	87
5.3 Figura de Mérito (R).	96
5.4 Norma $\mathcal{L}2$ para a figura de mérito (R) com relação ao ponto $P \equiv (1, 1, 1)$	105
5.5 Resolução total em 4dB (Resposta Impulsiva).	107
5.6 Norma $\mathcal{L}2$ para os dois critérios de perda de resolução, com relação ao ponto $P \equiv (1, 1)$	114
5.7 Norma $\mathcal{L}2$ para as medidas de resolução total em 4dB normalizada e das figuras de mérito, com relação ao ponto $P \equiv (1, 1, 1, 1)$	117

5.8	Norma $\mathcal{L}2$ para a relação sinal-ruído e resolução em 4dB (normalizada), com relação ao ponto $P \equiv (0, 1)$	118
5.9	Desempenhos de Classificação.	122
5.10	Norma $\mathcal{L}2$ para a classificação.	123
E.1	Matriz de classificação - Imagem Original.	173

LISTA DE SÍMBOLOS

- σ^0 – coeficiente de retroespalhamento da seção transversal por unidade de área de um alvo.
- E_i – campo elétrico retroespalhado devido ao i -ésimo difusor elementar.
- Φ_i – fase instantânea de E_i .
- E – campo elétrico total.
- E_x – campo elétrico na direção x .
- E_y – campo elétrico na direção y .
- $\mathbb{E}(X)$ – esperança matemática ou média da variável aleatória X .
- $Var(X)$ – variância da variável aleatória X .
- σ_X – desvio padrão da variável aleatória X .
- $C_V(X)$ – coeficiente de variação da variável aleatória X .
- $F_X(x)$ ou $F(x)$ – função distribuição acumulada da variável aleatória X .
- $f_X(x)$ ou $f(x)$ – função densidade de probabilidade da variável aleatória X .
- $f_{X,Y}(x,y)$ ou $f(x,y)$ – função densidade de probabilidade conjunta das variáveis aleatórias X e Y .
- $f(x|y)$ – função densidade de probabilidade condicional de Y dado que $X = x$.
- $X \sim \mathcal{R}(\theta)$ – variável aleatória X possui distribuição Rayleigh com parâmetro θ .
- $X \sim \mathcal{E}(\theta)$ – variável aleatória X possui distribuição Exponencial com parâmetro θ .

- $X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ – variável aleatória X possui distribuição Normal com parâmetros μ e σ .
- $X \sim \mathcal{LN}(\mu, \sigma^2)$ – variável aleatória X possui distribuição Log-Normal com parâmetros μ e σ .
- $X \sim \mathcal{G}(\alpha, \beta)$ – variável aleatória X possui distribuição Gama com parâmetros α e β .
- $X \sim \mathcal{B}(\alpha, \beta)$ – variável aleatória X possui distribuição Beta com parâmetros α e β .
- $X \sim \mathcal{W}(\alpha, \beta)$ – variável aleatória X possui distribuição Weibull com parâmetros α e β .
- $\Gamma(\cdot)$ – função Gama de Euler.
- I_0 – função de Bessel de primeira espécie e ordem zero.
- \widehat{X} – estimativa de X .
- $f \star g$ – produto de convolução das funções f por g .
- $X(t)$ – processo estocástico X .
- $S_X(f)$ – densidade espectral de potência do processo estocástico X .
- $R_X(\tau)$ – função de autocorrelação do processo estocástico X .
- ϵ^2 – erro quadrático médio.

CAPÍTULO 1

INTRODUÇÃO

A utilização de imageamento por microondas deverá ser a característica principal do sensoriamento remoto na década de 90.

Os sistemas de radar possuem sensores ativos, isto é, possuem sua própria fonte de energia, podendo assim operar à noite. Esta não é uma característica presente nos sensores passivos, que precisam de uma fonte de energia externa, geralmente o sol.

Os radares imageadores, por operarem na faixa espectral das microondas, fornecem informações a respeito das características dielétricas e texturais da superfície imageada e são pouco afetados por condições atmosféricas adversas ao imageamento, tais como nuvens e chuvas, as quais são problemas comuns para os sistemas imageadores que operam na faixa óptica do espectro eletromagnético.

Essas vantagens (operação noturna e sob condições atmosféricas adversas) fazem dos radares os grandes aliados dos sensores ópticos no tocante ao mapeamento, por exemplo, de regiões tropicais (Nezry et al., 1992), uma vez que são regiões chuvosas e com intensa cobertura de nuvens.

O imageamento da superfície terrestre por radares, principalmente, o radar de abertura sintética (SAR - *Synthetic Aperture Radar*) está desempenhando um papel de importância cada vez maior na área do sensoriamento remoto. Esta importância é notada com o aumento do número de trabalhos realizados com imagens SAR aplicadas a campos agrícolas e floresta, ao uso da terra, à oceanografia, à hidrologia, à geologia, etc.

O processo de obtenção e formação da imagem SAR é muito diferente daquele realizado nos sistemas compostos por sensores ópticos. Neste sen-

tido, faz-se necessário o desenvolvimento de novas técnicas para a manipulação e tratamento das imagens SAR, bem como a avaliação das ferramentas já disponíveis. A análise de imagens obtidas por radares de abertura sintética apresenta maiores dificuldades do que aquelas obtidas por sensores ópticos, devido à presença do ruído *speckle*, o qual dá uma aparência granular às imagens.

O *speckle* é um ruído dependente do sinal, devido à natureza coerente da radiação emitida pelo radar. Basicamente, o *speckle* em imagens SAR tem caráter multiplicativo, isto é, ele é mais intenso onde a intensidade do sinal é maior. Em trabalhos teóricos, Goodman (1976) e Ulaby et al. (1982b) mostram que a função densidade de probabilidade que caracteriza o *speckle*, para imagens *1-look*, pode ser Rayleigh ou Exponencial, dependendo apenas da detecção utilizada no processador.

Em certas aplicações, este ruído inibe a habilidade do intérprete humano de extrair informações úteis, tanto quanto de se fazer uma classificação e/ou segmentação automática, em imagens SAR. Isto ocorre porque a relação sinal-ruído destas imagens é muito baixa.

Existem duas técnicas para a redução do *speckle*: processamento *multilook* e filtragem espacial. Na primeira existe um compromisso entre o número de *looks* e a perda de resolução azimutal, ou seja, quanto maior o número de *looks*, maior é a degradação da resolução na direção de azimute. Na segunda, o compromisso existente é entre o aumento da relação sinal-ruído e a perda de resolução.

Muitos filtros espaciais têm sido desenvolvidos para a redução do ruído *speckle*. Estes filtros podem ser divididos em pontuais e convolucionais, podendo ser adaptativos ou não. No grupo dos filtros pontuais encontram-se os filtros de ordem, filtros desenvolvidos por Lee (1983, 1987), por Kuan et al. (1987) e Nathan e Curlander (1987). No grupo dos filtros convolucionais encontram-se o filtro da média e o desenvolvido por Frost et al. (1982b).

Várias linhas de pesquisas têm conduzido a outros tipos de filtros, tais como, o homomórfico (Arsenault e Levesque, 1984), o geométrico (Crim-

mins, 1985), os sob o critério de maximum a posteriori - MAP (Kuan et al., 1987 e Lopes et al., 1990b), o filtro de pesos ponderados (Martin e Turner, 1991), o Volterra quadrático (Zaman e Moloney, 1993) e os robustos (Frery e Sant'Anna, 1993a, b).

Os filtros MAP citados foram desenvolvidos para o caso de detecção quadrática (ou imagem em intensidade). Nesta dissertação propõe-se, portanto, investigar a viabilidade de um filtro redutor de *speckle* sob o critério MAP para os casos de detecção linear (ou imagem em amplitude) e detecção quadrática (ou imagem em intensidade).

Em Ono (1990) foram avaliados diversos filtros de redução de *speckle* em imagens SAR segundo o desempenho da melhoria da relação sinal-ruído. No entanto, somente esta avaliação não permite uma inferência completa sobre o desempenho desses filtros, sendo necessário que se utilize outros critérios de avaliação.

No presente trabalho são propostos outros critérios de avaliação dos filtros redutores de *speckle*, tais como a avaliação do desempenho de classificação ponto a ponto e a avaliação da perda de resolução destes filtros através da detecção de bordas e da análise da resposta impulsiva de um alvo pontual.

Tendo-se em mente a avaliação, bem como o desenvolvimento de novos filtros redutores de *speckle*, organizou-se esta dissertação da seguinte maneira:

- No Capítulo 2 são apresentados os princípios básicos de um SAR, o processamento do sinal SAR mostrando seus vários estágios para a formação de uma imagem e uma abordagem estatística do sinal para algumas distribuições a priori do *clutter* de radar considerado;
- No Capítulo 3 é feita uma abordagem das técnicas de pré-processamento necessárias à melhoria de uma imagem SAR, as quais incluem correções radiométrica e geométrica e os filtros de redução de *speckle* a serem avaliados nesta dissertação;

- No Capítulo 4 é descrita a metodologia utilizada neste trabalho e todo o ferramental empregado na obtenção de resultados;
- No Capítulo 5, finalizando a dissertação, têm-se os comentários acerca dos resultados obtidos bem como daqueles expostos na literatura;
- O Apêndice A apresenta um resumo sobre variáveis aleatórias, ilustrando alguns conceitos, definições e suas propriedades;
- O Apêndice B mostra algumas das mais utilizadas distribuições teóricas, assim como seus momentos e os estimadores dos momentos e de máxima verossimilhança dos parâmetros que caracterizam estas distribuições;
- No Apêndice C são apresentados os gráficos dos cortes radial e azimutal da resposta impulsiva de um alvo pontual obtidos para os vários filtros utilizando-se quatro tamanhos de janelamento distintos;
- No Apêndice D são mostradas as imagens obtidas através da aplicação das várias técnicas de filtragem, utilizando-se quatro tamanhos de janelamento, para uma imagem simulada. Também é apresentado o mapa de bordas associado a cada uma destas imagens;
- No Apêndice E são encontradas as matrizes de classificação obtidas para os vários filtros nos quatro tamanhos de janelamento utilizados, na metodologia de classificação pontual por máxima verossimilhança; e
- No Apêndice F são fornecidas algumas referências complementares.

CAPÍTULO 2

RADAR DE ABERTURA SINTÉTICA

O termo **RADAR** provém de *R*Adio *D*etection *A*nd *R*anging e ele é, por conseguinte, um dispositivo que é capaz de detectar um objeto (alvo), indicando sua distância (*range*) e sua posição (direção) (Trevett, 1986).

A maioria dos radares imageadores aerotransportados utilizados em sensoriamento remoto são os de visada lateral (SLAR - *Side Looking Airborne Radar*). A definição de SLAR engloba dois tipos de radar imageador: radar de abertura real ou de força bruta (RAR - *Real Aperture Radar*) e o radar de abertura sintética (SAR).

O imageamento por radar consiste da emissão de pulsos de microondas a intervalos regulares sobre a região de interesse e a recuperação dos ecos provenientes desta região, à medida que a plataforma do tipo avião ou satélite (antena) se desloca.

A geometria de imageamento de um SLAR é mostrada na Figura 2.1. Nesta figura h é a altura do vôo, R é o *slant range* ou distância oblíqua, θ é o ângulo de visada, β_a é a largura do feixe em azimute, α é o ângulo de incidência, ν é o ângulo de depressão, ρ_a e ρ_r são, respectivamente, as resoluções, no solo, em azimute e *range* (ou seja, as resoluções do pixel na imagem) e a parte hachurada é a área iluminada pelo feixe do radar, tendo os pontos **A** e **B** como *near range* e *far range*, respectivamente.

Conforme Ulaby (1982) e de acordo com a Figura 2.1, a resolução em azimute (ρ_a), para um SLAR de abertura real, é dada por:

$$\rho_a = \frac{\lambda h}{\ell \cos(\theta)},$$

onde λ é o comprimento de onda (é dependente da frequência utilizada), h é a altura de vôo, ℓ é o tamanho horizontal da antena e θ é o ângulo de visada. Vale ressaltar

que λ / ℓ é aproximadamente igual a β_a . A resolução em *range* (ρ_r) é dada por:

$$\rho_r = \frac{c\tau_p}{2 \sin(\theta)}$$

onde c é a velocidade da luz e τ_p é a largura do pulso transmitido.

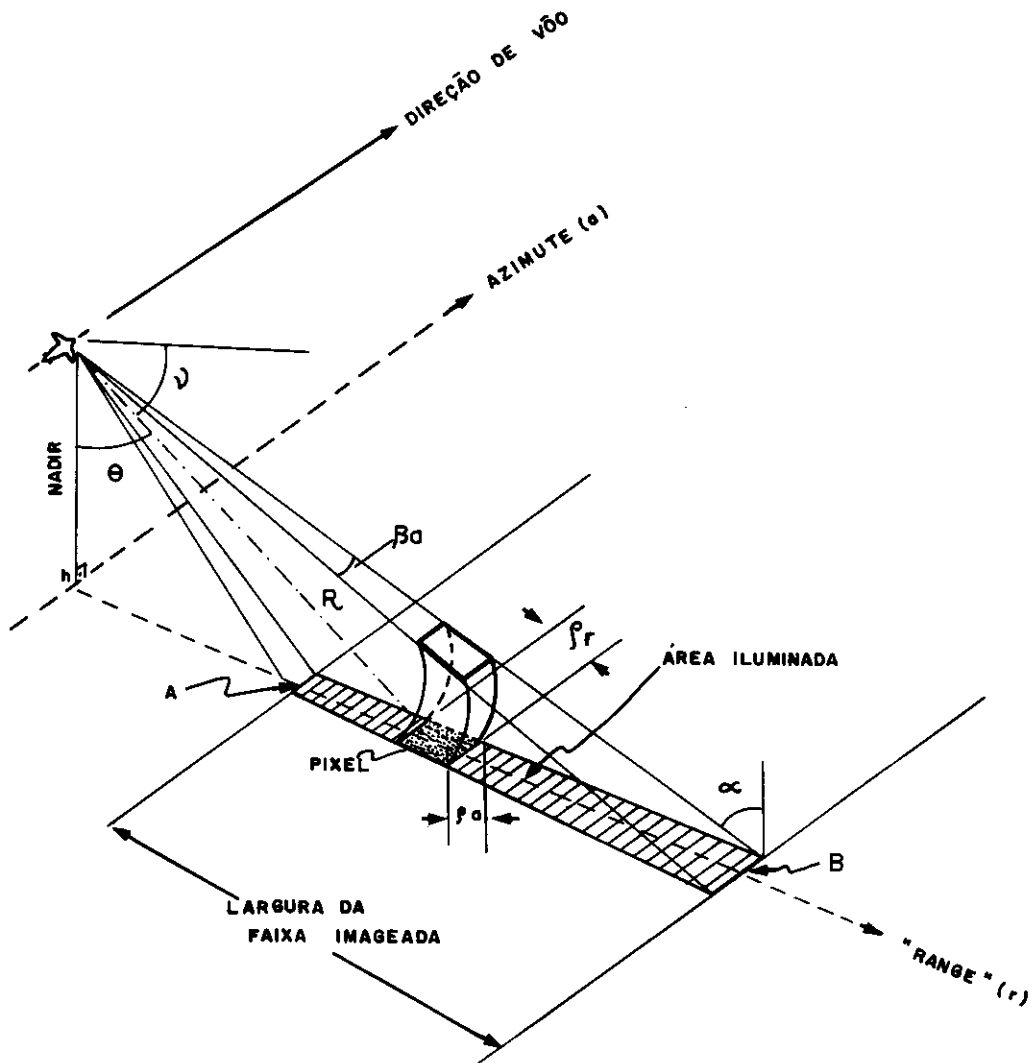


Fig. 2.1 - Geometria de imageamento de um SLAR.

FONTE: Adaptada de Trevett (1986), p. 29.

Segundo Di Cenzo (1981) existem dois problemas associados à obtenção de uma boa resolução neste tipo de radar:

- A largura do pulso transmitido deve ser pequena, para uma boa resolução em *range*. Isto limita a energia transmitida por pulso e torna difícil a detecção de alvos que tenham retornos fracos.
- A distinção de dois alvos (menor resolução azimutal) é dependente do tamanho da antena. Este problema é algumas vezes resolvido, tornando a largura do feixe em azimute mais estreita. O estreitamento do feixe está ligado diretamente ao aumento do tamanho da antena, fazendo com que o tamanho da antena seja um fator limitante para a resolução azimutal.

Este fator limitante pode ser visto com um exemplo: se uma resolução azimutal de 10m é desejada, utilizando-se um comprimento de onda de 3cm e um *slant range* de 400Km, a antena deveria ter um tamanho de 1.2Km, o que não é prático e pode não ser tecnicamente realizável (Ulaby, 1982).

Ainda segundo Di Cenzo (1981) o primeiro problema é resolvido utilizando-se a compressão de pulsos, sendo estes, normalmente, modulados linearmente em frequência (processo conhecido como *chirp*). Essa compressão de pulsos é realizada pela técnica de correlação cruzada. O SAR é o modo de resolver o segundo problema, já que ele utiliza a informação de uma sequência inteira de pulsos ao longo da direção azimutal (e não apenas um pulso como nos RAR's) para produzir uma simples faixa imageada.

O SAR usa o efeito Doppler e o histórico das mudanças de fase a ele associado para simular uma antena de tamanho efetivo grande, que é obtida eletronicamente, daí o termo “abertura sintética”. Assim, a resolução azimutal no SAR é independente do *slant range* e é aproximadamente igual à metade do tamanho físico da antena, logo:

$$\rho_a \approx \frac{\ell}{2}$$

O efeito Doppler produz uma mudança de frequência observável na forma de onda de rádio-frequência que retorna, a qual é proporcional à velocidade

relativa entre o sistema sensor e os elementos de imagem na superfície. A mudança em frequência é detectada comparando-se a frequência do sinal de retorno com a de um oscilador estável no radar. A história resultante da frequência (mudança de fase) para cada eco em cada incremento de distância é gravada. A distância é determinada a partir do tempo de retorno do eco, como no caso de um pulso de radar convencional.

A integração do sinal de retorno é realizada no processo de reconstrução do elemento de imagem a partir do somatório da gravação de sua história de fase, a qual inclui todos os retornos recebidos durante o tempo em que o elemento estiver na área iluminada.

A resolução máxima (menor elemento de imagem perceptível separadamente) está relacionada com a velocidade com que a antena se move. Pontos separados por uma distância menor que a percorrida pelo feixe da antena entre dois pulsos consecutivos do radar não podem ser visualizados separadamente. Por conseguinte, o menor elemento perceptível é pelo menos tão grande quanto a velocidade da antena dividida pela frequência de repetição de pulso (FRP).

O SAR possui resolução superior à do RAR, contudo ele é consideravelmente mais complicado, tanto em termos da construção quanto em termos do processamento do sinal (Ulaby, 1982).

2.1 Processamento do Sinal SAR

O processamento da imagem SAR envolve certas complexidades, um volume de cálculos muito grande e sistema de processamento com boa capacidade de memória (Mura, 1990).

A formação de uma imagem SAR requer um processamento coerente dos sinais recebidos. Processamento este que pode ser realizado tanto opticamente, utilizando-se técnicas holográficas, quanto eletronicamente, utilizando-se um processador digital (Ulaby, 1982). Neste texto será considerado apenas o processa-

mento realizado eletronicamente.

A idéia básica do processamento SAR é recuperar o valor do coeficiente de retroespalhamento da seção transversal por unidade de área de um alvo (σ^0). Isto é obtido através de duas operações de convolução, uma para remover a fase embutida no pulso transmitido e a outra para remover a fase em azimute, que é devida à geometria SAR (Mura, 1990).

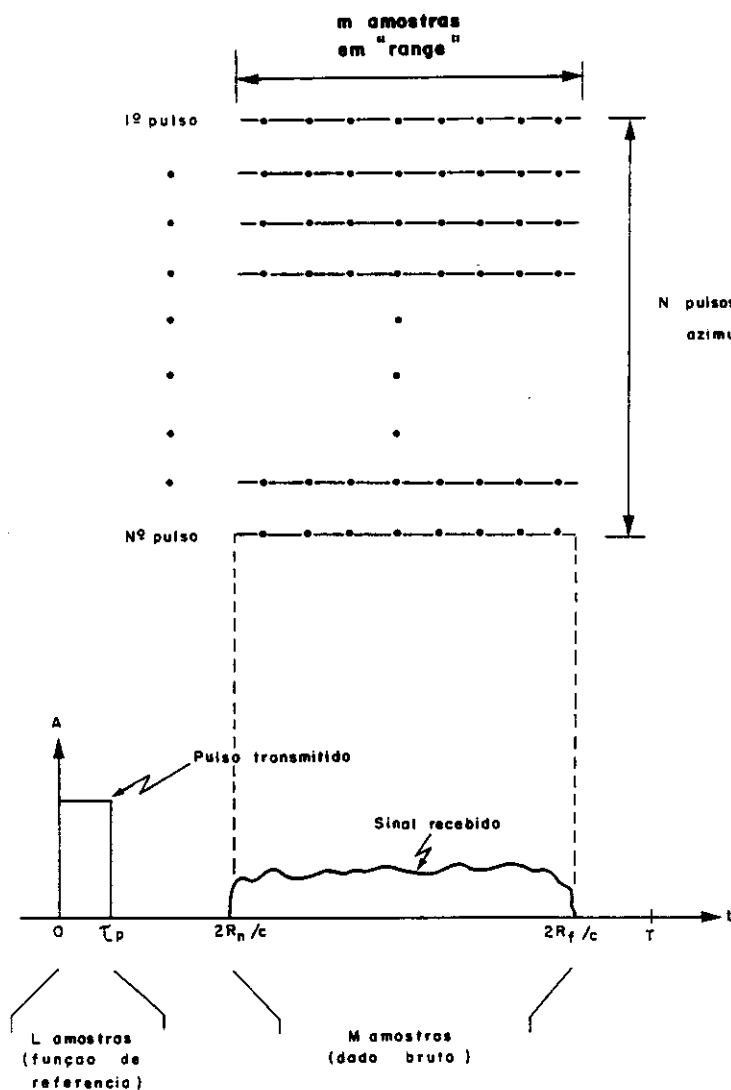


Fig. 2.2 - Transmissão e recepção de um pulso.

FONTE: Adaptada de Mura (1990), p. 191.

Após a emissão de cada pulso, o sinal recebido é demodulado em fase e quadratura (para registrar a fase do sinal e eliminar a portadora), amostrado e digitalizado (para formar uma sequência de dados).

O processo de formação de uma imagem inicia-se com o armazenamento do sinal de retorno, produzindo uma matriz com várias linhas. Nesta matriz cada linha (*range bin* ou *range gate*) representa o eco recebido de apenas um pulso emitido. A Figura 2.2 ilustra a transmissão de um pulso de largura τ_p e a recepção de um pulso entre os instantes $2R_n/c$ e $2R_f/c$, onde R_n é o *near range* e R_f é o *far range*, bem como a formação da matriz final.

A alta resolução em imagens SAR é conseguida através de duas técnicas de processamento, a compressão de pulsos e a abertura sintética. A primeira técnica envolve a compressão do pulso emitido, para se atingir uma melhor resolução em *range*. A segunda técnica leva em conta o movimento relativo entre o radar e o solo (efeito Doppler), para produzir o mesmo resultado de uma antena de grande comprimento (Mura, 1991).

O processamento SAR é, geralmente, dividido em duas etapas: processamento em *range* e processamento em azimute.

O processamento em *range* é a primeira etapa do processamento SAR e consiste na compressão dos pulsos na direção de *range*, isto é, compressão dos pulsos de cada *range bin* da matriz final. A compressão é realizada fazendo-se a correlação do sinal recebido com o seu complexo conjugado (função de referência). Esta correlação é conhecida como filtro casado (*matched filter*), que maximiza a relação sinal-ruído de sua saída quando o ruído é aditivo e gaussiano.

Na Figura 2.3 é ilustrado um sinal do tipo *chirp* (Figura 2.3a) e a forma correspondente do pulso de saída que é do tipo $\text{sinc}(x)$, quando este pulso é correlacionado com seu complexo conjugado (Figura 2.3b).

Após os dados serem processados em *range*, estes sofrem a correção de *range cell migration* e uma operação de *corner turning* para serem,

posteriormente, processados em azimute.

A correção de *range cell migration*, geralmente, é realizada em dois estágios:

- Correção do deslocamento de *range* (*range walk*) que ocorre quando a antena não está exatamente apontada na perpendicular ao eixo de azimute (ao longo da linha de Doppler zero) e tem um efeito linear.
- Correção da curvatura de *range* (*range curvature*) que ocorre quando a abertura sintética é muito grande comparada à distância sensor-alvo e tem um efeito quadrático.

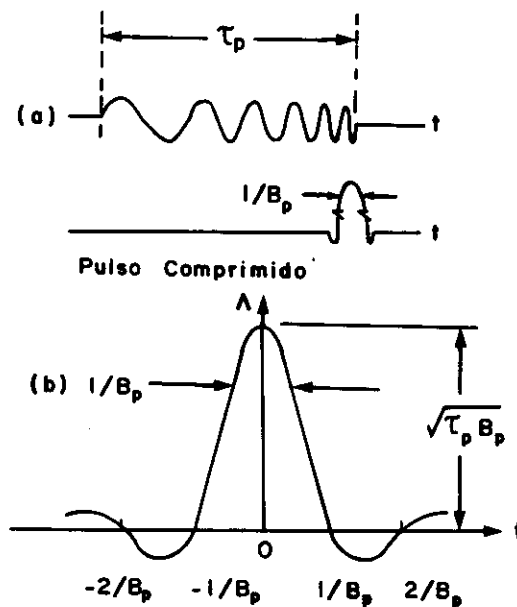


Fig. 2.3 - Pulso do tipo *chirp* comprimido.

FONTE: Adaptada de Trevett (1986), p. 74.

Esta operação de correção de *range cell migration* conjugada com a operação de *corner turning*, que consiste apenas na transposição da matriz de dados e é realizada antes da correção da curvatura de *range*. Ela aumenta a complexidade do processamento SAR e influencia na qualidade da imagem final (Mura, 1990).

O processamento em azimute consiste na filtragem de cada coluna da matriz de dados, através de um filtro casado. Neste caso, a função de transferência do filtro é dada pelo conjugado da função representada na Figura 2.4. Nesta figura estão representadas a variação de fase (Figura 2.4a) e a frequência do sinal (que é do tipo FM linear), no sentido azimutal, devido ao efeito Doppler (Figura 2.4b).

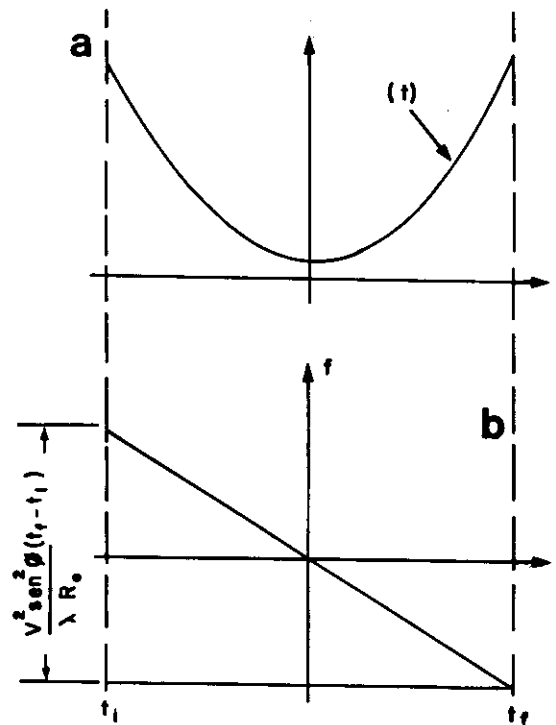


Fig. 2.4 - Variação da fase e frequência em azimute.

FONTE: Mura (1991), p. 97.

Um diagrama esquemático (Figura 2.5) ilustra as operações de processamento do sinal SAR, mostrando as operações de compressão de pulsos em *range* e azimute, onde $e_r(M)$ e $e_a(M)$ são os valores de M amostras de *range* demoduladas em fase e quadratura respectivamente, FFT é a transformada rápida de Fourier (*Fast Fourier Transform*), que é utilizada para fazer a correlação dos dados e IFFT é a transformada inversa rápida de Fourier (*Inverse Fast Fourier Transform*), feita para retornar os dados ao domínio espacial e assim realizar a detecção no processador (que pode ser linear ou quadrática) para formar a imagem digital de saída.

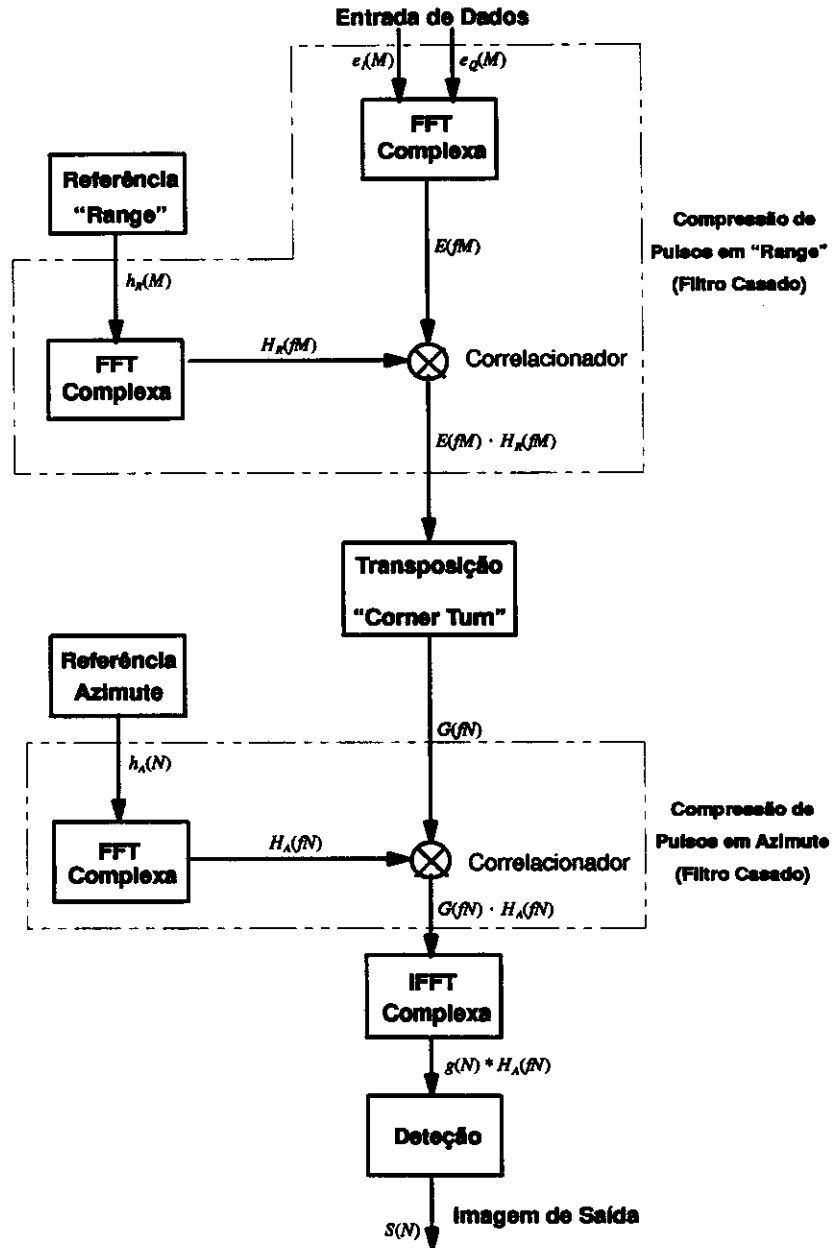


Fig. 2.5 - Fluxograma do processamento SAR.

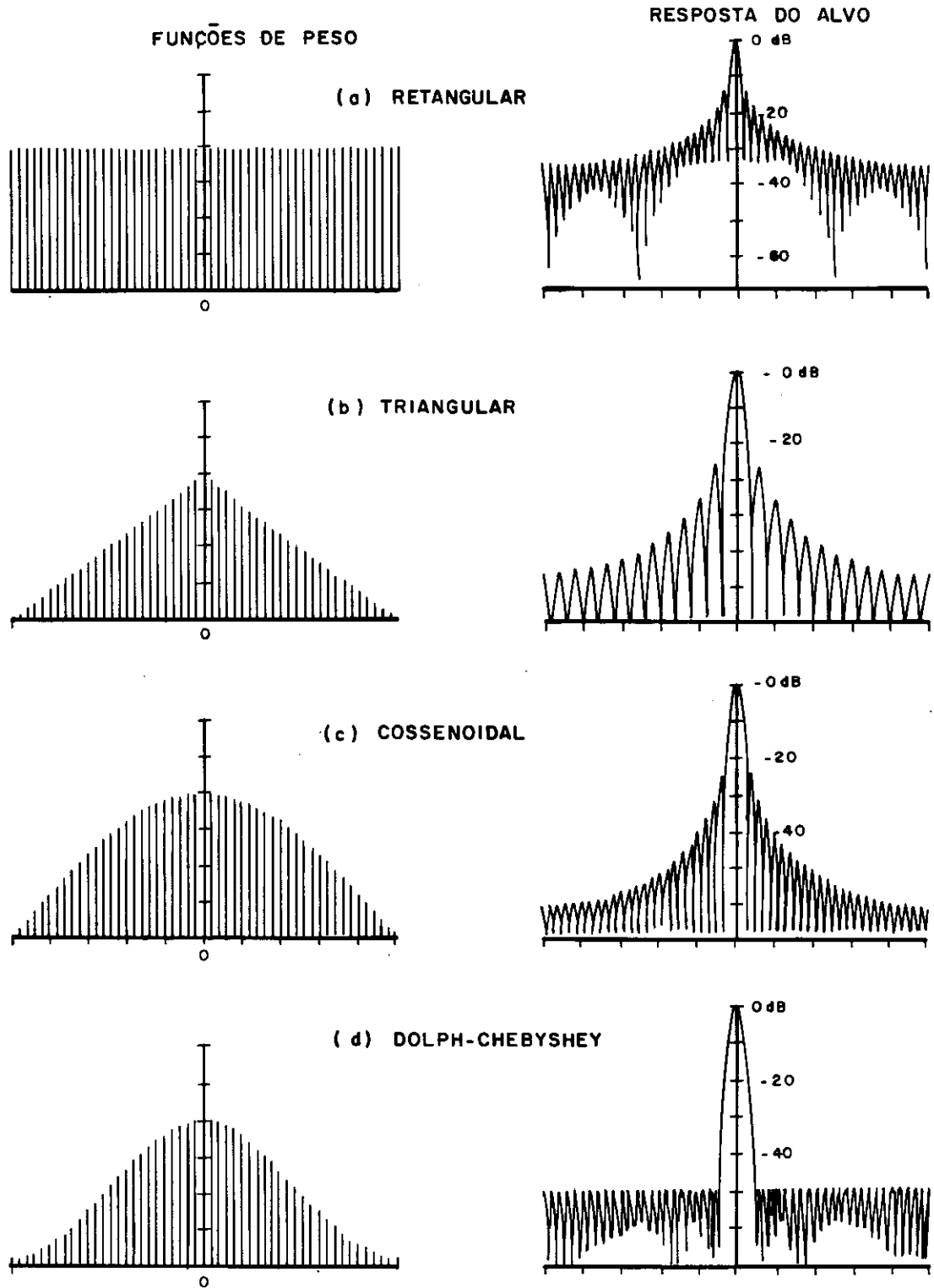


Fig. 2.6 - Exemplos de funções de ponderação.

FONTE: Curlander, s.d.

Uma observação importante a ser feita é que para melhorar a resolução final do sistema são utilizadas funções de ponderação (filtros). Estes filtros suprimem os lobos laterais da resposta impulsiva de um dado alvo, como também alargam o lobo principal.

Estas funções podem ser aplicadas tanto na transmissão do pulso quanto no filtro casado, obtendo resultados idênticos, uma vez que a operação de correlação é linear. Algumas destas funções são mostradas na Figura 2.6, sendo que a mais utilizada na prática é a janela de Hamming que tem uma forma cossenoidal, dada por:

$$\omega(\xi) = \alpha + (1 - \alpha) \cos\left(\frac{2\pi\xi}{\ell_{sa}}\right)$$

para $-\ell_{sa}/2 \leq \xi \leq \ell_{sa}/2$, onde $\alpha = 0.54$ e ℓ_{sa} é o comprimento da abertura sintética da antena.

2.2 Processamento “Multilook”

O processamento *multilook* é realizado a fim de que se reduza o nível de ruído *speckle* nas imagens SAR, porém há um forte compromisso entre o número de *looks* empregados no processamento e resolução azimutal final.

Existem vários modos de se obter imagens *multilook*. Uma maneira seria imagear a mesma área alvo diversas vezes com geometrias de aquisição de dados ligeiramente diferentes, e os dados obtidos seriam, posteriormente, registrados e somados de forma incoerente. Isto forneceria múltiplos *looks* sem perda de resolução, contudo esta maneira não seria prática (Madsen, 1986).

A abordagem do processamento *multilook* adotada neste texto será a da divisão em *looks* do tempo de integração.

O tempo de integração é definido como a diferença entre os instantes de entrada (t_i) e saída (t_f) de um alvo pontual no campo de visada da antena e ele também define o comprimento sintético da antena. Este comprimento é dado pela multiplicação da velocidade do sensor (antena) com o tempo de integração.

A divisão em *looks* do tempo de integração provoca uma degradação na resolução azimutal proporcional ao número *looks*, uma vez que há a diminuição do comprimento sintético da antena. A Figura 2.7 mostra uma divisão de 4-*looks* no tempo de integração e os instantes t_i e t_f para um alvo pontual P.

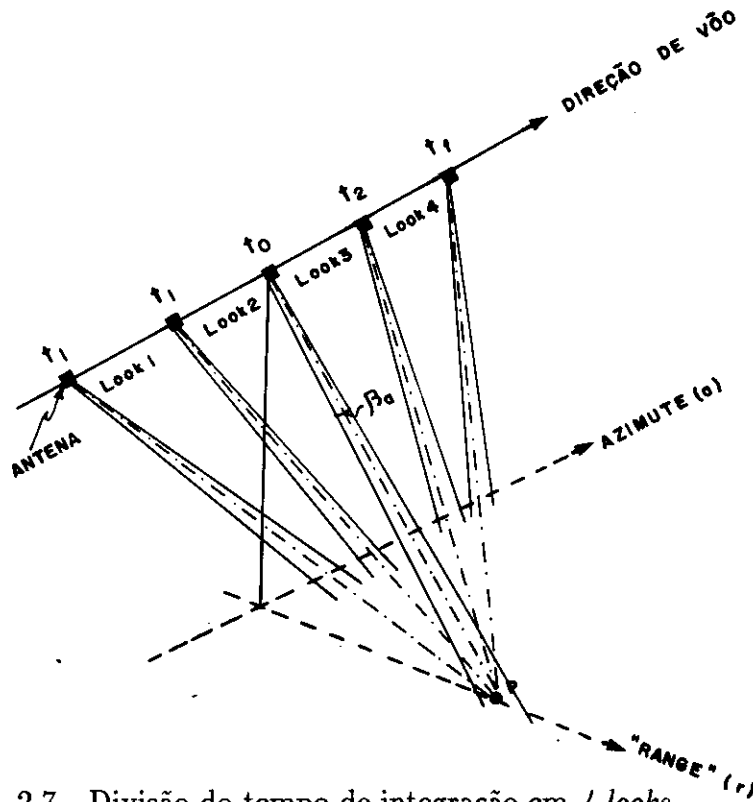


Fig. 2.7 - Divisão do tempo de integração em 4-looks.

FONTE: Adaptada de Mura (1990), p. 190.

Segundo, Mura (1990), como a resolução em azimute normalmente é maior que a resolução em *range*, uma divisão em até 8-*looks* pode ser feita, em alguns casos, sem comprometer muito a resolução espacial final.

A não sobreposição dos tempos de cada *look* implica na não sobreposição do desvio de frequência devido ao efeito Doppler. Isto é, a faixa de frequência de cada segmento tem sua largura de banda tantas vezes menor quanto for o número de *looks*, resultando numa resolução também tantas vezes menor.

O processamento *multilook* é realizado da seguinte forma: processa-se cada *look* independentemente com uma função de referência (definida dentro do intervalo de cada *look*), casa-se cada imagem resultante e realiza-se uma operação

de média nos pixels, gerando uma imagem com resolução azimutal menor, porém com nível de ruído *speckle* também menor.

O processamento *multilook* é efetuado da mesma forma que o processamento em azimute apresentado na Seção 2.1, uma vez que o processamento *multilook* é realizado no estágio do processamento em azimute.

2.3 Estatística do “Clutter” de Radar

O termo *radar clutter* foi introduzido na segunda guerra mundial. Dentro do sensoriamento remoto ele se refere a um termo mais específico *radar clutter statistics*, que é usado, hoje em dia, na literatura para denotar a função densidade de probabilidade que caracteriza o coeficiente de retroespalhamento da seção transversal por unidade de área de um alvo (σ^0) (Ulaby e Dobson, 1989).

O σ^0 de um alvo é uma função dos parâmetros do sensor e do alvo imageado. Os parâmetros do sensor incluem o comprimento de onda (ou frequência), o ângulo de incidência (definido com relação à incidência normal), e as configurações da polarização da antena (polarização horizontal, vertical e cruzada) e os parâmetros do alvo referem-se às suas propriedades dielétricas e suas características geométricas.

Nos sensores ópticos cada alvo tem, de forma geral, uma resposta espectral distinta; da mesma forma, a função densidade de probabilidade que caracteriza σ^0 é relacionada ao tipo específico de alvo, levando-se em conta o conjunto de parâmetros do sensor.

Um alvo extenso, geralmente, consiste de um grande número de difusores elementares distribuídos aleatoriamente. Quando uma onda eletromagnética incide em um alvo extenso, a magnitude do sinal retroespalhado (difundido) é igual ao fator soma dos retornos individuais de todos os difusores elementares iluminados pelo feixe incidente.

A interação coerente da radiação eletromagnética com alvos que tenham rugosidade comparável ao comprimento de onda do sinal emitido provoca uma variação na amplitude do sinal retroespalhado e esta pode ser modelada como uma variável aleatória.

Esta variabilidade na magnitude do eco é denominada *signal fading*. Em imagens de SAR este *signal fading* dá um aspecto granuloso às imagens, comumente chamado de *speckle*, que é uma manifestação visual deste sinal na imagem. O padrão *speckle* é formado pela interferência (construtiva e destrutiva) de fase das ondas eletromagnéticas refletidas defasadas, sendo uma característica do espalhamento para qualquer alvo extenso.

Segundo Ulaby e Dobson (1989) uma imagem de radar exhibe, normalmente, dois tipos de variações: variações tonais que correspondem à variação espacial das propriedades físicas da cena imageada, e o *speckle* como variações de pixel a pixel, que atinge toda a imagem, dando-lhe uma aparência granular.

A caracterização das variações estatísticas associadas a um dado alvo de propriedades eletromagnéticas uniformes pode ser encontrada em vários trabalhos teóricos (Goodman, 1976; Ulaby et al., 1982b; Madsen, 1986; Ulaby e Dobson, 1989; Leberl, 1990 entre outros).

Nestes trabalhos, a superfície do alvo geralmente é modelada como um conjunto de difusores elementares independentes com tamanhos semelhantes e estando dispostos aleatoriamente. Nesta modelagem, quando se utiliza apenas *1-look* no processamento, a amplitude do sinal eco possuirá distribuição Rayleigh se for realizada a detecção linear (Seção 2.3.1.1) e Exponencial se a detecção quadrática é utilizada (Seção 2.3.1.4).

O modelo adotado pode não ser satisfeito (falhar) em alguns casos, como por exemplo, quando o eco é dominado por um ou poucos difusores elementares. Neste caso, o processo do *fading* é caracterizado pela distribuição de Rice-Nakagami ou Rician (Seção 2.3.2) e não pela Rayleigh ou Exponencial.

Algumas observações experimentais validam o modelo Rayleigh enquanto outras, particularmente aquelas feitas sobre alvos complexos, validam outros modelos, utilizando outras distribuições para descrever o sinal eco (Ulaby e Dobson, 1989).

Existem alguns modelos propostos na literatura para o caso destes alvos complexos, pode-se citar por exemplo, a distribuição Log-Normal (Trunk e George, 1970), Weibull (Schleher, 1976), e K (Jakeman e Pusey, 1976; Lewinski, 1983 e Caves, 1993).

2.3.1 Modelo “Clutter” Rayleigh

Considere uma área A de um alvo extenso, com N_S difusores elementares, sendo iluminada pelo feixe de um radar. A magnitude (complexa) do campo elétrico que chega na antena receptora devido ao i -ésimo difusor elementar pode ser expressa por:

$$E_i = K_i E_{i0} \exp\{j(\omega t - 2kR_i + \epsilon_i)\} \quad (2.1)$$

onde E_{i0} é a magnitude do campo elétrico retroespalhado, ϵ_i é a sua fase, R_i é a distância oblíqua da antena ao difusor elementar (*slant range*), $k = 2\pi/\lambda$ é o número de onda e K_i é uma constante do sistema, que varia com diferentes fatores do sistema radar, tais como o ganho da antena na direção do difusor e perdas na propagação da onda eletromagnética no percurso de ida até o alvo e de volta à antena. A Equação 2.1 pode ser reescrita como:

$$E_i = K_i E_{i0} \exp\{j\phi_i\} \quad (2.2)$$

onde, $\phi_i = \omega t - 2kR_i + \epsilon_i$ é a fase instantânea de E_i .

Para a descrição do modelo *clutter* Rayleigh é necessário a suposição de algumas hipóteses matemáticas, que proporcionam uma abordagem mais didática e simples no desenvolvimento do modelo.

Hipótese 1: Os difusores elementares são estatisticamente independentes. Então o campo elétrico instantâneo total devido ao conjunto dos N_S di-

fusores elementares contidos na área A pode ser expresso como uma simples soma, dada por:

$$E = \sum_{i=1}^{N_S} K_i E_{i0} \exp\{j\phi_i\} \quad (2.3)$$

Esta hipótese mostra que os efeitos entre difusores elementares podem ser desprezados.

Hipótese 2: A diferença entre os *slant ranges* máximo e mínimo é muito menor que *slant range* médio, e o ganho da antena é uniforme através da área A . Assim pode-se afirmar que $K_i = K$ para todo i , e por conveniência faz-se $K = 1$, o que leva a Equação 2.3 a:

$$E = \sum_{i=1}^{N_S} E_{i0} \exp\{j\phi_i\} \quad (2.4)$$

O campo elétrico total E , mostrado na Figura 2.8, é um vetor soma dos N_S fasores elementares, podendo ser expresso em termos de E_e e ϕ (Equação 2.5), ou também através das suas componentes ortogonais (Equações 2.6 e 2.7), resultando:

$$E = E_e \exp\{j\phi\} \quad (2.5)$$

$$E_x = E_e \cos \phi = \sum_{i=1}^{N_S} E_{i0} \cos \phi_i \quad (2.6)$$

$$E_y = E_e \sin \phi = \sum_{i=1}^{N_S} E_{i0} \sin \phi_i \quad (2.7)$$

É interessante notar que a soma destes vetores, de fase e magnitude aleatórias, caracteriza o processo denominado *Movimento Browniano*.

Hipótese 3: O número de difusores elementares N_S é grande. Esta hipótese permite a utilização do teorema central do limite, com o qual pode-se considerar que as componentes de E , E_x e E_y têm distribuição normal com médias:

$$\mathbb{E}(E_x) = \sum_{i=1}^{N_S} \mathbb{E}(E_{i0} \cos \phi_i)$$

$$\mathbb{E}(E_y) = \sum_{i=1}^{N_S} \mathbb{E}(E_{i0} \sin \phi_i)$$

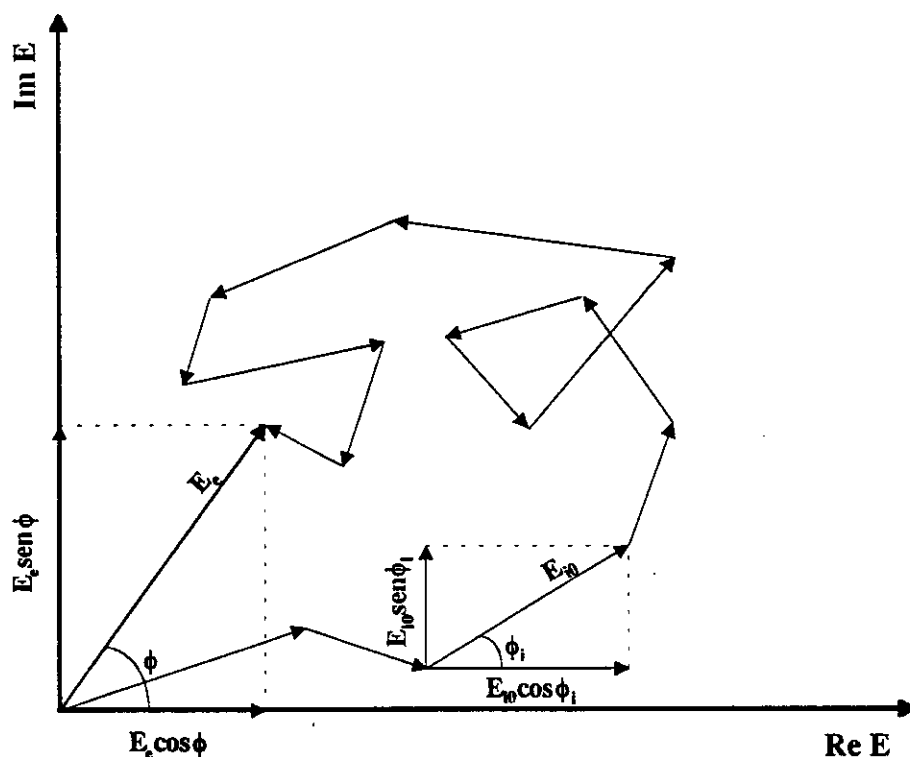


Fig. 2.8 - O vetor E é o fasor soma dos N_S fasores elementares de magnitude e fase aleatórios.

FONTE: Adaptada de Ulaby e Dobson (1989), p. 40.

onde $\mathbb{E}(\cdot)$ denota a esperança matemática.

Hipótese 4: A amplitude de E_{i0} e a fase instantânea ϕ_i são variáveis aleatórias independentes e ϕ_i também é uniformemente distribuída no intervalo $[0, 2\pi]$. Com esta hipótese chega-se às expressões da média e variância da componente E_x :

$$\mathbb{E}(E_x) = \sum_{i=1}^{N_S} \left(\frac{1}{2\pi} \mathbb{E}(E_{i0}) \int_0^{2\pi} \cos \phi_i d\phi_i \right) = 0,$$

e

$$\begin{aligned} \text{Var}(E_x) &= \mathbb{E}(E_x^2) = \mathbb{E} \left(\left[\sum_{i=1}^{N_S} E_{i0} \cos \phi_i \right] \left[\sum_{j=1}^{N_S} E_{j0} \cos \phi_j \right] \right) \\ &= \sum_{i=1}^{N_S} \sum_{j=1}^{N_S} \mathbb{E}(E_{i0} E_{j0}) \mathbb{E}(\cos \phi_i \cos \phi_j) \\ &= \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{N_S} \mathbb{E}(E_{i0}^2) \end{aligned}$$

uma vez que:

$$\mathbb{E}(\cos \phi_i \cos \phi_j) = \begin{cases} \frac{1}{2}, & \text{se } i = j \\ 0, & \text{se } i \neq j \end{cases}$$

De maneira análoga obtém-se às expressões da média e variância da componente E_y :

$$\begin{aligned} \mathbb{E}(E_y) &= 0 \\ \text{Var}(E_y) &= \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{N_S} \mathbb{E}(E_{i0}^2) \end{aligned}$$

Sabendo-se que $\mathbb{E}(E_x \cdot E_y) = 0$, já que $\mathbb{E}(\cos \phi_i \sin \phi_j) = 0$ para todo i e j , as variáveis E_x e E_y são não correlacionadas. Assim pode-se escrever a função densidade de probabilidade conjunta de E_x e E_y , que é expressa por:

$$f_E(E_x, E_y) = \frac{1}{2\pi\theta^2} \exp \left\{ -\frac{E_x^2 + E_y^2}{2\theta^2} \right\}$$

onde $\theta = \text{Var}(E_x) = \text{Var}(E_y)$.

Hipótese 5: Nenhum difusor elementar produz, individualmente, um campo elétrico de intensidade comparável à intensidade do campo elétrico resultante de todos os difusores elementares, ou seja, o campo elétrico E não é dominado por um (ou poucos) difusor(es) elementar(es) muito forte(s). Se esta hipótese não for satisfeita, a estatística usada no modelo de Rayleigh pode não ser aplicável, mas sim a utilizada por Rice.

Utilizando-se as 5 hipóteses anteriores e sabendo que:

$$\begin{aligned} E_e^2 &= E_x^2 + E_y^2 \\ f_{E,\Phi}(E_e, \phi) &= E_e \cdot f_E(E_x, E_y) \end{aligned}$$

(vide Apêndice A), tem-se a função densidade de probabilidade conjunta de E_x e E_y expressa em termos das suas coordenadas polares E_e e ϕ , e dada por:

$$f_{E,\Phi}(E_e, \phi) = \left(\frac{E_e}{2\pi\theta^2} \right) \exp \left\{ -\frac{E_e^2}{2\theta^2} \right\} \begin{cases} 0 \leq E_e < \infty \\ 0 \leq \phi \leq 2\pi \end{cases} \quad (2.8)$$

obtendo-se então, para as funções densidade de probabilidade marginais de E_e e ϕ (vide ítem A.3 do Apêndice A), as seguintes expressões:

$$f_E(E_e) = \int_0^{2\pi} f_{E,\Phi}(E_e, \phi) d\phi = \begin{cases} \left(\frac{E_e}{\theta^2}\right) \exp\left\{-\frac{E_e^2}{2\theta^2}\right\} & , E_e \geq 0 \\ 0 & , E_e \leq 0 \end{cases} \quad (2.9)$$

$$f_\Phi(\phi) = \int_0^\infty f_{E,\Phi}(E_e, \phi) dE_e = \frac{1}{2\pi}, 0 \leq \Phi \leq 2\pi \quad (2.10)$$

de onde pode se notar que as variáveis aleatórias E_e e ϕ são independentes e possuem distribuição Rayleigh, $E_e \sim \mathcal{R}(\theta)$, e Uniforme no intervalo $[0, 2\pi]$, respectivamente.

A magnitude campo do elétrico total recebido pela antena é representado pela variável aleatória E_e , e ele é convertido em tensão no detector. Os detectores, geralmente, operam realizando dois tipos de transformação: linear ou quadrática. A seguir são enfocadas estas duas transformações.

2.3.1.1 Detecção Linear

Neste tipo de detecção, como o próprio nome diz, o sinal recebido sofre uma transformação do tipo linear para que se torne uma tensão. Isto é, a saída do detector é magnitude da tensão de envoltória V_e que é proporcional ao campo elétrico de entrada (E_e) e expressa por:

$$V_e = k_1 E_e$$

onde k_1 é uma constante do sistema.

O sinal recebido é processado antes que se realize a fase de detecção. Este processamento pode ser em *1-look* ou *multilook*, como visto anteriormente. Portanto nesta seção será, primeiramente, desenvolvido o caso em que a tensão de envoltória recebe processamento *1-look* e posteriormente o desenvolvimento será generalizado para o processamento *multilook* e detecção linear.

2.3.1.2 Processamento "1-look"

Sabendo que a distribuição de E_e é Rayleigh, $E_e \sim \mathcal{R}(\theta)$, e fazendo-se uso do ítem A.1 do Apêndice A, pode-se afirmar que a distribuição de

V_e também será Rayleigh, a menos de uma constante. Sem perda de generalidade considera-se $k_1 = 1$, então a distribuição de V_e tem média expressa por:

$$\mathbb{E}(V_e) = \int_0^{\infty} \frac{V_e^2}{\theta^2} \exp\left\{-\frac{V_e^2}{2\theta^2}\right\} dV_e = \theta\sqrt{\frac{\pi}{2}}$$

A média de V_e analisada como a componente DC da tensão detectada (ou de envoltória) pode ser considerada como sinal real (cena). Sobre esta componente DC existe um sinal flutuante (componente AC) que pode ser considerado como ruído. A média da potência total é expressa por:

$$\mathbb{E}(V_e^2) = \int_0^{\infty} \frac{V_e^3}{\theta^2} \exp\left\{-\frac{V_e^2}{2\theta^2}\right\} dV_e = 2\theta^2$$

A potência da componente AC (ruído) é expressa pela variância de V_e ($Var(V_e)$) e dada por:

$$Var(V_e) = \mathbb{E}(V_e^2) - \mathbb{E}^2(V_e) = \theta^2 \left(\frac{4 - \pi}{2}\right) = 0.4292 \theta^2,$$

e com isto obtém-se a relação sinal-ruído

$$SNR = \frac{\mathbb{E}(V_e^2)}{Var(V_e)} = \frac{2\theta^2}{0.4292 \theta^2} = 3.6598$$

Este valor de SNR é inerente à distribuição Rayleigh.

O coeficiente de variação (C_V), definido como a relação entre o desvio padrão e a média, é útil para a caracterização da melhoria da relação sinal-ruído de uma imagem SAR, e para a distribuição de Rayleigh é expresso por:

$$C_V = \frac{\sqrt{Var(V_e)}}{\mathbb{E}(V_e)} = \sqrt{\frac{4 - \pi}{\pi}} = 0.5227$$

2.3.1.3 Processamento “Multilook”

Segundo Lee (1987), existem duas abordagens a serem consideradas no caso de imagens processadas com N amostras independentes, ou seja, imagens formadas por N -looks.

Na primeira o sistema formaria um pixel através de uma média das amplitudes das tensões registradas em cada um dos N -looks. Na segunda um pixel seria formado pela raiz quadrada das intensidades médias das tensões nos N -looks.

Com a primeira abordagem tem-se que:

$$V_{eN} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N V_{ej}$$

como os V_{ej} são variáveis aleatórias independentes chega-se a:

$$\begin{aligned} \mathbb{E}(V_{eN}) &= \left(\frac{1}{N}\right) \sum_{j=1}^N \mathbb{E}(V_{ej}) \\ \text{Var}(V_{eN}) &= \left(\frac{1}{N}\right)^2 \sum_{j=1}^N \text{Var}(V_{ej}) \end{aligned}$$

e já que as variáveis aleatórias V_{ej} são identicamente distribuídas a V_e então:

$$\begin{aligned} \mathbb{E}(V_{eN}) &= \left(\frac{1}{N}\right) \sum_{j=1}^N \mathbb{E}(V_e) = \mathbb{E}(V_e) \\ \text{Var}(V_{eN}) &= \left(\frac{1}{N}\right)^2 \sum_{j=1}^N \text{Var}(V_e) = \frac{1}{N} \text{Var}(V_e) \end{aligned}$$

logo o coeficiente de variação C_{VN} fica dividido por um fator igual a \sqrt{N} e é dado por:

$$C_{VN} = \frac{C_V}{\sqrt{N}}$$

Com a segunda forma de se abordar o problema ($I_j = V_{ej}^2$) o nível de cinza de um pixel da imagem seria dado por:

$$p = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N I_j}$$

e os pixels teriam distribuição Raiz da Gama com parâmetros N e N (vide Apêndice B). Desta forma, segundo Lee(1987), o coeficiente de variação é expresso por :

$$C_{VN} = \sqrt{\frac{N\Gamma^2(N)}{\Gamma^2(N + \frac{1}{2})} - 1}$$

onde $\Gamma(\cdot)$ é a função Gamma de Euler.

Uma listagem do coeficiente de variação (C_{VN}) versus o número de *looks* para as abordagens (em amplitude e intensidade) de formação das imagens pode ser vista na Tabela 2.1, da qual se nota que a diferença entre as duas abordagens, relativas aos valores de C_{VN} , não é muito significativa e que o processamento *multilook* realmente reduz o nível ruído do *speckle*, porque o C_{VN} diminui.

É interessante notar que, através do coeficiente de variação, pode-se estimar o número de *looks* de uma imagem formada por detecção linear. O número equivalente de *looks* (ENL - *Equivalent Number of Looks*) é expresso por:

$$N \approx ENL = \left(\frac{4 - \pi}{\pi}\right) \cdot \left(\frac{1}{C_V}\right)^2$$

TABELA 2.1 - COEFICIENTE DE VARIAÇÃO DO RUÍDO “SPECKLE” NO PROCESSAMENTO “MULTILOOK” PARA DETECÇÃO LINEAR.

Número de <i>Looks</i> (N)	Coeficiente de Variação (C_{VN})	
	Detecção Linear	
	Média das Amplitudes	Raiz das Intensidades Médias
1	0.5227	0.5227
2	0.3696	0.3630
3	0.3017	0.2941
4	0.2614	0.2536
6	0.2134	0.2061
8	0.1848	0.1781

FONTE: Lee (1987), p. 1333.

2.3.1.4 Detecção Quadrática

Neste caso a resposta de interesse do detector é a potência da tensão de envoltória, assim a distribuição da tensão de envoltória (que é Rayleigh) é convertida em uma distribuição de potência, resultando em uma função densidade de probabilidade Exponencial.

Sabendo-se que:

$$P = V_e^2 \quad (2.11)$$

$$f_P(P) = f_{V_e}(V_e)|J(P)| \quad (2.12)$$

onde $J(P)$ é denominado Jacobiano (vide do Apêndice A). Encontra-se então:

$$f_P(P) = \begin{cases} \left(\frac{1}{2\theta^2}\right) \exp\left\{-\frac{P}{2\theta^2}\right\} & , P \geq 0 \\ 0 & , P \leq 0 \end{cases} \quad (2.13)$$

isto é, a variável aleatória P possui distribuição Exponencial negativa, $P \sim \mathcal{E}\left(\frac{1}{2\theta^2}\right)$.

Com associações similares às feitas para o caso de detecção linear, denomina-se por: potência média do sinal real (cena) – $\mathbb{E}(P)$; valor quadrático médio da potência do sinal observado (pixel) – $\mathbb{E}(P^2)$; e variância da potência do sinal observado – $Var(P) = \mathbb{E}(P^2) - \mathbb{E}^2(P)$, sendo que $\mathbb{E}(P^2)$ é encontrado fazendo-se:

$$\mathbb{E}(P^2) = \int_0^{\infty} \frac{P^2}{2\theta^2} \exp\left\{-\frac{P}{2\theta^2}\right\} dP = 2\mathbb{E}^2(P) \quad (2.14)$$

então, a variância e o desvio padrão, são dados por:

$$Var(P) = \mathbb{E}(P^2) - \mathbb{E}^2(P) = \mathbb{E}^2(P) \quad (2.15)$$

$$\sigma_P = \mathbb{E}(P) \quad (2.16)$$

Isto resulta em um coeficiente de variação igual a um ($C_V = 1$), já que para a distribuição exponencial negativa a média é igual ao desvio padrão.

Para o caso do processamento ser *multilook*, tal como no caso da detecção linear, o coeficiente de variação fica:

$$C_{VN} = \frac{C_V}{\sqrt{N}} = \frac{1}{\sqrt{N}} \quad (2.17)$$

Na Tabela 2.2 podem ser observados alguns valores de C_V com seus respectivos números de *looks*. O número equivalente de *looks* (ENL), do mesmo modo que na detecção linear pode ser relacionado ao coeficiente de variação e é expresso por:

$$N \approx ENL = \frac{\mathbb{E}^2(P)}{\text{Var}(P)} = \left(\frac{1}{C_V}\right)^2 \quad (2.18)$$

TABELA 2.2 - COEFICIENTE DE VARIAÇÃO DO RUÍDO "SPECKLE" NO PROCESSAMENTO "MULTILOOK" PARA DETECÇÃO QUADRÁTICA.

Número <i>Looks</i> (N)	Coeficiente de Variação (C_V) Detecção Quadrática
1	1.0000
2	0.7071
4	0.5000
8	0.3536

FONTE: Ono (1990), p. 9.

Duas observações podem ser feitas no momento :

- Tanto $\mathbb{E}(V_e)$ e o desvio padrão de V_e (σ_{V_e}) para a detecção linear quanto $\mathbb{E}(P)$ e σ_P para a detecção quadrática devem ser obtidos sobre áreas estatisticamente homogêneas da imagem, isto é, com *backscatter* considerado praticamente constante.
- Comparando-se os dois tipos de detecção através dos seus coeficientes de variação, dado o mesmo número de *looks*, conclui-se que as imagens obtidas através da detecção quadrática são mais ruidosas que aquelas obtidas através da detecção linear.

O modelo *clutter* Rayleigh é muito aplicado em várias situações, nas quais o alvo deve ter propriedades estatísticas estacionárias. Esta estacionaridade requer que as propriedades eletromagnéticas (que são dependentes dos

parâmetros do radar) sejam, localmente, uniformes através do alvo. Alvos que se encaixam neste modelo são os campos agrícolas, florestas densas, terreno com cobertura de neve e superfícies de solo exposto.

Este modelo pode não ser aplicável para o caso de uma floresta esparsa observada por um radar de alta resolução, uma vez que a alta variabilidade na densidade das árvores, para a escala de resolução do radar, viola a hipótese de estacionaridade. Então, um parâmetro muito importante que governa a aplicabilidade do modelo *clutter* Rayleigh é o tamanho da célula de resolução do radar (Ulaby e Dobson, 1989).

Uma outra classe de alvos ou condição para a qual este modelo pode não ser aplicável é uma cena urbana no caso em que o tamanho da célula de resolução é tal que o eco seja dominado por retornos de um ou poucos difusores elementares fortes, tais como prédios. Na seção seguinte é apresentado um modelo para alvos pontuais fortes.

2.3.2 Modelo “Clutter” com um Alvo Pontual Forte

Se um alvo pontual com coeficiente de retroespalhamento constante e determinístico estiver presente em um terreno de difusores elementares distribuídos aleatoriamente, o campo elétrico total que é recebido pela antena do radar é dado pela soma dos campos elétricos referentes ao alvo e aos difusores elementares

$$E_t = E_0 + E \quad (2.19)$$

onde E_0 é um campo constante devido ao alvo pontual e E é o campo devido a todos os difusores elementares.

As propriedades da amplitude da tensão de envoltória (detecção linear) ou da sua potência (detecção quadrática) depende da razão entre a seção transversal do alvo pontual e a seção transversal média dos difusores elementares (R) e também da caracterização do eco do terreno.

Neste texto será desenvolvido o caso em que o eco do terreno é caracterizado pela distribuição Rayleigh. Para situações envolvendo um alvo pontual em um terreno caracterizado pela distribuição Log-normal ou Weibull são encontradas em Trunk e George (1970) e Schleher (1976), respectivamente, citados em Ulaby e Dobson (1989).

2.3.2.1 Detecção Linear

A função densidade de probabilidade que descreve a amplitude da tensão de envoltória devido ao retroespalhamento a partir de um alvo extenso com distribuição Rayleigh contendo um alvo pontual é conhecida como a distribuição de Rician ou de Rayleigh modificada e é expressa por:

$$f_V(V_{et}) = \frac{V_e}{\sigma^2} \exp\left\{-\frac{V_e^2 + V_0^2}{2\sigma^2}\right\} I_0\left(\frac{V_e V_0}{\sigma^2}\right), \quad V_{et} \geq 0 \quad (2.20)$$

onde $V_{et} = V_e + V_0$, V_0 e V_e são as amplitudes da tensão de envoltória total, devido ao alvo pontual e ao terreno, respectivamente, $I_0(\cdot)$ é a função de Bessel de primeira espécie e ordem zero, e σ é o desvio padrão das componentes ortogonais (V_x e V_y) de V_e .

A amplitude média de V_{et} é dada por:

$$\mathbb{E}(V_{et}) = \sigma\sqrt{\frac{\pi}{2}} \cdot \left[(1 + V^2) \cdot I_0\left(\frac{V^2}{2}\right) + V^2 I_1\left(\frac{V^2}{2}\right) \right] \exp\left\{-\frac{V^2}{2}\right\} \quad (2.21)$$

onde

$$V = \frac{V_0}{\sigma\sqrt{2}} \quad (2.22)$$

e $I_1(\cdot)$ é a função de Bessel de primeira espécie e ordem um. A variância de V_{et} pode ser encontrada a partir da relação

$$\mathbb{E}(V_{et}^2) = 2\sigma^2 + V_0^2 = \mathbb{E}(P) + P_0 = (1 + R)\mathbb{E}(P) \quad (2.23)$$

onde $\mathbb{E}(P) = 2\sigma^2$ é a média da potência do sinal retroespalhado do terreno, P_0 é a potência retroespalhada do alvo pontual e $R = P_0/\mathbb{E}(P)$

2.3.2.2 Detecção Quadrática

Para a potência total, expressa por:

$$P_t = P_0 + P \quad (2.24)$$

obtém-se a função densidade de probabilidade de Rice, dada por:

$$f_P(P_t) = \left[\frac{(1+R)}{\mathbb{E}(P_t)} \right] \exp\{-R\} \exp\left\{ -(1+R) \left(\frac{P_t}{\mathbb{E}(P_t)} \right) \right\} I_0 \left(2 \left[R(1+R) \left(\frac{P_t}{\mathbb{E}(P_t)} \right) \right]^{(1/2)} \right), \quad P_t \geq 0 \quad (2.25)$$

A média e a variância de P_t são dadas, respectivamente, por:

$$\mathbb{E}(P_t) = (1 + R)\mathbb{E}(P) \quad (2.26)$$

$$Var(P_t) = \frac{\mathbb{E}^2(P_t)(1 + 2R)}{(1 + R)^2} \quad (2.27)$$

É importante notar que, a função densidade de probabilidade (Equação 2.25), associada a distribuição Rice se reduz à função densidade de probabilidade associada a distribuição Exponencial (Equação 2.13), fazendo-se $R = 0$.

CAPÍTULO 3

PRÉ-PROCESSAMENTO

Antes da interpretação dos dados SAR, estes sofrem um pré-processamento a fim de que se corrijam variações radiométricas, distorções geométricas, e que se reduza o efeito do ruído inerente, o *speckle*.

3.1 Correção Radiométrica

As propriedades radiométricas (média e desvio padrão de um alvo) podem variar através da direção de imageamento devido a alguns fatores, tais como, erros no sistema, o diagrama de irradiação da antena, a dependência do coeficiente de retroespalhamento do alvo e do ângulo de incidência, ou ainda, devido a distorções relacionadas à atmosfera.

Um exemplo bem comum de variação radiométrica em imagens SAR é causado pelo formato do diagrama de irradiação da antena, que pode tornar a imagem mais clara no *near range* e vai, gradativamente, escurecendo até que no *far range* a imagem é mais escura.

A correção radiométrica pode ser baseada em modelos de distorção, ou pode ser, simplesmente baseada em uma curva ajustada à variação média da intensidade através da direção de imageamento (Ulaby et al., 1982b).

3.2 Correção Geométrica

Distorções geométricas numa imagem podem ser causadas devido à geometria de imageamento, à topografia da área imageada, à curvatura da superfície terrestre e perturbações na linha de vôo do sistema radar.

Ulaby et al. (1982b) publicaram vários algoritmos para a correção geométrica, cujo princípio é reduzir ou eliminar as distorções próprias de imagens SAR a fim de que se possa fazer o registro delas com uma base de dados, por exemplo um mapa topográfico em escala 1:100.000.

3.3 Filtragem Espacial

A filtragem espacial é uma técnica de realce de imagens, sendo uma transformação na imagem pixel a pixel. Entretanto, a modificação na imagem filtrada não depende, neste caso, apenas do nível de cinza de um determinado pixel da imagem original, mas também dos valores dos níveis de cinza dos pixels vizinhos. Pode-se dizer, portanto, que a filtragem espacial é uma transformação que depende do contexto que se insere um dado pixel.

Muitas técnicas de filtragem para a redução do *speckle* e aumento da relação sinal-ruído existem e têm-se realizado exaustivos estudos nesta área. Por ser um campo bastante amplo, serão apresentados nas seções subsequentes apenas os filtros a serem avaliados nesta dissertação.

Os filtros redutores de *speckle*, doravante denominados filtros, subdividem-se em dois grupos. O primeiro grupo é formado pelos filtros que não adotam nenhum modelo para o processo de degradação do sinal (ruído), assim como não levam em conta as características estatísticas da vizinhança do pixel a ser filtrado e o segundo grupo é constituído por aqueles filtros que consideram estas duas características.

Os filtros da média e o da mediana (com formulação geral) comporiam o primeiro grupo, porém o filtro da mediana a ser avaliado aqui será o desenvolvido por Frery e Sant'Anna (1993a). Este filtro considera um modelo para o ruído (modelo *clutter* Rayleigh) e são levadas em conta as propriedades de robustez do estimador da mediana de uma amostra, assim este integrar-se-á ao segundo grupo.

3.3.1 Filtro da Média

Este filtro é da classe dos filtros Passa Baixa ou de Suavização (*Smoothing*). O nome passa baixa advém do fato de que este filtro atenuar fortemente as altas frequências presentes numa imagem, preservando apenas as baixas frequências.

É o filtro mais simples e mais conhecido para a redução de ruído. Consiste em se trocar o valor de um pixel (valor observado) pela média aritmética dos níveis de cinza de uma janela $J \times J$ centrada neste pixel. É um filtro convolucional, linear e geral, por não adotar nenhum modelo específico para o ruído.

Um exemplo ilustrativo da atuação do filtro da média com uma máscara 3×3 ($J = 3$) numa região de uma imagem, é visto na Figura 3.1, onde a posição da máscara está ressaltada pelos valores de níveis de cinza em negrito. De acordo com o exposto anteriormente, o nível de cinza 81 (pixel central da máscara) seria então trocado pelo valor 78 (que é a média aritmética dos pixels da máscara) após a filtragem.

Com a aplicação deste filtro há uma perda de resolução (detalhes) na imagem filtrada, pois a não preservação de bordas e de detalhes finos (geralmente presentes nas altas frequências) da imagem é uma de suas características.

78	80	89	72	31
50	77	68	79	13
84	66	81	98	20
34	75	86	72	38
29	14	21	76	98

Fig. 3.1 - Exemplo da atuação do filtro da média.

3.3.2 Filtros de Ordem

São filtros não lineares. Basicamente, consistem da ordenação dos pixels de um janelamento ao redor do pixel a ser filtrado (observado), tendo como resultado da filtragem o k -ésimo valor da ordenação.

Os filtros de ordem podem ser denominados filtro de *erosão*, filtro da *mediana* e filtro de *dilatação*, quando se toma o menor, o central e o maior valor da ordenação, respectivamente. Desta forma, no exemplo anterior, a janela ordenada ficaria: 66, 68, 72, 75, 77, 79, 81, 86, 98 e assim o nível de 81 seria, trocado pelos valores 66, 77, ou 98 se o filtro de *erosão*, filtro da *mediana* ou filtro de *dilatação* fosse aplicado, respectivamente.

Nesta dissertação o interesse é o filtro da mediana que na sua formulação geral não adota nenhum modelo para o ruído, sendo introduzido, primeiramente, por Tukey (citado em Pitas e Venetsanopoulos, 1990) na análise de séries temporais na década de 70. O filtro da mediana é computacionalmente simples e rápido e possui boa “performance” na preservação de bordas “agudas” e na suavização de ruído impulsivo.

Nas próximas seções serão apresentados os filtros que compõem o segundo grupo, onde se encontram os filtros desenvolvidos por Kuan-Nathan e Lee (Seção 3.3.4), por Frost et al. (Seção 3.3.5), por Frery e Sant’Anna (Seção 3.3.6) e o filtro MAP (Seção 3.3.8).

3.3.3 Modelo de Degradação

No caso de imagens de radar, quando se adota um modelo de degradação para o sinal, este é, geralmente, um modelo multiplicativo. Sejam, então, X , Y e N variáveis aleatórias e considere que X e N sejam independentes. Assim o modelo multiplicativo do sinal é dado por:

$$Y = X \cdot N \tag{3.1}$$

onde $Y = y$ é sinal observado (pixel), $X = x$ é o sinal da cena (valor a priori) e $N = n$ é o ruído.

Considere, ainda, que $\mathbb{E}(N) = 1$ e da independência de X e N (vide Apêndice A), chega-se a:

$$\begin{aligned}\mathbb{E}(Y) &= \mathbb{E}(X \cdot N) \\ &= \mathbb{E}(X) \cdot \mathbb{E}(N) = \mathbb{E}(X)\end{aligned}$$

para média de Y . Utilizando-se novamente o fato de X e N serem independentes e sabendo-se que $\mathbb{E}(Z^2) = Var(Z) + \mathbb{E}^2(Z)$ (vide Apêndice A), onde Z é uma variável aleatória, obtém-se para a variância de Y :

$$\begin{aligned}Var(Y) &= \mathbb{E}([Y - \mathbb{E}(Y)]^2) \\ &= \mathbb{E}(X^2) \cdot \mathbb{E}(N^2) - [\mathbb{E}(X) \cdot \mathbb{E}(N)]^2 \\ &= Var(X)[Var(N) + 1] + Var(N)\mathbb{E}^2(X)\end{aligned}\quad (3.2)$$

Os estimadores da média e da variância do sinal a priori, $\mathbb{E}(X)$ e $Var(X)$, respectivamente, são calculados a partir das estimativas da média e variância do sinal observado ($\widehat{\mathbb{E}}(Y)$ e $\widehat{Var}(Y)$, respectivamente) uma vez que só se tem acesso aos valores do sinal observado. Estas estimativas são obtidas localmente (dentro de cada janela de processamento), tendo-se então:

$$\mathbb{E}(X) = \widehat{\mathbb{E}}(Y)\quad (3.3)$$

e da Equação 3.2 vem que:

$$Var(X) = \frac{\widehat{Var}(Y) - Var(N) \cdot \widehat{\mathbb{E}}^2(Y)}{Var(N) + 1}\quad (3.4)$$

Observações:

- A $Var(N)$ pode ser determinada a partir do modelo *clutter* utilizado. Por exemplo, no modelo *clutter* Rayleigh (ruído com distribuição Rayleigh - $N \sim \mathcal{R}(\xi)$) e imagens processadas em *1-look*, para detecção linear $Var(N) = 0.2732$ e para detecção quadrática $Var(N) = 1$.

- Em áreas estatisticamente homogêneas o *backscatter*, é constante por hipótese, logo sua variância é nula ($Var(X) = 0$), então:

$$\widehat{Var}(Y) = \widehat{\mathbb{E}}^2(Y)Var(N)$$

3.3.4 Filtros LLMMSE (Lee e Kuan-Nathan)

Os filtros propostos por Lee (1987), Kuan et al. (1987) e Nathan e Curlander (1987) possuem desenvolvimentos análogos, baseiam-se no modelo multiplicativo do ruído (Equação 3.1), e são denominados *Local Linear Minimum Mean Square Error* - LLMMSE.

Local porque a estimativa do sinal a priori (que é desconhecido) é baseada na estatística local do pixel a ser filtrado. *Linear* já que o filtro é linear. Eles utilizam o filtro de Wiener para a minimização do erro quadrático médio (critério MMSE) e admitem a não estacionaridade de média e variância do sinal (*Nonstationary Mean, Nonstationary Variance* - NMNV).

Dado o modelo multiplicativo, estes filtros são gerais, isto é, a escolha de σ_N (desvio padrão do ruído) implica no tipo de detecção e no número de *looks* da imagem, são adaptativos e não consideram correlação entre os pixels.

É interessante e mais didático descrever o estimador de Wiener antes da apresentação destes filtros, uma vez que a formulação e a implementação destes filtros levam em conta este estimador.

Considere um processo W corrompido por um ruído aditivo V (isto é, $Z = W + V$), onde W e V são não correlacionados, ou seja, $\mathbb{E}(W \cdot V) = 0$.

Então o estimador de Wiener é o estimador linear ótimo de W , dado Z , que minimiza o erro quadrático médio e é descrito por:

$$\widehat{W} = \mathbb{E}(W) + H(Z - \mathbb{E}(Z))$$

onde H é denominado ganho do estimador e definido por:

$$H = \frac{Var(W)}{Var(W) + Var(V)}$$

Partindo-se, agora, do modelo de degradação (multiplicativo) apresentado na seção anterior, o primeiro passo no desenvolvimento do filtro proposto por Kuan-Nathan, é a transformação deste modelo em um modelo aditivo. Isto é conseguido reescrevendo-se a Equação 3.1 como:

$$Y = X + (N - 1)X = X + K \quad (3.5)$$

onde $K = (N - 1)X$ e $\mathbb{E}(X \cdot K) = 0$. De maneira semelhante à realizada anteriormente, calcula-se o estimador de Wiener para a Equação 3.5, chegando-se a um ganho do estimador dado por:

$$H = \frac{Var(X)}{Var(X) + Var(K)} \quad (3.6)$$

Neste ponto existe a necessidade de se calcular a $Var(K)$, que é obtida da seguinte forma:

$$Var(K) = \mathbb{E}(K^2) - \mathbb{E}^2(K) = \mathbb{E}([K - \mathbb{E}(K)]^2)$$

e sabendo-se que $\mathbb{E}(N) = 1$, tem-se que:

$$\begin{aligned} \mathbb{E}(K) &= \mathbb{E}(X \cdot [N - 1]) = \mathbb{E}(X \cdot N) - \mathbb{E}(X) \\ &= \mathbb{E}(X) \cdot \mathbb{E}(N) - \mathbb{E}(X) \\ &= \mathbb{E}(X)[\mathbb{E}(N) - 1] = 0 \end{aligned}$$

logo,

$$\begin{aligned} Var(K) &= \mathbb{E}(K^2) = \mathbb{E}([N - 1]^2 \cdot X^2) \\ &= \mathbb{E}([N - 1]^2) \cdot \mathbb{E}(X^2) \end{aligned}$$

pode-se notar que o fator $\mathbb{E}([N - 1]^2)$ nada mais é do que a variância de N e que $\mathbb{E}^2(X)$ pode ser representado por $Var(X) + \mathbb{E}^2(X)$, assim

$$Var(K) = Var(N)[Var(X) + \mathbb{E}^2(X)]$$

Como não se tem acesso à variável aleatória X , seus momentos devem ser estimados a partir dos valores observados como os dados pelas Equações 3.3 e 3.4, e a Equação 3.6 torna-se:

$$H = \frac{\widehat{Var}(Y) - Var(N)\widehat{\mathbb{E}}^2(Y)}{\widehat{Var}(Y)[Var(N) + 1]} \quad (3.7)$$

Então a estimativa do sinal a priori, ou seja, o valor do pixel resultante da filtragem é expresso por:

$$\widehat{X} = \widehat{\mathbb{E}}(Y) + \left[\frac{\widehat{Var}(Y) - Var(N)\widehat{\mathbb{E}}^2(Y)}{\widehat{Var}(Y)[Var(N) + 1]} \right] \cdot (Y - \widehat{\mathbb{E}}(Y))$$

onde vale lembrar que as estimativas da média e variância de Y , $\widehat{\mathbb{E}}(Y)$ e $\widehat{Var}(Y)$, são obtidas localmente, dentro de cada janela de processamento, como mencionado anteriormente.

A diferença básica entre o algoritmo de Lee e Kuan-Nathan consiste numa aproximação através de uma série de Taylor de primeira ordem em torno das médias de X e N , só utilizando os termos lineares e desprezando os termos de maior ordem, que Lee realiza na Equação 3.1 para a obtenção do modelo aditivo.

Da linearização vem que:

$$Y' = X\mathbb{E}(N) + \mathbb{E}(X)[N - \mathbb{E}(N)] \quad (3.8)$$

e utilizando-se o fato de $\mathbb{E}(N) = 1$ a Equação 3.8 torna-se:

$$Y' = X + K$$

onde Y' é uma aproximação de Y e $K = (N - 1)\mathbb{E}(X)$. Prosseguindo de forma semelhante ao desenvolvimento do algoritmo de Kuan-Nathan, chegar-se-á ao ganho H do estimador Wiener com:

$$Var(K) = Var(N)\mathbb{E}^2(X)$$

e

$$H = \frac{\widehat{Var}(Y) - Var(N)\widehat{\mathbb{E}}^2(Y)}{\widehat{Var}(Y) + [Var(N)\widehat{\mathbb{E}}(Y)]^2} \quad (3.9)$$

assim a estimativa do valor do pixel resultante da filtragem é expresso por:

$$\widehat{X} = \widehat{\mathbb{E}}(Y) + \left[\frac{\widehat{Var}(Y) - Var(N)\widehat{\mathbb{E}}^2(Y)}{\widehat{Var}(Y) + [Var(N)\widehat{\mathbb{E}}(Y)]^2} \right] \cdot [Y - \widehat{\mathbb{E}}(Y)]$$

A aproximação realizada por Lee no desenvolvimento do filtro causa a diferença fundamental entre os dois filtros. A diferença que está nos ganhos do estimador de Wiener, pode ser vista nas Equações 3.7 e 3.9. Assim diz-se que a estimativa obtida por Lee é sub-ótima devido à sua linearização, enquanto que a obtida por Kuan-Nathan é ótima (exata).

Na implementação destes filtros deve-se tomar cuidado no cálculo da variância de X (Equação 3.4). Nesta equação o numerador pode possuir valores negativos, indicativos de que o modelo do *speckle* não se verifica, por exemplo, devido a um número de difusores elementares pequeno. Desta forma viola a hipótese 3 apresentada na Seção 2.3.1. Esta situação pode ser encontrada em regiões muito homogêneas (onde, por hipótese, $Var(X) = 0$), portanto a melhor estimativa do sinal é a média local - $\mathbb{E}(Y)$. Ainda tem-se o caso em que a $Var(X)$ é muito grande (indicativo de região com predominância de alguns refletores) fazendo com que o ganho H do estimador Wiener tenda a um e assim a melhor estimativa do sinal é o próprio pixel observado - y .

Um dos objetivos dos filtros adaptativos é a utilização das propriedades locais para controlar os parâmetros destes filtros a fim de adaptá-los à não estacionaridade de média e variância (NMNV). Segundo Li (1988) pode-se utilizar como uma medida das propriedades locais a razão entre as variâncias do sinal real e do sinal observado, expresso por:

$$R = \frac{Var(X)}{Var(Y)}$$

A idéia embutida nesta taxa é que sinais reais fortes (ou seja, altos valores de $Var(X)$) não são prejudicados pelo ruído *speckle*. Portanto janelamentos pequenos são suficientes para uma boa estimativa local e janelamentos grandes são necessários para uma boa estimativa em áreas cuja variância provenha basicamente do ruído *speckle*.

É importante notar que os valores de R são calculados utilizando-se os valores observados ($Y = y$). Os cálculos são efetuados primeiramente sobre uma janela de tamanho fixo pré-definido e de acordo com seu valor escolhe-se um janelamento mais adequado para a determinação das estatísticas locais a serem utilizadas no filtro.

3.3.5 Filtro MMSE (Frost)

O filtro proposto por Frost et al. (1982b) é convolucional linear, derivado da minimização do erro quadrático médio (critério MMSE - *Minimum Mean Square Error*) sobre o modelo multiplicativo. Este filtro incorpora a dependência estatística do sinal original, já que considera uma função de correlação Exponencial entre pixels vizinhos. É um filtro adaptativo que preserva a estrutura de bordas e é geral, não obstante o desenvolvimento apresentado aqui seja baseado na detecção quadrática.

De acordo com Franks (citado em Ono, 1990), dado um modelo multiplicativo de ruído, $Y(t) = X(t) \cdot N(t)$, e considerando-se o ruído como um processo estocástico estacionário e independente do processo estacionário $X(t)$, a função de transferência, $M(f)$, do filtro linear que otimiza o critério de mínimo erro quadrático médio (MMSE) é expressa por:

$$M(f) = \frac{\text{IE}(N) \cdot S_X(f)}{S_N(f) \star S_X(f)}$$

onde $S_N(f)$ e $S_X(f)$ são as densidades espectrais de potência de $N(t)$ e $X(t)$, respectivamente, $f = (f_i, f_j)$ são as coordenadas em frequência e $g \star r$ significa o produto de convolução das funções g e r .

O modelo de filtragem do sinal adotado por Frost et al. (1982b) para o desenvolvimento do filtro é ilustrado na Figura 3.2. Nesta figura $H(f)$ e $M(f)$ são as funções de transferência do sistema SAR e do filtro, respectivamente, $h(t)$ e $m(t)$ são as respostas impulsivas do sistema SAR e do filtro, respectivamente, e $\hat{X}(t)$ é a estimativa do sinal.

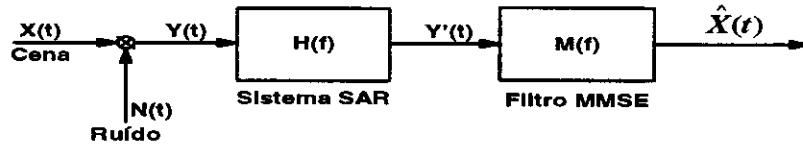


Fig. 3.2 - Modelo de filtragem do sinal.

As funções $M(f)$ e $m(t)$ do filtro que fornecem uma estimativa de $X(t)$ dado $Y'(t)$ são obtidas minimizando-se o erro quadrático médio (ϵ^2):

$$\epsilon^2 = \mathbb{E}([X(t) - \hat{X}(t)]^2)$$

A solução desta equação fornece a função de transferência expressa por:

$$M(f) = \begin{cases} \left[\frac{\mathbb{E}(N) S_X(f)}{S_X(f) * S_N(f)} \right] \cdot \frac{1}{H^*(f)} & , f \neq 0 \\ \frac{1}{\mathbb{E}(N)} & , f = 0 \end{cases} \quad (3.10)$$

onde $H^*(f)$ denota o conjugado complexo da função de transferência do sistema SAR e considera-se $H(f)$ não dependente de $Y(t)$.

Nesta modelagem aborda-se $X(t)$ como um processo auto-regressivo com função de autocorrelação $R_X(\tau)$ e densidade espectral de potência bilateral $S_X(f)$, expressas por:

$$R_X(\tau) = \text{Var}(X) \exp\{-\rho|\tau|\} + \mathbb{E}^2(X) \quad (3.11)$$

$$S_X(f) = \frac{2\rho \text{Var}(X)}{\rho^2 + 4\pi^2 f^2} + \delta(f) \mathbb{E}^2(X) \quad (3.12)$$

onde os parâmetros $\mathbb{E}^2(X)$, $\text{Var}(X)$ e ρ possuem valores distintos para diferentes tipos de alvos, isto é, são adaptativos (locais). Para o ruído branco multiplicativo, $N(t)$, tem-se:

$$R_N(\tau) = \delta(\tau) \text{Var}(N) + \mathbb{E}^2(N) \quad (3.13)$$

$$S_N(f) = \text{Var}(N) + \delta(f) \mathbb{E}^2(N) \quad (3.14)$$

onde o parâmetro $\text{Var}(N)$ é dependente do tipo de processamento e, portanto, conhecido. Agora, considerando-se apenas a parte de $M(f)$ dependente dos dados,

isto é, a parte entre colchetes na Equação 3.10 e substituindo-se as Equações 3.11, 3.12, 3.13 e 3.14 em 3.10, chega-se à resposta impulsiva $m'(t)$ dada por:

$$m'(t) = K\alpha \exp\{-\alpha|t|\}$$

onde K é uma constante de normalização e α é expresso por:

$$\alpha = \sqrt{2\rho \left(\frac{\mathbb{E}(N)}{\sigma_N}\right)^2 \cdot \left[\frac{1}{1 + \left(\frac{\mathbb{E}(X)}{\sigma_X}\right)^2}\right] + \rho}$$

da qual ρ é o coeficiente de correlação entre os pixels. Os parâmetros α , $\mathbb{E}^2(X)$ e $Var(X)$ são obtidos através de $Y(t)$, da mesma forma que no filtro de Kuan-Nathan (Equação 3.4).

Este modelo é válido para processamento em áreas homogêneas da imagem, onde $X(t)$ pode ser considerado estacionário. A condição de MMSE é obtida quando se considera uma área homogênea e calcula-se α baseado na estatística local de $Y(t)$, sabendo-se da característica NMNV de $X(t)$.

3.3.6 Filtros Robustos

Na área de processamento de imagens os filtros lineares e não-lineares são amplamente utilizados para a redução de ruído e vários filtros não-lineares são baseados em estimação robusta e, especialmente, na estatística de ordem. Existem vários trabalhos em processamento de imagens que fazem uso de técnicas robustas, tais como Brooks e Bovik (1990), Pitas e Venetsanopoulos (1990) e Fong et al. (1989), entre outros.

Os filtros robustos a serem apresentados nesta Seção são os filtros propostos por Frery e Sant'Anna (1993a, b) que adotam o modelo multiplicativo com ruído independente do sinal (Equação 3.1). Estes filtros foram desenvolvidos para o caso de imagens processadas em *1-look* e detecção linear, ou seja, a distribuição marginal da observação (Y) obedece à distribuição Rayleigh, a qual tem densidade de probabilidade expressa por:

$$f_Y(y) = \left(\frac{y}{\theta^2}\right) \exp\left\{-\frac{y^2}{2\theta^2}\right\} \cdot \mathbb{I}_{\mathbb{R}^+}(y)$$

onde θ é definido como coeficiente de retroespalhamento (*backscatter*) do alvo e Y tem função distribuição acumulada dada por:

$$F_Y(y) = 1 - \exp\left\{-\frac{y^2}{2\theta^2}\right\} \cdot \mathbb{1}_{\mathbb{R}^+}(y) \quad (3.15)$$

que será utilizada mais adiante no desenvolvimento dos filtros.

A abordagem da filtragem de uma imagem SAR é realizada como uma estimação do coeficiente de retroespalhamento (θ) dentro de uma janela móvel. Então, supondo-se a validade do modelo e dado que o valor do parâmetro θ da distribuição de Rayleigh não é conhecido, pode-se estimá-lo baseado em um vetor de observações de tamanho n , $\mathbf{y}_W = (y_1, \dots, y_n)$, utilizando-se, por exemplo, o estimador de máxima verossimilhança:

$$\hat{\theta}_{MV} = \sqrt{\frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n y_i^2}$$

ou o estimador dos momentos baseados no primeiro momento amostral:

$$\hat{\theta}_{MO} = \frac{1}{n} \sqrt{\frac{2}{\pi}} \sum_{i=1}^n y_i$$

onde pode-se notar que $\sqrt{\pi/2} \hat{\theta}_{MO}$ é a média amostral das n observações do vetor \mathbf{y}_W . O estimador de máxima verossimilhança (que possui todas as propriedades desejáveis de eficiência e consistência assintóticas) e o estimador dos momentos apresentam bom desempenho somente quando a amostra sobre a qual são aplicados é de observações puras.

A definição de observações puras é dada para aquelas amostras que possuem cada observação proveniente da mesma distribuição e quando todas são coletivamente independentes. A hipótese de amostras de observações puras pode não se verificar em imagens reais, por exemplo, em regiões de bordas ou ainda se há correlação entre as observações. Neste sentido procuraram-se estimadores que levassem em conta a possibilidade das amostras serem contaminadas, e estes estimadores são denominados robustos.

Antes da apresentação dos filtros robustos são necessárias algumas definições e a familiarização com a notação matemática adotada. Assim, para

todo $b \in \mathbb{R}^+$ sua parte inteira será denotada como $[b]$, isto é, $[b] = \max\{k \in \mathbb{N}: k \leq b\}$, onde \mathbb{N} é o conjunto dos números naturais e define-se \mathcal{P} e \mathcal{I} como os conjuntos dos números pares e ímpares, respectivamente.

Sejam agora $\mathbf{a} = (a_1, \dots, a_M)$ um vetor M -dimensional de números reais, e $A \subset \{1, \dots, M\}$ um subconjunto das suas coordenadas. Denotar-se-á \mathbf{a}_A a restrição do vetor \mathbf{a} ao conjunto de coordenadas A , ou seja, $\mathbf{a}_A = \{a_j\}$ tal que $j \in A$. Seja ainda $\mathbf{a}_{(\bullet)}$ o vetor \mathbf{a} ordenado em ordem crescente; que será escrito $\mathbf{a}_{(\bullet)} = (a_{M:1}, \dots, a_{M:M})$ (isto é, $a_{M:1} \leq a_{M:2} \leq \dots \leq a_{M:M}$). Então, a mediana amostral de \mathbf{a} é definida como:

$$Q_2(\mathbf{a}) = \begin{cases} a_{M:[M/2]+1} & \text{se } M \in \mathcal{I} \\ \frac{1}{2}(a_{M:M/2} + a_{M:M/2+1}) & \text{se } M \in \mathcal{P}; \end{cases} \quad (3.16)$$

o quartil amostral inferior de \mathbf{a} como:

$$Q_1(\mathbf{a}) = \begin{cases} a_{M:(\ell+1)/2} & \text{se } \ell \in \mathcal{I} \\ \frac{1}{2}(a_{M:\ell/2} + a_{M:\ell/2+1}) & \text{se } \ell \in \mathcal{P}; \end{cases} \quad (3.17)$$

e o quartil amostral superior de \mathbf{a} como:

$$Q_3(\mathbf{a}) = \begin{cases} a_{M:(M+1-(\ell+1)/2)} & \text{se } \ell \in \mathcal{I} \\ \frac{1}{2}(a_{M:M+1-\ell/2} + a_{M:M-\ell/2}) & \text{se } \ell \in \mathcal{P}. \end{cases} \quad (3.18)$$

Nas Equações 3.17 e 3.18 denotou-se:

$$\ell = \begin{cases} \frac{M-1}{2} & \text{se } M \in \mathcal{I} \\ \frac{M}{2} & \text{se } M \in \mathcal{P}. \end{cases}$$

Seja $F: \mathbb{R} \rightarrow [0, 1]$ a função de distribuição acumulada de uma variável aleatória Z , e α um número positivo tal que $0 < \alpha < 1$, define-se então o α -quantil de Z como $\inf\{t \in \mathbb{R}: F(t) \geq \alpha\}$ e será denotado z_α . Utilizando-se a Equação 3.15 é imediato calcular o α -quantil de uma variável aleatória Y com distribuição Rayleigh, como

$$y_\alpha = \theta \sqrt{2 \ln \left(\frac{1}{1-\alpha} \right)}$$

Uma definição de robustez, dada por Kendall e Buckland (1971), citado por Frery (1993), é a seguinte:

Robustez $[\dots]$ um procedimento estatístico é chamado *robusto* se não é muito sensível a desvios das suposições sobre as quais se baseia.

Agora, tendo-se em mente que filtrar é estimar e levando-se em conta a possibilidade de se ter amostras de observações contaminadas (isto é, observações não puras), os seguintes estimadores robustos, baseados num vetor de observações \mathbf{y}_W com tamanho n , foram propostos:

$$\hat{\theta}_{\text{Med}} = \frac{1}{K_1} Q_2(\mathbf{y}_W), \quad (3.19)$$

$$\hat{\theta}_{\text{IQR}} = \frac{Q_3(\mathbf{y}_W) - Q_1(\mathbf{y}_W)}{K_2}, \quad (3.20)$$

$$\hat{\theta}_{\text{MAD}} = \frac{1}{K_3} Q_2(\mathbf{z}_W), \quad (3.21)$$

$$\hat{\theta}_{\text{TMO}} = \left(\frac{1}{n - 2\xi} \right) \sqrt{\frac{2}{\pi}} \sum_{i=\xi+1}^{n-\xi} y_{n:i}, \quad (3.22)$$

$$\hat{\theta}_{\text{TML}} = \sqrt{\frac{1}{2(n - 2\xi)} \sum_{i=\xi+1}^{n-\xi} y_{n:i}^2} \quad (3.23)$$

onde $\xi = \lfloor n\alpha_0 \rfloor$, $0 \leq \alpha_0 < 1/2$, and $(y_{n:1}, \dots, y_{n:n})$ representa o vetor $\mathbf{y}_W = (y_1, \dots, y_n)$ ordenado em ordem ascendente e $\mathbf{z} = (z_1, \dots, z_n)$, com $z_i = |y_i - Q_2(\mathbf{y})|$ para todo $i \in W$.

As Equações 3.19, 3.20 e 3.21 são os estimadores da mediana, da distância inter-quartil (IQR - *Inter-Quartile Range*) e o do desvio médio absoluto (MAD - *Median Absolute Deviation*), respectivamente. As constantes K_1 , K_2 e K_3 que aparecem nestes estimadores são calculadas de forma a torná-los assintoticamente consistentes e possuem valores dados por:

$$\begin{aligned} K_1 &= \sqrt{2 \ln(2)} \\ K_2 &= \sqrt{2 \ln(4)} - \sqrt{2 \ln\left(\frac{4}{3}\right)} \\ K_3 &\approx 0.4485 \end{aligned}$$

onde K_3 é obtido numericamente.

As Equações 3.22 e 3.23 são os estimadores dos momentos aparados (TMO - *Trimmed MOments*) e de máxima verossimilhança aparada (TML - *Trimmed Maximum Likelihood*), respectivamente. Ambos estimadores possuem proporção de observações eliminadas igual a $2\alpha_0$, onde as $\lfloor n\alpha_0 \rfloor$ menores e maiores observações são desprezadas.

Os filtros robustos implementados, utilizando estes estimadores, mantêm o nível médio de cinza da imagem original relacionando os valores estimados com o valor esperado da distribuição Rayleigh (vide Apêndice B). Isto é feito multiplicando-se os valores estimados por um fator $\sqrt{\pi/2}$.

3.3.7 Estimativa de Máximo a Posteriori

Sejam \mathbf{X} e \mathbf{Y} vetores de variáveis aleatórias com função densidade de probabilidade $f_{\mathbf{X}}(\mathbf{x})$ e $f_{\mathbf{Y}}(\mathbf{y})$, respectivamente. Sabendo-se que a função densidade de probabilidade a posteriori de \mathbf{X} dada a observação $\mathbf{Y} = \mathbf{y}$, obtida utilizando-se da regra de Bayes, é expressa por:

$$f_{\mathbf{X}|\mathbf{Y}=\mathbf{y}}(\mathbf{X}|\mathbf{Y} = \mathbf{y}) = \frac{f_{\mathbf{XY}}(\mathbf{x}, \mathbf{y})}{f_{\mathbf{Y}}(\mathbf{y})} \quad (3.24)$$

onde $f_{\mathbf{XY}}(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ é a função densidade de probabilidade conjunta de \mathbf{X} e \mathbf{Y} . Por simplicidade de notação denotar-se-á, daqui por diante, $f_{\mathbf{Z}}(\mathbf{z})$ por $f(\mathbf{z})$, $f_{\mathbf{ZW}}(\mathbf{z}, \mathbf{w})$ por $f(\mathbf{z}, \mathbf{w})$ e $f_{\mathbf{Z}|\mathbf{W}=\mathbf{w}}(\mathbf{Z}|\mathbf{W} = \mathbf{w})$ por $f(\mathbf{z}|\mathbf{w})$, onde \mathbf{Z} e \mathbf{W} são vetores de variáveis aleatórias.

Utilizando-se o fato de:

$$f(\mathbf{y}|\mathbf{x}) = \frac{f(\mathbf{x}, \mathbf{y})}{f(\mathbf{x})}$$

a Equação 3.24 torna-se:

$$f(\mathbf{x}|\mathbf{y}) = \frac{f(\mathbf{y}|\mathbf{x}) \cdot f(\mathbf{x})}{f(\mathbf{y})} \quad (3.25)$$

Assim a estimativa de máximo a posteriori (MAP) de \mathbf{x} , dada a observação $\mathbf{Y} = \mathbf{y}$, é obtida maximizando a função densidade de probabilidade a posteriori com relação a \mathbf{x} , isto é:

$$\hat{\mathbf{x}}_{MAP} = \max_{\mathbf{x}}^{-1}[f(\mathbf{x}|\mathbf{y})] \quad (3.26)$$

agora, considerando que $f(\mathbf{y})$ é constante em relação a \mathbf{x} , a Equação 3.26 fica:

$$\hat{\mathbf{x}}_{MAP} = \max_{\mathbf{x}}^{-1}[f(\mathbf{y}|\mathbf{x}) \cdot f(\mathbf{x})]$$

e para se obter o $\hat{\mathbf{x}}_{MAP}$, é usual tomar o logaritmo da Expressão 3.25, já que a função logaritmo é monotonicamente crescente, e então diferenciá-la com relação a \mathbf{x} , resultando em:

$$\frac{\partial \ln f(\mathbf{x}|\mathbf{y})}{\partial \mathbf{x}} = \frac{\partial \ln f(\mathbf{y}|\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} + \frac{\partial \ln f(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} \Big|_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}_{MAP}} = 0 \quad (3.27)$$

onde

- $\frac{\partial \ln f(\mathbf{y}|\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}}$ é o termo de máxima verossimilhança, e
- $\frac{\partial \ln f(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}}$ é o termo a priori.

Aplicando-se este estimador no contexto de filtragem de imagens SAR denotar-se-á:

- $f(\mathbf{x})$ é a função densidade de probabilidade a priori, isto é, a função densidade de probabilidade do sinal da cena;
- $f(\mathbf{y}|\mathbf{x})$ descreve o modelo de degradação (modelo multiplicativo);
- \mathbf{y} é o vetor de observações (pixels = valores degradados)
- $f(\mathbf{x}|\mathbf{y})$ é a função densidade de probabilidade a posteriori cuja maximização em x leva ao estimador MAP – $\hat{\mathbf{x}}_{MAP}$.

onde os dois primeiros itens são definidos de acordo com a modelagem adotada.

Um caso particular na estimativa MAP ocorre quando no modelo multiplicativo adotado (Equação 3.1) a variável X é considerada uma constante positiva, porém desconhecida. Esta situação, no paradigma Bayesiano, costuma ser chamada como “a distribuição a priori não informativa”, e associa-se a variável X a distribuição uniforme sobre todos os valores de \mathbb{R} . Matematicamente, tem-se:

$$X : \Omega \longrightarrow \mathbb{R}$$

$$\mathbb{P}\text{r}(X = \zeta) = 1 \text{ para quase todo } \omega \in \Omega$$

logo a Equação 3.1 fica:

$$Y = \zeta \cdot N \quad (3.28)$$

onde $\zeta \in \mathbb{R}^+$ e é uma constante desconhecida. O problema da estimação torna-se: dada a distribuição de N e observado o vetor \mathbf{Y} de amostras independentes e identicamente distribuídas estimar ζ pelo critério MAP, isto é, encontrar $\hat{\zeta} \in \mathbb{R}^+$ tal que:

$$\hat{\zeta} = \max_{\zeta \in \mathbb{R}^+}^{-1} [f_{\mathbf{Y}}(\mathbf{y}|\zeta)] \quad (3.29)$$

e o valor de $\hat{\zeta}$ é denominado estimador de máxima verossimilhança de ζ .

No modelo *chutter* Rayleigh considerado, a função densidade de probabilidade que caracteriza o ruído N é Rayleigh, $N \sim \mathcal{R}(\xi)$, com parâmetro ξ conhecido e sabendo-se ainda que as variáveis aleatórias Rayleigh são uma família de escala, isto é, se $Z \sim \mathcal{R}(1)$, então $\lambda Z \sim \mathcal{R}(\lambda)$, e assim, dada a Equação 3.28, Y possui distribuição Rayleigh com parâmetro $\xi\zeta$, ou seja, $Y \sim \mathcal{R}(\xi\zeta)$.

Como $Y \sim \mathcal{R}(\xi\zeta)$ a estimativa de máxima verossimilhança de $\xi\zeta$, para uma amostra de tamanho m , é dada por:

$$\widehat{\xi\zeta} = \sqrt{\left(\frac{1}{2m}\right) \sum_{i=1}^m y_i^2} \quad (3.30)$$

O estimador de máxima verossimilhança possui, entre outras propriedades, a de consistência, de invariância, de eficiência assintótica, e a que diz:

- Se $\hat{\beta}$ é o estimador de máxima verossimilhança de um parâmetro β qualquer, e $g(\beta)$ é uma função bi-unívoca, então $g(\hat{\beta})$ é a estimativa de máxima verossimilhança de $g(\beta)$.

Logo a Equação 3.30 se torna:

$$\hat{\zeta} = \left(\frac{1}{\xi}\right) \sqrt{\left(\frac{1}{2m}\right) \sum_{i=1}^m y_i^2}$$

que é a estimativa MAP da variável aleatória X (da Equação 3.1) quando esta é constante e igual a ζ .

Com desenvolvimento idêntico para o caso de imagens processadas em *1-look* e com detecção quadrática, isto é, o ruído possui distribuição Exponencial, $N \sim \mathcal{E}(\xi)$, com parâmetro ξ conhecido, encontrar-se-á para a estimativa MAP da variável aleatória X , quando esta é uma constante e igual ζ , a expressão:

$$\hat{\zeta} = \frac{m}{\xi \sum_{i=1}^m y_i}$$

onde m é o tamanho da amostra e vale lembrar que as variáveis aleatórias exponenciais também são uma família de escala.

Na seção seguinte é apresentado o filtro que faz uso deste estimador, o qual é denominado filtro de Máximo A Posteriori.

3.3.8 Filtro de Máximo a Posteriori

Os filtros lineares adaptativos propostos por Frost et al. (1982b), Lee (1987), Kuan et al. (1987) e Nathan e Curlander (1987) não usam uma função densidade de probabilidade explícita para a tensão de envoltória (V_e) ou para a potência (P) detetadas no receptor, assim como para o sinal a priori (cena), que são equivalentes às variáveis Y e X na Equação 3.1, respectivamente.

As propriedades da cena imageada incorporadas na estrutura destes filtros estão limitadas às estatísticas locais (média e variância). Vale lembrar que estes filtros utilizam o critério do mínimo erro quadrático médio (MMSE), o qual garante que os filtros serão ótimos quando os sinais a posteriori e a priori possuem distribuição Normal.

O fato do sinal a posteriori (valor observado) no modelo *clutter* Rayleigh não ser Normal, levou ao desenvolvimento do filtro MAP por Kuan et al. (1987). O desenvolvimento foi baseado neste modelo *clutter*, imagens processadas em *1-look* e detecção quadrática e com a distribuição Normal caracterizando a função densidade de probabilidade a priori.

Em outro trabalho Lopes et al. (1990b) também desenvolveram o filtro MAP baseado no modelo *clutter* Rayleigh para imagens processadas em

1-look e detecção quadrática. Porém utilizaram como função densidade de probabilidade a priori as distribuições Normal, Gama e Beta simétrica.

Seguindo-se esta linha, nesta seção serão apresentadas as equações do filtro MAP para imagens processadas em *1-look* detecção linear e quadrática com várias distribuições a priori. O modelo utilizado aqui também será o *clutter* Rayleigh (modelo multiplicativo - Equação 3.1), que é o mais utilizado e aceito na literatura, sendo bem adequado às regiões estatisticamente homogêneas.

Como já examinado, neste modelo a distribuição do ruído N , para a detecção linear e em áreas homogêneas é Rayleigh, $N \sim \mathcal{R}(\xi)$, com $\mathbb{E}(N) = 1$ e $\text{Var}(N) = 0.2732$, dada por:

$$f(n) = \left(\frac{n}{\xi^2}\right) \exp\left\{-\frac{n^2}{2\xi^2}\right\} \cdot \mathbb{I}_{\mathbb{R}^+}(n)$$

onde $\xi^2 = \frac{2}{\pi}$. No caso da detecção quadrática a distribuição de N é Exponencial, $N \sim \mathcal{E}(\xi)$, com $\mathbb{E}(N) = \text{Var}(N) = 1$, e expressa por:

$$f(n) = \frac{1}{\xi} \exp\left\{-\frac{n}{\xi}\right\} \cdot \mathbb{I}_{\mathbb{R}^+}(n)$$

onde $\xi^2 = 1$.

A seguir será mostrado, como um exemplo, o desenvolvimento do filtro MAP para imagens processadas em *1-look* e detecção linear com distribuição a priori Rayleigh com parâmetro θ , ou seja, $X \sim \mathcal{R}(\theta)$, a fim de ilustrar a forma de obtenção da equação MAP e servir de base para os outros casos. No final desta seção, na Tabela 3.1, são mostradas as equações MAP para várias distribuições nos dois tipos de detecção.

A primeira etapa no desenvolvimento do filtro MAP é a obtenção da função densidade de probabilidade a posteriori. Então, dado o modelo de degradação (Seção 3.3.3) e utilizando-se a regra de Bayes encontrar-se-á que a variável aleatória $(Y|X = x) = x \cdot N$, onde x é uma constante, possui distribuição Rayleigh com parâmetro $x\xi$ (vide Apêndice A), ou seja, $(Y|X = x) \sim \mathcal{R}(x\xi)$ que é expressa por:

$$f(y|x) = \left[\frac{y}{(x\xi)^2}\right] \exp\left\{-\frac{y^2}{2(x\xi)^2}\right\} \cdot \mathbb{I}_{\mathbb{R}^+}(y)$$

e é desta equação que sairá o termo de máxima verossimilhança da Equação 3.27, sendo dado por:

$$\frac{\partial \ln f(y|x)}{\partial x} = -\frac{2}{xy} + \frac{y^2}{x^3 \xi^2} \quad (3.31)$$

O próximo passo no desenvolvimento é a consideração das funções densidades de probabilidade a priori, $f(x)$, a fim de se encontrar o termo a priori da Equação 3.27, e como neste exemplo a $f(x)$ é considerada Rayleigh, tem-se

$$f(x) = \left(\frac{x}{\theta^2}\right) \exp\left\{-\frac{x^2}{2\theta^2}\right\} \cdot \mathbb{I}_{\mathbb{R}^+}(x)$$

assim o termo a priori é expresso por:

$$\frac{\partial \ln f(x)}{\partial x} = \frac{1}{x} - \frac{x}{\theta^2} \quad (3.32)$$

e agora substituindo-se as Equações 3.31 e 3.32 em 3.27 chega-se à equação MAP:

$$\hat{x}_{MAP}^4 + \theta^2 \left(\frac{2}{y} - 1\right) \hat{x}_{MAP}^2 - \frac{y^2 \theta^2}{\xi^2} = 0$$

Cabe ressaltar que os parâmetros das distribuições a priori não são conhecidos em geral, pois são parâmetros característicos do alvo imageado (cena), portanto é necessário que sejam estimados. Esta estimação é baseada nos valores amostrais observados dentro de uma janela de processamento, podendo ser utilizado qualquer estimador.

Utilizando-se o fato de que em áreas homogêneas há estacionariedade de primeira ordem, pode-se usar, por exemplo, o estimador do primeiro momento (vide Apêndice B) numa janela local de processamento para a obtenção da estimativa do parâmetro θ de $f(x)$, o qual é expresso por:

$$\hat{\theta} = \sqrt{\frac{2}{\pi}} \cdot \bar{x}$$

onde \bar{x} é a média amostral do sinal a priori na área considerada. E, ainda, do modelo de degradação tem-se:

$$\mathbb{E}(X) = \mathbb{E}(Y) \implies \bar{x} = \bar{y}$$

e

$$\xi^2 = \frac{2}{\pi}$$

assim chega-se à equação MAP expressa por:

$$\hat{x}_{MAP}^4 + \frac{2\bar{y}^2}{\pi} \left(\frac{2}{y} - 1 \right) \hat{x}_{MAP}^2 - (y\bar{y})^2 = 0$$

onde \bar{y} é a média amostral dos valores observados na janela de processamento e a solução desta equação será o valor do pixel filtrado. Porém alguns cuidados devem ser tomados com as soluções da equação MAP:

- a estimativa \hat{x}_{MAP} (solução da equação) deve ser uma quantidade positiva;
- se o coeficiente de variação dos valores observados (C_y) for menor que o coeficiente de variação do ruído (C_n), o coeficiente de variação do sinal a priori (C_x) é complexo, uma vez que é dado por:

$$C_x^2 = \frac{C_y^2 - C_n^2}{C_n^2 + 1}$$

o que implica na não adequação do modelo *clutter* de Rayleigh ao problema, e então a melhor estimativa do sinal a priori é a média amostral (local); e

- se $C_y \geq C_n$, então a estimativa \hat{x}_{MAP} estará entre a média amostral e a observação.

Na tabela seguinte podem ser vistas as equações MAP para as várias distribuições a priori e os dois tipos de detecção, e no caso de imagens processadas em *1-look*, obtidas de modo similar ao apresentado anteriormente para a distribuição Rayleigh como distribuição a priori, onde $A = \alpha - 1 - (2/y)$, $B = 2 - \alpha - \beta + (2/y)$, $C = \left\{ \frac{y^2}{\xi^2 B} \right\}$ e $D = \left(\frac{\mu}{\sigma^2} - \frac{2}{y} - 1 \right)$.

TABELA 3.1 - EQUAÇÕES DE MÁXIMO A POSTERIORI, PARA IMAGENS PROCESSADAS EM "1-LOOK", DETECÇÃO LINEAR E QUADRÁTICA, UTILIZANDO-SE VÁRIAS DISTRIBUIÇÕES A PRIORI.

Distribuição	Deteção Linear	Deteção Quadrática
Rayleigh $\mathcal{R}(\theta)$	$\hat{x}_{MAP}^4 + \theta^2 \left(\frac{2}{y} - 1\right) \hat{x}_{MAP}^2 - \left(\frac{y\theta}{\xi}\right)^2 = 0$	$\hat{x}_{MAP}^3 - \xi \theta^2 y = 0$
Exponencial $\mathcal{E}(\theta)$	$\hat{x}_{MAP}^3 + \left(\frac{2}{\theta y}\right) \hat{x}_{MAP}^2 - \frac{y^2}{\theta \xi^2} = 0$	$\hat{x}_{MAP}^2 + \frac{1}{\theta} \hat{x}_{MAP} - \frac{\xi y}{\theta} = 0$
Normal $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$	$\hat{x}_{MAP}^4 - \mu \hat{x}_{MAP}^3 + \left(\frac{2\sigma^2}{y}\right) \hat{x}_{MAP}^2 - \left(\frac{y\sigma}{\xi}\right)^2 = 0$	$\hat{x}_{MAP}^3 - \mu \hat{x}_{MAP}^2 + \sigma^2 \hat{x}_{MAP} - \xi \sigma^2 y = 0$
Gama $\mathcal{G}(\alpha, \beta)$	$\hat{x}_{MAP}^3 + \left[\frac{(2/y) - \alpha + 1}{\beta}\right] \hat{x}_{MAP}^2 + \frac{y^2}{\beta \xi^2} = 0$	$\hat{x}_{MAP}^2 + \left(\frac{2-\alpha}{\beta}\right) \hat{x}_{MAP} - \frac{\xi y}{\beta} = 0$
Beta $\mathcal{B}(\alpha, \beta)$	$\hat{x}_{MAP}^3 + \left\{\frac{A}{B}\right\} \hat{x}_{MAP}^2 - C \hat{x}_{MAP} + C = 0$	$\hat{x}_{MAP}^2 + \left\{\frac{(\alpha-2-\xi y)}{(3-\alpha-\beta)}\right\} \hat{x}_{MAP} + \frac{\xi y}{(3-\alpha-\beta)} = 0$
Weibull $\mathcal{W}(\alpha, \beta)$	$\hat{x}_{MAP}^{(\alpha+2)} + \left\{\frac{[1-\alpha+(2/y)]}{\alpha \beta^\alpha}\right\} \hat{x}_{MAP}^2 - \frac{y^2}{\alpha \beta^\alpha \xi^2} = 0$	$\hat{x}_{MAP}^{(\alpha+1)} + \left\{\frac{(\alpha-2)}{\alpha \beta^\alpha}\right\} \hat{x}_{MAP} - \frac{\xi y}{\alpha \beta^\alpha} = 0$
Log-Normal $\mathcal{LN}(\mu, \sigma^2)$	$D \hat{x}_{MAP}^2 - \left(\frac{1}{\sigma^2}\right) \hat{x}_{MAP} \ln \hat{x}_{MAP} + \left(\frac{y}{\xi}\right)^2 = 0$	$\left(\frac{\mu}{\sigma^2} - 2\right) \hat{x}_{MAP} - \frac{1}{\sigma^2} \hat{x}_{MAP} \ln \hat{x}_{MAP} + \xi y = 0$

CAPÍTULO 4

METODOLOGIA

Este capítulo tem a finalidade de apresentar a metodologia empregada nesta dissertação para a obtenção dos resultados finais, de forma clara e de maneira que os experimentos realizados aqui possam ser repetidos sem nenhum problema.

O conjunto de dados utilizados nesta dissertação tem o objetivo de avaliar o desempenho dos filtros espaciais (apresentados no Capítulo 3) sob o ponto de vista da classificação ponto a ponto, da perda de resolução e da relação sinal-ruído da imagem tratada (imagem filtrada). Portanto a metodologia pode ser desmembrada nestas três partes, além do desenvolvimento do filtro MAP com várias distribuições a priori, como é visto no diagrama da Figura 4.1.

No diagrama esquemático da Figura 4.1 o bloco denominado FILTROS reúne todos os filtros redutores de *speckle* a serem avaliados aqui, sendo que para estas avaliações foram utilizados quatro tamanhos fixos distintos de janelamento, a saber: 3×3 , 5×5 , 7×7 e 9×9 pixels. Este diagrama é detalhado nas seções subsequentes, onde se faz uma divisão da metodologia em dois grupos: o que utiliza imagens reais e o que utiliza imagens sintéticas para a obtenção de resultados.

4.1 Imagens Reais

As imagens reais utilizadas neste trabalho foram obtidas através de um sistema SAR aerotransportado numa missão na região de Freiburg ao sul da Alemanha perto da divisa com a França. Uma mapa desta região é visto na Figura 4.2a.

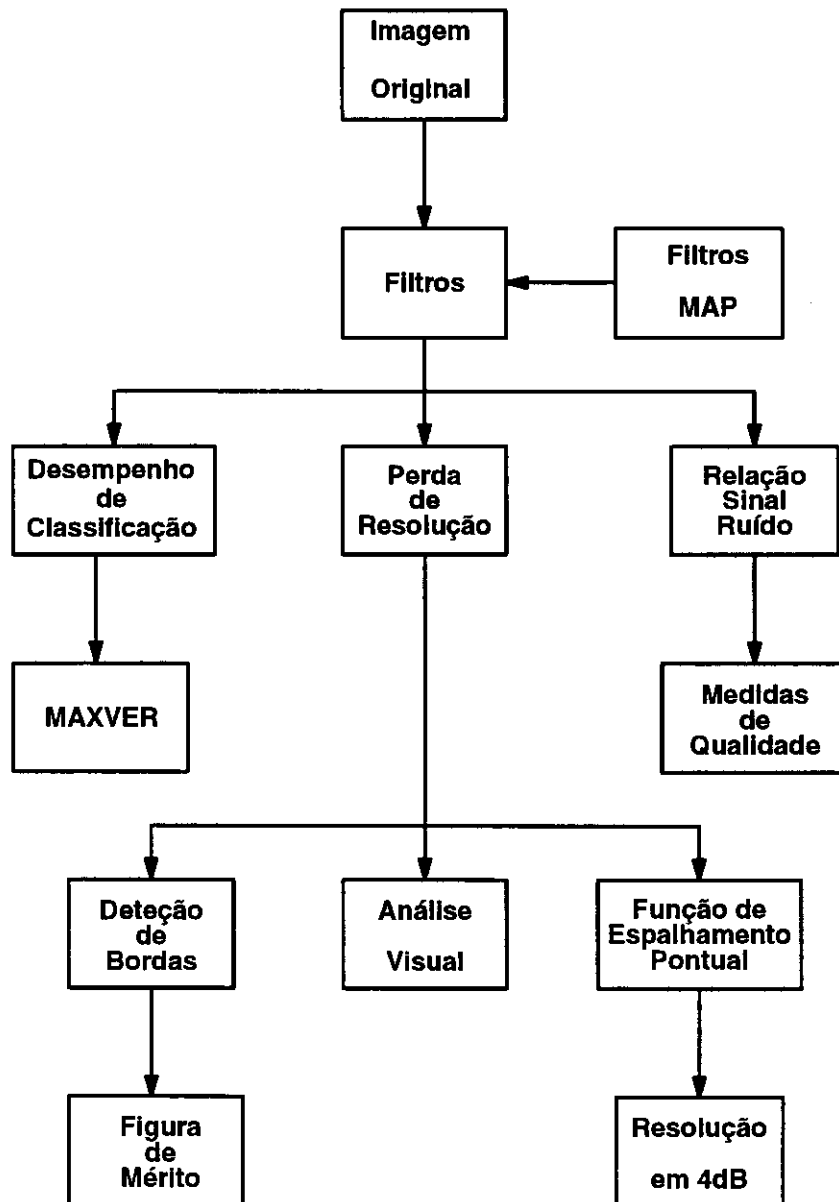


Fig. 4.1 - Diagrama esquemático da metodologia.

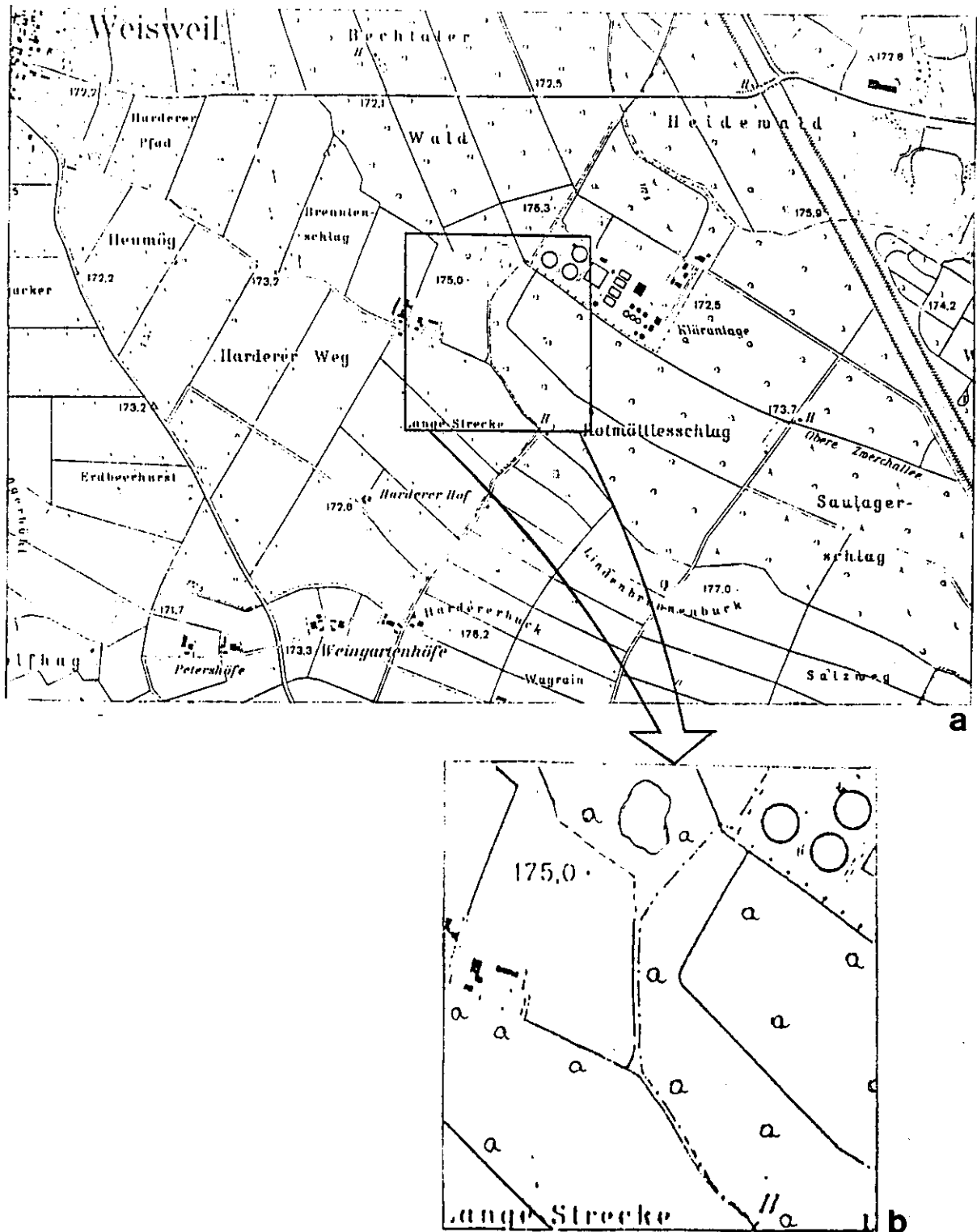


Fig. 4.2 - (a) Mapa da região de Freiburg e (b) Região submetida ao processamento.

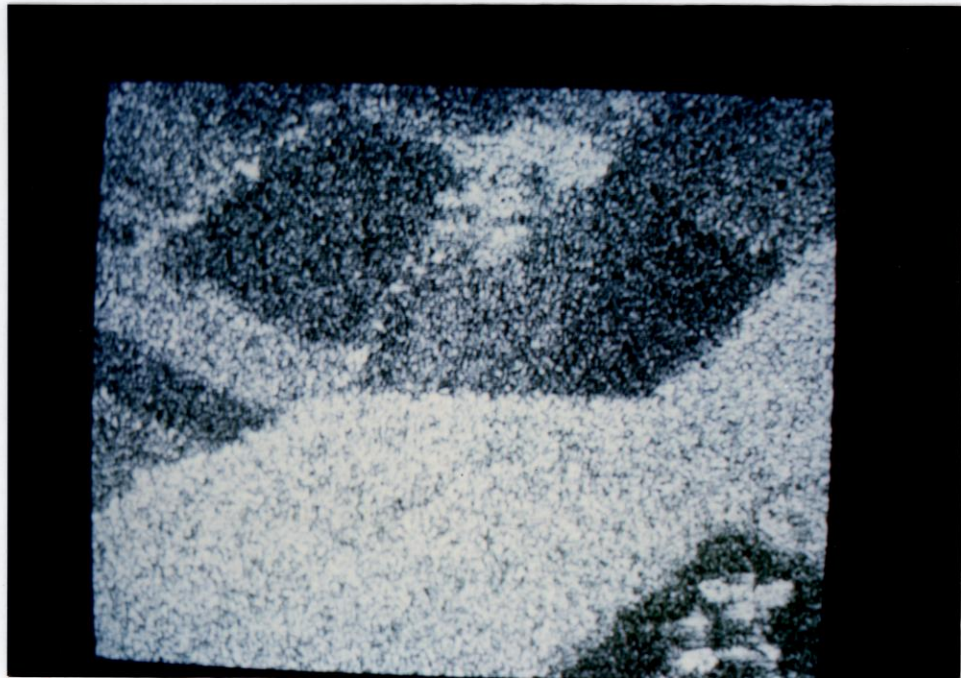
**a****b**

Fig. 4.3 - Fotos das imagens SAR da região de Freiburg submetida ao processamento (rotacionadas de 90° no sentido horário): (a) banda X e (b) banda L.

Na região submetida ao processamento (Figura 4.2b), aparecem florestas de caducifólias que cobrem boa parte da imagem, construções, campos de culturas no canto superior direito, e tanques de tratamento de esgotos com dimensões de 50m de diâmetro, possuindo uma estrutura metálica que passa por cima deles, no canto inferior direito.

As imagens correspondentes a essa região possuem tamanho de 512×512 pixels, foram processadas em *1-look* e detecção linear, obtidas nas bandas X (Figura 4.3a) e L (Figura 4.3b) que correspondem a comprimentos de onda (λ) que variam de 2.75 a 5.21cm (10.9 a 5.75 GHz) e de 19.4 a 76.9cm (1.55 a 0.39 GHz), respectivamente, e possuem resolução de 1.5m/pixel.

Para efeito dos estudos realizados considerou-se que estas imagens possuem, basicamente, três classes distintas e dominantes: floresta, solo exposto e resto de cultura.

4.1.1 Classificação Pontual

Esta etapa da metodologia para a avaliação dos filtros é bem simples, existindo alguns trabalhos nesta linha de pesquisa, nos quais utilizam-se imagens de radar para avaliar o desempenho de classificação, podendo-se citar por exemplo, Ulaby et al. (1982a), Benelli et al. (1986) e Durand et al. (1987), entre outros.

Na abordagem seguida nesta dissertação, primeiro classifica-se a imagem original utilizando-se as duas bandas (X e L), em seguida avalia-se o desempenho de classificação. A seguir filtra-se cada banda da imagem e repete-se a primeira fase (a de classificação) e comparam-se os desempenhos de classificação relativos a cada filtro, ou seja, analisa-se o desempenho de classificação para uma imagem ou um conjunto de imagens antes e depois da filtragem.

Para se obter os resultados finais utilizou-se uma classificação supervisionada sob o critério de máxima verossimilhança (algoritmo MAXVER). O *software* utilizado para esta tarefa foi o SITIM, no qual o desenvolvimento do

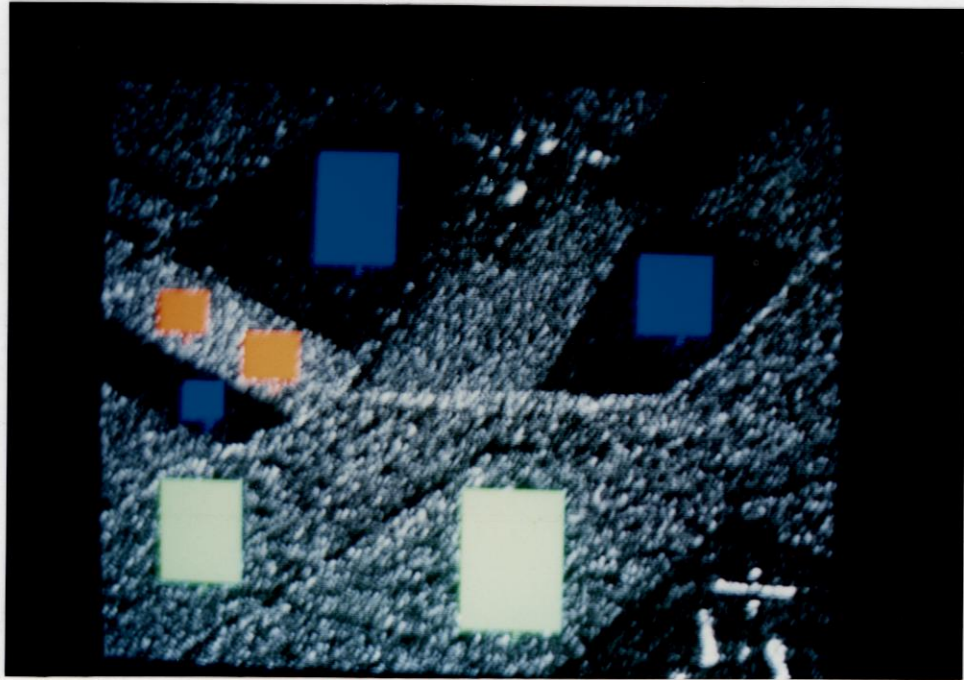


Fig. 4.4 - Foto das áreas de treinamento do classificador.

algoritmo MAXVER considera que as distribuições de cada classe seja Normal. Por ser uma classificação supervisionada é necessário que sejam fornecidas áreas para treinamento do classificador. Estas áreas podem ser vistas na Figura 4.4, onde as áreas vermelho, verde e azul correspondem às classes solo exposto, floresta e cultura, respectivamente.

A análise do desempenho de classificação, citada anteriormente, é realizada utilizando-se a matriz de classificação, a qual é um dos resultados do classificador MAXVER. Nesta matriz, dadas as amostras obtidas na fase de treinamento, encontra-se o desempenho médio de classificação (percentual dos pixels classificados corretamente), abstenção média (percentual dos pixels não classificados) e a confusão média (percentual dos pixels de uma classe que foram classificados como outra classe qualquer).

4.1.2 Filtros MAP

Implementou-se o filtro pontual de máximo a posteriori (MAP) utilizando-se diferentes distribuições a priori de *backscatter*, para imagens processadas em *1-look* e detecções linear e quadrática.

Para a filtragem de uma imagem, fazendo-se uso deste filtro, é necessário o conhecimento da distribuição a priori que fornece a melhor estimativa MAP do pixel a ser filtrado. Este conhecimento foi adquirido através de um estudo realizado nas amostras (dados observados), representativas de cada classe que compunha a imagem, e em suas funções densidades de probabilidades.

Para este estudo retirou-se em cada banda da imagem SAR-580 (X e L) uma amostra de cada uma das classes (floresta, solo exposto e resto de cultura) consideradas como dominantes na imagem. Na Tabela 4.1 são mostrados o tamanho da amostra (N) para cada classe e os valores amostrais da média (\bar{x}), do desvio padrão (s), do coeficiente de variação (\hat{C}_V) e do número equivalente de *looks* (ENL).

TABELA 4.1 - QUANTIDADES ESTIMADAS.

Banda	Amostra	N	\bar{x}	s	\hat{C}_V	ENL
L	Solo	4270	39.27	20.82	0.5303	0.97
	Cultura	1797	74.07	38.16	0.5151	1.03
	Floresta	7698	98.24	51.39	0.5231	1.00
X	Solo	4270	9.46	5.16	0.5457	0.92
	Cultura	1797	35.09	18.05	0.5144	1.03
	Floresta	7698	27.40	16.21	0.5918	0.78

Utilizando-se apenas estas quantidades estimadas não se pode concluir significativamente de qual distribuição provêm os dados amostrais. Portanto realizou-se um ajuste dos dados observados às várias distribuições (vide Apêndice B) a fim de que fosse possível inferir sobre as distribuições a priori do *backscatter*.

Para a realização deste ajuste considere $\mathbf{Z} = (Z_1, \dots, Z_n)$ ser um vetor de variáveis aleatórias independentes e identicamente distribuídas, $\mathbf{z} = (z_1, \dots, z_n)$ ser um vetor amostra de tamanho “ n ”, uma ocorrência de \mathbf{Z} . Considere ainda que \mathbf{z} , por vir de uma imagem quantizada em 8 *bits*, esta no formato *byte*, isto é, $z_i \in \{0, \dots, 255\}$. Assim, dado $\mathbf{z} = (z_1, \dots, z_n)$, para ajustá-lo a uma distribuição $\mathcal{D}(\Theta)$, com $\Theta \in \mathbb{R}^\ell$ o vetor de parâmetros que caracteriza a distribuição \mathcal{D} , seguem-se os seguintes passos:

- 1) estima-se o vetor de parâmetros Θ por $\hat{\Theta}(\mathbf{z})$; e
- 2) desenha-se $(x, \mathcal{D}(\hat{\Theta})(x), h(\mathbf{z})(x))$, para $x \in \{0, \dots, 255\}$, onde $h(\mathbf{z})(x)$ é o histograma de \mathbf{z} no ponto x e é dado por:

$$h(\mathbf{z})(x) = \frac{\#\{1 \leq i \leq n : z_i = x\}}{n}.$$

O desenho dos ajustes (de algumas distribuições) realizados aos dados podem ser vistos na Figura 4.5, onde x é o nível de cinza, “o” representa o histograma de \mathbf{z} – $h(\mathbf{z})$ e as linhas (contínuas, tracejadas, etc) representam as distribuições ajustadas – $\mathcal{D}(\hat{\Theta})$.

TABELA 4.2 - P-VALORES PERCENTUAIS.

Banda	Amostra	Beta	Gama	K-A	Log-Normal	Rayleigh	Weibull
L	Solo	0.09	0.00	18.85	0.00	78.60	17.55
	Cultura	32.19	0.00	16.99	0.00	29.21	55.93
	Floresta	0.02	0.00	4.92	0.00	8.21	8.41
X	Solo	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00 ^a	0.00
	Cultura	0.00	0.00	0.38	0.00	0.92	2.93
	Floresta	0.00	0.00	0.22	0.00	0.00	0.00

^aO valor exato encontrado é 0.000721

Um critério meramente visual para se julgar a qualidade dos ajustes não é suficiente, embora seja de grande valia, assim realizaram-se, por fim, dois testes de qualidade de ajuste (Kolmogorov-Smirnov e Qui-quadrado – χ^2) e

calculou-se o p-valor da estatística teste $T(z_1, \dots, z_n)$. Para maiores detalhes sobre estes testes de qualidade de ajuste e cálculo do p-valor recomenda-se Frery (1993) e Yanasse et al. (1993).

Segundo Frery (1993) e Yanasse et al. (1993) o teste do χ^2 parece ser mais influenciado pelo formato *byte* dos dados do que o teste Kolmogorov-Smirnov, causando assim a não confiabilidade de seus p-valores. Portanto utilizou-se apenas os resultados deste último teste e construiu-se a Tabela 4.2, onde se encontram os p-valores percentuais para as distribuições Beta, Gama, K-Amplitude, Log-Normal, Rayleigh e Weibull.

Da Tabela 4.2 e considerando-se um nível de significância para o teste igual a 1% (ou seja, $p_T \geq 0.01$), pode-se afirmar que:

- 1) As distribuições Gama e Log-Normal são sempre rejeitadas;
- 2) A distribuição Beta, a menos da amostra de resto de cultura na banda L, também é rejeitada;
- 3) As distribuições K-Amplitude e Rayleigh para todas as amostras da banda X são rejeitadas; e
- 4) As distribuições K-Amplitude, Rayleigh e Weibull são aceitas para todas as amostras da banda L.

Analizando-se as Tabelas 4.1 e 4.2 escolheu-se para cada amostra uma distribuição da qual possa se julgar que os dados dela proviram e justifica-se como segue:

- Banda X

- solo exposto \Rightarrow todos os p-valores não foram significantes, porém a distribuição que teve o único valor diferente de zero foi a Rayleigh. Analisando-se também os valores amostrais (Tabela 4.1) do seu coeficiente de variação ($\hat{C}_V = 0.5457$), bem como do seu número equivalente

de *looks* ($ENL = 0.92$) verifica-se que são valores bem próximos dos valores teóricos $\hat{C}_V = 0.5227$ e $ENL = 1.00$. Portanto esta foi a distribuição escolhida como sendo a distribuição a posteriori.

- resto de cultura \Rightarrow a única distribuição que é aceita pelo teste é a Weibull. Porém o seu uso foi dificultado pelo fato do não conhecimento da distribuição a priori, dado que o modelo multiplicativo adotado produz uma distribuição a posteriori Weibull, ou seja, se uma variável aleatória Y tem distribuição Rayleigh e a variável aleatória $X \cdot Y$ possui distribuição Weibull, desconhece-se a distribuição da variável aleatória X . Assim escolheu-se a distribuição Rayleigh como distribuição a posteriori para esta classe, pois conhece-se a distribuição a priori (constante para este caso) e devido a facilidade de implementação do algoritmo, não obstante o seu p-valor ser menor que o nível de significância estipulado.
- floresta \Rightarrow embora nenhum dos p-valores tenham sido significantes, o maior valor encontrado foi para a distribuição **K**-Amplitude, portanto esta foi a escolhida como sendo a distribuição a posteriori; e que segundo Lewinski (1983), dado o modelo multiplicativo, tem como distribuição a priori a Raiz Quadrada da Gama.

- Banda L

- Para as três amostras não há evidência de rejeição do teste para as distribuições **K**-Amplitude, Rayleigh e Weibull. Pelas mesmas duas razões expostas para a amostra de resto de cultura na banda X não se escolheu, aqui na banda L, a distribuição Weibull para as amostras de resto de cultura e floresta e nem a distribuição Beta para a amostra de resto de cultura. Desta forma, a decisão ficou entre as distribuições **K**-Amplitude e Rayleigh e optou-se pela distribuição que apresentou os maiores p-valores, no caso a distribuição Rayleigh.

De acordo com o estudo realizado, implementou-se o filtro MAP com distribuição a priori constante para todas as três classes na banda L e para as classes de solo exposto e resto de cultura na banda X enquanto que para a classe floresta na banda X a distribuição a priori considerada foi a Gama.

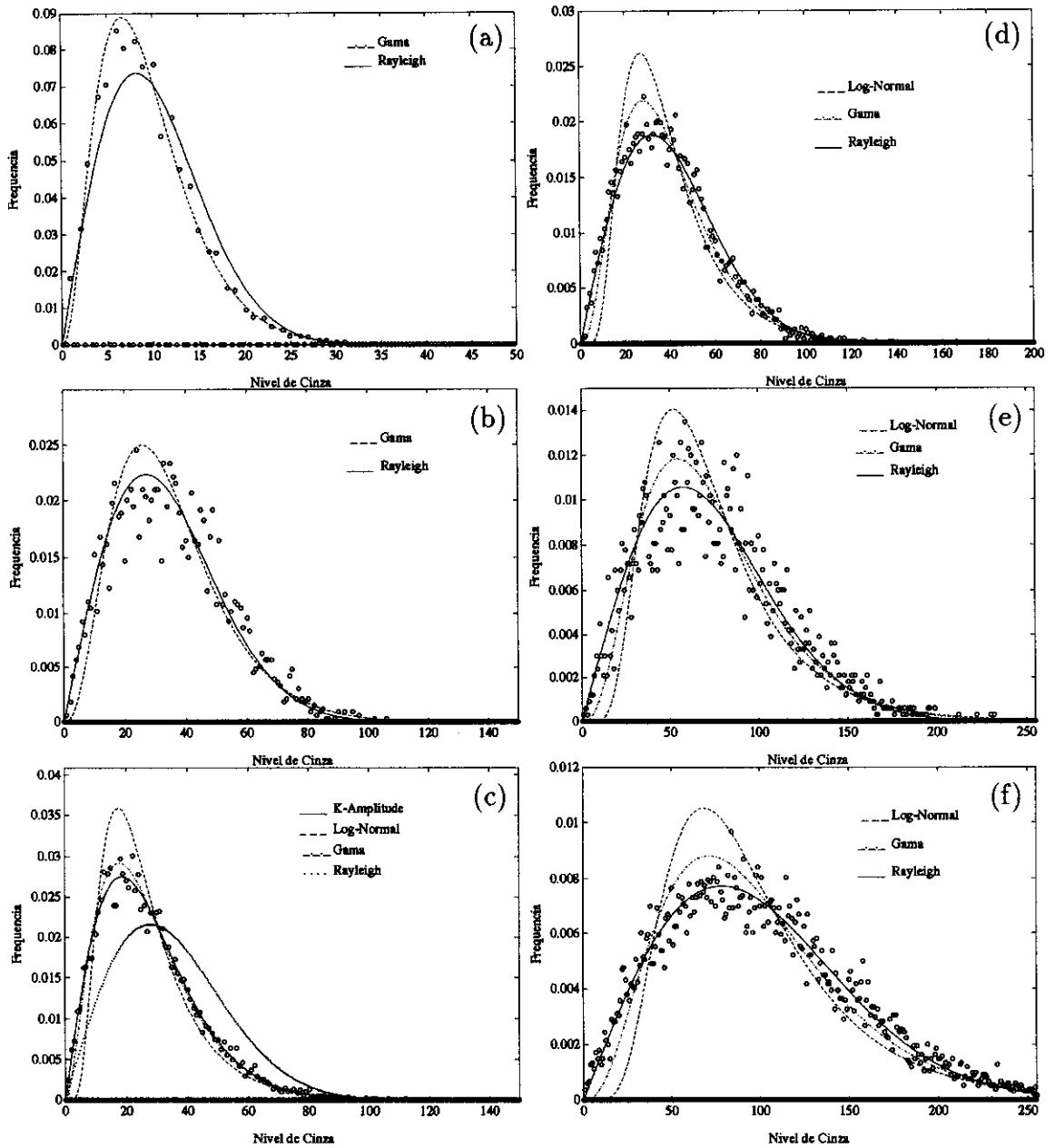


Fig. 4.5 - Ajuste de diferentes distribuições às amostras de cada classe nas duas bandas. (a) Solo, (b) Cultura, (c) Floresta; na banda X (d) Solo, (e) Cultura, e (f) Floresta; na banda L.

4.2 Imagens Sintéticas

As imagens sintéticas (simuladas) são utilizadas neste estudo, pois pode-se ter um controle completo das suas propriedades geométricas (por exemplo, localização e forma de uma borda) e estatísticas, não precisando fazer testes para inferi-las, como ocorreu nas imagens reais para o caso dos filtros MAP. Estas imagens foram simuladas visando o caso de imagens processadas em *1-look* e detecção linear, as quais possuem distribuição Rayleigh (vide Capítulo 2).

Na simulação foram empregados dois métodos distintos. No primeiro geram-se ocorrências de um vetor de variáveis aleatórias Rayleigh sem correlação entre os pixels vizinhos. Método este que é semelhante ao utilizado por Martin e Turner (1991), onde as ocorrências geradas eram de variáveis aleatórias Normais. No segundo utiliza-se a função de espalhamento pontual do sistema aerotransportado E-SAR da Agência Espacial Alemã (DLR) que foi determinada por Fernandes et al. (1992).

Neste último método, gera-se um vetor bidimensional de variáveis aleatórias complexas Normais caracterizando uma cena com *speckle*, adiciona-se, numa posição qualquer de interesse, uma constante (função delta – $\delta(\cdot, \cdot)$) para representar uma fonte pontual e a seguir convolui-se este vetor resultante com a função de espalhamento pontual bidimensional do sistema E-SAR, obtendo-se assim, uma imagem simulada de um alvo pontual ideal gerada por este sistema.

Convém observar que os pixels da imagem formada são correlacionados devido a função de espalhamento do sistema. Para maiores detalhes sobre a determinação da função de espalhamento pontual do sistema E-SAR, bem como a geração de imagens sintéticas com este método recomenda-se o trabalho de Fernandes (1993).

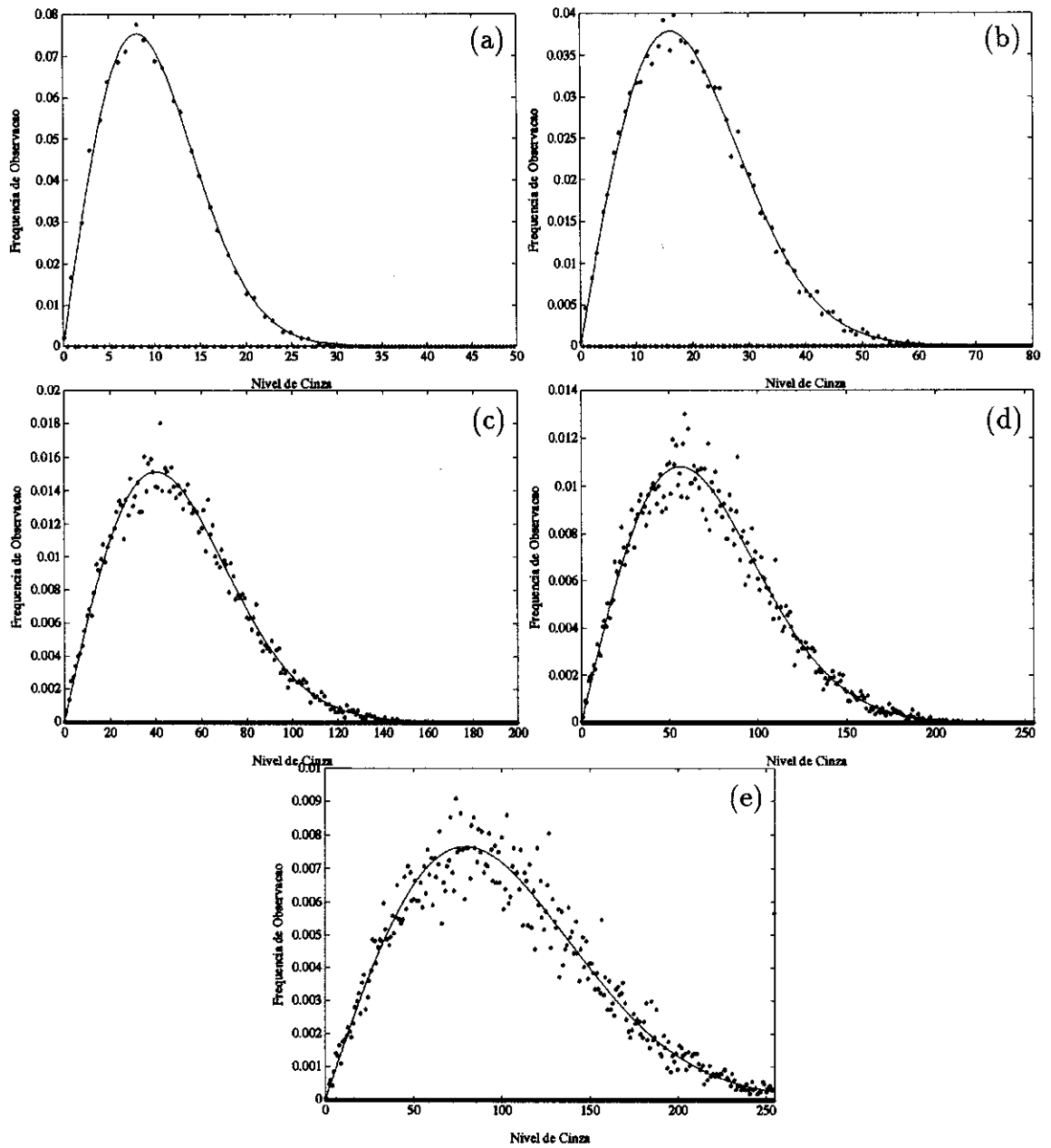


Fig. 4.6 - Ajuste da distribuição Rayleigh aos histogramas das imagens simuladas, com *backscatter* ξ . (a) $\xi = 10$, (b) $\xi = 20$, (c) $\xi = 50$, (d) $\xi = 70$ e (e) $\xi = 100$.

Para as imagens sintéticas geradas com o primeiro método realizou-se um ajuste da distribuição dos pixels de cada uma destas imagens à distribuição Rayleigh. Os ajustes foram realizados a fim de mostrar que este é um bom método de simulação e são mostrados na Figura 4.6.

As imagens simuladas para este trabalho possuem tamanho fixo de 128×128 pixels, com exceção da imagem usada no caso da avaliação pela resposta impulsiva de uma fonte pontual que possui tamanho final de 51×51 pixels.

A seguir são apresentadas as abordagens que fazem uso destas imagens sintéticas.

4.2.1 Perda de Resolução

A perda de resolução em imagens pode afetar significativamente a interpretação visual tanto quanto a classificação e/ou a segmentação automática da imagem e ela é uma medida difícil de se quantificar. Portanto, propõem-se as abordagens baseadas na detecção de bordas, na análise visual e na resposta impulsiva de uma fonte pontual, as quais são descritas a seguir.

4.2.1.1 Detecção de Bordas

Um importante problema em processamento de imagens é a detecção de bordas em uma dada imagem. Já que este problema é complexo, há um grande número de soluções e definições na literatura especializada. As bordas em uma imagem são muito úteis para a análise, classificação e segmentação da mesma, numa ampla variedade de aplicações.

Uma borda pode ser definida como mudanças ou descontinuidades locais em algum atributo da imagem, tal como luminância, valor de tristímulo ou textura (Pratt, 1978) ou ainda como a transição entre áreas, em uma imagem, que tenham propriedades diferentes, propriedades estas que podem ser intensidade média, textura, ou taxa de variação da intensidade (Frost et al., 1982a).

Um operador usado para detectar tais mudanças ou transições é denominado um detector de bordas. Este operador transforma uma imagem em uma matriz de “uns”, onde a magnitude da descontinuidade é significativa, e “zeros” caso contrário (matriz binária). Essa matriz binária obtida é, normalmente, denominada como um mapa de bordas.

Há duas formas básicas de se abordar a detecção de bordas:

- 1) método do melhor ajuste: que se baseia no ajuste da borda a uma réplica de uma borda ideal, que pode ser uma função bidimensional rampa ou degrau. Se o ajuste é perfeito, uma borda é julgada presente.
- 2) o método de realce/limiarização: que pode ser ainda subdividido em método de realce linear ou não linear, e consiste em realçar ou acentuar descontinuidades em um atributo da imagem através de algum operador espacial. Se a descontinuidade realçada é suficientemente grande (ou seja, maior que algum nível de limiar), uma borda é julgada presente.

Existem vários estudos na literatura sobre detecção de bordas podendo-se citar, por exemplo, Davis (1975), Abdou (1978), Pratt (1978), Peli e Malah (1982), Canny (1983), Frost et al. (1982a), Bovik e Munson (1986), Bovik (1988), Brooks e Bovik (1990), Nezry et al. (1991), entre outros, sendo que nestes cinco últimos trabalhos os detectores de bordas são desenvolvidos para imagens de radar. Como uma descrição mais aprofundada sobre estes vários detectores de bordas fugiria ao escopo deste trabalho, recomenda-se aos interessados consultar estas referências e as nelas contidas.

Um detector pode ser representado por um diagrama de blocos, como o mostrado na Figura 4.7. Neste modelo, a imagem de entrada $I(i, j)$ é percorrida por uma janela móvel onde são realizadas operações pontuais (locais) para cada posição da janela e a saída $A(i, j)$ é a medida da descontinuidade para o centro das janelas, podendo ser usada para formar um mapa de bordas de níveis de cinza.

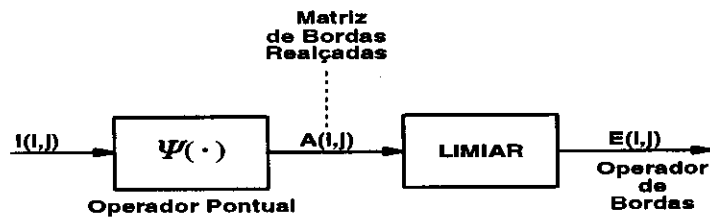


Fig. 4.7 - Esquema de detecção de bordas.

Para melhorar a análise visual este mapa de borda de níveis de cinza é comparado com um limiar τ , e assim uma borda é detectada se $A(i, j) \geq \tau$, enquanto nenhuma borda é detectada se $A(i, j) < \tau$.

Pode-se observar que o limiar τ define o mapa de bordas resultante. O seu valor controla a sensibilidade do detector, pois se τ é escolhido alto as bordas de baixas amplitudes (baixo contraste) não serão detectadas. Enquanto que em imagens ruidosas a seleção de τ torna-se um compromisso entre a não validade das bordas e a criação de falsas bordas, uma vez que se ele é escolhido muito baixo o ruído pode ser facilmente detectado como borda.

O detector de bordas de interesse nesta dissertação é aquele que utiliza como operador pontual o cálculo do coeficiente de variação dentro de uma janela de processamento de tamanho 3×3 . O limiar τ adotado é igual à média das três colunas centrais da imagem. Este limiar foi escolhido de maneira determinística levando-se em consideração a sensibilidade do detector para os contrastes de cada borda.

Como nesta abordagem a perda de resolução na imagem filtrada é quantificada através do detector de bordas é necessário que se use alguma medida de desempenho para o detector. A medida pode ser qualitativa ou quantitativa e várias destas medidas são citadas em Peli e Malah (1982).

A medida de desempenho para o detector utilizada neste trabalho é a figura de mérito proposta por Pratt (1978), dada por:

$$R = \frac{1}{\max\{I_A, I_i\}} \sum_{i=1}^{I_A} \frac{1}{1 + \delta e_i^2} \quad (4.1)$$

onde I_A representa o número de pontos detectados, I_i é o número de pontos da borda ideal, δ é uma constante de escala e e_i é a distância entre o ponto detectado e a borda ideal.

Esta medida é sensível a diferentes tipos de erros esperados, sendo máxima quando o mapa de bordas for perfeito (ou seja, $R = 1$) diminuindo com o aumento do erro no mapa de bordas. A constante δ pode ser ajustada para penalizar pontos de bordas que são detectados deslocados da posição verdadeira, sendo usado $\delta = 1/9$, que é sugerido por Pratt (1978). A normalização pelo máximo entre I_A e I_i fixa uma penalidade para bordas borradas e/ou fragmentadas.

Para a obtenção dos resultados simularam-se três imagens processadas em *1-look* e detecção linear, de tamanho 128×128 pixels com uma borda degrau ideal vertical e central, que separa duas regiões com *backscatters* constantes de valores 10 e 20 (imagem com baixo contraste), 10 e 50 (imagem com médio contraste) e 10 e 100 (imagem com alto contraste), respectivamente. Estas imagens são vistas na Figura 4.8, onde a parte mais escura nas imagens corresponde ao *backscatter* 10.

A metodologia seguida aqui é descrita passo a passo da seguinte forma:

- 1) Detecta-se a borda na imagem original (imagem sem ruído);
- 2) Calcula-se a figura de mérito do detector, afim de se tenham parâmetros para a inferência sobre os filtros;
- 3) Filtra-se a imagem sintética;
- 4) Detectam-se bordas na imagem sintética filtrada; e

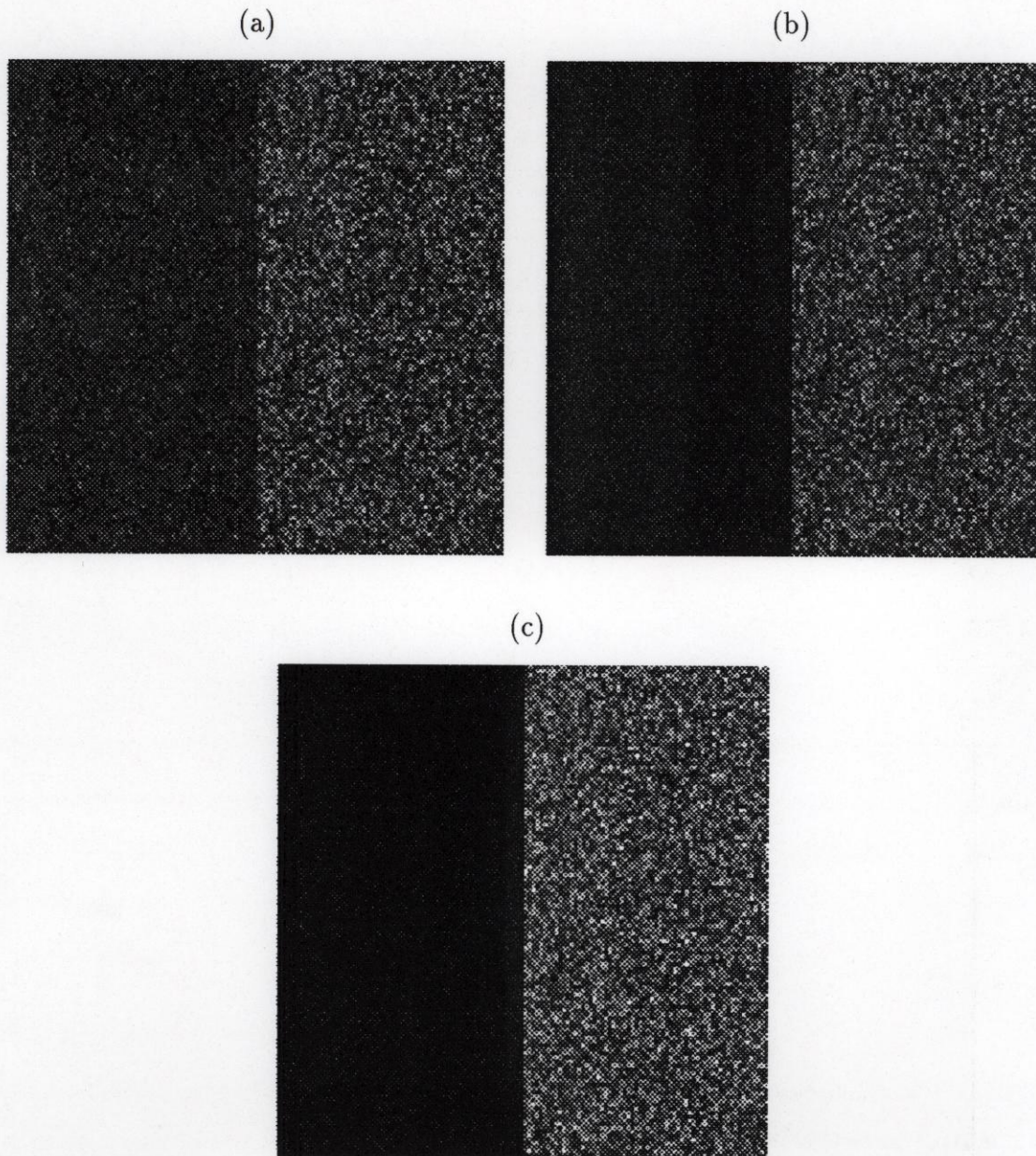


Fig. 4.8 - Imagens simuladas com *backscatter* (ξ_1 e ξ_2) constantes: (a) Baixo Contraste ($\xi_1 = 10$ e $\xi_2 = 20$), (b) Médio Contraste ($\xi_1 = 10$ e $\xi_2 = 50$), e (c) Alto Contraste ($\xi_1 = 10$ e $\xi_2 = 100$).

- 5) Avalia-se a perda de resolução desta com relação a figura de mérito do detector obtida em (2).

Uma metodologia semelhante à utilizada nesta etapa foi realizada por Hirose et al. (1989) e Adair e Guindon (1989). Os primeiros utilizaram o detector de bordas proposto por Sobel (que é muito sensível a ruído multiplicativo), enquanto os últimos usaram o detector de bordas desenvolvido por Nevatia e Babu (citado por Adair e Guindon, 1989). Porém as medidas de desempenho para os detectores que ambos utilizam são diferentes da proposta por Pratt.

4.2.1.2 Análise Visual

Esta é uma abordagem qualitativa na análise da perda de resolução na aplicação de cada filtro. É utilizada uma imagem simulada de tamanho 128×128 pixels com uma borda degrau ideal vertical e central, a qual separa duas regiões com *backscatters* constantes de valor 20 (parte mais escura) e 70, respectivamente, (Figura 4.9). Observa-se o borramento da borda degrau provado por cada filtro.

Para esta análise visual foi retirado aleatoriamente um pedaço de uma linha da imagem (na região de borda) contendo 14 pixels sequenciais, 7 pixels em cada uma das regiões homogêneas. A perda de resolução pode ser inferida usando-se o fato de que quanto maior o borramento da borda, maior é a perda de resolução, ou seja, quanto maior a inclinação da borda após a aplicação de cada filtro menor é a perda de resolução.

4.2.1.3 Função de Espalhamento Pontual

A função de espalhamento pontual de um sistema SAR é uma função bidimensional que representa a resposta impulsiva de uma fonte pontual ideal. A resposta impulsiva de um alvo pontual é proporcional ao seu coeficiente de retroespalhamento.

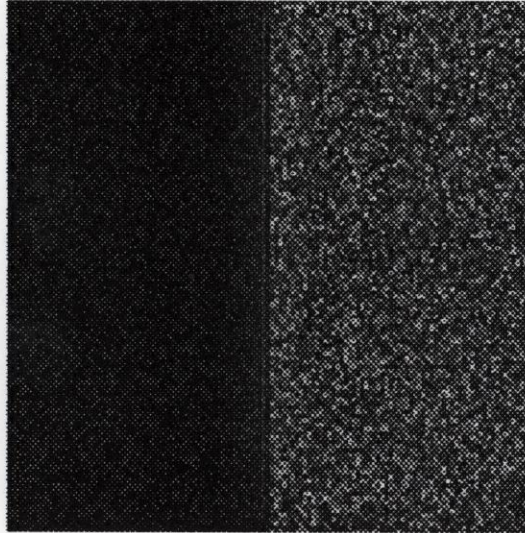


Fig. 4.9 - Imagem simulada com *backscatters* constantes $\xi_1 = 20$ (lado esquerdo) e $\xi_2 = 70$ (lado direito).

A resolução espacial pode ser definida como a largura da resposta impulsiva de um alvo onde a energia do sinal cai cerca de 50% do seu valor de pico (ponto de 3dB). Por esta função (resposta impulsiva) ser bidimensional ela possui duas medidas de largura (ortogonais) no ponto de 3dB, uma na direção de *range* e outra na direção de azimute, sendo que estas larguras (resoluções) definem a célula de resolução do radar.

O módulo (amplitude) da resposta impulsiva de uma fonte pontual ideal é mostrada na Figura 4.10, onde são feitos dois cortes paralelos às direções de *range* e azimute a fim de mostrar as resoluções nestas direções (Figura 4.10a e Figura 4.10b, respectivamente).

A avaliação da perda de resolução feita neste ítem é a simples computação das resoluções nas direções de *range* (δ_r) e azimute (δ_a) da resposta impulsiva de um alvo pontual ideal, no ponto de 4dB, antes e após a passagem dos diversos filtros. O cálculo da resolução é realizado através de interpolação linear quando necessário. Para isso simulou-se uma imagem sintética com uma fonte pontual ideal, utilizando-se o método descrito em Fernandes et al. (1992).

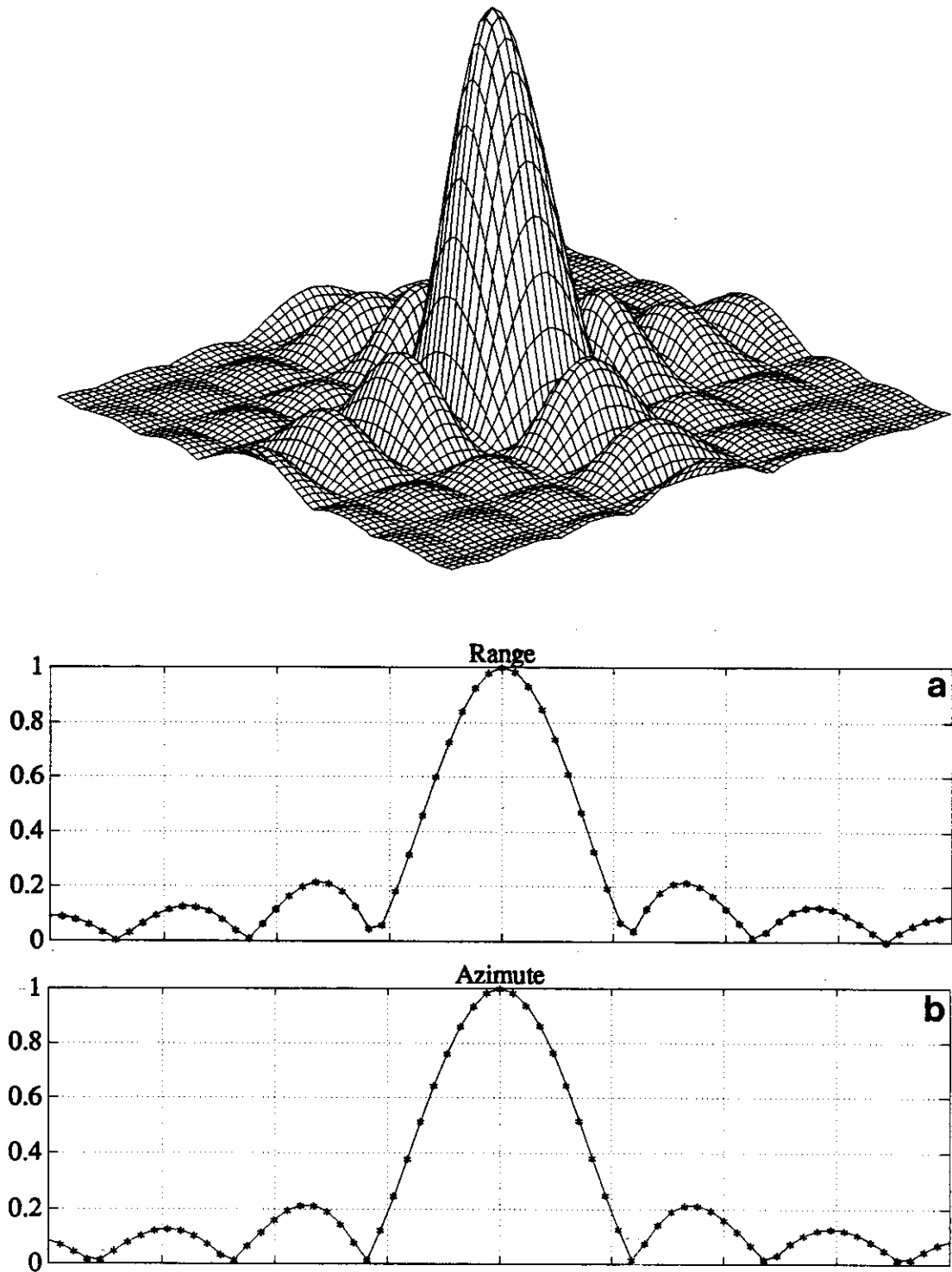


Fig. 4.10 - Função de espalhamento pontual bidimensional do sistema E-SAR expressa em amplitude: (a) Resolução em *range* e (b) Resolução em *azimute*.

Neste ponto cabe perguntar por que computar as resoluções nas direções de *range* e azimute da resposta impulsiva de um alvo pontual ideal, no ponto de 4dB ? A resposta para esta questão é simplesmente a coerência a ser mantida com os trabalhos de Fernandes et al. (1992) e de Fernandes (1993).

4.2.2 Relação Sinal-Ruído

Uma importante medida do desempenho dos sistemas de comunicação e em processamento de imagens é a relação sinal-ruído, que mede a razão entre o nível do sinal original e do ruído.

Em processamento de imagens esta medida serve para quantificar, por exemplo, o desempenho de um filtro aplicado a uma imagem ou alguma operação de transformação sofrida pela imagem original. É com objetivo de avaliar o desempenho dos vários filtros redutores de *speckle* sob o critério da relação sinal-ruído que se utilizam duas medidas de qualidade, apresentadas a seguir.

4.2.2.1 Medidas de Qualidade

Nesta abordagem utilizam-se duas imagens simuladas de tamanho 128×128 pixels. Uma com uma borda degrau ideal vertical e central, que separa duas regiões com *backscatters* constantes de valor 20 e 70, respectivamente, (Figura 4.9) e outra com *backscatters* constantes de valor 50 (Figura 4.11).

Como mencionado anteriormente, utilizam-se como critério de avaliação do desempenho dos filtros duas medidas de qualidade para avaliar a relação sinal-ruído. Quanto maior a diferença (erro) entre a imagem original e a imagem filtrada considera-se que o nível de ruído é maior, portanto uma menor relação sinal-ruído. A primeira medida denominada **erro médio quadrático normalizado** (NMSE - *Normalized Mean Square Error*) é expressa por:

$$NMSE = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M [x(i, j) - \hat{x}(i, j)]^2}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M [x(i, j)]^2} \quad (4.2)$$

onde N e M são as dimensões da imagem, $x(i, j)$ é a imagem original (sem ruído)

e $\hat{x}(i, j)$ é a imagem filtrada (estimada). A segunda medida denominada **número equivalente de “looks”** (ENL - *Equivalent Number of Looks*) é dada por:

$$ENL = \left(\frac{4 - \pi}{\pi} \right) \frac{1}{C_V^2} \quad (4.3)$$

onde C_V é o coeficiente de variação.

Para o computo do NMSE utilizou-se a imagem da Figura 4.9, enquanto que a imagem da Figura 4.11 foi usada para o cálculo do ENL. É interessante notar que a relação sinal-ruído é diretamente proporcional ao ENL e inversamente proporcional ao NMSE.

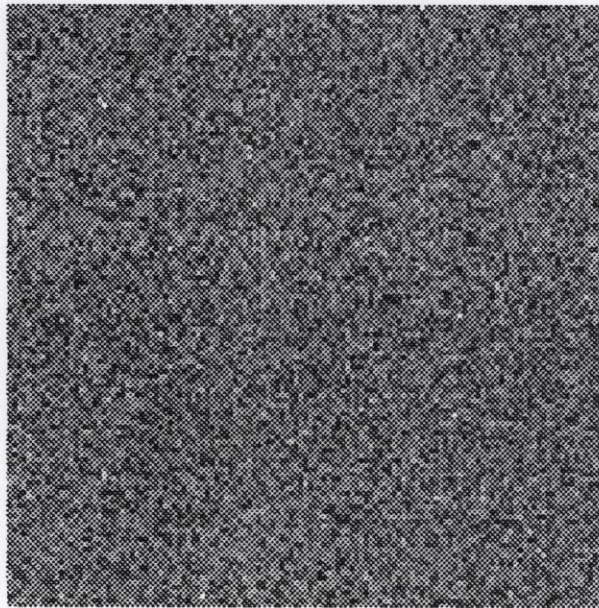


Fig. 4.11 - Imagem simulada com *backscatters* constantes $\xi_1 = 50$.

CAPÍTULO 5

RESULTADOS E DISCUSSÃO

Este capítulo tem a finalidade de apresentar e discutir, concomitantemente, os resultados obtidos nesta dissertação com a metodologia empregada. Estes resultados serão apresentados numa ordem sequencial diferente daquela seguida no Capítulo 4 (Metodologia). Desta forma, neste capítulo os resultados são expostos na seguinte ordem:

- 1) Relação sinal-ruído
- 2) Perda de Resolução
 - a) Análise Visual
 - b) Detecção de Bordas
 - c) Resolução em 4dB da resposta impulsiva de um alvo pontual ideal
- 3) Classificação Pontual

Todos os resultados obtidos com os filtros aparados (TMO e TML) foram alcançados utilizando-se uma proporção de observações eliminadas (desprezadas) igual a 0.45. Esta proporção resulta num número de observações utilizadas no processo de estimação (filtragem) que varia de acordo com o tamanho da janela empregada no processamento. Assim, para as janelas quadradas de tamanho 3, 5, 7 e 9 (que possuem 9, 25, 49 e 81 pixels, respectivamente) apenas 5, 15, 27 e 45 pixels são usados na estimação, respectivamente.

Vale ressaltar ainda que, neste capítulo, imagem original representa a imagem a ser filtrada e imagem sem ruído representa a imagem com “backscatter” constante antes de ser imageada. Também nas tabelas e em alguns gráficos aparecem alguns nomes de filtros abreviados, sendo que os seus respectivos nomes completos podem ser encontrados no Capítulo 3.

5.1 Relação Sinal-Ruído

As duas medidas de erro adotadas para a avaliação do desempenho dos filtros sob o critério da relação sinal-ruído (NMSE e *ENL*) são apresentadas na Tabela 5.1, onde J_n para $n = 3, 5, 7$ e 9 , é o tamanho da janela de processamento utilizada na filtragem.

TABELA 5.1 - MEDIDAS DE QUALIDADE.

Imagem/ Filtro	NMSE				<i>ENL</i>			
	J3	J5	J7	J9	J3	J5	J7	J9
Original	0.272				1.000			
Média	0.031	0.013	0.010	0.009	9.038	25.266	48.604	77.066
Mediana	0.095	0.028	0.017	0.013	6.117	14.869	28.734	47.716
IQR	0.288	0.072	0.039	0.028	2.526	5.483	10.032	15.974
MAD	0.310	0.071	0.036	0.024	2.016	5.237	10.031	16.178
TMO	0.059	0.017	0.012	0.011	8.444	20.978	37.572	59.201
TML	0.036	0.017	0.020	0.022	8.750	22.235	39.543	62.100
MAP	0.028	0.013	0.011	0.011	9.902	28.032	53.938	85.427
Lee Fixo	0.151	0.138	0.140	0.143	1.788	1.927	1.971	1.965
Lee Adapt.	1.935				9.983			
Frost	0.039	0.019	0.014	0.013	6.817	14.701	20.734	24.278

Na Tabela 5.1 não aparecem os valores das medidas NMSE e *ENL* para o filtro de Kuan-Nathan porque são idênticos aos obtidos com o filtro de Lee. Isto mostra uma primeira evidência de que a aproximação, na implementação destes algoritmos, realizada no filtro de Lee não altera significativamente os resultados de ambos filtros. A partir dos resultados construíram-se os gráficos das medidas NMSE e *ENL* versus o tamanho do janelamento (Figuras 5.1 e 5.2, respectivamente).

A partir da Tabela 5.1 e das Figuras 5.1 e 5.2, pode-se observar que, no geral, os filtros aumentam a relação sinal-ruído e que o comportamento geral

dos filtros para estes dois critérios (duas medidas de qualidade) mostra que quanto maior o tamanho da janela de processamento menor é o erro entre a imagem original e a imagem filtrada (aumento da relação sinal-ruído), realçando uma relação diretamente proporcional entre o janelamento e a relação sinal-ruído. Este comportamento não se verifica no filtro TML, para a medida NMSE, que a partir da janela 5×5 aumenta o erro entre as imagens filtrada e original, ao invés de diminuir.

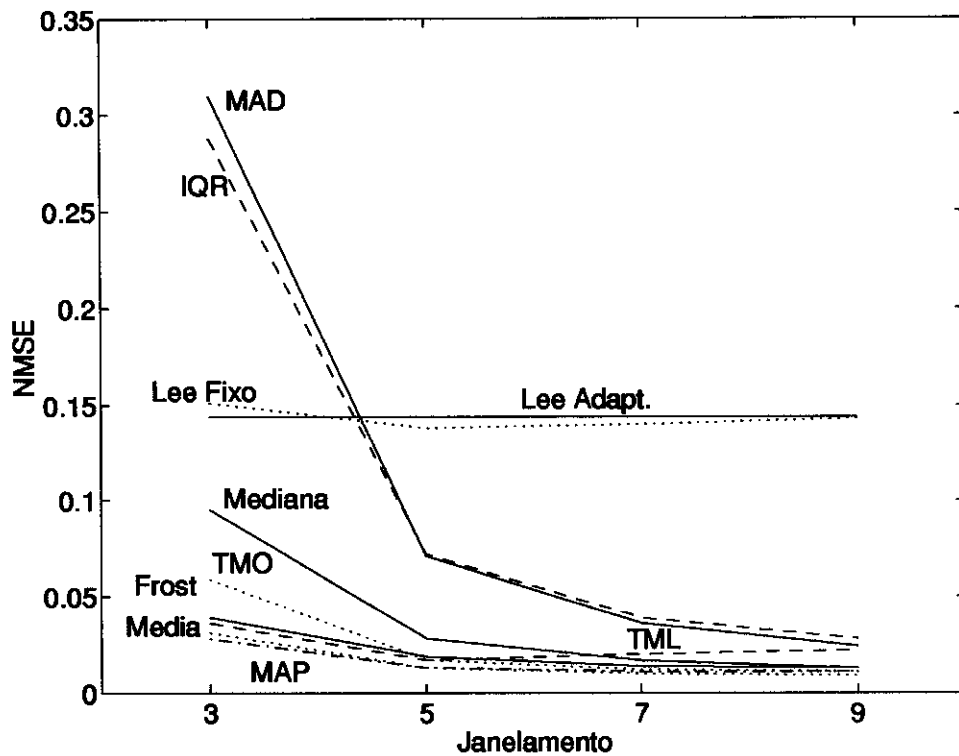


Fig. 5.1 - Medida de erro NMSE versus o tamanho da janela de processamento.

Nota-se também que os filtros IQR e MAD com janelamento 3 apresentam um comportamento anômalo na medida de qualidade NMSE, dando a impressão que “introduzem” ruído na imagem e que os filtros de Lee com janelamento fixo se comportam de modo semelhante ao filtro de Lee com janelamento adaptativo.

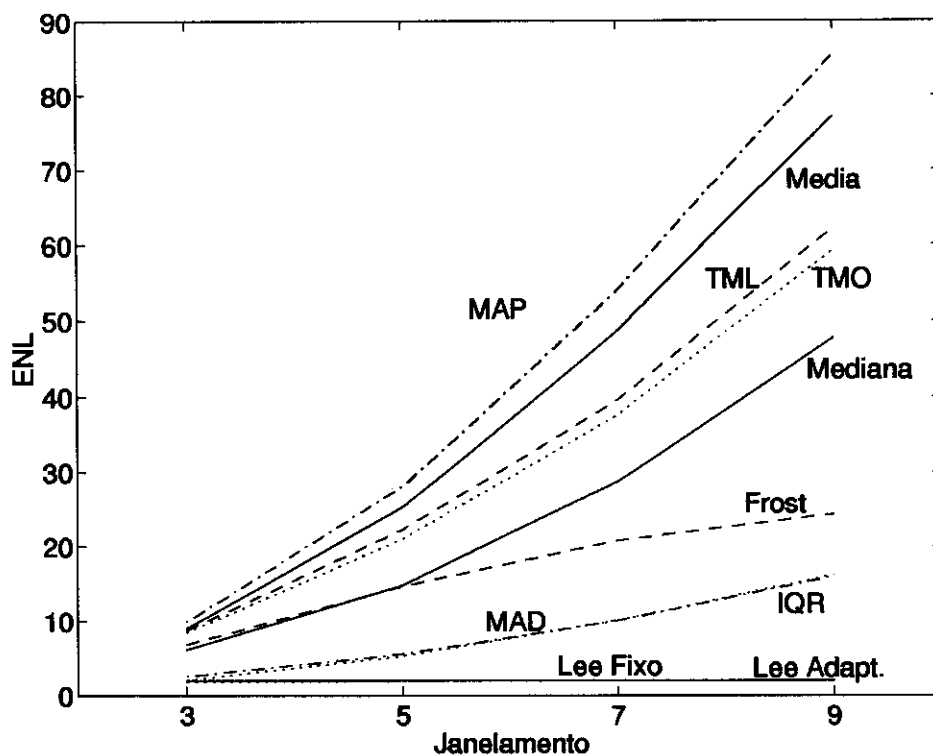


Fig. 5.2 - Medida de erro ENL versus o tamanho da janela de processamento.

De acordo com estas duas medidas de qualidade (erro) pode-se dizer que os dois melhores filtros com relação a redução de ruído são o MAP e o da Média e, caso não se considere as anomalias dos filtros IQR e MAD para o janelamento 3 na medida NMSE, o pior filtro com relação a redução de ruído é o de Lee.

As medidas de qualidade obtidas através das Equações 4.2 e 4.3 são utilizadas para quantificar um mesmo critério de desempenho dos filtros (que é a relação sinal-ruído) e desta forma, esperar-se-ia que houvesse uma relação funcional entre estas duas medidas de qualidade. Portanto traçaram-se os gráficos das Figuras 5.3 e 5.4.

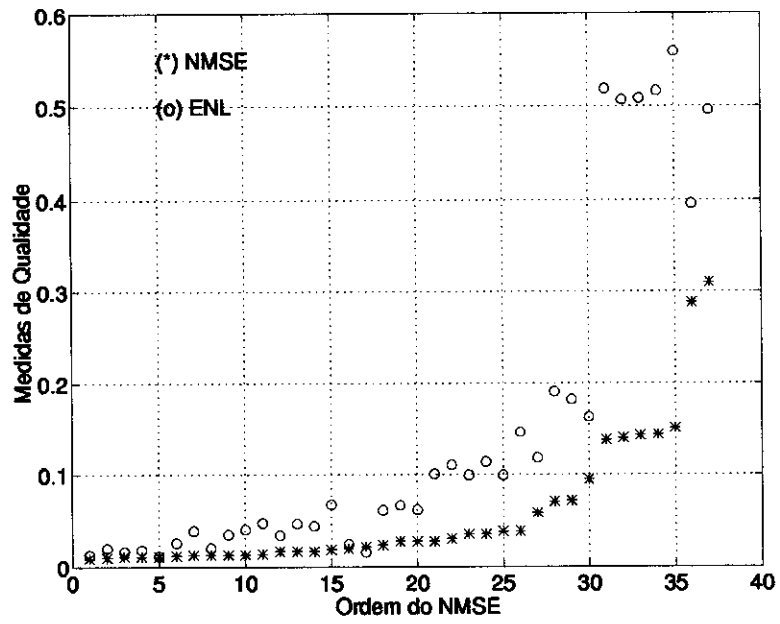


Fig. 5.3 - Relação funcional entre as medidas de qualidade normalizadas NMSE (ordenado) e ENL .

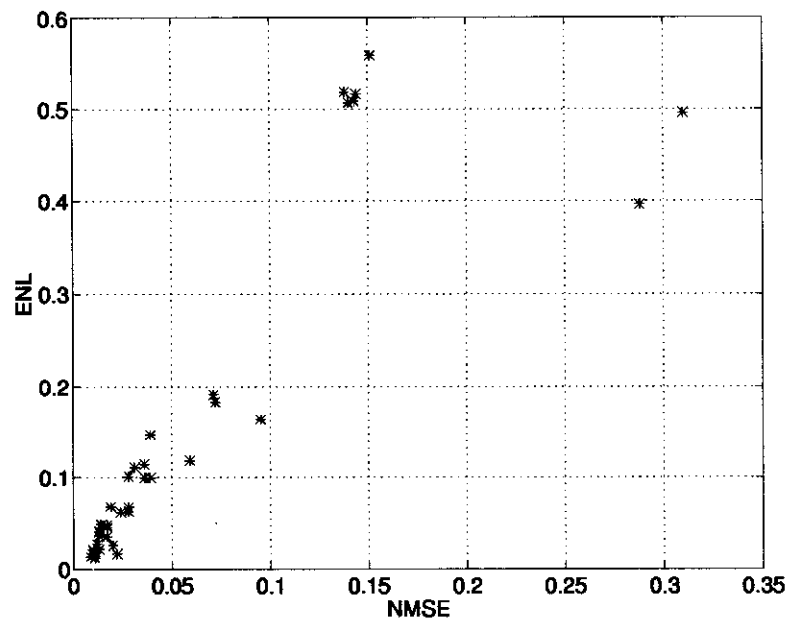


Fig. 5.4 - Relação entre as medidas de qualidade normalizadas NMSE e ENL .

Para a construção do gráfico da Figura 5.3 normalizou-se o número equivalente de *looks*, invertendo-se cada valor encontrado ($1/ENL_j$), pois desta maneira a variação dessa medida fica entre 0 e 1 e também cria uma relação direta com a medida NMSE. Isto é, agora quanto menor o valor encontrado (mais próximo de zero) maior é a relação sinal-ruído. Em seguida ordenou-se (de forma ascendente) a medida NMSE mantendo-se a medida ENL que seja sua correspondente, ou seja, o par ordenado composto pelas medidas $(NMSE_j, ENL_j)$ não é alterado.

Para deixar clara esta idéia da ordenação de uma medida mantendo-se a sua correspondente não alterada, considere por exemplo, os cinco pares ordenados $(1,2)$, $(3,4)$, $(2,1)$, $(7,8)$ e $(5,4)$, ordenando-se a primeira componente destes pares e mantendo-se sua ordenada correspondente tem-se $(1,2)$, $(2,1)$, $(3,4)$, $(5,4)$ e $(7,8)$. Para a construção do gráfico da Figura 5.4 aproveitou-se a ordenação feita para o gráfico da Figura 5.3 e traçou-se uma medida versus a outra.

Das Figuras 5.3 e 5.4 verifica-se que a relação funcional não existe, como era esperado, por se tratar de duas medidas que inferem sobre o mesmo critério de desempenho dos filtros. Dada a não existência desta relação funcional entre as duas medidas de erro para avaliar a relação sinal-ruído, propõe-se um critério que leve em consideração as duas medidas, o qual é descrito a seguir.

Considere que um critério C_i , onde $C_i \in [0,1]$ e $1 \leq i \leq n$, possa representar alguma medida de inferência sobre um dado filtro e em relação a algum método de avaliação de filtros. Então dir-se-á que o filtro \mathcal{F}_a será “melhor” que o filtro \mathcal{F}_b em relação ao critério C_i se $C_i(\mathcal{F}_a) < C_i(\mathcal{F}_b)$. Como se deseja avaliar o comportamento global dos filtros, é de interesse reunir esses “n” critérios em uma única medida, para tanto pode-se pensar em medir a distância $d_{\mathcal{L}}$ do ponto $C(\mathcal{F}_a) = (C_1(\mathcal{F}_a), \dots, C_n(\mathcal{F}_a))$, a um ponto P qualquer do espaço \mathbb{R}^n e compará-la com as distâncias $C(\mathcal{F}_b)$, $C(\mathcal{F}_c)$, etc. Aceito este critério, o “melhor” filtro (em relação a distância $d_{\mathcal{L}}$) será aquele que minimize $d_{\mathcal{L}}$.

Resta agora apenas a definição desta distância, o que pode ser feito de várias maneiras, por exemplo suponha P_1 um ponto no espaço \mathbb{R}^n corres-

**TABELA 5.2 - NORMA $\mathcal{L}2$ PARA AS MEDIDAS DE RELAÇÃO SINAL-RUÍ-
DO COM RELAÇÃO AO PONTO $P \equiv (0, 0)$.**

Filtro	Norma $\mathcal{L}2$			
	J3	J5	J7	J9
Média	0.115	0.042	0.023	0.016
Mediana	0.189	0.073	0.039	0.025
IQR	0.489	0.196	0.107	0.069
MAD	0.584	0.204	0.106	0.066
TMO	0.132	0.051	0.029	0.020
TML	0.120	0.048	0.032	0.027
MAP	0.105	0.038	0.022	0.016
Lee Fixo	0.579	0.536	0.527	0.528
Lee Adapt.	0.535			
Frost	0.152	0.071	0.050	0.043

pondente ao ponto com todas as coordenadas iguais a “um”, então $d_{\mathcal{L}}$ pode ser definida como:

$$d_{\mathcal{L}}(C, P_1) = \begin{cases} \sqrt{\sum_i^n (C_i - 1)^2} & , \mathcal{L} = 2 \\ \sum_i^n |C_i - 1| & , \mathcal{L} = 1 \\ \max_{i \in \{1, \dots, n\}} |C_i - 1| & , \mathcal{L} = \infty \end{cases} \quad (5.1)$$

onde se denomina que a distância é em \mathbb{R}^n e na norma \mathcal{L} .

Agora, utilizando-se o critério da norma em \mathbb{R}^n , tabulou-se a norma $\mathcal{L}2$ em \mathbb{R}^2 (Tabela 5.2) afim de se inferir sobre a ordenação dos filtros com relação à redução de ruído, isto é, usou-se $d_{\mathcal{L}} = \sqrt{\sum_i^n C_i^2}$ para as medidas NMSE e ENL. A partir desta tabela chega-se à seguinte ordem (do melhor para o pior) para os filtros analisados:

Janelamento 3 : MAP, Média, TML, TMO, Frost, Mediana, IQR, Lee Adaptativo, Lee Fixo, MAD.

Janelamento 5 : MAP, Média, TML, TMO, Frost, Mediana, IQR, MAD, Lee Adaptativo, Lee Fixo.

Janelamento 7 : MAP, Média, TMO, TML, Mediana, Frost, MAD, IQR, Lee Fixo, Lee Adaptativo.

Janelamento 9 : MAP = Média, TMO, TML, Mediana, Frost, MAD, IQR, Lee Fixo, Lee Adaptativo.

sendo que o melhor filtro é aquele que possui a menor distância ao ponto $P \equiv (0, 0)$ e o pior o que possui a maior distância a este ponto.

5.2 Perda de Resolução

Nesta seção são apresentados os resultados obtidos por três critérios distintos para a avaliação da perda de resolução espacial, sendo que dois destes são quantitativos (um fazendo uso da detecção de bordas e o outro utilizando a resposta impulsiva de um alvo pontual ideal) e um apenas qualitativo (análise visual) que servirá como uma introdução aos outros dois critérios, tentando dar a idéia da perda de resolução, ou seja, a perda de detalhes finos na imagem.

5.2.1 Análise Visual

Para esta análise foi traçado um gráfico para cada filtro avaliado (como mencionado na Seção 4.2.1.2), podendo estes serem vistos nas Figuras 5.5 a 5.14. Em cada um destes gráficos são representadas a borda degrau ideal (linha contínua), a borda ruidosa (linha traço-pontilhada) e as bordas resultantes da filtragem (linha tracejada com os símbolos “*”, “o”, “+” e “×”, para os tamanhos de janela de processamento 3, 5, 7 e 9, respectivamente).

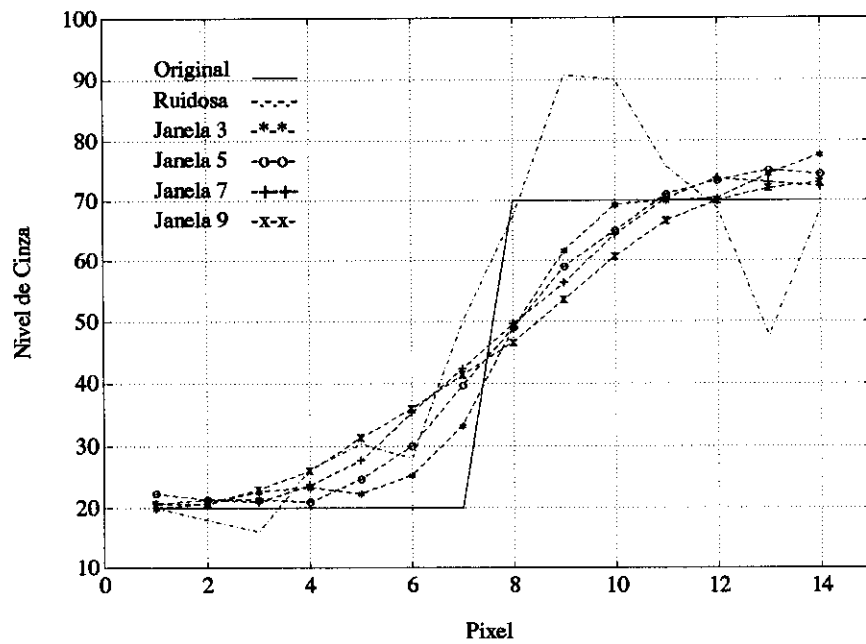


Fig. 5.5 - Borramento de uma borda degrau ideal pelo filtro da Média (visão unidimensional).

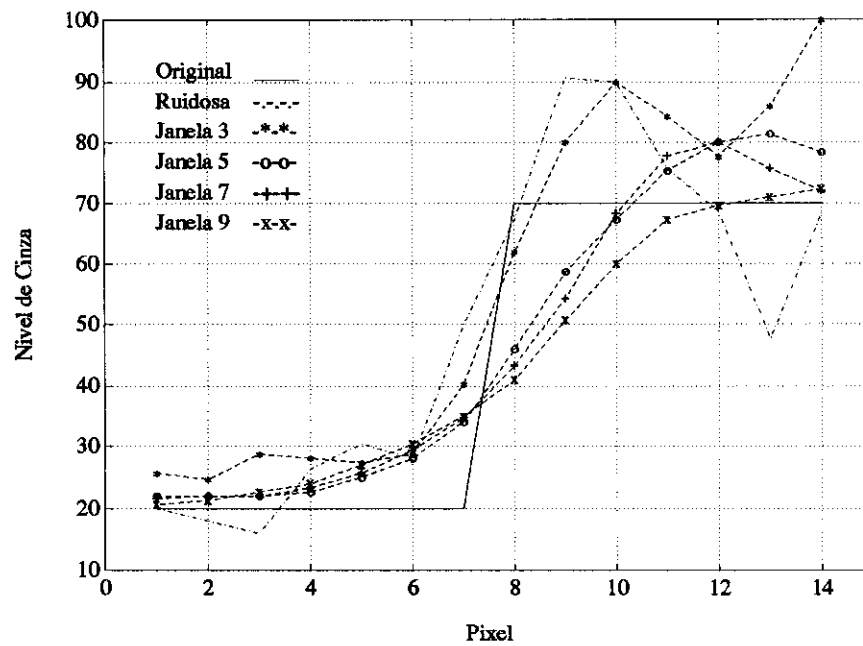


Fig. 5.6 - Borramento de uma borda degrau ideal pelo filtro da Mediana (visão unidimensional).

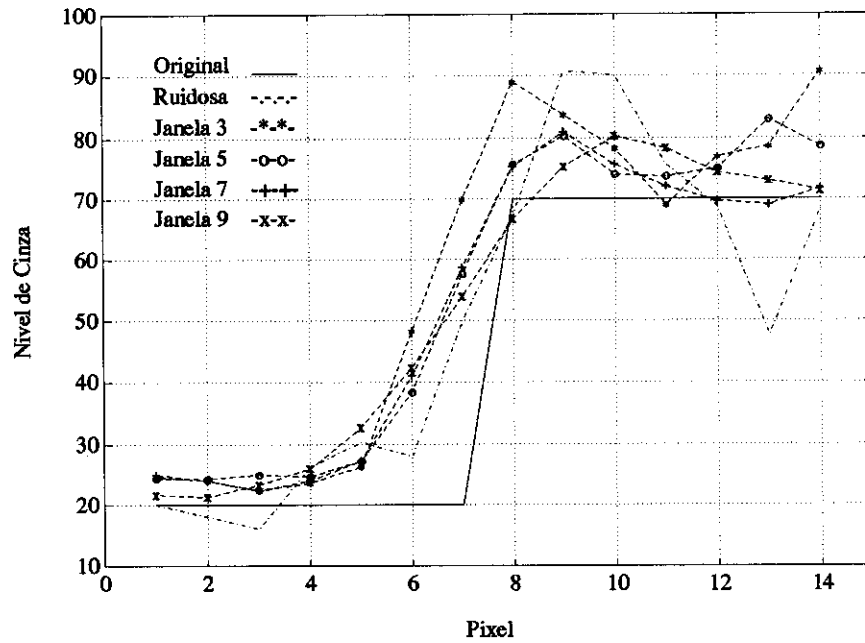


Fig. 5.7 - Borramento de uma borda degrau ideal pelo filtro IQR (visão unidimensional).

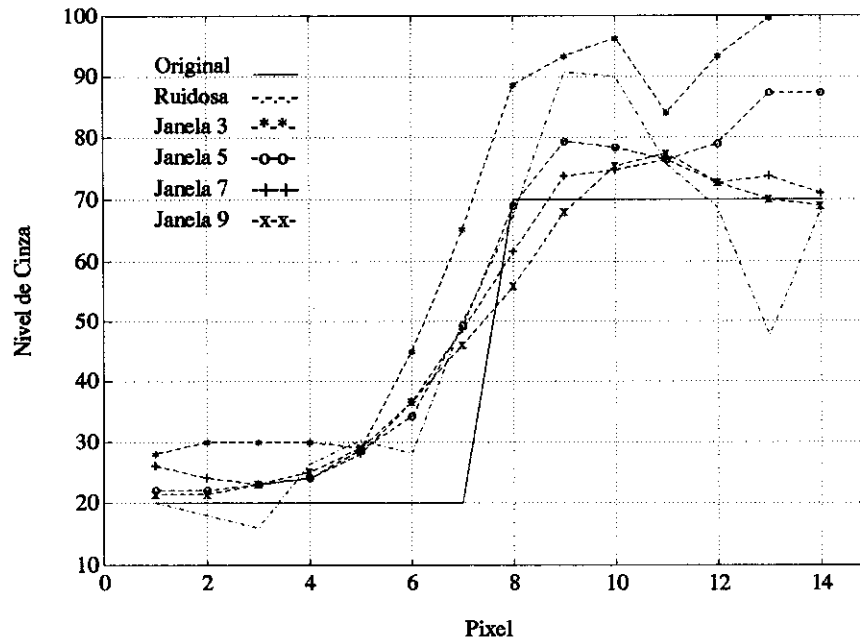


Fig. 5.8 - Borramento de uma borda degrau ideal pelo filtro MAD (visão unidimensional).

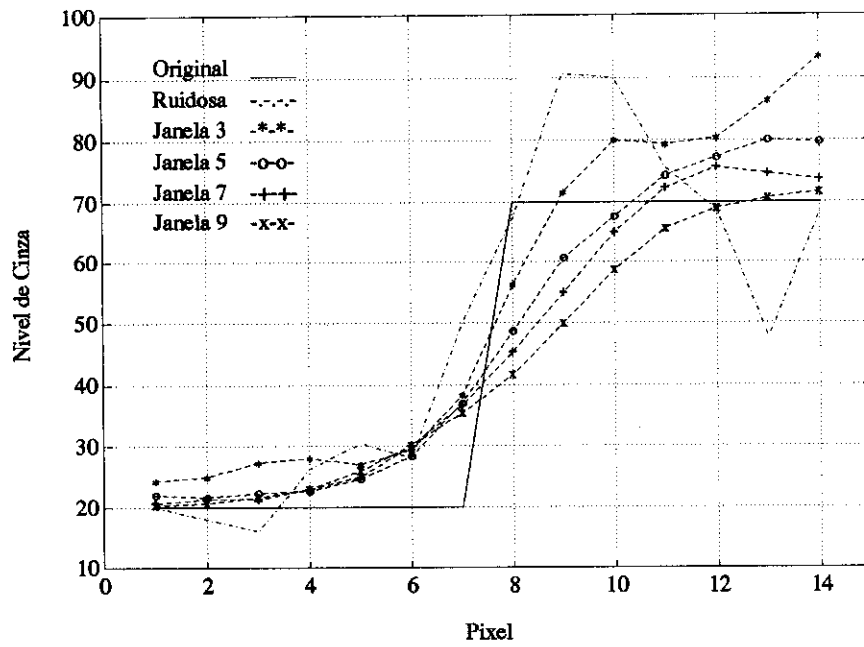


Fig. 5.9 - Borramento de uma borda degrau ideal pelo filtro TMO (visão unidimensional).

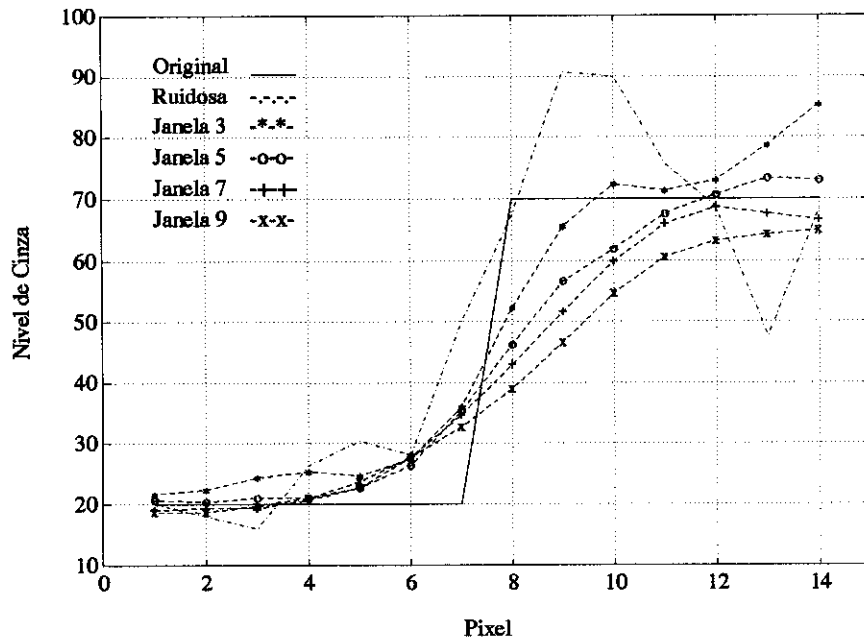


Fig. 5.10 - Borramento de uma borda degrau ideal pelo filtro TML (visão unidimensional).

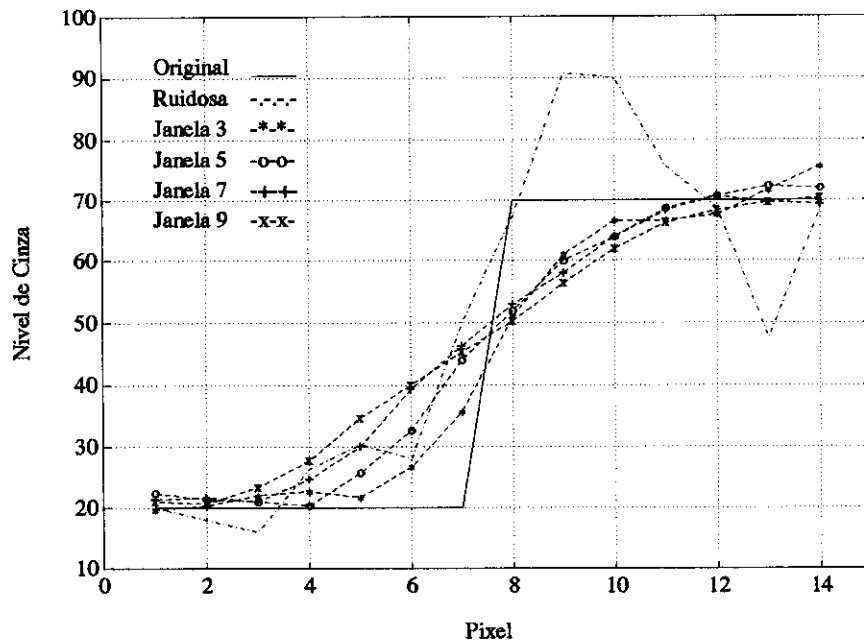


Fig. 5.11 - Borramento de uma borda degrau ideal pelo filtro MAP (visão unidimensional).

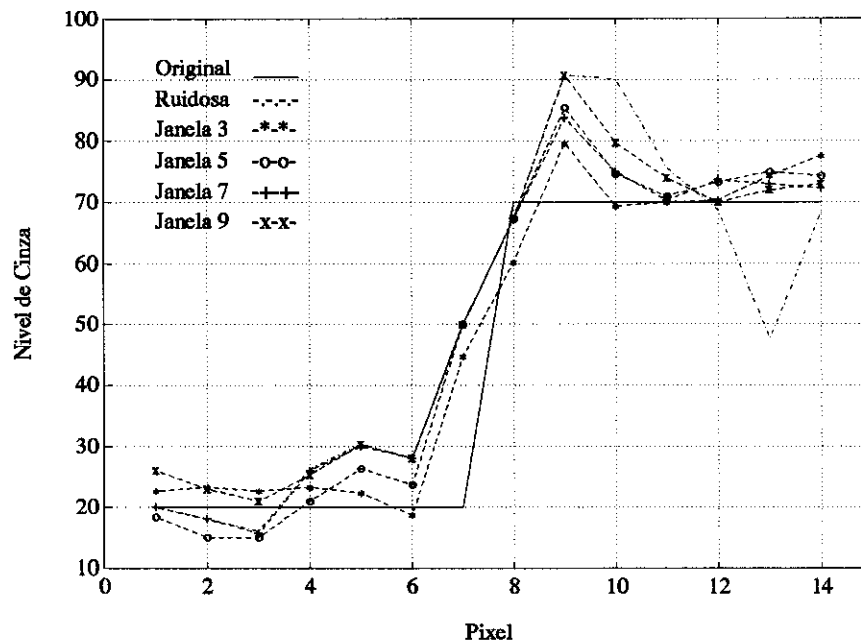


Fig. 5.12 - Borramento de uma borda degrau ideal pelo filtro de Lee (visão unidimensional).

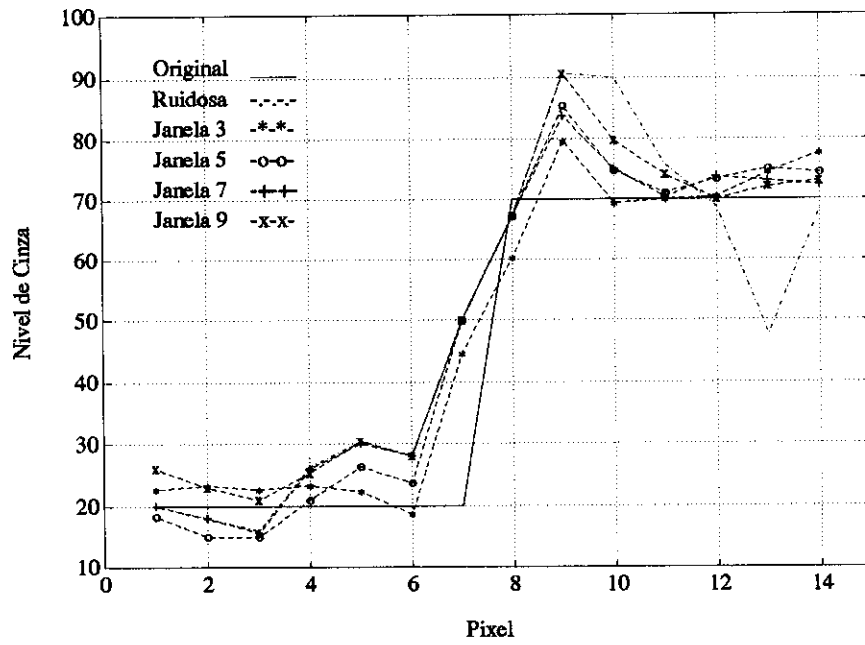


Fig. 5.13 - Borramento de uma borda degrau ideal pelo filtro de Kuan-Nathan (visão unidimensional).

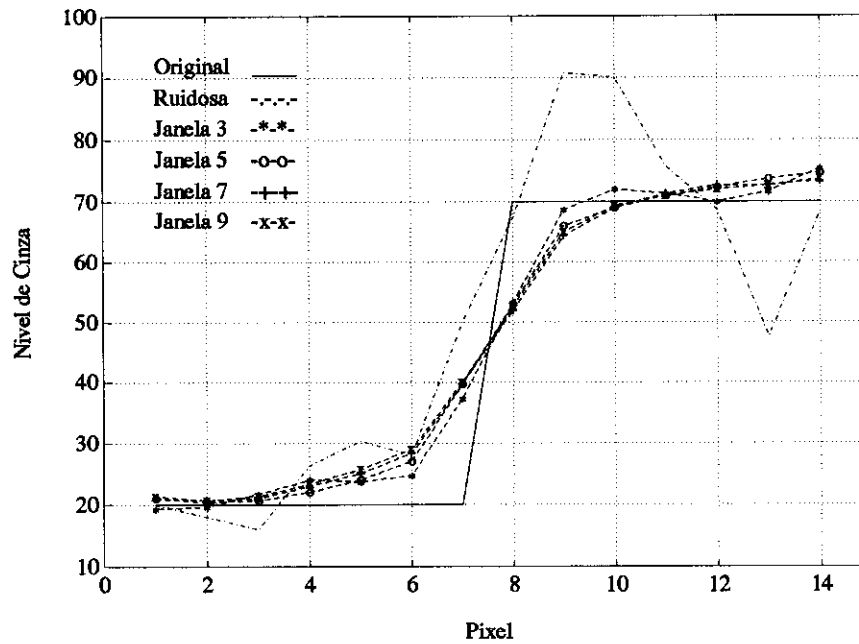


Fig. 5.14 - Borramento de uma borda degrau ideal pelo filtro de Frost (visão unidimensional).

Analisando-se todos estes gráficos pode-se observar que se verifica uma transformação da borda degrau em uma borda do tipo rampa. Esta transformação caracteriza o borramento da borda e conseqüentemente a perda de resolução na borda, uma vez que quanto maior o borramento, menor é a diferença entre os níveis de cinza das regiões homogêneas, logo pior é a detecção da borda e assim a perda de resolução do filtro é maior. O borramento da borda está diretamente associado à aplicação do filtro, pois o filtro ideal eliminaria o ruído sem alterar a estrutura (forma) da borda degrau.

Das Figuras 5.5 e 5.11 nota-se que a redução do ruído pode ser verificada nas regiões homogêneas (pixels não integrantes da borda), onde a saída dos filtros se aproxima dos pixels da imagem original (imagem sem ruído). É verificado também que quanto maior o tamanho da janela de processamento utilizada, maior é o borramento da borda, logo maior perda de resolução.

Da Figura 5.6 observa-se um borramento da borda com o filtro da Mediana menor que o gerado pelo filtro da Média, pois, de maneira mais geral o filtro da Mediana modifica mais suavemente a estrutura da borda. Deve-se observar que o comportamento do filtro da Mediana com janelamento 3, comparado aos demais janelamentos, é o pior em relação à redução de ruído. Vê-se também que quanto maior o janelamento utilizado, maior é o borramento da borda.

As Figuras 5.7 e 5.8 mostram que o comportamento dos filtros IQR e MAD são semelhantes com relação à redução de ruído nas áreas homogêneas (excetuando-se o caso em que o janelamento é igual a 3). O borramento da borda causado pela aplicação destes filtros é muito parecido, sendo que os pixels da região de borda resultantes da filtragem com o algoritmo MAD estão mais próximos dos pixels da borda ruidosa que os filtrados com o algoritmo IQR.

Os filtros TMO e TML possuem comportamentos semelhantes, como pode ser visto nas Figuras 5.9 e 5.10, porém, aparentemente, o filtro TML causa uma perda de resolução maior que o filtro TMO. Estes dois filtros, também aparentemente, borram menos a borda que filtro da Média e se comportam analogamente.

mente ao filtro da Mediana.

Os filtros de Lee e Kuan-Nathan (Figuras 5.12 e 5.13) possuem comportamentos idênticos (segunda evidência com relação à aproximação mencionada na Seção 5.1), tendo um borramento da borda bem suave e, quando comparados ao filtro da Média, pode-se observar uma perda de resolução menor. Das Figuras 5.12 e 5.13 pode ser notado que na região mais próxima da borda (pixels 5, 6, 7, 8 e 9) quanto maior o janelamento dos filtros mais suas saídas se aproximam da imagem ruidosa.

Da Figura 5.14 vê-se que o borramento da borda para o filtro de Frost nos diferentes janelamentos é praticamente o mesmo e é menor quando comparado aos filtros da Média e da Mediana. Pode-se notar também que a suavização do ruído nas regiões é muito boa, já que a sua saída está bem próxima da imagem original (sem ruído). O filtro de Frost, se comparado ao filtro TMO, aparentemente possui um borramento da borda menor, exceção feita ao janelamento 3 e, quando comparado ao filtro TML, possui uma perda de resolução menor.

5.2.2 Detecção de Bordas

Na avaliação da perda de resolução espacial causada pela aplicação de algoritmos de filtragem, utilizando-se a metodologia da detecção de bordas, escolheu-se como medida de desempenho para o detector a figura de mérito (R) proposta por Pratt, 1978 (vide Capítulo 4 – Equação 4.1). Esta medida varia entre 0 e 1 e quanto mais ela se aproxima de 1 melhor é a detecção da borda.

Os valores obtidos para a figura de mérito (R) foram tabulados, sendo vistos na Tabela 5.3, onde baixo, médio e alto contraste são relacionados às imagens com estes respectivos contrastes (isto é, com razão de *backscatters* igual a 2, 5 e 10, respectivamente). Os números que aparecem entre parênteses logo após o nome de cada filtro dizem respeito ao tamanho da janela de processamento empregada na filtragem.

TABELA 5.3 - FIGURA DE MÉRITO (R).

Imagem/ Filtro	Figura de Mérito		
	Baixo Contraste (R_b)	Médio Contraste (R_m)	Alto Contraste (R_a)
Sem Ruído	0.950	0.950	1.000
Original	0.099	0.399	0.862
Média (3)	0.323	0.944	0.947
Média (5)	0.112	0.862	0.863
Média (7)	0.081	0.731	0.741
Média (9)	0.076	0.576	0.589
Mediana (3)	0.175	0.924	0.968
Mediana (5)	0.088	0.938	0.956
Mediana (7)	0.078	0.938	0.959
Mediana (9)	0.094	0.737	0.956
IQR (3)	0.147	0.243	0.331
IQR (5)	0.229	0.605	0.716
IQR (7)	0.298	0.696	0.961
IQR (9)	0.158	0.748	0.696
MAD (3)	0.121	0.497	0.852
MAD (5)	0.167	0.885	0.961
MAD (7)	0.154	0.935	0.960
MAD (9)	0.104	0.930	0.960
TMO (3)	0.290	0.950	0.947
TMO (5)	0.092	0.949	0.945
TMO (7)	0.079	0.959	0.930
TMO (9)	0.090	0.767	0.891
TML (3)	0.289	0.948	0.947
TML (5)	0.098	0.943	0.928
TML (7)	0.083	0.937	0.881
TML (9)	0.080	0.906	0.859
MAP (3)	0.345	0.948	0.950
MAP (5)	0.126	0.851	0.855
MAP (7)	0.091	0.715	0.721
MAP (9)	0.090	0.561	0.545
Lee Fixo (3)	0.096	0.298	0.655
Lee Fixo (5)	0.121	0.382	0.764
Lee Fixo (7)	0.148	0.453	0.839
Lee Fixo (9)	0.156	0.472	0.849
Lee Adapt.	0.153	0.461	0.838
Kuan Fixo (3)	0.097	0.300	0.656
Kuan Fixo (5)	0.122	0.373	0.771
Kuan Fixo (7)	0.148	0.470	0.839
Kuan Fixo (9)	0.151	0.485	0.850
Kuan Adapt.	0.149	0.473	0.840
Frost (3)	0.375	0.966	0.969
Frost (5)	0.381	0.965	0.964
Frost (7)	0.377	0.966	0.963
Frost (9)	0.270	0.966	0.964

Da Tabela 5.3 pode-se observar que os valores encontrados de R para as imagens originais com baixo e médio contraste não são iguais a 1, o que é devido à escolha do limiar utilizado na detecção de bordas. Também já se pode notar que os valores encontrados de R para o filtro de Lee são bem próximos aos encontrados para o filtro de Kuan-Nathan (um erro percentual pequeno). Isto mostra outra evidência com relação à diferença entre estes filtros causadas pela aproximação citada na Seção 5.1.

A partir da Tabela 5.3 construíram-se sete gráficos que podem ser divididos em dois grupos. No primeiro grupo fixou-se o tamanho da janela de processamento e traçou-se o gráfico da figura de mérito (R) versus as três razões de *backscatters* (2, 5 e 10). Este grupo é composto pelas Figuras 5.15, 5.16, 5.17 e 5.18, que correspondem aos janelamento 3, 5, 7 e 9, respectivamente. No segundo grupo fixou-se a razão de *backscatters* (contraste) e traçou-se o gráfico da figura de mérito (R) versus o tamanho da janela de processamento, sendo este grupo composto pelas Figuras 5.19, 5.20 e 5.21, que correspondem aos contraste baixo, médio e alto, respectivamente.

De modo geral, nas Figuras 5.15, 5.16, 5.17 e 5.18 e da Tabela 5.3 nota-se que, quanto maior a razão de *backscatters*, melhor é a detecção da borda. Isto é um fato esperado, uma vez que quanto menor é a diferença entre os níveis cinza de uma borda (pequena razão de *backscatters*), pior é a sua detecção. Estas figuras mostram também a pertinência do comentário feito anteriormente com respeito à diferença entre os filtros de Lee e Kuan-Nathan (vide Seção 5.1). Pode-se, ainda, observar que os valores obtidos de R para estes filtros com janelamento fixo tendem a se aproximar dos valores de R obtidos para o janelamento adaptativo quando se aumenta o tamanho da janela de processamento, assim como os resultados obtidos para o filtro de Frost são sempre superiores aos dos demais filtros, independentemente do tamanho da janela utilizada na filtragem.

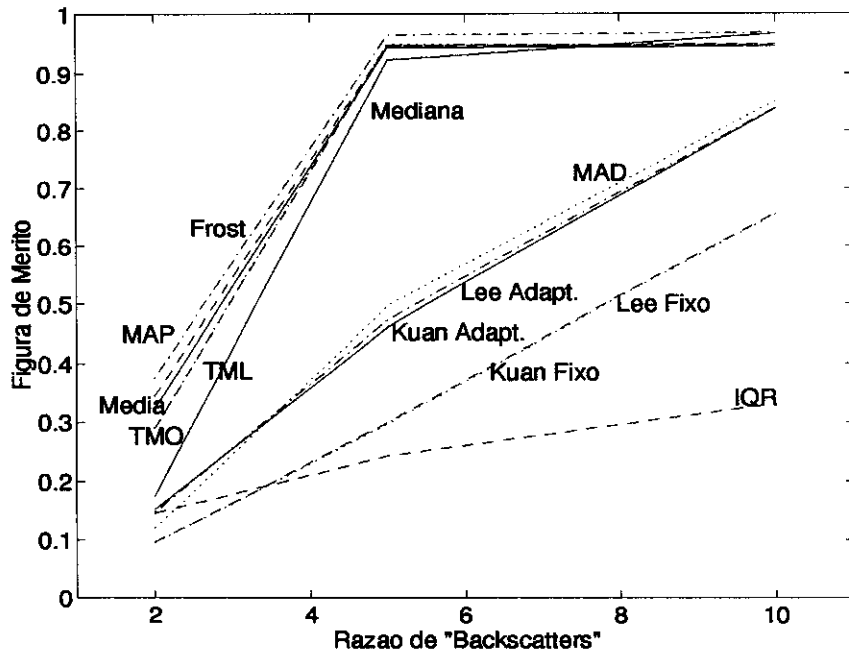


Fig. 5.15 - Figura de mérito versus razão de *backscatters* para janela 3×3 .

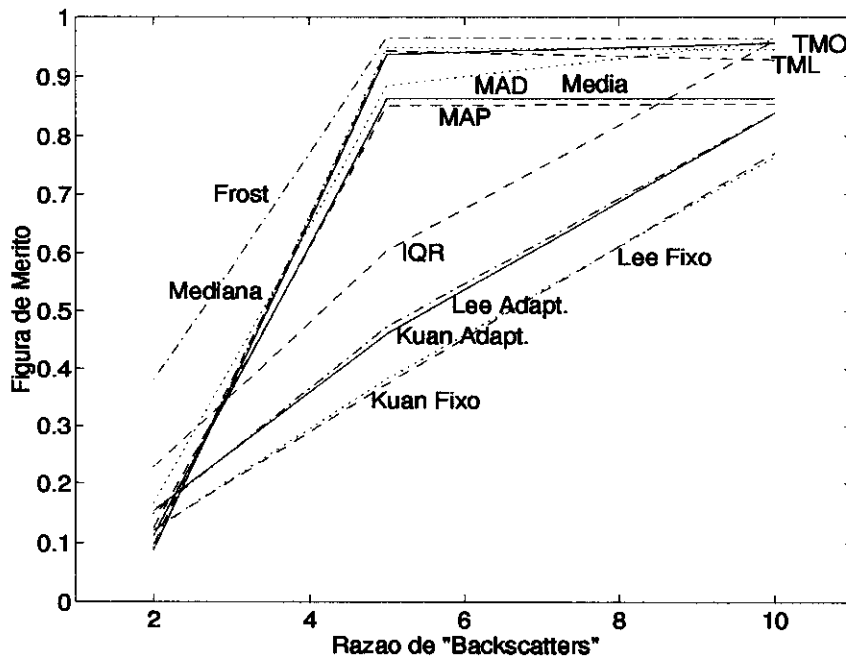


Fig. 5.16 - Figura de mérito versus razão de *backscatters* para janela 5×5 .

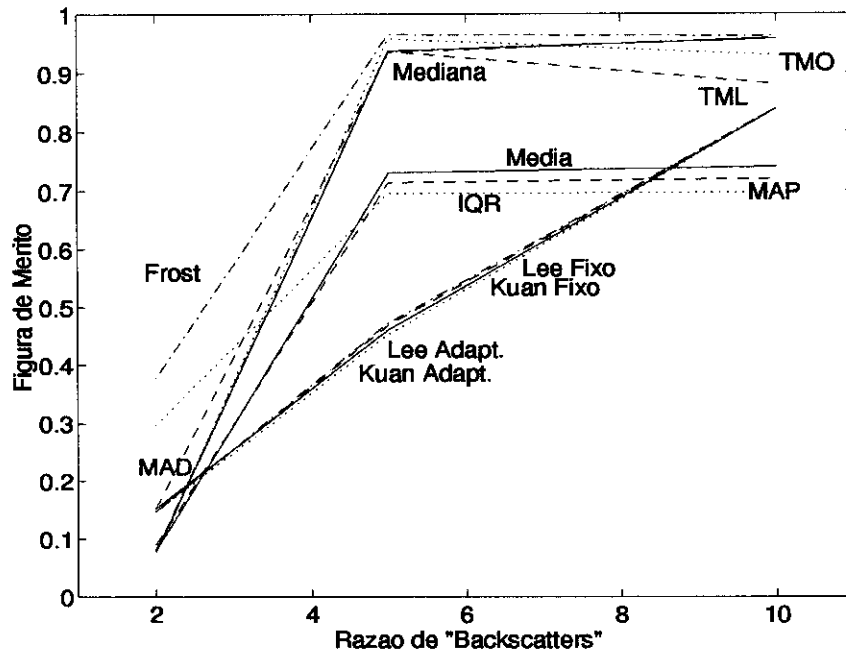


Fig. 5.17 - Figura de mérito versus razão de *backscatters* para janela 7×7 .

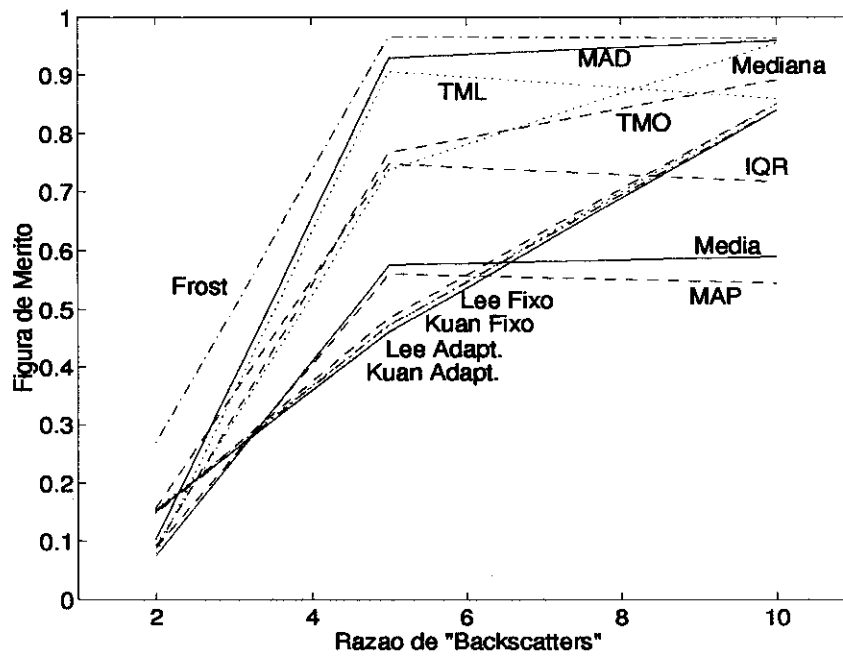


Fig. 5.18 - Figura de mérito versus razão de *backscatters* para janela 9×9 .

Da Figura 5.15 pode-se ver que existem quatro grupos de filtros que se comportam de maneira semelhante, sendo o primeiro grupo formado pelos filtros da Média, da Mediana, MAP, TMO, TML e Frost, que possuem os melhores resultados para a figura de mérito. O segundo grupo é composto pelos filtros MAD, de Lee e de Kuan-Nathan adaptativos. O terceiro grupo é composto pelos filtros de Lee e de Kuan-Nathan com janelamento fixo, e por fim o filtro IQR que possui a pior medida de figura de mérito.

Das Figuras 5.19, 5.20 e 5.21 observa-se o fato de que os valores da figura de mérito obtidos para os filtros diminuem com o aumento do tamanho da janela de processamento, excetuando-se os filtros IQR, MAD e os desenvolvidos por Lee e Kuan-Nathan. Fato este que corrobora com o exposto na Seção 5.2.1, pois o aumento do janelamento causa uma maior borramento da borda, prejudicando assim a sua detectabilidade e conseqüentemente uma maior perda de resolução. Nota-se também que com o aumento do janelamento dos filtros de Lee e Kuan-Nathan suas figuras de mérito tendem aos valores obtidos para estes filtros com janelamento adaptativo, confirmando este fato que foi mencionado anteriormente.

Na Figura 5.19 pode-se notar que o filtro desenvolvido por Frost obtém os melhores resultados independentemente do tamanho da janela, que o comportamento dos filtros MAP, Média, TML e TMO são bem parecidos, que, para o filtro MAD, os valores de R decrescem com o janelamento a partir da janela 5×5 e o filtro IQR apresenta um comportamento inverso ao dos outros filtros, ou seja, os valores da sua figura de mérito aumentam da janela 3×3 até a 7×7 , diminuindo na janela 9×9 , caracterizando assim um comportamento anômalo para este filtro nesta razão de *backscatters*.

Na Figura 5.20 nota-se que o filtro de Frost obteve os maiores valores para a figura de mérito, que os filtros IQR, MAD, de Lee e de Kuan-Nathan apresentam, para esta razão de *backscatters*, um comportamento inverso quando comparado aos demais filtros. Isto é, seus valores de figura de mérito aumentam com o aumento do tamanho da janela de processamento.

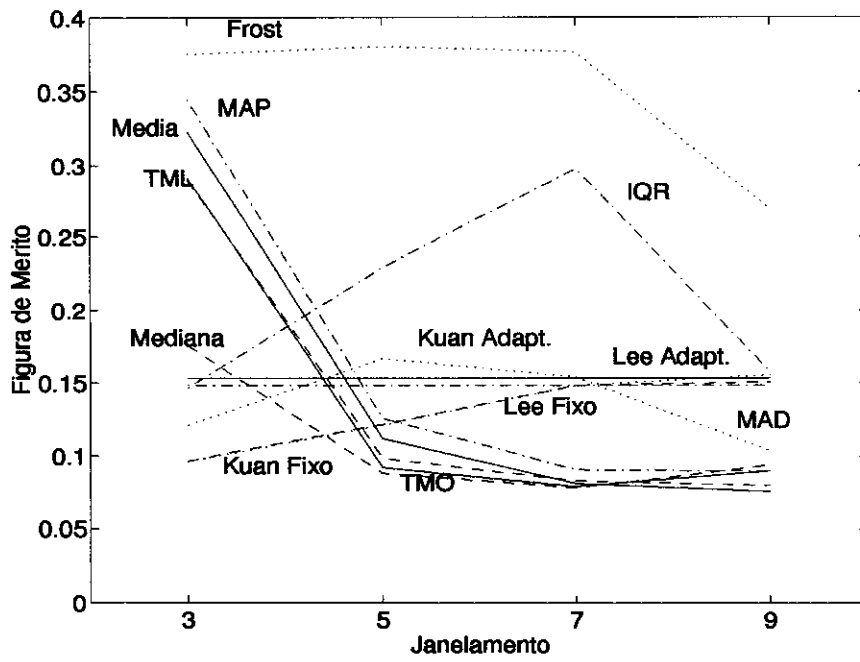


Fig. 5.19 - Figura de mérito versus janelamento para razão de *backscatters* 2.

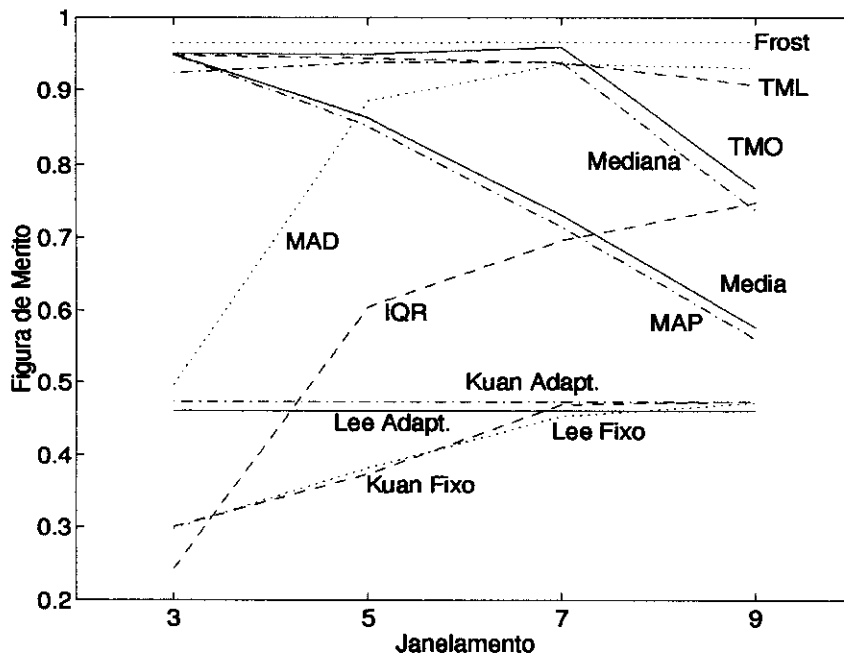


Fig. 5.20 - Figura de mérito versus janelamento para razão de *backscatters* 5.

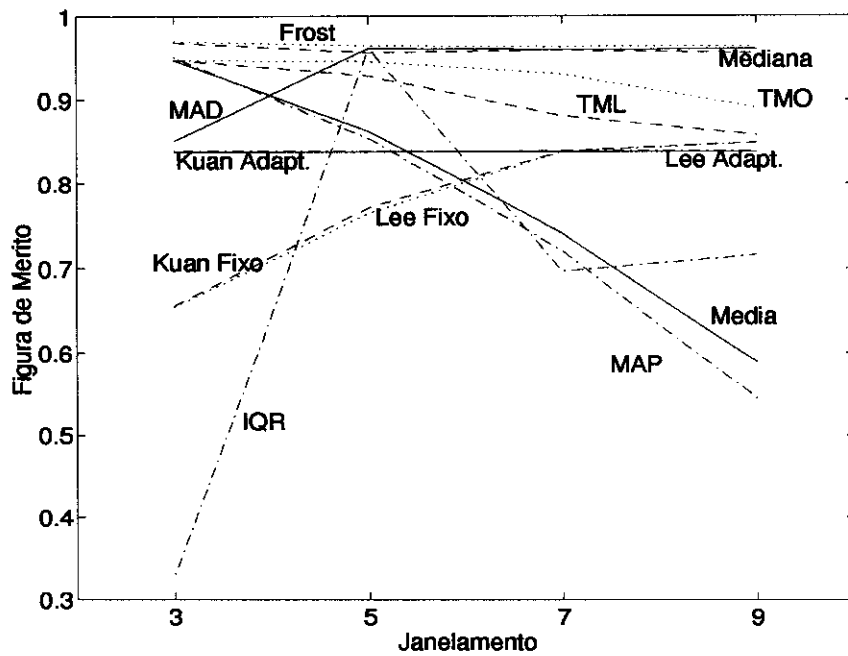


Fig. 5.21 - Figura de mérito versus janelamento para razão de *backscatters* 10.

Na Figura 5.21 também se nota que o filtro que obteve os melhores resultados é o de Frost, que os filtros MAD, de Lee e de Kuan-Nathan se comportam da mesma forma que o fazem para a razão de *backscatters* anterior (médio contraste) e o filtro IQR mais uma vez apresenta um comportamento totalmente anômalo.

De maneira análoga à realizada para as medidas de qualidade (relação sinal-ruído) procurou-se achar alguma relação funcional entre os valores obtidos para as figuras de mérito das imagens com baixo (R_b), médio (R_m) e alto (R_a) contraste. Esta relação pode ser vista nos gráficos das Figuras 5.22 e 5.23.

O gráfico da Figura 5.22 foi construído ordenando-se os valores da figura de mérito obtidos para a imagem de baixo contraste. A idéia é a mesma daquela empregada para o par ordenado $(NMSE_j, ENL_j)$ da Seção 5.1, porém neste caso não se tem mais um par ordenado mas sim uma tripla do tipo (R_{bj}, R_{mj}, R_{aj}) .

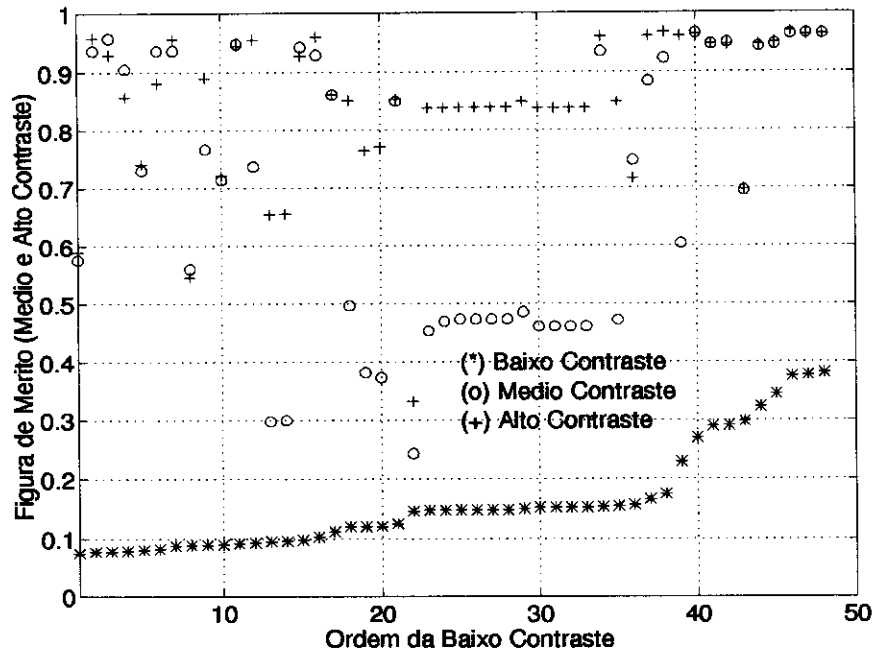


Fig. 5.22 - Relação funcional entre as figuras de mérito R_b (ordenada), R_m e R_a .

Os gráficos da Figura 5.23 são, respectivamente, R_b versus R_m (Figura 5.23a), R_b versus R_a (Figura 5.23b) e R_m versus R_a (Figura 5.23c).

Destes quatro gráficos verifica-se que não existe uma relação funcional entre R_b e R_m , ou entre R_b e R_a ou ainda entre R_m e R_a . Assim, utiliza-se o critério da norma $\mathcal{L}2$ em \mathbb{R}^n (neste caso o espaço é \mathbb{R}^3) a fim de se inferir sobre a ordenação dos filtros com relação a detecção de bordas e conseqüentemente a perda de resolução, e os resultados podem ser vistos na Tabela 5.4.

A partir desta tabela chega-se à seguinte ordenação (do melhor para o pior) dos filtros avaliados:

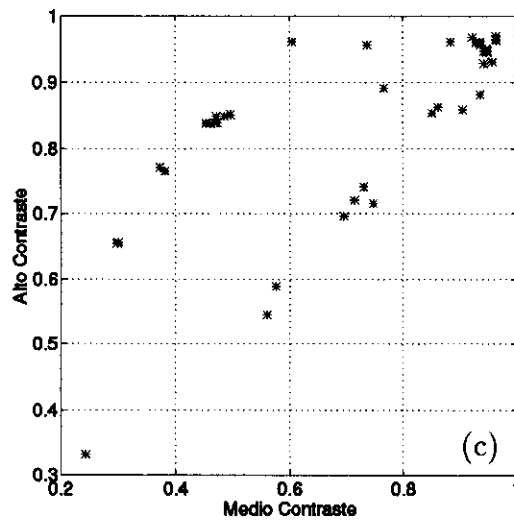
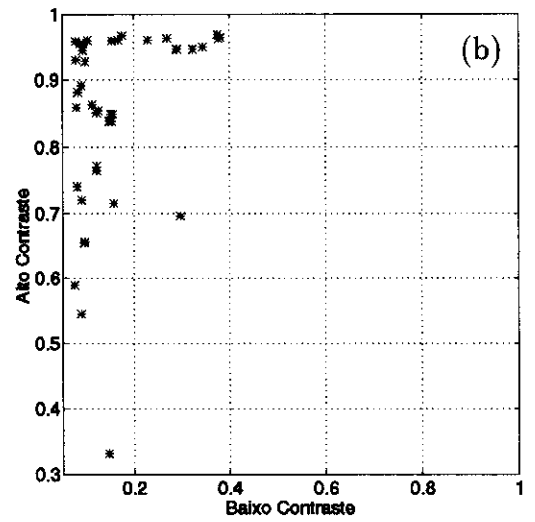
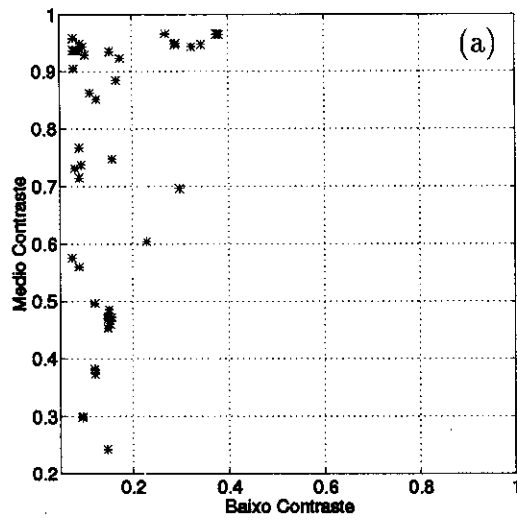


Fig. 5.23 - Relação entre as figuras de mérito: (a) R_b versus R_m , (b) R_b versus R_a e (c) R_m versus R_a .

**TABELA 5.4 - NORMA $\mathcal{L}2$ PARA A FIGURA DE MÉRITO (R) COM
RELAÇÃO AO PONTO $P \equiv (1, 1, 1)$.**

Imagem/ Filtro	Norma $\mathcal{L}2$			
	J3	J5	J7	J9
Original	0.071			
Média	0.682	0.909	0.992	1.097
Mediana	0.829	0.915	0.925	0.945
IQR	1.322	0.868	0.824	0.924
MAD	1.023	0.842	0.849	0.900
TMO	0.713	0.911	0.925	0.946
TML	0.715	0.906	0.927	0.936
MAP	0.660	0.899	0.993	1.109
Lee Fixo	1.196	1.100	1.025	1.007
Lee Adapt.	1.017			
Kuan Fixo	1.193	1.103	1.016	1.004
Kuan Adapt.	1.014			
Frost	0.626	0.621	0.625	0.732

Janelamento 3 : Frost, MAP, Média, TMO, TML, Mediana, Kuan Adaptativo, Lee Adaptativo, MAD, Kuan Fixo, Lee Fixo e IQR.

Janelamento 5 : Frost, MAD, IQR, MAP, TML, Média, TMO, Mediana, Kuan Adaptativo, Lee Adaptativo, Lee Fixo e Kuan Fixo.

Janelamento 7 : Frost, IQR, MAD, TMO, Mediana, TML, Média, MAP, Kuan Adaptativo, Kuan Fixo, Lee Adaptativo e Lee Fixo.

Janelamento 9 : Frost, MAD, IQR, TML, Mediana, TMO, Kuan Fixo, Lee Fixo, Kuan Adaptativo, Lee Adaptativo, Média e MAP.

sendo que, para este caso, o ponto considerado para o cálculo da norma $\mathcal{L}2$ foi $P \equiv (1, 1, 1)$ uma vez que o máximo da figura de mérito é 1, indicativo de borda perfeitamente detectada.

5.2.3 Resposta Impulsiva (Alvo Pontual)

Nesta seção, a perda de resolução em uma imagem devido à aplicação de um algoritmo de filtragem é analisada, conforme mencionado na Seção 4.2.1.3, computando-se as resoluções, no ponto de 4dB, nas direções de range (δ_r) e azimuth (δ_a) da resposta impulsiva de um alvo pontual ideal. Os valores de δ_r e δ_a podem ser vistos na Tabela 5.5, onde também se encontra a resolução total (δ_T) que leva em conta as resoluções nas duas direções. Esta resolução é calculada como a área de uma elipse, a qual possui seus eixos dados por δ_r e δ_a e o número que aparece entre parênteses após o nome de cada filtro na Tabela 5.5 é referente ao janelamento utilizado na filtragem.

Na Tabela 5.5 não se encontram as resoluções obtidas para o filtro de Kuan-Nathan, pois são idênticas às obtidas pelo filtro de Lee, ressaltando outra evidência com relação a diferença de implementação entre estes dois algoritmos, como mencionado na Seção 5.1.

Ainda, na Tabela 5.5, quanto maior é o valor da resolução total (conseqüentemente, maior é a área da elipse), maior é a perda de resolução. Isto pode ser explicado do seguinte modo: considere dois pontos em uma determinada área imageada; a resolução de um sistema imageador pode ser inferida através da distância entre estes dois pontos. Caso estes dois pontos estejam situados dentro da elipse, o sistema formaria a imagem de um único ponto e seria borrado, porém se eles estiverem pelo menos nos limites da elipse o sistema “veria” os dois pontos separados. Desta maneira, quanto menor for a área da elipse mais detalhes da imagem poderão ser vistos.

A idéia anterior é associada à resposta impulsiva de um alvo pontual ideal, portanto quanto mais espalhada estiver a resposta impulsiva do alvo pontual (caracterizando o borramento da mesma), após a aplicação de um determinado filtro, maior será a sua perda de resolução.

TABELA 5.5 - RESOLUÇÃO TOTAL EM 4dB (RESPOSTA IMPULSIVA).

Imagem/ Filtro	Resolução em 4dB		
	Range(δ_r)	Azimute (δ_a)	Total (δ_T)
Original	2.828	3.009	6.685
Média (3)	2.829	3.010	6.687
Média (5)	3.089	3.318	8.050
Média (7)	3.905	4.044	12.403
Média (9)	5.125	5.364	21.591
Mediana (3)	2.930	3.340	7.686
Mediana (5)	3.126	3.213	7.888
Mediana (7)	3.159	3.331	8.265
Mediana (9)	3.625	4.118	11.724
IQR (3)	4.937	5.406	20.962
IQR (5)	4.690	4.984	18.359
IQR (7)	4.807	4.923	18.586
IQR (9)	5.049	4.992	19.795
MAD (3)	4.639	4.930	17.962
MAD (5)	4.651	4.823	17.582
MAD (7)	4.439	4.430	15.444
MAD (9)	3.870	4.360	13.248
TMO (3)	3.227	3.406	8.632
TMO (5)	3.240	3.374	8.586
TMO (7)	3.505	3.559	9.797
TMO (9)	4.150	4.257	13.875
TML (3)	3.268	3.468	8.901
TML (5)	3.426	3.559	9.577
TML (7)	3.789	3.842	11.433
TML (9)	4.429	4.530	15.758
MAP (3)	3.024	3.314	7.871
MAP (5)	3.675	3.887	11.219
MAP (7)	4.708	4.887	18.070
MAP (9)	5.894	6.083	28.159
Lee Fixo (3)	2.829	4.033	8.961
Lee Fixo (5)	3.075	3.782	9.134
Lee Fixo (7)	2.849	4.213	9.427
Lee Fixo (9)	3.416	4.663	12.511
Lee Adapt.	2.829	4.033	8.961
Frost (3)	2.792	3.117	6.835
Frost (5)	2.952	3.223	7.473
Frost (7)	3.020	3.386	8.031
Frost (9)	3.415	3.740	10.031

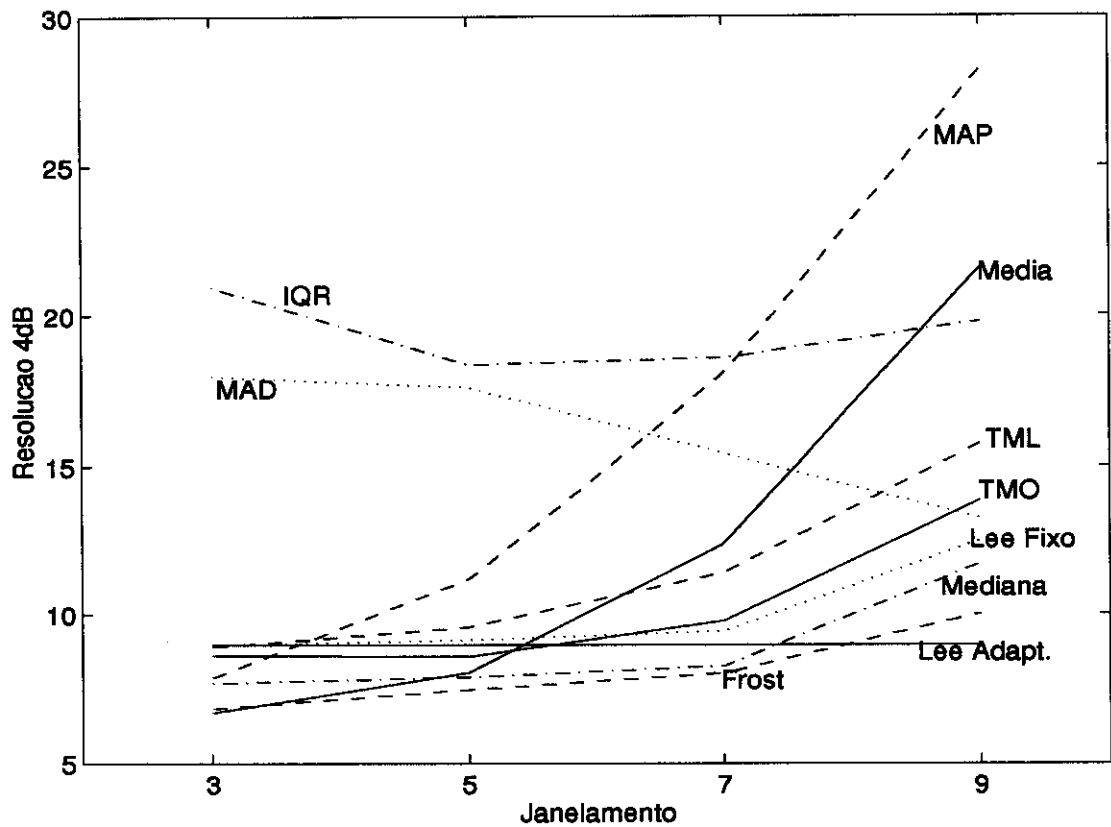


Fig. 5.24 - Resposta impulsiva de um alvo pontual em função do janelamento.

A partir da Tabela 5.5, traçou-se a Figura 5.24, a qual é o gráfico da resolução total no ponto de 4dB obtida para cada filtro versus o tamanho da janela de processamento.

Da Figura 5.24 pode-se verificar que a maioria dos filtros se comporta de forma análoga (excetuando-se os filtros IQR e MAD), ou seja, quanto maior o janelamento utilizado na filtragem maior é a perda de resolução, pois mais borrada fica a resposta impulsiva do alvo pontual. Nota-se também que os filtros IQR e MAD possuem comportamentos anômalos.

Uma observação importante se faz necessária neste ponto do texto e é com relação à resposta impulsiva do alvo pontual após a aplicação dos filtros IQR e MAD. Pode ser visto no Apêndice C, onde se encontram as respostas

impulsivas bidimensionais e os cortes radial e azimutal de cada filtro analisado, que estas respostas para os filtros IQR e MAD apresentam dois picos, diferentemente dos outros filtros, sendo que o vale entre os dois picos diminui com o aumento do janelamento.

Verificou-se que uma possível causa para a ocorrência desses dois picos na resposta impulsiva dos filtros IQR e MAD seria a homogeneidade dos níveis de cinza dentro da janela de processamento, ou seja, quanto menor a variação dos níveis de cinza no vetor de observação menores serão os valores dos estimadores IQR e MAD.

Para exemplificar o exposto acima retirou-se uma porção central da imagem simulada, contendo o alvo pontual, e calculou-se alguns resultados de filtragem para os filtros da Média, Mediana, IQR e MAD, utilizando-se os janelamentos 3 e 5. Estes resultados podem ser vistos nas Figuras 5.25 e 5.26, respectivamente. Nestas figuras são representados os movimentos das janelas 3×3 e 5×5 em torno do valor máximo da resposta impulsiva do alvo pontual (nível de cinza 255), são mostrados também os resultados das filtragens (nas direções radial e azimutal) quando a janela móvel se encontra centrada neste valor máximo, um pixel antes e um depois deste valor máximo. Vale lembrar que o resultado da filtragem é para o nível de cinza central da janela de processamento.

Desta forma, nota-se que quando a janela de processamento estiver nas proximidades do valor máximo da resposta impulsiva do alvo pontual (região relativamente homogênea, devido ao borramento causado pela função de espalhamento pontual do sistema) os valores dos pixels filtrados pelo IQR e MAD são baixos quando comparados aos resultados obtidos com os filtros da Média e da Mediana. A medida que a janela se afasta deste valor máximo (a região vai se tornando mais heterogênea) os valores das filtragens ficam mais comparáveis, causando assim, os vales observados nos filtros IQR e MAD.

181	203	200
219	246	244
227	255	254

Média = 225
 Mediana = 242
 IQR = 67
 MAD = 67

170	219	246
177	227	255
156	198	223

Média = 208
 Mediana = 233
 IQR = 87
 MAD = 75

219	246	244
227	255	254
198	223	224

Média = 232
 Mediana = 242
 IQR = 40
 MAD = 48

246	244	213
255	254	224
223	224	200

Média = 231
 Mediana = 238
 IQR = 44
 MAD = 56

227	255	254
198	223	224
139	158	162

Média = 204
 Mediana = 237
 IQR = 111
 MAD = 87

Fig. 5.25 - Resultados das filtragens, nas direções radial e azimutal, com janelamento 3.

97	126	142	139	119
139	181	203	200	173
170	219	246	244	213
177	227	255	254	224
156	198	223	224	200

Média = 190
 Mediana = 213
 IQR = 104
 MAD = 75

82	139	181	203	200
104	170	219	246	244
113	177	227	255	254
102	156	198	223	224
73	110	139	158	162

Média = 174
 Mediana = 188
 IQR = 135
 MAD = 129

139	181	203	200	173
170	219	246	244	213
177	227	255	254	224
156	198	223	224	200
110	139	158	162	147

Média = 194
 Mediana = 213
 IQR = 88
 MAD = 75

181	203	200	173	126
219	246	244	213	159
227	255	254	224	170
198	223	224	200	155
139	158	162	147	116

Média = 193
 Mediana = 213
 IQR = 91
 MAD = 84

170	219	246	244	213
177	227	255	254	224
156	198	223	224	200
110	139	158	162	147
50	65	76	84	79

Média = 172
 Mediana = 188
 IQR = 138
 MAD = 131

Fig. 5.26 - Resultados das filtragens, nas direções radial e azimutal, com janelamento 5.

Estes vales diminuem com o aumento do tamanho da janela de processamento, já que quanto maior for esta mais difícil será ter uma região homogênea nas proximidades do valor máximo da resposta impulsiva do alvo pontual.

De acordo com a Tabela 5.5 e a Figura 5.24 pode-se ordenar (do melhor para o pior) os filtros, com relação a este critério de perda de resolução, da seguinte forma:

Janelamento 3 : Média, Frost, Mediana, MAP, TMO, TML, Lee Fixo = Lee Adaptativo, MAD e IQR.

Janelamento 5 : Frost, Mediana, Média, TMO, Lee Adaptativo, Lee Fixo, TML, MAP, MAD e IQR.

Janelamento 7 : Frost, Mediana, Lee Adaptativo, Lee Fixo, TMO, TML, Média, MAD, MAP e IQR.

Janelamento 9 : Lee Adaptativo, Frost, Mediana, Lee Fixo, MAD, TMO, TML, IQR, Média e MAP.

Por se ter dois critérios quantitativos distintos para avaliação da perda de resolução, envolvendo detecção de bordas e resposta impulsiva, procurou-se verificar a existência de uma relação funcional entre as medidas obtidas com estes dois critérios. Desta forma, normalizou-se a resolução em 4dB (δ_T) dividindo-se a resolução total da imagem por cada resolução total encontrada para os vários filtros, afim de que a resolução em 4dB normalizada (δ_{TN}) tenha sua variação entre 0 e 1, como a figura de mérito.

Vale observar que a melhor resolução, em teoria, deveria ser zero uma vez que a resposta impulsiva de um alvo pontual ideal é uma função delta, porém, como é sabido, o sistema borra esta função delta. Portanto a melhor resolução é aquela que possui seu valor normalizado mais próximo de 1, ou seja, a resolução mais próxima da resolução do sistema, pois esta é a resolução limite.

Assim construíram-se os gráficos (Figura 5.27) da resolução em 4dB normalizada versus os valores obtidos com a figura de mérito para as imagens

com razão de *backscatters* 2 (Figura 5.27a), 5 (Figura 5.27b) e 10 (Figura 5.27c), respectivamente. Verificada a inexistência de alguma relação funcional entre estas medidas, partiu-se para o critério da norma $\mathcal{L}2$, de forma semelhante à adotada em seções anteriores.

Os valores da norma $\mathcal{L}2$ obtidos para os dois critérios de perda de resolução foram arranjados numa forma tabular (Tabela 5.6), onde se observam na primeira coluna os filtros com seu respectivos janelamentos (números entre parênteses), na segunda, terceira e quarta colunas encontram-se os valores das normas $\mathcal{L}2$ para a resolução total em 4dB normalizada (δ_{TN}) e para as figuras de mérito das imagens com baixo, médio e alto contraste, respectivamente.

A partir dessa tabela, traçaram-se os gráficos (Figura 5.28) da norma $\mathcal{L}2$ referente a cada uma de suas colunas, sendo ressaltado nestes gráficos o filtro que possui a menor distância ao ponto $P \equiv (1, 1)$ (para cada janelamento) que é caracterizado como o melhor filtro. Nestes gráficos os símbolos “*”, “o”, “+” e “x” representam os janelamento 3, 5, 7 e 9, respectivamente.

Das Figuras 5.28a, 5.28b e 5.28c pode-se notar que, utilizando-se estes dois critérios (detecção de bordas e resposta impulsiva) para avaliar a perda de resolução e também fazendo-se uso do critério da norma $\mathcal{L}2$ para integrar estes critérios, o filtro que teve, no geral, o melhor desempenho foi o de Frost. A supremacia total do filtro de Frost não se verificou porque, para a janela 9×9 e razão de *backscatters* 10, ele teve sua distância ($d_{\mathcal{L}}$) ao ponto P maior que a distância dos filtros de Lee e Kuan-Nathan com janelamento adaptativo.

Utilizando-se ainda o critério da norma $\mathcal{L}2$ (agora em \mathbb{R}^4) para reunir numa só medida para a perda de resolução, integrando-se as três medidas da figura de mérito e a resolução total em 4dB normalizada, pode-se construir a Tabela 5.7 e ordenar os filtros da seguinte maneira:

TABELA 5.6 - NORMA \mathcal{L}_2 PARA OS DOIS CRITÉRIOS DE PERDA DE RESOLUÇÃO, COM RELAÇÃO AO PONTO $P \equiv (1, 1)$.

Filtro	Norma \mathcal{L}_2		
	R_b e δ_{TN}	R_m e δ_{TN}	R_a e δ_{TN}
Média (3)	0.677	0.056	0.054
Média (5)	0.904	0.218	0.218
Média (7)	1.028	0.534	0.529
Média (9)	1.154	0.810	0.804
Mediana (3)	0.835	0.151	0.134
Mediana (5)	0.925	0.165	0.159
Mediana (7)	0.942	0.201	0.196
Mediana (9)	1.003	0.504	0.432
IQR (3)	1.092	1.018	0.955
IQR (5)	1.000	0.749	0.637
IQR (7)	0.951	0.709	0.709
IQR (9)	1.072	0.709	0.721
MAD (3)	1.080	0.805	0.645
MAD (5)	1.039	0.630	0.621
MAD (7)	1.018	0.571	0.569
MAD (9)	1.024	0.500	0.497
TMO (3)	0.745	0.231	0.232
TMO (5)	0.934	0.227	0.228
TMO (7)	0.974	0.320	0.325
TMO (9)	1.047	0.568	0.530
TML (3)	0.753	0.254	0.255
TML (5)	0.951	0.307	0.311
TML (7)	1.007	0.420	0.432
TML (9)	1.086	0.583	0.593
MAP (3)	0.673	0.160	0.159
MAP (5)	0.963	0.431	0.430
MAP (7)	1.106	0.692	0.689
MAP (9)	1.188	0.880	0.888
Lee Fixo (3)	0.939	0.747	0.429
Lee Fixo (5)	0.919	0.674	0.357
Lee Fixo (7)	0.900	0.619	0.333
Lee Fixo (9)	0.964	0.704	0.490
Lee Adapt.	0.884	0.596	0.301
Kuan Fixo (3)	0.938	0.745	0.428
Kuan Fixo (5)	0.918	0.682	0.353
Kuan Fixo (7)	0.900	0.605	0.332
Kuan Fixo (9)	0.969	0.694	0.489
Kuan Adapt.	0.889	0.585	0.301
Frost (3)	0.625	0.041	0.038
Frost (5)	0.336	0.111	0.172
Frost (7)	0.645	0.171	0.111
Frost (9)	0.803	0.335	0.336

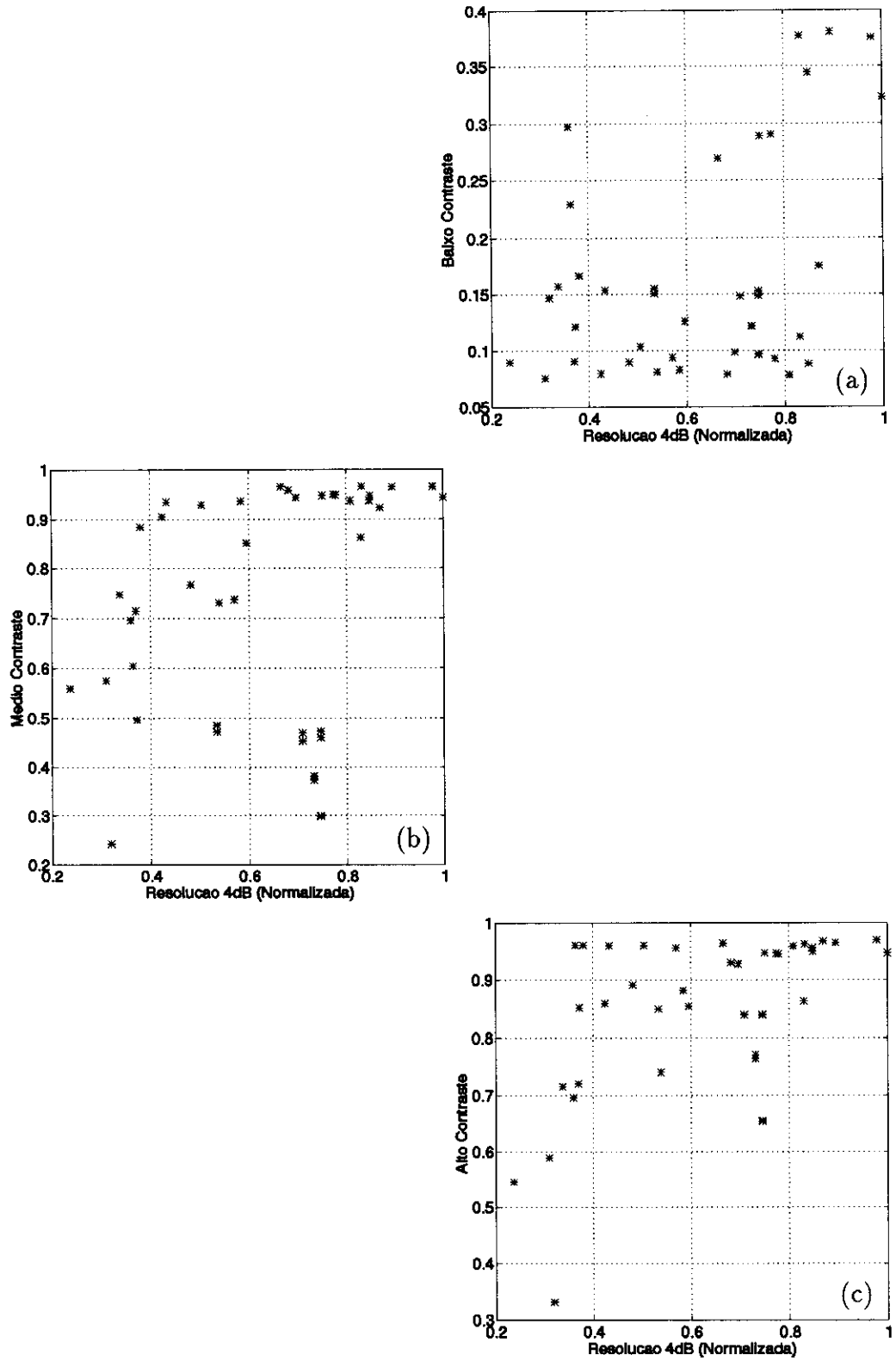


Fig. 5.27 - Relação entre a resolução total normalizada e a figura de mérito:
 (a) δ_{TN} versus R_b , (b) δ_{TN} versus R_m e (c) δ_{TN} versus R_a .

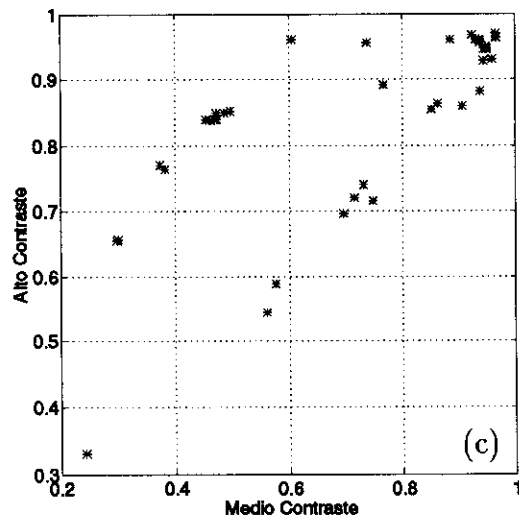
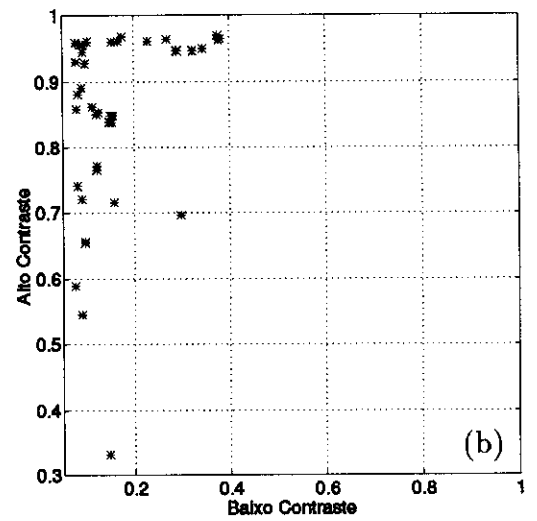
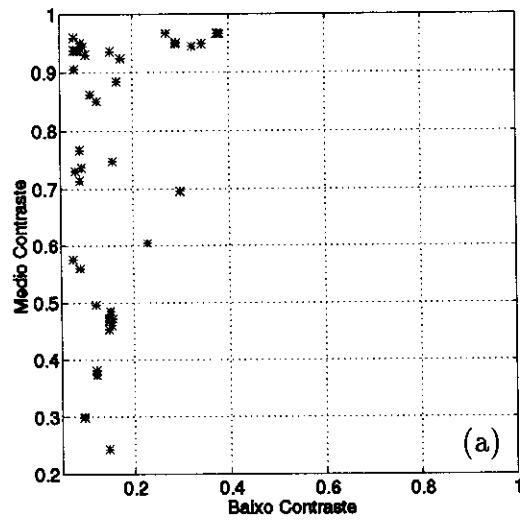


Fig. 5.28 - Norma \mathcal{L}_2 para a resolução total normalizada e a figura de mérito:

(a) δ_{TN} versus R_b , (b) δ_{TN} versus R_m e (c) δ_{TN} versus R_a .

TABELA 5.7 - NORMA $\mathcal{L}2$ PARA AS MEDIDAS DE RESOLUÇÃO TOTAL EM 4dB NORMALIZADA E DAS FIGURAS DE MÉRITO, COM RELAÇÃO AO PONTO $P \equiv (1, 1, 1, 1)$.

Filtro	Norma $\mathcal{L}2$			
	J3	J5	J7	J9
Média	0.681	0.925	1.094	1.296
Mediana	0.839	0.927	0.945	1.038
IQR	1.487	1.076	1.043	1.137
MAD	1.201	1.046	1.021	1.028
TMO	0.677	0.985	1.176	1.346
TML	0.748	0.937	0.978	1.079
MAP	0.757	0.955	1.016	1.099
Lee Fixo	1.222	1.132	1.065	1.110
Lee Adapt.	1.048			
Kuan Fixo	1.194	1.117	1.051	1.077
Kuan Adapt.	1.015			
Frost	0.627	0.630	0.647	0.804

Janelamento 3 : Frost, TMO, Média, TML, MAP, Mediana, Kuan Adaptativo, Lee Adaptativo, Kuan Fixo, MAD, Lee Fixo, IQR.

Janelamento 5 : Frost, Média, Mediana, TML, MAP, TMO, Kuan Adaptativo, MAD, Lee Adaptativo, IQR, Kuan Fixo, Lee Fixo.

Janelamento 7 : Frost, Mediana, TML, Kuan Adaptativo, MAP, MAD, IQR, Lee Adaptativo, Kuan Fixo, Lee Fixo, Média, TMO.

Janelamento 9 : Frost, Kuan Adaptativo, MAD, Mediana, Lee Adaptativo, Kuan Fixo, TML, MAP, Lee Fixo, IQR, Média, TMO.

sendo que o melhor filtro é aquele que possui a menor distância ao ponto $P \equiv (1, 1, 1, 1)$ e o pior o que possui a maior distância a este ponto.

Sabendo-se da dificuldade de se quantificar numa mesma medida a perda de resolução espacial e a relação sinal-ruído devido à aplicação de um dado filtro é que se propõe a norma como tal medida. Desta forma, para a obtenção dos valores da norma escolheu-se a medida de qualidade *ENL* normalizada (para se quantificar a relação sinal-ruído) e a resolução total normalizada da resposta impulsiva de um alvo pontual ideal (medida de perda de resolução), construindo-se assim a Tabela 5.8 da norma $\mathcal{L}2$ em \mathbb{R}^2 com relação ao ponto $P \equiv (0, 1)$ e a Figura 5.29, onde são ressaltados os filtros que apresentam a menor distância ao ponto P .

TABELA 5.8 - NORMA $\mathcal{L}2$ PARA A RELAÇÃO SINAL-RUÍDO E RESOLUÇÃO EM 4dB (NORMALIZADA), COM RELAÇÃO AO PONTO $P \equiv (0, 1)$.

Filtro	Norma $\mathcal{L}2$			
	J3	J5	J7	J9
Média	0.111	0.174	0.462	0.691
Mediana	0.209	0.167	0.194	0.430
IQR	0.788	0.662	0.648	0.665
MAD	0.800	0.649	0.576	0.499
TMO	0.255	0.227	0.319	0.519
TML	0.274	0.305	0.416	0.576
MAP	0.181	0.406	0.630	0.763
Lee Fixo	0.614	0.584	0.585	0.690
Lee Adapt.	0.576			
Frost	0.148	0.125	0.174	0.336

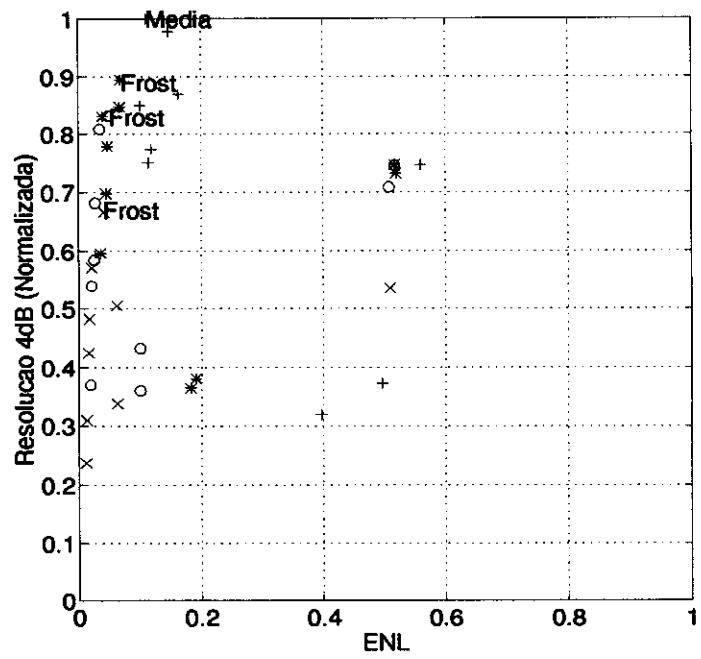


Fig. 5.29 - Norma \mathcal{L}_2 para a resolução em 4dB (normalizada) e a medida de qualidade ENL .

5.3 Classificação Pontual

A obtenção dos resultados para a avaliação do desempenho de classificação de cada filtro, foi conseguida utilizando-se o classificador supervisionado de máxima verossimilhança (vide Seção 4.1.1), coletando-se duas amostras de resto de cultura (3744 pixels), três amostras de solo exposto (11472 pixels) e duas amostras de floresta (18232 pixels) para treinamento do classificador, como pode ser visto na Figura 4.4. Foi utilizado o limiar 6 para a formação da matriz de classificação. Isto é equivalente a dizer que existe um contorno que engloba 95% dos pixels das áreas de treinamento de cada classe.

Cabe aqui observar que as matrizes de classificação obtidas são referentes apenas às amostras de treinamento, uma vez que as amostras de teste e treinamento são as mesmas, caracterizando assim um resultado otimista em relação à classificação. Estas matrizes de classificação para os vários filtros e diferentes janelamentos podem ser encontradas no Apêndice E.

Vale lembrar que no caso do filtro MAP para distribuição a priori Gama e detecção linear deve-se resolver uma equação de terceiro grau incompleta (vide Tabela 3.1). As soluções de equações de terceiro grau com coeficientes reais ($ax^3 + bx^2 + cx + d = 0$) podem ser obtidas utilizando-se os seguintes passos:

- 1) divide-se por “ a ” os coeficientes da equação;
- 2) substitui-se x pela variável $y = x + \frac{b}{3a}$; com estes dois passos encontrar-se-á a equação:

$$y^3 + 3pqy + 2q = 0 \quad (5.2)$$

onde $2q = \frac{2b^3}{27a^3} - \frac{bc}{3a^2} + \frac{d}{a}$ e $3p = \frac{3ac - b^2}{3a^2}$ e o número de soluções reais da Equação 5.2 (que sempre existirão) depende do discriminante $D = q^2 + p^3$:

- se $D > 0$, a equação tem uma solução (1 raiz real e duas imaginárias);
- se $D < 0$, a equação tem três soluções (3 raízes reais distintas);
- se $D = 0$, a equação tem uma solução para $p = q = 0$ (3 raízes reais nulas) e duas soluções para $p^3 = -q^2 \neq 0$ (das 3 raízes, 2 são iguais).

3) Aplicando-se a fórmula de Cardano, chega-se as raízes da Equação 5.2 dadas por:

$$y_1 = u + v$$

$$y_2 = \xi_1 u + \xi_2 v$$

$$y_3 = \xi_2 u + \xi_1 v$$

onde $u = \sqrt[3]{-q + \sqrt{q^2 + p^3}}$, $v = \sqrt[3]{-q - \sqrt{q^2 + p^3}}$ e, ξ_1 e ξ_2 são as raízes da equação $z^2 + z + 1 = 0$, isto é, $\xi_{1,2} = -\frac{1}{2} \pm i\frac{\sqrt{3}}{2}$.

Uma outra observação importante a ser feita com respeito ao filtro MAP implementado é que ele necessita da informação de localização do pixel a ser filtrado para utilizar a equação correspondente à função densidade de probabilidade da classe na qual se encontra este pixel. Esta informação é dada através de uma imagem máscara, que neste caso foi obtida segmentando-se a imagem real SAR-580 (Banda L) em três classes com o algoritmo *Iterative Conditional Modes*(ICM), o qual é encontrado em Frery (1993).

A partir das matrizes de classificação formou-se uma tabela de desempenho de classificação (Tabela 5.9), onde se encontram o desempenho médio, a confusão média e a abstenção média do classificador. Nesta tabela não aparecem os resultados de classificação para o filtro de Kuan-Nathan, pois são idênticos aos do filtro de Lee evidenciando mais uma vez a parca diferença entre eles, como mencionado na Seção 5.1.

Da Tabela 5.9 pode-se notar que para todos os filtros o aumento do tamanho da janela de processamento é diretamente proporcional ao desempenho médio de classificação e inversamente proporcional à confusão média da classificação. Porém estas relações de proporcionalidade não se verificam para o filtro de Lee.

TABELA 5.9 - DESEMPENHOS DE CLASSIFICAÇÃO.

Imagem/Filtro	Desempenho Médio	Confusão Média	Abstenção Média
Original	64.02	33.47	2.51
Média (3)	75.48	20.87	3.66
Média (5)	82.35	13.33	4.32
Média (7)	86.65	9.32	4.03
Média (9)	90.06	5.96	3.97
Mediana (3)	74.34	22.21	3.45
Mediana (5)	81.16	14.87	3.97
Mediana (7)	85.62	10.80	3.58
Mediana (9)	88.70	7.41	3.88
IQR (3)	67.90	28.88	3.22
IQR (5)	74.18	21.64	4.18
IQR (7)	80.13	15.44	4.43
IQR (9)	84.05	11.31	4.64
MAD (3)	65.85	30.48	3.67
MAD (5)	74.36	21.47	4.18
MAD (7)	80.82	14.81	4.36
MAD (9)	85.09	10.68	4.23
TMO (3)	75.39	21.01	3.60
TMO (5)	81.59	13.93	4.48
TMO (7)	85.92	10.03	4.05
TMO (9)	89.50	6.56	3.94
TML (3)	75.88	20.51	3.61
TML (5)	82.13	13.69	4.18
TML (7)	86.00	9.88	4.13
TML (9)	89.60	6.26	4.13
MAP (3)	73.57	23.83	2.59
MAP (5)	79.08	17.84	3.09
MAP (7)	83.25	12.25	4.50
MAP (9)	86.79	8.40	4.81
Lee Fixo (3)	72.07	24.17	3.76
Lee Fixo (5)	74.26	20.79	4.94
Lee Fixo (7)	74.85	19.90	5.26
Lee Fixo (9)	73.08	20.87	6.05
Lee Adapt.	72.75	21.20	6.05
Frost (3)	73.63	22.86	3.51
Frost (5)	79.39	16.60	4.13
Frost (7)	81.68	14.16	4.16
Frost (9)	82.77	12.86	4.37

Nesta seção também se utiliza a norma $\mathcal{L}2$ em \mathbb{R}^n para se avaliar os resultados obtidos pelo método de classificação pontual. A norma $\mathcal{L}2$ calculada aqui é no espaço \mathbb{R}^3 e com relação ao ponto $P \equiv (1, 0, 0)$, uma vez que o melhor filtro para este critério deve possuir um desempenho médio de classificação máximo (próximo de um), assim como ter sua abstenção média e sua confusão média mínima (próximas de zero). Pensando-se desta maneira, construiu-se a Tabela 5.10.

TABELA 5.10 - NORMA $\mathcal{L}2$ PARA A CLASSIFICAÇÃO.

Filtro	Norma $\mathcal{L}2$			
	J3	J5	J7	J9
Média	0.324	0.225	0.168	0.123
Mediana	0.341	0.243	0.183	0.141
IQR	0.433	0.340	0.256	0.201
MAD	0.459	0.337	0.246	0.188
TMO	0.326	0.235	0.178	0.130
TML	0.319	0.229	0.176	0.128
MAP	0.357	0.277	0.212	0.164
Lee Fixo	0.371	0.335	0.325	0.346
Lee Adapt.	0.351			
Frost	0.351	0.268	0.235	0.219

Da Tabela 5.10 nota-se que todos os filtros apresentam comportamento semelhante, fixado o tamanho da janela de processamento. Ordenando-se os filtros do melhor para o pior tem-se:

Janelamento 3 : TML, Média, TMO, Mediana, Frost = Lee Adaptativo, MAP, Lee Fixo, IQR, MAD.

Janelamento 5 : Média, TML, TMO, Mediana, Frost, MAP, Lee Fixo, MAD, IQR, Lee Adaptativo.

Janelamento 7 : Média, TML, TMO, Mediana, MAP, Frost, MAD, IQR, Lee Fixo, Lee Adaptativo.

Janelamento 9 : Média, TML, TMO, Mediana, MAP, MAD, IQR, Frost,
Lee Fixo, Lee Adaptativo.

sendo que o melhor filtro é aquele que possui a menor distância ao ponto $P \equiv (1, 0, 0)$
e o pior o que possui a maior distância a este ponto.

CAPÍTULO 6

CONCLUSÕES E SUGESTÕES

Neste capítulo são apresentadas as conclusões deduzidas com os resultados obtidos, dada a metodologia utilizada e também algumas sugestões para trabalhos futuros.

- De acordo com os critérios utilizados para a avaliação da relação sinal-ruído (medidas de qualidade NMSE e ENL e a norma $\mathcal{L}2$ em \mathbb{R}^2) pode-se afirmar que:
 - os dois filtros que possuem os melhores desempenhos nos quatro tamanhos de janela são o MAP e o da Média;
 - o ganho da relação sinal-ruído para os filtros de Lee e de Kuan-Nathan são praticamente os mesmos para todos os janelamentos;
 - os filtros com pior desempenho são os desenvolvidos por Lee e Kuan-Nathan, isto levando-se em conta o problema de estimação em amostras de tamanho pequeno.
 - Embora em Ono (1990) tenha se verificado que a maior melhoria do ENL foi obtida com o filtro de Kuan-Nathan Adaptativo (o que deve ser equivalente ao filtro de Lee Adaptativo), o que se verificou neste trabalho foi exatamente o contrário, ou seja, estes filtros junto com suas versões de tamanho de janelamento fixo foram os piores filtros. Este fato poderia ser justificado por:
 - * os filtros Adaptativos não utilizam sua capacidade de adaptação, isto é, a medida do ENL foi obtida em áreas homogêneas, portanto não existe variação (adaptação) do tamanho da janela de processamento dos filtros; e
 - * para obtenção da medida do ENL em Ono (1990) utilizou-se uma imagem real, na qual existe a correlação *speckle* (devido à função de

espalhamento pontual do sistema). O mesmo não ocorre na imagem sintética usada para o cálculo do *ENL* neste trabalho, logo acredita-se que os resultados encontrados nos dois trabalhos devam ser diferentes.

- Segundo os critérios da figura de mérito e a da norma $\mathcal{L}2$ em \mathbb{R}^3 usados na análise da perda de resolução inferida através da detecção de bordas, conclui-se que:
 - os resultados encontrados nesta análise são fortemente dependentes do limiar (τ) escolhido;
 - na figura de mérito utilizada a penalização é maior para as bordas fragmentadas;
 - o filtro de Frost é o melhor, a despeito do tamanho da janela de processamento empregada na filtragem e do contraste entre as regiões nas imagens;
 - o comportamento dos filtros de Lee e de Kuan-Nathan são muito parecidos; e
 - os filtros robustos IQR e MAD apresentam bom desempenho para as janelas superiores a 3×3 , enfatizando assim a necessidade de amostras suficientes no processo de estimação (filtragem), uma vez que estes filtros foram projetados para serem assintoticamente consistentes.
- Cabe aqui indagar por que os filtros robustos não tiveram os melhores desempenhos na detecção de bordas se foram projetados especificamente para levarem em conta as bordas ? Pode-se vislumbrar três possíveis explicações:
 - estes filtros foram projetados para serem assintoticamente consistentes e em princípio não são consistentes para amostras finitas;
 - numa borda vertical e para janelas quadradas só podem haver contaminações da amostra, tipo unilateral (isto é, $\xi < \xi_1$ ou $\xi > \xi_0$) e os filtros robustos foram projetados para contaminação do tipo bilateral (ou seja, $\xi_0 < \xi < \xi_1$); e

- os dados (Y') de fato não são Rayleigh, pois são discretizados e truncados, isto é, $Y' = \min\{\lfloor Y + \frac{1}{2} \rfloor, 255\}$, para $Y \sim \mathcal{R}(\theta)$ (Frery, 1993).
- Uma limitação na avaliação quanto ao borramento da resposta impulsiva, diz respeito ao tipo de simulação utilizado. A simulação resultou em ruído *speckle* com distribuição Rayleigh e aditivo, ao invés de Rice e multiplicativo, na região do alvo pontual.
- Reunindo-se os dois critérios distintos usados na inferência da perda de resolução espacial (detecção de bordas e resposta impulsiva) e utilizando-se o critério da norma $\mathcal{L}2$ em \mathbb{R}^4 para unificá-los, pode-se concluir que o filtro que apresenta o melhor desempenho com relação à perda de resolução é o filtro desenvolvido por Frost.
- Utilizando-se a norma $\mathcal{L}2$ em \mathbb{R}^2 como uma medida quantitativa da perda de resolução e da relação sinal-ruído, como mencionado no Capítulo 5, conclui-se que o filtro de Frost, no geral, apresenta o melhor desempenho e o filtro IQR o pior.
- Todos os filtros melhoram a desempenho médio de classificação e observa-se que a melhora no desempenho de classificação é diretamente proporcional ao aumento do janelamento.
- Fazendo-se uso da norma $\mathcal{L}2$ em \mathbb{R}^3 para os resultados de classificação verifica-se que todos os filtros possuem desempenhos semelhantes.
- Dadas todas as evidências apresentadas no Capítulo 5 para os filtros de Lee e de Kuan-Nathan, pode-se afirmar que a aproximação realizada por Lee na implementação do filtro *LLMMSE* não é um fator tão significativo com relação às imagens filtradas, pelo menos para os teste realizados nesta dissertação.
- Os filtros de Kuan-Nathan, Lee e Frost, além dos robustos admitem implicitamente distribuição Rayleigh para o ruído, pois usam o desvio padrão do ruído igual a 0.5227 para efetuarem a filtragem.

- Os filtros robustos IQR e MAD são estimadores de um parâmetro de escala, isto é, estimadores de dispersão, o que pode explicar o pobre desempenho destes filtros. Assim para quantidades pequenas de amostras (ou seja, janelamentos pequenos) o parâmetro estimado pode não ser próximo do real.
- Os filtros robustos IQR e MAD foram projetados para imagens que tenham distribuição de ruído Rayleigh e, numa imagem com uma fonte pontual forte o ruído é caracterizado pela distribuição de Rice e nesta imagem estes filtros fornecem dois picos que aumentam o espalhamento da resposta impulsiva. Esses dois fatos podem justificar o desempenho ruim destes filtros para o critério de medida da perda de resolução através da resposta impulsiva de um alvo pontual.
- Todos os filtros robustos foram projetados para serem assintoticamente consistentes, o que não ocorre quando a estimação (filtragem) é realizada em janelas de dimensões pequenas.
- Estes dois itens anteriores associados a consistência assintótica dos filtros robustos, podem explicar o porquê de alguns comportamentos anômalos para os filtros IQR e MAD.
- A imagem filtrada pelo algoritmo MAP aqui implementado é dependente da imagem máscara utilizada.
- Não se pode fazer uma avaliação dos tempos computacionais para os filtros analisados, pois os filtros robustos foram implementados em equipamento diferente dos outros. Porém o tempo computacional do filtro MAP, aqui implementado (dependente das classes), é muito maior quando comparado aos filtros da Média, da Mediana, de Lee, de Kuan-Nathan e de Frost.
- Conclui-se, ainda, que o tamanho da janela de processamento utilizada é um parâmetro crítico para os filtros que realizam algum tipo de estimação no processo de filtragem.

- Com o critério da norma não se pode afirmar quão estatisticamente significativo é o resultado.

Deve-se ter mente que a utilização de um determinado filtro é dependente da aplicação desejada. Por exemplo, caso se deseje apenas segmentar uma imagem necessita-se de um filtro que preserve os detalhes, ou seja, aquele filtro que apresente a menor perda de resolução possível.

Dada uma determinada aplicação, se o fator mais importante para esta aplicação for:

- a relação sinal-ruído, aconselharia-se o uso do filtro da Média, segundo a medida NMSE, ou o filtro MAP, segundo a medida ENL ;
- a perda de resolução, aconselharia-se o uso do filtro de Frost segundo os critérios da detecção de bordas e da resposta impulsiva de um alvo pontual ideal (para janelamentos superiores a 3), ou filtro da Média com janelamento 3, segundo este último critério;
- a relação sinal-ruído e a perda de resolução, concomitantemente, aconselharia-se o uso do filtro de Frost segundo as medidas ENL e resolução em 4dB (para janelamentos superiores a 3), ou filtro da Média com janelamento 3.

Mediante todas as conclusões expostas pode-se dizer que, em geral, o filtro de Frost apresentou os melhores resultados. Portanto este seria o filtro recomendado para realização de filtragens intencionando-se a menor perda de resolução e o aumento da relação sinal-ruído.

Para a realização de trabalhos futuros ligados à filtragem de imagem de radar de abertura sintética pode-se apresentar como sugestões:

- Projetar filtros robustos para que sejam consistentes de acordo com o tamanho da janela de processamento.
- Projetar estes filtros robustos para outros tipos de distribuição, por exemplo, para distribuição exponencial, a qual é a distribuição do ruído das imagens processadas em *1-look* e detecção quadrática.

- Projetar filtros robustos aparados para contaminação unilateral.
- Projetar filtros robustos para os na modelagem se leve em consideração a existência de correlação entre pixels.
- Projetar filtros multibandas (ou seja, filtros que utilizem informações de várias bandas) levando-se em consideração a correlação entre as bandas.
- Melhorar o método de ordenação dos dados das janelas de processamento nos algoritmos filtragem que utilizem este método. Pode-se citar como exemplo, os algoritmos de entrada e saída de dados nas janelas (“running algorithms”).
- Escolher de maneira mais formal o limiar (τ) na abordagem da detecção de bordas.
- Utilizar outros segmentadores na banda X da imagem SAR-580, tais como o algoritmo de máxima verossimilhança, segmentadores morfológicos, etc; para a formação da imagem máscara afim de se comparar as filtragens MAP's obtidas com os resultados deste trabalho.
- Comparar os desempenhos entre o filtro MAP dependente de classe (dependente de uma imagem máscara para a localização das classes) e o independente das classes (considera uma distribuição a priori comum para todas as classes).
- Fazer uma comparação dos tempos computacionais gasto para cada um dos filtros.
- Fazer simulações que mais se aproximem de imagens reais de radares orbitais, onde a frequência de amostragem do sinal é aproximadamente duas vezes a frequência de Nyquist.
- Encontrar valores de δ na figura de mérito que pondere igualmente tanto o borramento quanto a fragmentação das bordas.

- Quanto aos métodos para avaliação dos filtros sugere-se, por exemplo, que se utilize a transformada de Fourier ou o campo da morfologia matemática denominado granulometria para se avaliar a perda de resolução em imagens filtradas.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Abdou, I.E. Quantitative methods of edge detection. Los Angeles, University of Southern California, July 1978. (USCIPI Report 830).
- Adair, M., Guindon, B. Methods for evaluating speckle-suppressing filters based on edge detection performance. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 15(2):100-108, Sept. 1989.
- Arsenault, H.H.; Levesque, M. Combined homomorphic and local-statistic processing for restoration degraded by signal-dependent noise. *Applied Optics*, 23(6):845-850, Mar. 1984.
- Benelli, G.; Capellini, V.; Del Rego, E.; Nigro, L. Digital processing techniques and multispectral classification of microwave remote sensing images. *Alta Frequenza*, 55(6):365-372, Nov./Dec. 1986.
- Bovik, A.C. On detecting edges in speckle imagery. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 36(10):1618-1627, Oct. 1988.
- Bovik, A.C.; Munson, Jr.D.C. Optimal detection of object boundaries in uncorrelated speckle. *Optical Engineering*, 25(11):1246-1252, Nov. 1986.
- Brooks, R.A.; Bovik, A.C. Robust techniques for edge detection in multiplicative Weibull image noise. *Pattern Recognition*, 23(10):1047-1057, 1990.
- Canny, J.F. *Finding edges and lines in images*. (Master of Science Thesis) - Massachusetts Institute of Technology, Massachusetts, May, 1983. 145 p.
- Caves, R.G. *K-distributed speckle*. England, University of Sheffield, Jan. 1993.
- Crimmins, R.T. Geometric filter for speckle reduction. *Applied Optics*, 24(10):1438-1443, May 1985.
- Curlander, J.C. *Introduction to SAR theory*. São José dos Campos, s.d. Palestras realizadas no INPE.

- Davis, L.S. A survey of edge detection techniques. *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, 4(3):248–270, Sept. 1975.
- Derin, H.; Kelly, P.A.; Vézina, G.; Labitt, S.G. Modeling and segmentation of speckled images using complex data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 28(1):76–87, Jan. 1990.
- Di Cenzo, A. *Synthetic aperture radar and digital processing: an introduction*. Pasadena, CA, JPL, Feb. 1981. (JPL Publication 80–90).
- Durand, J.M.; Gimonet, B.J.; Perbos, J.R. SAR data filtering for classification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, GE-25(5):629–637, Sept. 1987.
- Fernandes, D. *Formação de imagens de radar de abertura sintética e modelos da relação “speckle”-textura*. (Tese de Doutorado) – Instituto Tecnológico de Aeronáutica, São José dos Campos, SP, nov. 1993.
- Fernandes, D.; Mascarenhas, N.D.A.; Sakane, F.T. Função espalhamento pontual em imagens de um radar de abertura sintética (SAR). In: Simpósio Brasileiro de Computação Gráfica e Processamento de Imagens, 5., Águas de Lindóia, 14–17 nov. 1992. São José dos Campos, INPE, 1992, p. 47–54.
- Fong, Y.S.; Pomalaza-Ráez, C.A.; Wang, X.H. Comparison study of nonlinear filters in image processing applications. *Optical Engineering*. 28(7):749–760. July 1989.
- Frery, A.C. *Algumas ferramentas estatísticas na síntese, processamento e análise de imagens de radar de abertura sintética*. (Tese de Doutorado) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, SP, dez. 1993.
- Frery, A.C.; Sant’Anna, S.J.S. Redução de ruído em imagens SAR pelo uso de filtros robustos. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 7., Curitiba, 10–14 maio 1993a. *Anais*. São José dos Campos, INPE, 1993, v. 3, p. 433–442.

- Frery, A.C.; Sant'Anna, S.J.S. Non-adaptive robust filters for speckle noise reduction. In: Simpósio Brasileiro de Computação Gráfica e Processamento de Imagens, 6., Recife, PE, 19-22 out. 1993b, pp. 165-174.
- Frost, V.S.; Shanmugan, K.S.; Holtzman, J.C. Edge detection for synthetic aperture radar and other noise images. In: 1982 International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS'82), Munich, June 1-4, 1982a. *Proceedings*. New York, IEEE. p. 4.1-4.9.
- Frost, V.S.; Stiles, J.A.; Shanmugan, K.S.; Holtzman, J.C. A model for radar images and its application to adaptive digital filtering of multiplicative noise. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 4(2):157-166, Mar. 1982b.
- Goodman, J.W. Some fundamental properties of speckle. *Journal Optical Society of America*, 66(11):1145-1150, Nov. 1976.
- Hirose, T.K.; Pultz, T.J.; Langham, E.J. An evaluation of noise reduction algorithms for data corrupted by multiplicative noise. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 15(1):2-12, May 1989.
- Jakeman, E.; Pusey, P.N. A model for non-Rayleigh sea echo. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, AP-24(6):806-814, Nov. 1976.
- James, B.R. *Probabilidade: um curso em nível intermediário*. Rio de Janeiro, Instituto de Matemática Pura e Aplicada - CNPq, 1981. 304 p. (Projeto Euclides).
- Kuan, D.T.; Sawchuk, A.A.; Strand, T.C.; Chavel, P. Adaptive restoration of images with speckle. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing*, ASSP-35(3):373-383, Mar. 1987.
- Leberl, F.W. *Radargrammetric image processing*. Norwood, MA, Artech House, 1990. 595 p.

- Lee, J.S. Digital image smoothing and the sigma filter. *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, 24(2):255–269, Nov. 1983.
- Lee, J.S. Statistical modelling and suppression of speckle in synthetic aperture radar images. In: 1987 International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS'87). Ann Arbor, MI, 18–21 May 1987. *Proceedings*. New York, IEEE. p. 1331–1339.
- Lewinski, D.J. Nonstationary probabilistic target and clutter scattering models. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, AP-31(3):490–498, May 1983.
- Li, C. Two adaptive filters for speckle reduction in SAR images by using the variance ratio. *International Journal of Remote Sensing*, 9(4):641–653. 1988.
- Lopes, A.; Laur, H.; Nezry, E.; Statistical distribution and texture in multilook and complex images. In: 1990 International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS'90). Washington, DC, 20–24 May 1990a. *Proceedings*. p. 2427–2430.
- Lopes, A.; Nezry, E.; Touzi, R.; Laur, H. Maximum a posteriori speckle filtering and first order texture models in SAR images. In: 1990 International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS'90). Washington, DC, 20–24 May 1990b. *Proceedings*. p. 2409–2412.
- Madsen, S.N. *Speckle theory: Modelling, analysis and applications related to synthetic aperture radar data*. (Doctoral Dissertation) – Technical University of Denmark, Lyngby, Nov. 1986. 369 p.
- Martin, F.J.; Turner, R.W. *SAR speckle reduction by weighted filtering*. Winchester, IBM UK Scientific Center, 1991.
- Mura, J.C. Algoritmos e metodologia de processamento para síntese de imagens de radar de abertura sintética (SAR). In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 6., Manaus, 24–29 jun. 1990. *Anais*. São José dos Campos, INPE, 1990, v. 1, p. 188–196.

- Mura, J.C. Um sistema de processamento de imagens de radar abertura sintética (SAR) aerotransportado. In: Simpósio Brasileiro de Computação Gráfica e Processamento de Imagens, 4., São Paulo, 14–17 jul. 1991. *Anais*. p. 95–98.
- Nathan, K.S.; Curlander, J.C. Speckle noise reduction of 1–look SAR imagery. In: 1987 International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS'87). Ann Arbor, MI, 18–21 May 1987. *Proceedings*. p. 1457–1462.
- Nezry, E.; Lopes, A.; Touzi, R. Detection of structural and textural features for SAR images filtering. In: 1991 International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS'91). Helsinki, 3–6 June 1991. *Proceedings*. p. 2169–2172.
- Nezry, E.; Mougin, E.; Lopes, A., Gastellu–Etchegorry, J.P.; Laumonier, Y. Tropical vegetation mapping with combined visible and SAR spaceborne data. In: 1992 International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS'92). Huston, TX, 26–26 May 1992. p. 989–991.
- Ono, S.E. *Supressão de "speckle" nas imagens de radar de abertura sintética*. (Trabalho de Graduação em Engenharia Eletrônica) – Instituto Tecnológico de Aeronáutica, São José dos Campos, 1990. 66 p.
- Peli, T.; Malah, D. A study of edge detection algorithms. *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, 20(1):1–21, 1982.
- Pitas, I.; Venetsanopoulos, A.N. *Nonlinear digital filters*. Norwell, MA, Kluwer Academic, 1990. 392 p.
- Pratt, W.K. *Digital image processing*. New York, NY, Wiley–Interscience, 1978.
- Schleher, D.C. Radar detection in Weibull clutter. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, AES-12(6):736–743, Nov. 1976.
- Trevett, J.W. *Imaging radar for resources surveys*. New York, NY, Chapman and Hall, 1986. 313 p.

Trunk, G.V.; George, S.F. Detection of targets in non-Gaussian sea clutter, *IEEE Transactions Aerospace and Electronic Systems*, AES-6:620-628, 1970

Ulaby, F.T. Radar signatures of terrain: useful monitors of renewable resources. *Proceedings of the IEEE*, 70(12):1410-1428, Dec. 1982.

Ulaby, F.T.; Dobson, M.C. *Handbook of radar scattering statistics for terrain*. Norwood, MA, Artech House, 1989.

Ulaby, F.T.; Li, R.Y.; Shanmugan K.S. Crop classification using airborne radar and Landsat data. *IEEE Transactions on Geoscience Electronics*, GE-20(42):42-51, Jan. 1982a.

Ulaby, F.T.; Moore, R.K.; Fung, A.K. *Microwave remote sensing active and passive*. Washington, DC, Addison-Wesley, 1982b. v. 2.

Yanasse, C.C.F.; Frery, A.C.; Sant'Anna, S.J.S.; Hernandez, P.F.; Dutra, L.V. Statistical analysis of SAREX data over Tapajós - Brazil. Final Results Workshop for SAREX'92, Paris, 1993.

Zaman, M.R.; Moloney, C.R. A comparison of adaptive filters for edge-preserving smoothing of speckle noise. In: *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*. Minneapolis, MN, 27-30 Apr. 1993. p. 68-71.

APÊNDICE A

VARIÁVEIS ALEATÓRIAS

Neste texto uma variável aleatória será denotada por letras maiúsculas e sua ocorrência por letras minúsculas, assim X e x representam a variável aleatória e sua ocorrência, respectivamente. A mesma convenção será adotada para o caso de vetores aleatórios, porém serão representados em negrito, logo \mathbf{X} e \mathbf{x} denotam, respectivamente, um vetor aleatório e sua ocorrência.

Uma *variável aleatória* X em um espaço de probabilidade $(\Omega, \mathbb{B}, \mathbb{P}_r)$, com valores no conjunto \mathbb{B} , é uma função real que associa um valor $X(\omega)$ em \mathbb{B} para cada resultado ω de Ω .

A função $F_X(x)$ ou F , simplesmente, definida por:

$$F_X = \mathbb{P}_r(X \leq x); x \in \mathbb{R} \quad (\text{A.1})$$

onde \mathbb{R} é o conjunto dos números reais, é denominada *função distribuição* da variável aleatória X . Na literatura esta função é comumente chamada de *função distribuição acumulada* de X . A função distribuição possui as seguintes propriedades:

- a) $F_X(x)$ é não decrescente, ou seja, $F_X(x_1) \leq F_X(x_2)$ se $x_1 \leq x_2$;
- b) $F_X(x)$ é contínua a direita, isto é, se $x_k \rightarrow x$ então $F_X(x_k) \rightarrow F_X(x)$;
- c) $\lim_{x \rightarrow \infty} F_X(x) = 1$; e
- d) $\lim_{x \rightarrow -\infty} F_X(x) = 0$

as propriedades acima afirmam que $F_X(x)$ só pode assumir valores entre 0 e 1.

A variável aleatória X é dita ser do tipo:

discreta se \mathbb{B} é um conjunto finito ou infinito enumerável;

absolutamente contínua se existe uma função $f(x)$ tal que

$$F_X(x) = \int_{-\infty}^x f_X(u)du, \forall x \in \mathbb{R};$$

mista se X é uma mistura de variáveis aleatórias discreta e absolutamente contínua; e

singular se $F_X(x)$ é contínua e sua primeira derivada em relação a x é zero em quase toda parte, exceto em um conjunto de medida de Lebesgue nula.

E de acordo com James (1981) toda variável aleatória é uma mistura dos tipos discreto, absolutamente contínua e singular.

As definições e propriedades apresentadas daqui em diante serão relacionadas às variáveis aleatórias absolutamente contínuas, e eventualmente, possam ser também as mesmas para as variáveis aleatórias discretas. Para um conhecimento mais aprofundado recomenda-se a vasta literatura de probabilidade e estatística existente.

Para as variáveis aleatórias absolutamente contínuas X é possível tomar a primeira derivada de sua função distribuição $F_X(x)$. Se esta derivada existir, é denominada *função densidade de probabilidade* de X , denotada por, $f_X(x)$, e tem-se nesse caso as relações:

$$f_X(x) = \frac{d}{dx} F_X(x) \quad (\text{A.2})$$

e

$$F_X(x) = \int_{-\infty}^x f_X(u)du \quad (\text{A.3})$$

Uma propriedade importante da função densidade de probabilidade é que a área total sob sua curva é sempre igual a um, ou seja,

$$\int_{-\infty}^{\infty} f_X(x)dx = 1 \quad (\text{A.4})$$

A.1 Função de uma Variável Aleatória

Se X é uma variável aleatória que assume valores em \mathbb{R} e se h é uma função definida em \mathbb{B} com valores em \mathbb{R} , então $h(X)$ é uma variável aleatória com valores em \mathbb{R} . A variável aleatória $Y = h(X)$ assume o valor $y = h(x)$ quando $X = x$. Dada a função densidade de probabilidade, $f_X(x)$, de X pode-se calcular a função densidade de probabilidade, $f_Y(y)$, de Y através das relações abaixo:

$$f_Y(y) = \sum_{i=1}^m f_X(x_i) |J_i(y)| \quad (\text{A.5})$$

e

$$J_i(y) = \frac{dx_i}{dy} \quad (\text{A.6})$$

onde $|J_i(y)|$ e m são o módulo do Jacobiano e o número de raízes reais da transformação $y = h(x)$, respectivamente. A seguir são ilustrados alguns exemplos.

a) $Y = aX + b, \quad a \neq 0$

A equação $y = ax + b$ possui uma única raiz ($m = 1$) para todo y , e dada por:

$$x = \frac{y - b}{a} \quad (\text{A.7})$$

Então $f_Y(y) = f_X(x) \frac{dx}{dy}$ e $\frac{dx}{dy} = \frac{1}{a}$, logo

$$f_Y(y) = \left| \frac{1}{a} \right| \cdot f_X \left(\frac{y - b}{a} \right) \quad (\text{A.8})$$

b) $Y = aX^2, \quad a > 0$

A equação $y = ax^2$ possui duas soluções reais ($m = 2$) para $y \geq 0$, e para $y < 0$ não existem raízes reais, assim $f_Y(y) = 0$. As raízes da equação são:

$$x_1 = \sqrt{\frac{y}{a}} \quad \text{e} \quad x_2 = -\sqrt{\frac{y}{a}}$$

Então

$$f_Y(y) = f_X(x_1) \cdot \left| \frac{dx_1}{dy} \right| + f_X(x_2) \cdot \left| \frac{dx_2}{dy} \right| \quad (\text{A.9})$$

como $\frac{dx_1}{dy} = \frac{1}{2ax_1} = \frac{1}{2a\sqrt{y/a}}$, $\frac{dx_2}{dy} = -\frac{1}{2a\sqrt{y/a}}$ e tomando-se o módulo do Jacobiano a função densidade de probabilidade de Y fica:

$$f_Y(y) = \left| \frac{1}{2a\sqrt{y/a}} \right| \cdot \left[f_X(\sqrt{y/a}) + f_X(-\sqrt{y/a}) \right] \quad (\text{A.10})$$

c) $Y = \exp\{X\}$

A equação $y = \exp\{x\}$, para $y > 0$, possui uma solução $x = \ln y$ e se $y \leq 0$ não possui solução real, logo $f_Y(y) = 0$. Então

$$\frac{dx}{dy} = \frac{1}{\exp\{x\}} = \frac{1}{y} \quad (\text{A.11})$$

e tem-se para a função densidade de probabilidade de Y

$$f_Y(y) = \left| \frac{1}{y} \right| f_X(\ln y) \quad (\text{A.12})$$

Obsevações:

- Se X possui distribuição Normal com média zero e variância um, $X \sim \mathcal{N}(0, 1)$, aplicando-se uma transformação do tipo $Y = \sigma X + \mu$ (exemplo a), então Y terá uma distribuição Normal com média μ e variância σ^2 , $Y \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$;
- Se X possui distribuição Rayleigh com parâmetro um, $X \sim \mathcal{R}(1)$, aplicando-se uma transformação do tipo $Y = \xi X^2$ (exemplo b), então Y terá uma distribuição Exponencial com parâmetro ξ , $Y \sim \mathcal{E}(\xi)$; e
- Se X possui distribuição Normal com média μ e variância σ^2 , $X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$, aplicando-se uma transformação do tipo $Y = \exp\{X\}$ (exemplo c), então Y terá uma distribuição Log-Normal com média μ e variância σ^2 , $Y \sim \mathcal{LN}(\mu, \sigma^2)$;

A.2 Momentos

Existem medidas de interesse no estudo de variáveis aleatórias, algumas dessas medidas são denominadas *momentos*.

Seja X uma variável aleatória. O valor $\mathbb{E}(X - a)^n$, se existe, é chamado n -ésimo momento de X em torno de a , para $a \in \mathbb{R}$ e $n = 1, 2, 3, \dots$, e é definido por:

$$\mathbb{E}(X - a)^n = \int_{-\infty}^{\infty} (x - a)^n f_X(x) dx \quad (\text{A.13})$$

A *média* ou *valor esperado* de uma variável aleatória X é, comumente, definida pela equação (A.13) com $n = 1$ e $a = 0$, isto é:

$$\mathbb{E}(X) = \int_{-\infty}^{\infty} x f_X(x) dx \quad (\text{A.14})$$

que é o primeiro momento em torno de zero, desde que esteja bem definido. E, similarmente, o valor esperado de uma função, $h(X)$, de X é definido por:

$$\mathbb{E}(h(X)) = \int_{-\infty}^{\infty} h(x) f_X(x) dx \quad (\text{A.15})$$

Os momentos em torno da média são chamados momentos centrais. Pode-se notar que o primeiro momento central é nulo, porém o segundo é de grande importância e é denominado *variância*, dado por:

$$\text{Var}(X) = \mathbb{E}([X - \mathbb{E}(X)]^2) = \mathbb{E}(X^2) - [\mathbb{E}(X)]^2 \quad (\text{A.16})$$

A variância é uma medida de dispersão dos valores de X em torno da média e associado a ela tem-se o *desvio padrão* de X definido por:

$$\sigma_X = \sqrt{\text{Var}(X)} \quad (\text{A.17})$$

Outras medidas com algum interesse são:

- **Assimetria** (*Skewness*)

$$S_K = \frac{\mathbb{E}([X - \mathbb{E}(X)]^3)}{[\text{Var}(X)]^3} \quad (\text{A.18})$$

- **Curtosis**

$$C_U = \frac{\mathbb{E}([X - \mathbb{E}(X)]^4)}{[\text{Var}(X)]^4} \quad (\text{A.19})$$

e uma medida muito utilizada é o *coeficiente de variação* dado por:

$$C_V = \frac{\sqrt{\text{Var}(X)}}{\mathbb{E}(X)} \quad (\text{A.20})$$

A.3 Vetores Aleatórios

Um vetor $\mathbf{X} = (X_1, X_2, \dots, X_k)$ aleatório, cujas componentes são variáveis aleatórias definidas no mesmo espaço de probabilidade $(\Omega, \mathbb{B}, \mathbb{P}_T)$, é chamado *vetor aleatório* ou *variável aleatória k -dimensional*.

Neste apêndice considerar-se-á apenas o caso em que o vetor é composto por duas variáveis aleatórias, ou seja, $\mathbf{X} = (X_1, X_2)$, porém as definições e propriedades podem ser facilmente estendidas para qualquer número de variáveis aleatórias.

Considere duas variáveis aleatórias X e Y . A *função distribuição conjunta*, $F_{X,Y}(x, y)$ é definida como a probabilidade de a variável aleatória X ser menor ou igual a um valor x e a probabilidade de a variável aleatória Y ser menor ou igual a um valor y , ou seja:

$$F_{X,Y}(x, y) = \mathbb{P}_T(X \leq x, Y \leq y) \quad (\text{A.21})$$

Supondo-se que $F_{X,Y}(x, y)$ seja contínua para todo x e y e que as derivadas parciais existam e sejam contínuas então:

$$f_{X,Y}(x, y) = \frac{\partial^2 F_{X,Y}(x, y)}{\partial x \partial y} \quad (\text{A.22})$$

é definida como a *função densidade de probabilidade conjunta* de X e Y . E de modo similar ao caso unidimensional, tem-se que:

$$\int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f_{X,Y}(\xi, \eta) d\xi d\eta = 1 \quad (\text{A.23})$$

isto é, o volume total sob a superfície é igual a um.

As funções densidade de probabilidade $f_X(x)$ e $f_Y(y)$ são chamadas de *densidades marginais* e dadas por:

$$f_X(x) = \int_{-\infty}^{\infty} f_{X,Y}(x, \eta) d\eta \quad (\text{A.24})$$

$$f_Y(y) = \int_{-\infty}^{\infty} f_{X,Y}(\xi, y) d\xi \quad (\text{A.25})$$

As variáveis aleatórias X e Y são ditas *estatisticamente independentes* se e somente se as ocorrências de X são independentes das ocorrências de Y , isto é, se a função distribuição conjunta de X e Y fatora e é o produto das funções de distribuição individuais, então

$$F_{X,Y}(x, y) = F_X(x) \cdot F_Y(y) \quad (\text{A.26})$$

Considerando X e Y duas variáveis aleatórias contínuas com função densidade de probabilidade conjunta $f_{X,Y}(x, y)$ a *função densidade de probabilidade condicional* de Y dado que $X = x$, é definida por:

$$f_Y(y|X = x) = \frac{f_{X,Y}(x, y)}{f_X(x)} \quad (\text{A.27})$$

Se as variáveis aleatórias X e Y são independentes, então o conhecimento de uma ocorrência de X não pode afetar a distribuição de Y . Isto conduz ao resultado que a função densidade de probabilidade condicional $f_Y(y|X = x)$ reduz-se à densidade marginal $f_Y(y)$, logo

$$f_Y(y|X = x) = f_Y(y) \quad (\text{A.28})$$

E neste caso pode-se expressar a função densidade de probabilidade conjunta de X e Y como o produto de suas respectivas densidades marginais:

$$f_{X,Y}(x, y) = f_X(x) \cdot f_Y(y) \quad (\text{A.29})$$

A.4 Funções de Vetores Aleatórios

Dadas duas variáveis aleatórias X e Y , tal que $(x, y) \in \mathbb{B}$ (conjunto aberto de \mathbb{R}^2), é comum utilizar as variáveis aleatórias U e V obtidas, através de transformações convenientes, de X e Y do tipo $U = h_1(X, Y)$ e $V = h_2(X, Y)$. É importante, contudo, introduzir algumas restrições relativas à estas transformações:

- R1)** As funções h_1 e h_2 são contínuas e têm derivadas parciais contínuas em todos os pontos de \mathbb{B} .

R2) As funções h_1 e h_2 definem uma correspondência biunívoca entre os pontos $(x, y) \in \mathbb{B}$ e os pontos $(u, v) \in \mathbb{B}^*$, em que \mathbb{B}^* é o transformado de \mathbb{B} .

R3) As transformações inversas, $X = h_1^{-1}(U, V)$ e $Y = h_2^{-1}(U, V)$, que existe e é única, tem Jacobiano não nulo em \mathbb{B}^* .

A função densidade de probabilidade conjunta de U e V , dado que se conhece a função densidade de probabilidade conjunta de X e Y e caso as restrições anteriores se verifiquem, pode ser determinada de maneira análoga à realizada para o caso unidimensional, sendo expressa por:

$$f_{U,V}(u, v) = f_{X,Y}(x, y) |J(u, v)| \quad (\text{A.30})$$

onde

$$J(u, v) = \begin{vmatrix} \frac{\partial x}{\partial u} & \frac{\partial x}{\partial v} \\ \frac{\partial y}{\partial u} & \frac{\partial y}{\partial v} \end{vmatrix} \quad (\text{A.31})$$

Com um exemplo as relações acima ficam mais claras. Então suponha duas variáveis aleatórias R e Ψ representadas por:

$R^2 = X^2 + Y^2$ e $\Psi = \arctan(\frac{Y}{X})$ onde é evidente que $R \geq 0$ e $0 \leq \Psi \leq 2\pi$ e, assim, o sistema

$$\begin{cases} r^2 = x^2 + y^2 \\ \psi = \arctan(\frac{y}{x}) \end{cases} \quad (\text{A.32})$$

tem uma única solução expressa por: $x = r \cos(\psi)$ e $y = r \sin(\psi)$. Assim o Jacobiano fica:

$$J(r, \psi) = \begin{vmatrix} \cos(\psi) & -r \sin(\psi) \\ \sin(\psi) & r \cos(\psi) \end{vmatrix} = r \quad (\text{A.33})$$

logo

$$f_{R,\Psi}(r, \psi) = r \cdot f_{X,Y}(r \cos(\psi), r \sin(\psi)), \quad r > 0 \quad (\text{A.34})$$

A.5 Momentos Conjuntos

Define-se como momento conjunto de X e Y , e denominado de valor esperado de $X^r Y^s$, onde r e s são inteiros e positivos, a expressão:

$$\mathbb{E}(X^r Y^s) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} x^r y^s f_{X,Y}(x,y) dx dy \quad (\text{A.35})$$

desde que a integral convirja.

Um momento conjunto de particular importância é a *correlação* definida por $\mathbb{E}(XY)$, que corresponde a $r = s = 1$ na equação anterior. A diferença entre os valores $\mathbb{E}(XY)$ e $\mathbb{E}(X) \cdot \mathbb{E}(Y)$ é chamada de *covariância* entre X e Y . Formalmente, sejam X e Y variáveis aleatórias integráveis, então a covariância entre X e Y é definida por:

$$\text{Cov}(X, Y) = \mathbb{E}([X - \mathbb{E}(X)][Y - \mathbb{E}(Y)]) \quad (\text{A.36})$$

se esta esperança existe, e por linearidade, tem-se que:

$$\text{Cov}(X, Y) = \mathbb{E}(XY) - \mathbb{E}(X) \cdot \mathbb{E}(Y) \quad (\text{A.37})$$

Se $\text{Cov}(X, Y) = 0$ as variáveis aleatórias X e Y são ditas *não correlacionadas*. Se X e Y são independentes e integráveis, então são também não correlacionadas, mas se X e Y são não correlacionadas isto não implica em serem independentes.

Diz-se que X e Y são *ortogonais* se sua correlação é zero, ou seja, se $\mathbb{E}(XY) = 0$

O *coeficiente de correlação* de X e Y é definido por:

$$\rho = \frac{\text{Cov}(X, Y)}{\sigma_x \sigma_y} \quad (\text{A.38})$$

onde σ_x e σ_y são os desvios padrões de X e Y , respectivamente. Em alguns textos ρ é chamado correlação.

A.6 Propriedades Úteis

$$\mathbb{E}(aX + bY) = a\mathbb{E}(X) + b\mathbb{E}(Y) \quad (\text{A.39})$$

$$\text{Var}(aX + b) = a^2\text{Var}(X) \quad (\text{A.40})$$

Se X e Y são independentes, então para todas as funções $h_1, h_2 : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$, vale que:

$$\mathbb{E}(h_1(X) \cdot h_2(Y)) = \mathbb{E}(h_1(X)) \cdot \mathbb{E}(h_2(Y)) \quad (\text{A.41})$$

$$\text{Var}(aX + bY) = a^2\text{Var}(X) + b^2\text{Var}(Y) \quad (\text{A.42})$$

APÊNDICE B

ALGUMAS DISTRIBUIÇÕES IMPORTANTES

B.1 Definição e Notação

A função indicadora de um conjunto A será denotada $\mathbb{I}_A(x)$, e expressa por:

$$\mathbb{I}_A(x) = \begin{cases} 1 & \text{se } x \in A \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases}$$

Seja X uma variável aleatória com densidade de probabilidade $f(x)$ e função distribuição acumulada $F(X)$, definir-se-á $\mu_k = \mathbb{E}(X^k)$ como k -ésimo momento em torno de zero e σ_X^2 como a variância de X . Os estimadores m_k e s_X^2 de μ_k e σ_X^2 obtidos a partir de uma amostra de tamanho n , são dados por:

$$m_1 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$$

$$s_X^2 = \frac{1}{(n-1)} \sum_{i=1}^n (x_i - m_1)^2$$

Adotar-se-ão $\hat{\xi}_{MV}$ e $\hat{\xi}_{MO}$ como as estimativas de máxima verossimilhança e pelos momentos de primeira e segunda ordem de um parâmetro ξ , respectivamente.

Para algumas distribuições e alguns momentos apresentados, a seguir, aparecerá a função denominada Gamma, $\Gamma(\cdot)$, dada $\forall a > 0$, por:

$$\Gamma(a) = \int_0^{\infty} \exp\{-t\} t^{a-1} dt$$

e com propriedades

$$\Gamma(a+1) = a\Gamma(a); \quad a \geq 0$$

$$\Gamma(a) = (a-1)!; \quad a > 0 \text{ e inteiro}$$

$$\Gamma\left(\frac{1}{2}\right) = \sqrt{\pi}$$

Na seção seguinte serão apresentados, para diferentes distribuições de uma variável aleatória X , sua função densidade de probabilidade, sua função distribuição acumulada, sua média, sua variância e os estimadores dos parâmetros que caracterizam esta distribuição. Vale observar que a apresentação dos estimadores estará relacionada diretamente com a facilidade de sua obtenção, sendo recomendados aos interessados em mais detalhes sobre estimadores, os livros de probabilidade e estatística referenciados nesta dissertação.

B.2 Distribuições

a) Normal com parâmetros $\mu \in \mathbb{R}$ e $\sigma > 0$ - $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$

$$f(x) = \left(\frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \right) \exp \left\{ -\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2} \right\} \cdot \mathbb{I}_{\mathbb{R}}(x) \quad (\text{B.1})$$

$$F(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{(x-\mu)/\sigma} \exp \left\{ -\frac{u^2}{2} \right\} du \cdot \mathbb{I}_{\mathbb{R}}(x) \quad (\text{B.2})$$

Momentos

$$\begin{aligned} \mathbb{E}(X) &= \mu \\ \sigma_X^2 &= \sigma^2 \end{aligned}$$

Estimadores

$$\begin{aligned} \hat{\mu}_{MV} &= m_1 \\ \hat{\sigma}_{MV}^2 &= s_X^2 \frac{n-1}{n} \end{aligned}$$

b) Exponencial com parâmetro $\theta > 0$ - $\mathcal{E}(\theta)$

$$f(x) = \theta \exp\{-\theta x\} \cdot \mathbb{I}_{\mathbb{R}^+}(x) \quad (\text{B.3})$$

$$F(x) = 1 - \exp\{-\theta x\} \cdot \mathbb{I}_{\mathbb{R}^+}(x) \quad (\text{B.4})$$

Momentos

$$\begin{aligned} \mathbb{E}(X^k) &= \left(\frac{1}{\theta^k} \right) \Gamma(k+1) \\ \mathbb{E}(X) &= \frac{1}{\theta} \\ \sigma_X^2 &= \frac{1}{\theta^2} \end{aligned}$$

Estimadores

$$\begin{aligned}\hat{\theta}_{MV} &= n / \sum_{i=1}^n x_i \\ \hat{\theta}_{MO} &= \frac{2m_1}{m_2}\end{aligned}$$

c) Rayleigh com parâmetro $\theta > 0$ - $\mathcal{R}(\theta)$

$$f(x) = \left(\frac{x}{\theta^2}\right) \exp\left\{-\frac{x^2}{2\theta^2}\right\} \cdot \mathbb{1}_{\mathbb{R}^+}(x) \quad (\text{B.5})$$

$$F(x) = 1 - \exp\left\{-\frac{x^2}{2\theta^2}\right\} \cdot \mathbb{1}_{\mathbb{R}^+}(x) \quad (\text{B.6})$$

Momentos

$$\begin{aligned}\mathbb{E}(X^k) &= \theta^k 2^{\frac{k}{2}} \Gamma\left[\left(\frac{k}{2}\right) + 1\right] \\ \mathbb{E}(X) &= \theta \sqrt{\frac{\pi}{2}} \\ \sigma_X^2 &= \left(2 - \frac{\pi}{2}\right) \theta^2\end{aligned}$$

Estimadores

$$\begin{aligned}\hat{\theta}_{MV} &= \sqrt{\frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n x_i^2} \\ \hat{\theta}_{MO} &= \sqrt{\pi/2} \left(\frac{m_2}{m_1}\right)\end{aligned}$$

d) Log-Normal com parâmetros $\mu \in \mathbb{R}$ e $\sigma > 0$ - $\mathcal{LN}(\mu, \sigma^2)$

$$f(x) = \left(\frac{1}{x\sigma\sqrt{2\pi}}\right) \exp\left\{-\frac{(\ln x - \mu)^2}{2\sigma^2}\right\} \cdot \mathbb{1}_{\mathbb{R}^+}(x) \quad (\text{B.7})$$

$$F(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x \frac{1}{u} \exp\left\{-\frac{(\ln u - \mu)^2}{2\sigma^2}\right\} du \cdot \mathbb{1}_{\mathbb{R}^+}(x) \quad (\text{B.8})$$

Momentos

$$\begin{aligned}\mathbb{E}(X^k) &= \exp\left\{k\mu + \left(\frac{k^2\sigma^2}{2}\right)\right\} \\ \mathbb{E}(X) &= \exp\left\{\mu + \left(\frac{\sigma^2}{2}\right)\right\} \\ \sigma_X^2 &= [\exp\{\sigma^2\} - 1] \exp\{2\mu + \sigma^2\}\end{aligned}$$

Estimadores

$$\begin{aligned}\hat{\mu}_{MV} &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \ln(x_i) \\ \hat{\sigma}_{MV}^2 &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\ln x_i - m_1)^2 \\ \hat{\mu}_{MO} &= \ln \left(\frac{m_1^2}{\sqrt{m_2}} \right) \\ \hat{\sigma}_{MO}^2 &= \ln \left(\frac{m_2}{m_1^2} \right)\end{aligned}$$

e) Gama com parâmetros $\alpha > 0$ e $\beta > 0$ - $\mathcal{G}(\alpha, \beta)$

$$f(x) = \left(\frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \right) x^{\alpha-1} \exp\{-\beta x\} \cdot \mathbb{I}_{\mathbb{R}^+}(x) \quad (\text{B.9})$$

$$F(x) = \frac{1}{\Gamma(\alpha)} \int_0^{\beta x} u^{\alpha-1} \exp\{-u\} du \cdot \mathbb{I}_{\mathbb{R}^+}(x) \quad (\text{B.10})$$

Momentos

$$\begin{aligned}\mathbb{E}(X^k) &= \frac{\Gamma(\alpha + k)}{\beta^k \Gamma(\alpha)} \\ \mathbb{E}(X) &= \frac{\alpha}{\beta} \\ \sigma_X^2 &= \frac{\alpha}{\beta^2}\end{aligned}$$

Estimadores

$$\begin{aligned}\hat{\alpha}_{MO} &= \frac{m_1^2}{m_2 - m_1^2} \\ \hat{\beta}_{MO} &= \frac{m_1}{m_2 - m_1^2}\end{aligned}$$

f) Raiz Quadrada da Gama com parâmetros $\alpha > 0$ e $\beta > 0$ - $\sqrt{\mathcal{G}}(\alpha, \beta)$

$$f(x) = \left(\frac{2\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \right) x^{2\alpha-1} \exp\{-\beta x^2\} \cdot \mathbb{I}_{\mathbb{R}^+}(x) \quad (\text{B.11})$$

$$F(x) = \frac{1}{\Gamma(\alpha)} \int_0^{\beta x^2} u^{\alpha-1} \exp\{-u\} du \cdot \mathbb{I}_{\mathbb{R}^+}(x) \quad (\text{B.12})$$

Momentos

$$\begin{aligned}\mathbb{E}(X^k) &= \frac{\Gamma(\alpha + k/2)}{\beta^{k/2}\Gamma(\alpha)} \\ \mathbb{E}(X) &= \frac{(\alpha + 1/2)}{\sqrt{\beta}\Gamma(\alpha)} \\ \sigma_X^2 &= \frac{1}{\beta} \left[\alpha - \left(\frac{\Gamma(\alpha + 1/2)}{\Gamma(\alpha)} \right)^2 \right]\end{aligned}$$

Estimadores São obtidos resolvendo-se o sistema de equações:

$$\begin{aligned}m_1 &= \sqrt{\frac{m_2}{\hat{\alpha}_{MO}}} \left(\frac{\Gamma(\hat{\alpha}_{MO} + 1/2)}{\Gamma(\hat{\alpha}_{MO})} \right) \\ \hat{\beta}_{MO} &= \frac{\hat{\alpha}_{MO}}{m_2}\end{aligned}$$

g) Beta com parâmetros $\alpha > 0$ e $\beta > 0$ – $\mathcal{B}(\alpha, \beta)$

$$f(x) = \frac{\Gamma(\alpha + \beta)}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)} x^{\alpha-1}(1-x)^{\beta-1} \cdot \mathbb{I}_{(0,1)}(x) \quad (\text{B.13})$$

$$F(x) = \frac{\Gamma(\alpha + \beta)}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)} \int_0^x u^{\alpha-1}(1-u)^{\beta-1} du \cdot \mathbb{I}_{(0,1)}(x) \quad (\text{B.14})$$

Momentos

$$\begin{aligned}\mathbb{E}(X^k) &= \frac{\Gamma(\alpha + \beta) \Gamma(\alpha + k)\Gamma(\beta)}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta) \Gamma(\alpha + k + \beta)} \\ \mathbb{E}(X) &= \frac{\alpha}{(\alpha + \beta)} \\ \sigma_X^2 &= \frac{\alpha\beta}{(\alpha + \beta + 1)(\alpha + \beta)^2}\end{aligned}$$

Estimadores

$$\begin{aligned}\hat{\alpha}_{MO} &= \frac{m_1(m_1 - m_2)}{m_2 - m_1^2} \\ \hat{\beta}_{MO} &= \frac{(m_1 - 1)(m_2 - m_1)}{m_2 - m_1^2}\end{aligned}$$

h) Weibull com parâmetros $\alpha > 0$ e $\beta > 0$ – $\mathcal{W}(\alpha, \beta)$

$$f(x) = \alpha\beta^\alpha x^{\alpha-1} \exp\{-(\beta x)^\alpha\} \cdot \mathbb{I}_{\mathbb{R}^+}(x) \quad (\text{B.15})$$

$$F(x) = 1 - \exp\{-(\beta x)^\alpha\} \cdot \mathbb{I}_{\mathbb{R}^+}(x) \quad (\text{B.16})$$

Momentos

$$\begin{aligned}\mathbb{E}(X^k) &= \frac{\Gamma\left[\left(\frac{k}{\alpha}\right) + 1\right]}{\beta^k} \\ \mathbb{E}(X) &= \frac{\Gamma\left[\left(\frac{1}{\alpha}\right) + 1\right]}{\beta} \\ \sigma_X^2 &= \frac{\Gamma\left[\left(\frac{2}{\alpha}\right) + 1\right] - \Gamma^2\left[\left(\frac{1}{\alpha}\right) + 1\right]}{\beta^2}\end{aligned}$$

Estimadores

$$\hat{\beta}_{MV} = \Psi^{\frac{1}{\alpha}}$$

onde $\Psi = \left(\frac{n\alpha}{\sum_{i=1}^n x_i^\alpha}\right)$ e $\hat{\alpha}_{MV}$ é obtido resolvendo-se:

$$\begin{aligned}\frac{n}{\alpha} + \sum_{i=1}^n \ln x_i + \left[\frac{n(1-\alpha)}{\alpha}\right] \ln \Psi - \Psi^{\frac{1}{\alpha}} \sum_{i=1}^n x_i \\ - \Psi \sum_{i=1}^n x_i^\alpha \ln x_i = 0\end{aligned}\quad (\text{B.17})$$

i) **K**-Intensidade com parâmetros $\alpha > 0$ e $\beta > 0$ - $\mathcal{K}_I(\alpha, \beta)$

$$f(x) = \frac{2\alpha}{\beta\Gamma(\alpha)} \left(\frac{\alpha x}{\beta}\right)^{\frac{\alpha-1}{2}} \mathbf{K}_{\alpha-1} \left(2\sqrt{\frac{\alpha x}{\beta}}\right) \cdot \mathbb{I}_{\mathbb{R}^+}(x) \quad (\text{B.18})$$

$$F(x) = 1 - \frac{2}{\Gamma(\alpha)} \left(\sqrt{\frac{\alpha x}{\beta}}\right)^\alpha \mathbf{K}_\alpha \left(2\sqrt{\frac{\alpha x}{\beta}}\right) \cdot \mathbb{I}_{\mathbb{R}^+}(x) \quad (\text{B.19})$$

onde \mathbf{K}_ν é a função de Bessel modificada de ordem ν e terceiro tipo.

Momentos

$$\begin{aligned}\mathbb{E}(X^k) &= \left(\frac{\beta}{\alpha}\right)^k \frac{\Gamma(k+1)\Gamma(k+\alpha)}{\Gamma(\alpha)} \\ \mathbb{E}(X) &= \beta \\ \sigma_X^2 &= \beta^2 \left(1 + \frac{2}{\alpha}\right)\end{aligned}$$

Estimadores

$$\begin{aligned}\hat{\alpha}_{MO} &= \frac{2m_1^2}{m_2 - 2m_1^2} \\ \hat{\beta}_{MO} &= m_1\end{aligned}$$

j) **K**-Amplitude com parâmetros $\alpha > 0$ e $\beta > 0$ - $\mathcal{K}_A(\alpha, \beta)$

$$f(x) = \frac{4}{\Gamma(\alpha)} \left(\frac{\alpha}{\beta}\right)^{\frac{\alpha+1}{2}} x^\alpha \mathbf{K}_{\alpha-1} \left(2x\sqrt{\frac{\alpha}{\beta}}\right) \cdot \mathbb{1}_{\mathbb{R}^+}(x) \quad (\text{B.20})$$

$$F(x) = 1 - \frac{2x^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \left(\frac{\alpha}{\beta}\right)^{\alpha/2} \mathbf{K}_\alpha \left(2x\sqrt{\frac{\alpha}{\beta}}\right) \cdot \mathbb{1}_{\mathbb{R}^+}(x) \quad (\text{B.21})$$

Momentos

$$\begin{aligned} \mathbb{E}(X^k) &= \left(\frac{\beta}{\alpha}\right)^{k/2} \frac{\Gamma[(\frac{k}{2}) + 1] \Gamma[(\frac{k}{2}) + \alpha]}{\Gamma(\alpha)} \\ \mathbb{E}(X) &= \frac{1}{2} \sqrt{\frac{\beta\pi}{\alpha}} \frac{\Gamma[\alpha + (\frac{1}{2})]}{\Gamma(\alpha)} \\ \sigma_X^2 &= \beta \left\{ \beta - \frac{\pi}{4\alpha} \left[\frac{\Gamma[\alpha + (\frac{1}{2})]}{\Gamma(\alpha)} \right]^2 \right\} \end{aligned}$$

Estimadores

$$\hat{\beta}_{MO} = m_2$$

e $\hat{\alpha}_{MO}$ é obtido resolvendo-se:

$$\frac{1}{2} \sqrt{\frac{m_2\pi}{\alpha}} \left[\frac{\Gamma[\alpha + (\frac{1}{2})]}{\Gamma(\alpha)} \right] - m_1 = 0$$

APÊNDICE C

GRÁFICOS DA RESPOSTA IMPULSIVA DE UM ALVO PONTUAL IDEAL

Neste apêndice são apresentados os gráficos (Figuras C.1 a C.9) dos cortes nas direções radial e azimutal da resposta impulsiva de um alvo pontual ideal. Estes gráficos foram construídos normalizando-se as respostas impulsivas obtidas com os filtros com relação a resposta impulsiva da imagem original e em cada um dos gráficos traçou-se resposta impulsiva de um alvo pontual ideal da imagem original em linha contínua enquanto que a resposta impulsiva do alvo pontual após a aplicação dos vários filtros são representados por linhas tracejadas.

As figuras são compostas por três conjuntos de gráficos, representando a resposta impulsiva bidimensional e seus os cortes nas direções de *range* e azimute, e cada um destes conjuntos por sua vez são compostos por quatro gráficos representando as respostas impulsivas para os quatro janelamento empregados na filtragem.

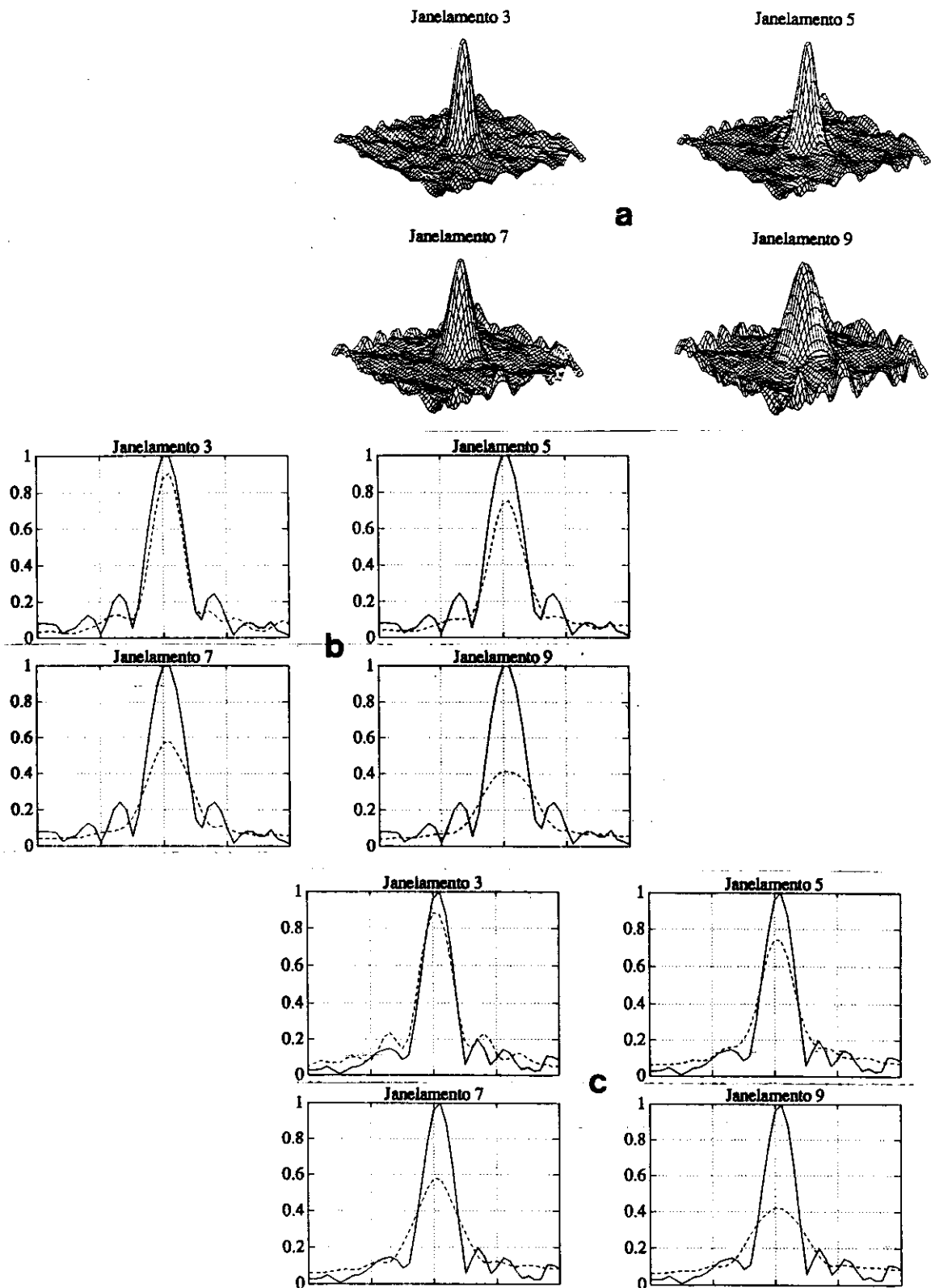


Fig. C.1 - Resposta Impulsiva - Média: (a) Bidimensional, (b) Direção de *range* e (c) Direção de azimuth.

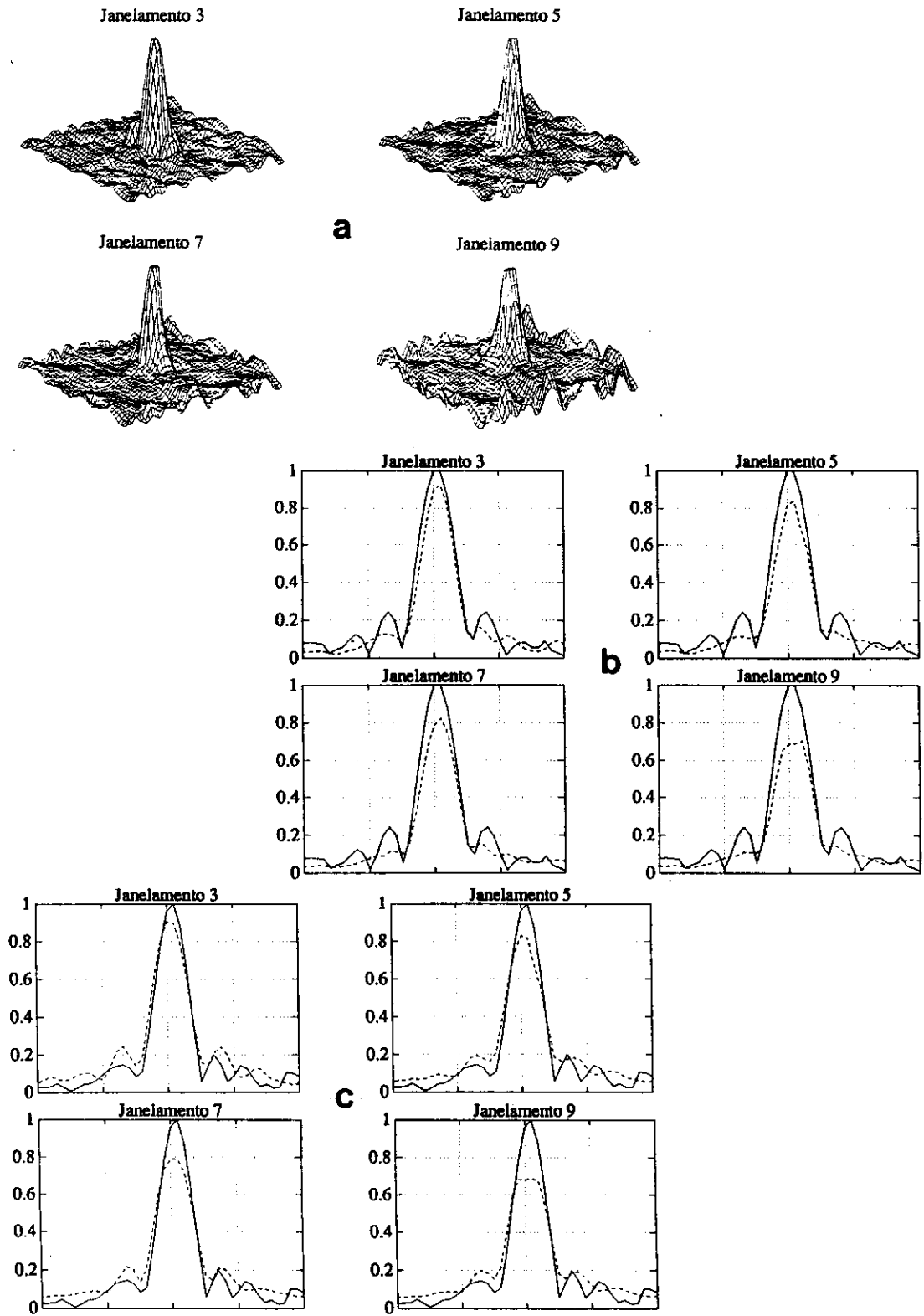


Fig. C.2 - Resposta Impulsiva - Mediana: (a) Bidimensional, (b) Direção de *range* e (c) Direção de azimute.

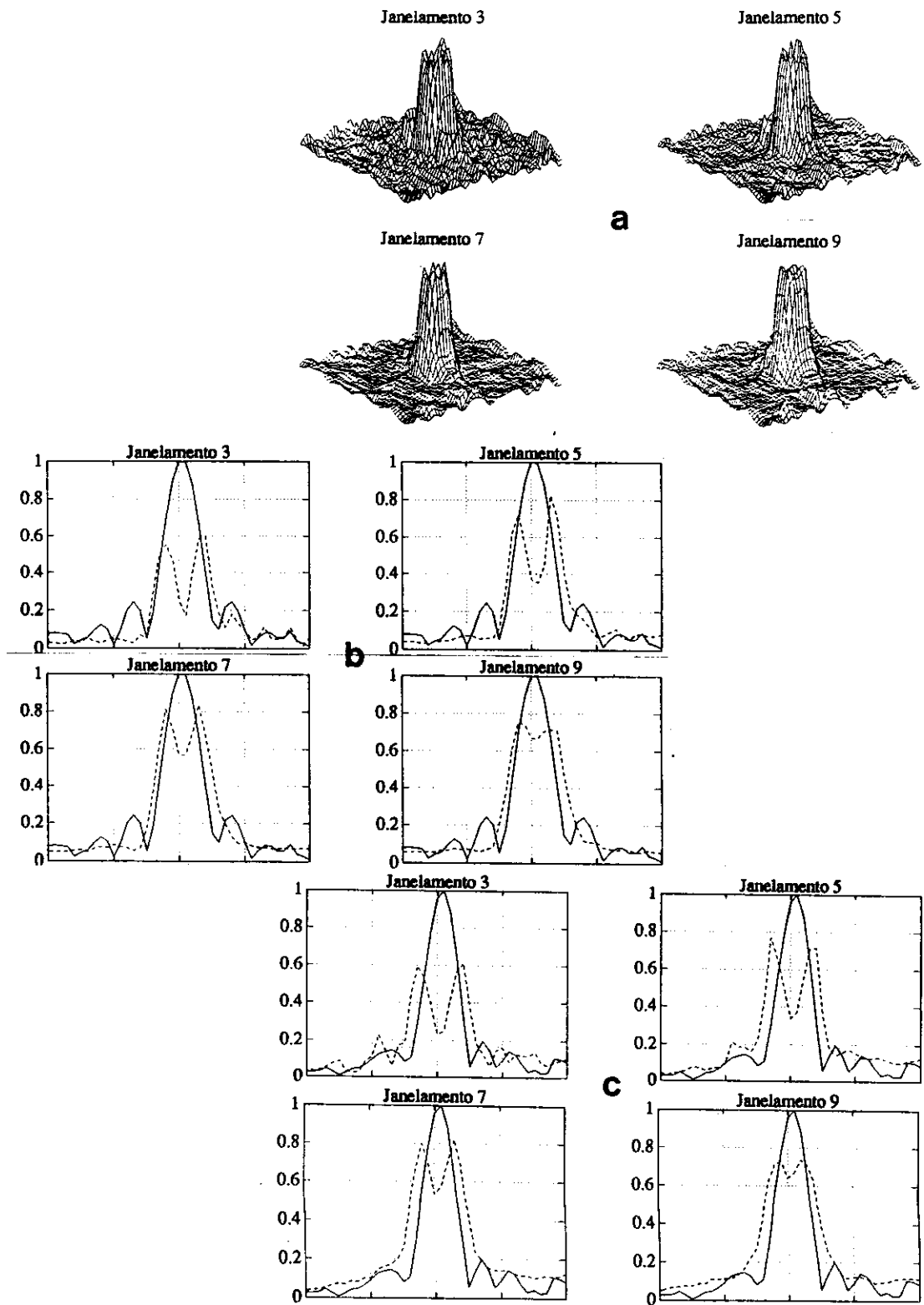


Fig. C.3 - Resposta Impulsiva - IQR: (a) Bidimensional, (b) Direção de *range* e (c) Direção de azimuth.

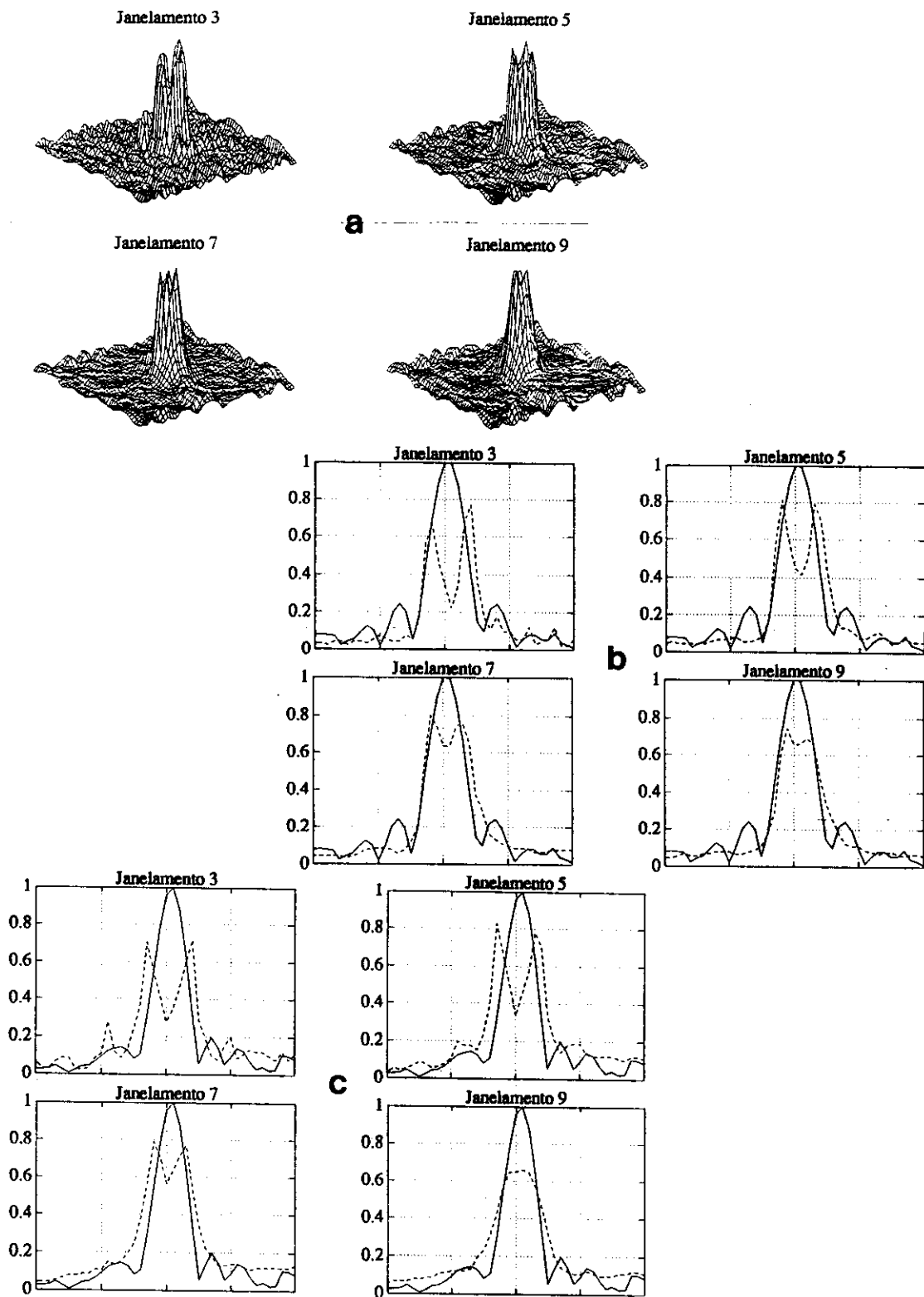


Fig. C.4 - Resposta Impulsiva - MAD: (a) Bidimensional, (b) Direção de range e (c) Direção de azimuth.

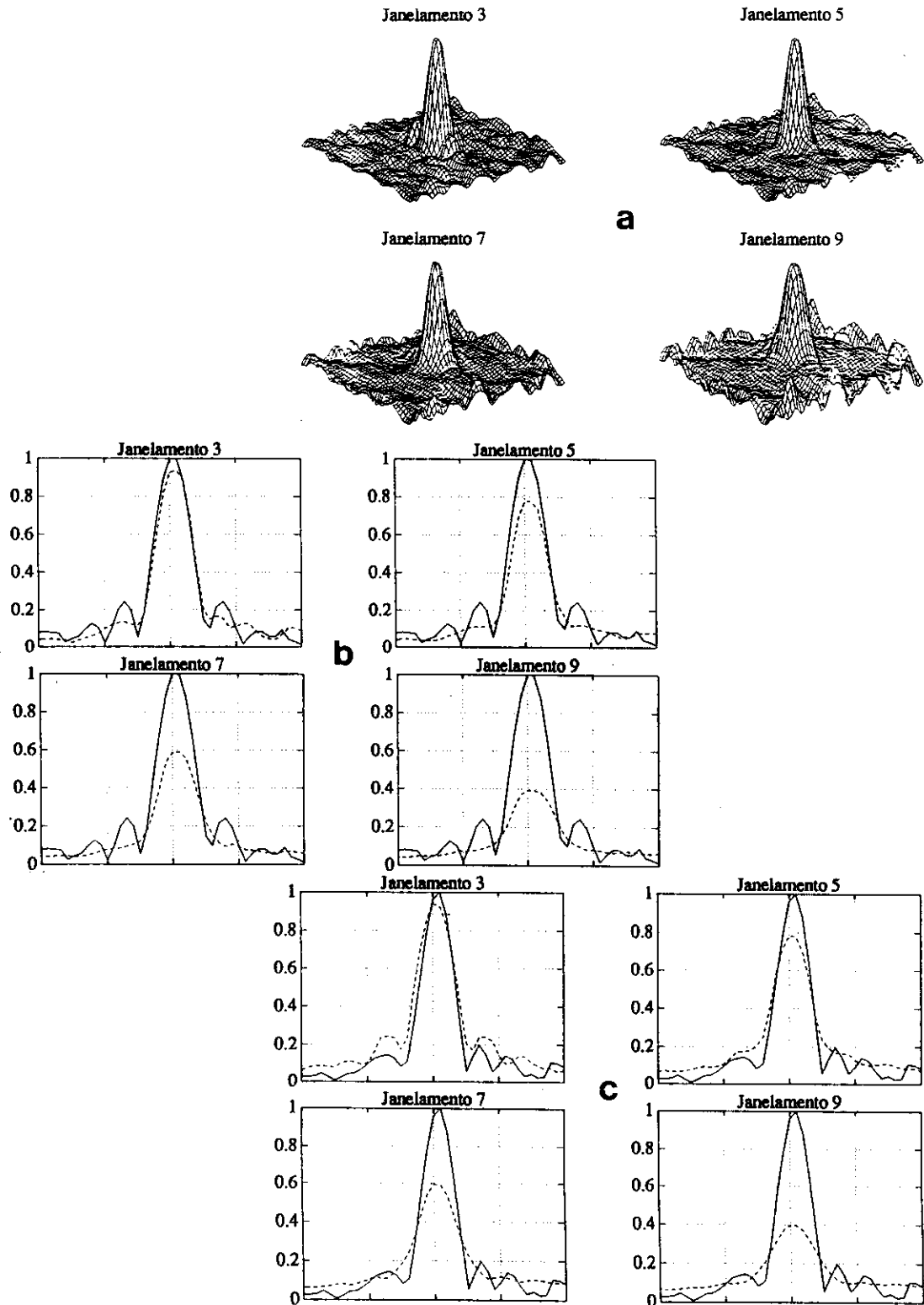


Fig. C.5 - Resposta Impulsiva – TMO: (a) Bidimensional, (b) Direção de *range* e (c) Direção de azimuth.

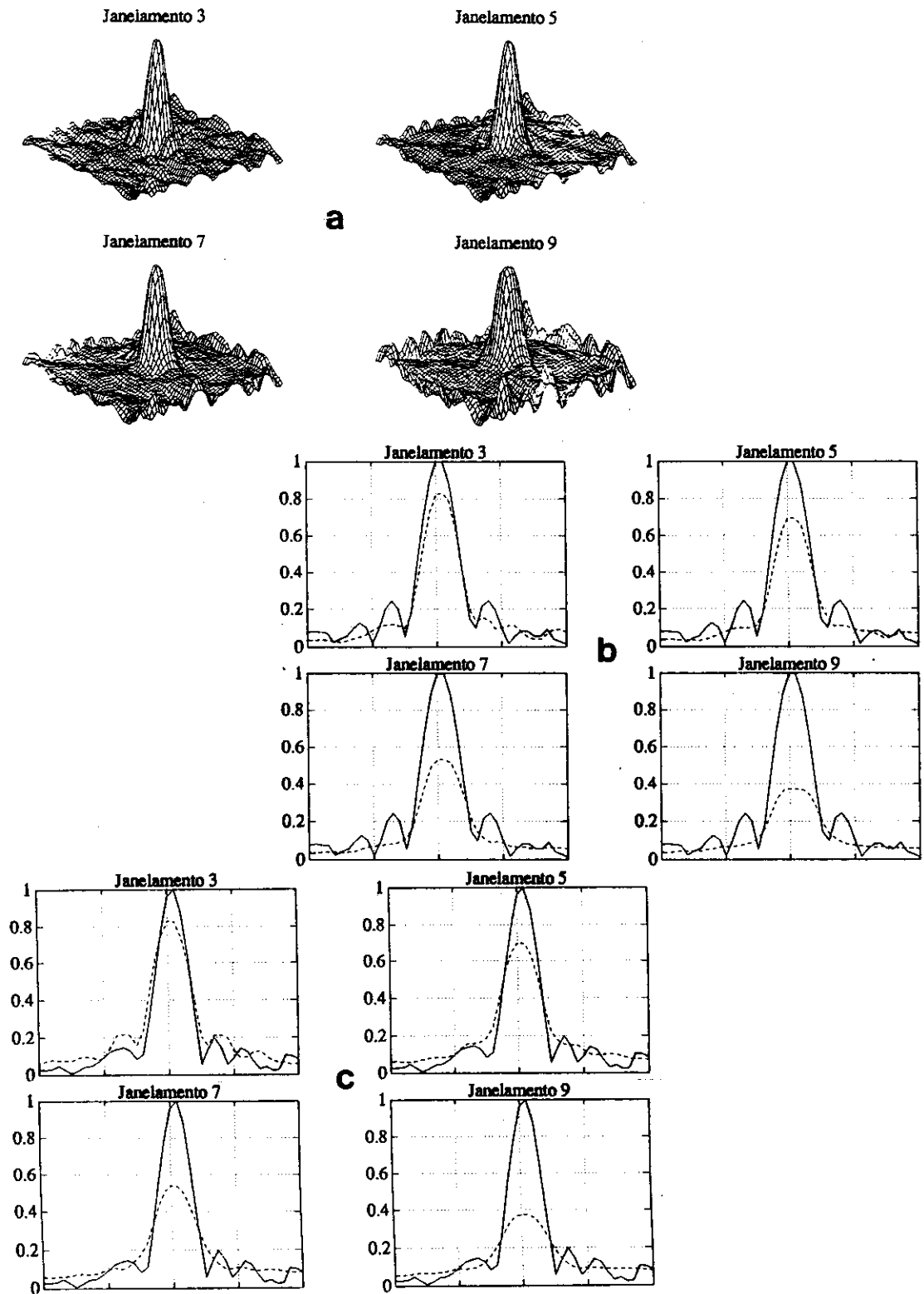


Fig. C.6 - Resposta Impulsiva - TML: (a) Bidimensional, (b) Direção de *range* e (c) Direção de azimuth.

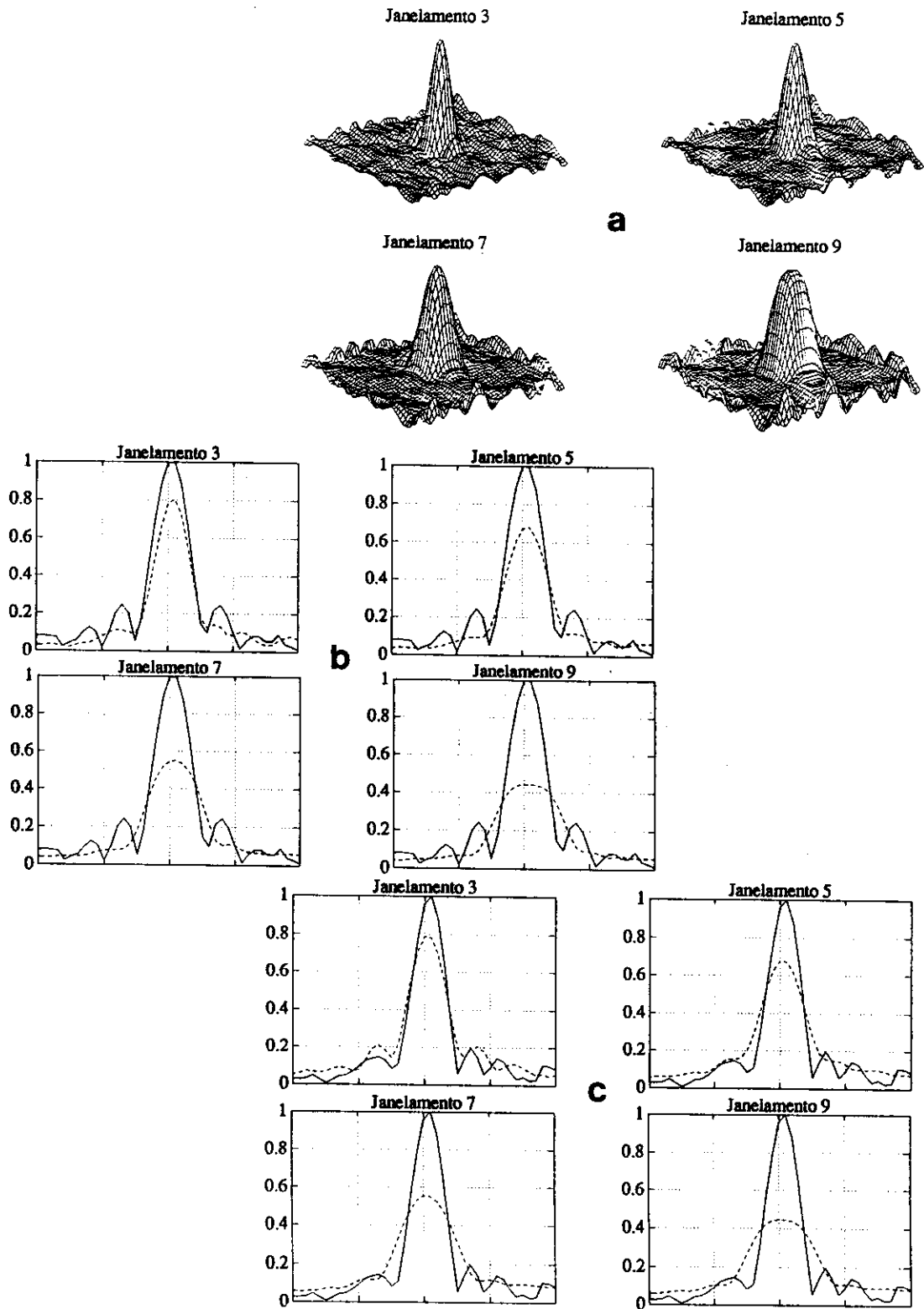


Fig. C.7 - Resposta Impulsiva - MAP: (a) Bidimensional, (b) Direção de *range* e (c) Direção de azimuth.

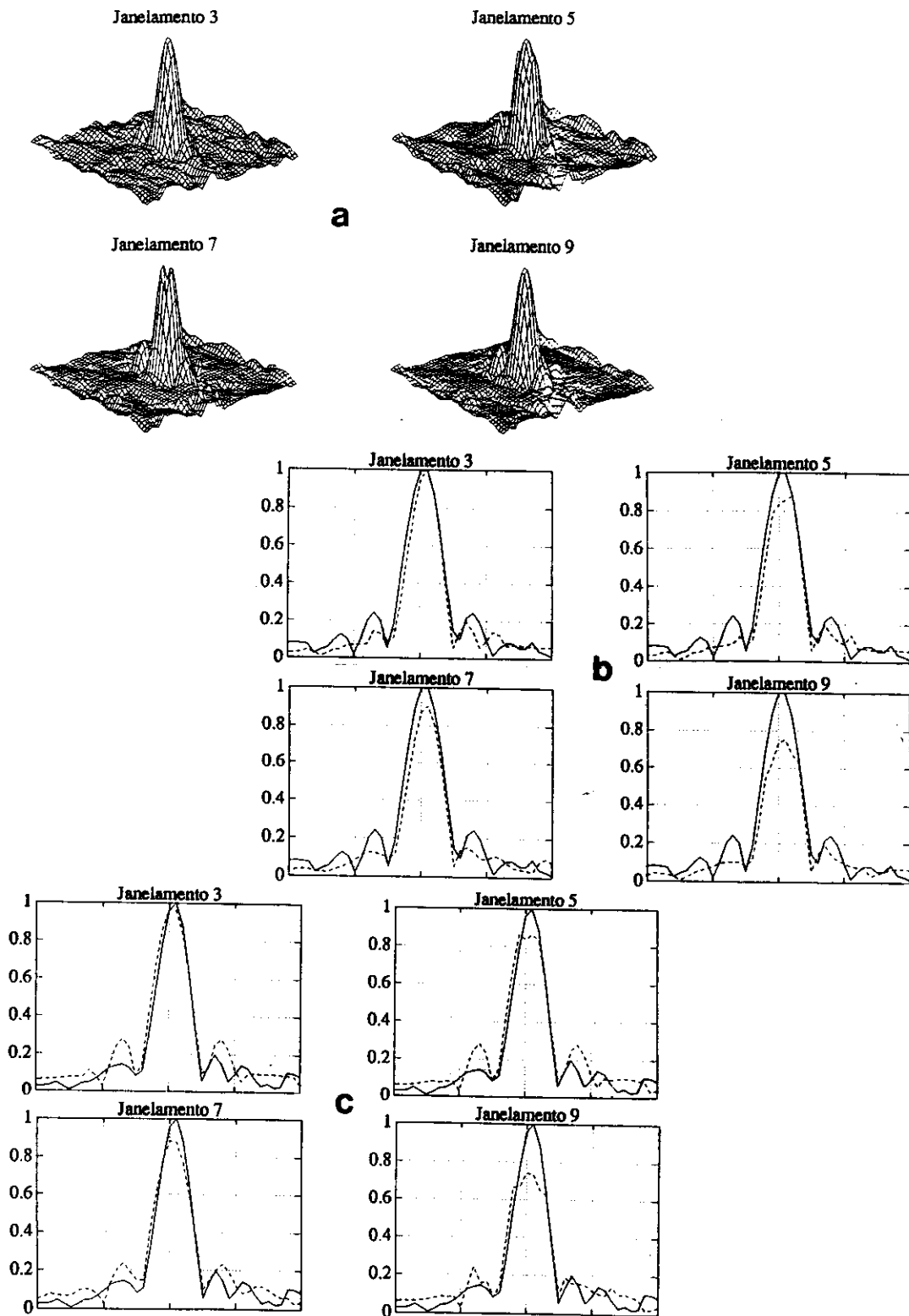


Fig. C.8 - Resposta Impulsiva - Lee: (a) Bidimensional, (b) Direção de *range* e (c) Direção de azimuth.

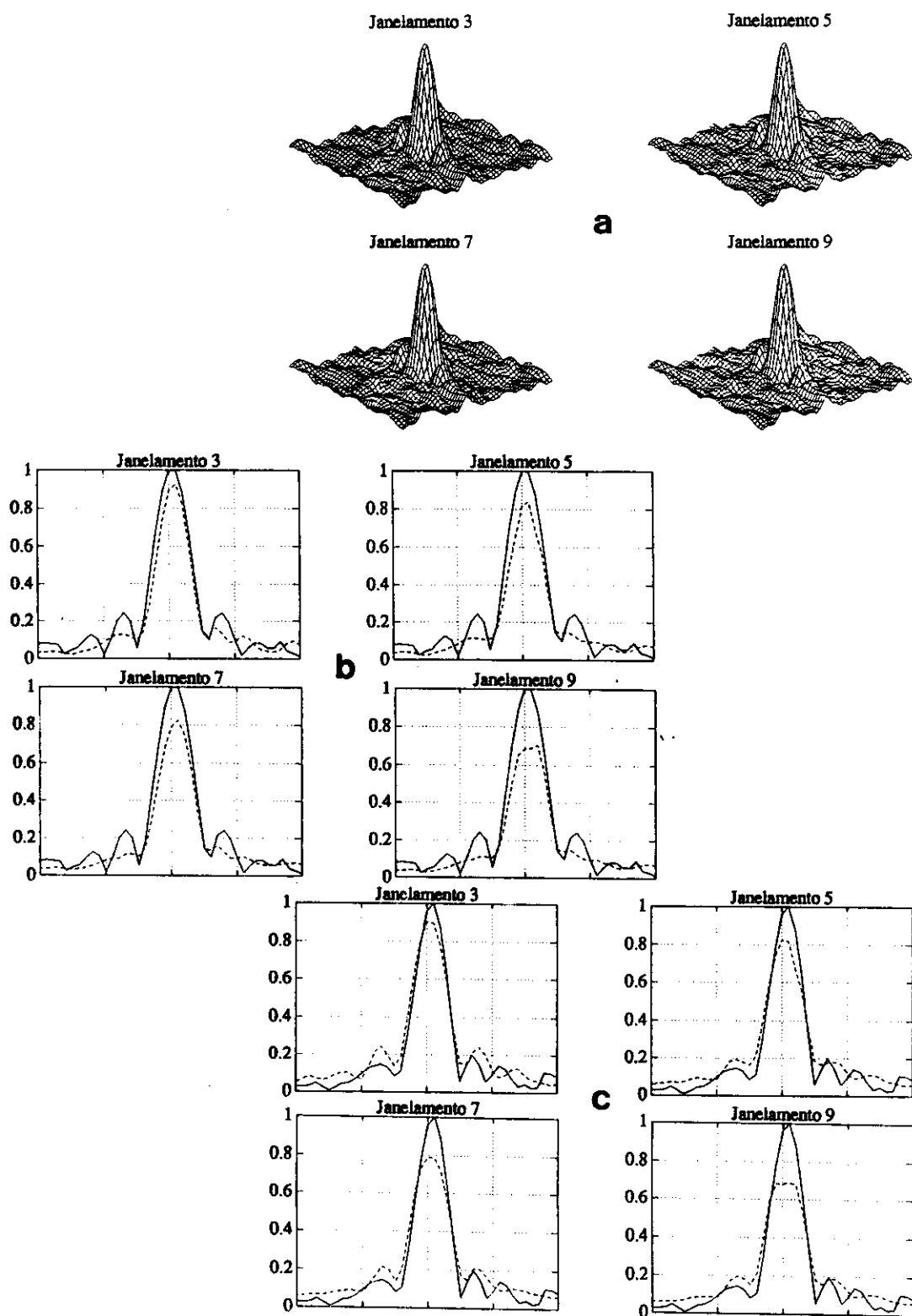


Fig. C.9 - Resposta Impulsiva – Frost: (a) Bidimensional, (b) Direção de range e (c) Direção de azimute.

APÊNDICE D

IMAGENS FILTRADAS E MAPAS DE BORDAS

Neste apêndice são apresentados, nas Figuras D.1 à D.5, as imagens resultantes dos processos de filtragem quando aplicados à imagem simulada com alto contraste (Figura 4.8c – vide Capítulo 4).

Nestas figuras o tamanho do janelamento utilizado na filtragem varia de 3×3 até 9×9 , da esquerda para a direita. Nota-se também nestas figuras que existem pixels não filtrados. Estes pixels não são filtrados por não pertencerem ao suporte do filtro definido para cada tamanho de janelamento. Dependendo do tamanho da janela de processamento tem-se 1, 2, 3 ou 4 linhas e colunas (iniciais e finais) da imagem que não pertencem ao suporte do filtro, sendo este valores referentes aos janelamentos 3×3 , 5×5 , 7×7 e 9×9 , respectivamente.

Os mapas de bordas obtidos para cada uma dessas imagens também são mostrados, aparecendo logo abaixo de cada imagem filtrada. Estes mapas apresentam tamanho 100×100 pixels para se evitar os pixels não filtrados.

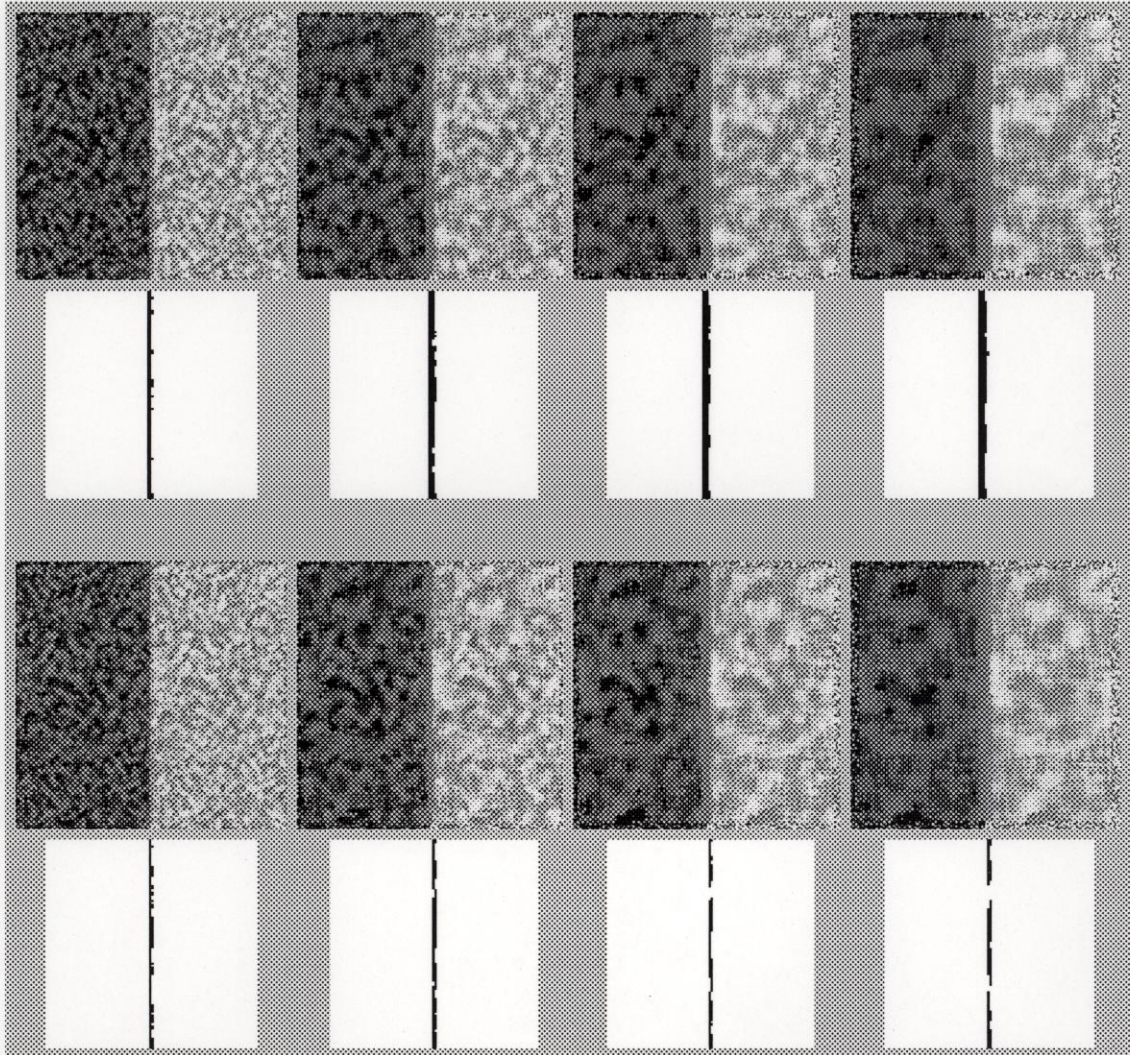


Fig. D.1 - Imagens filtradas e seus mapas de bordas associados: filtros da Média (acima) e Mediana (abaixo).

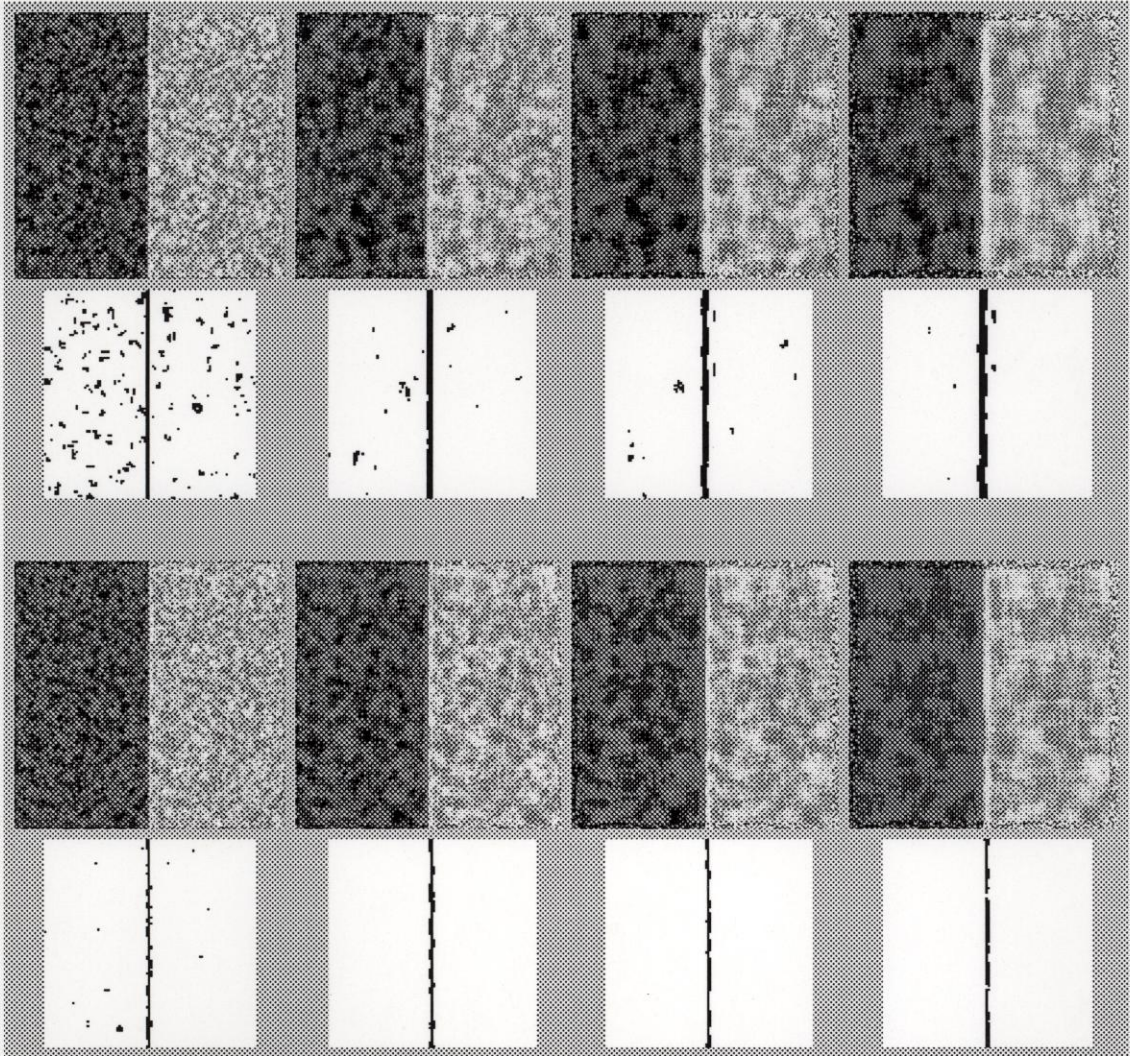


Fig. D.2 - Imagens filtradas e seus mapas de bordas associados: filtros IQR (acima) e MAD (abaixo).

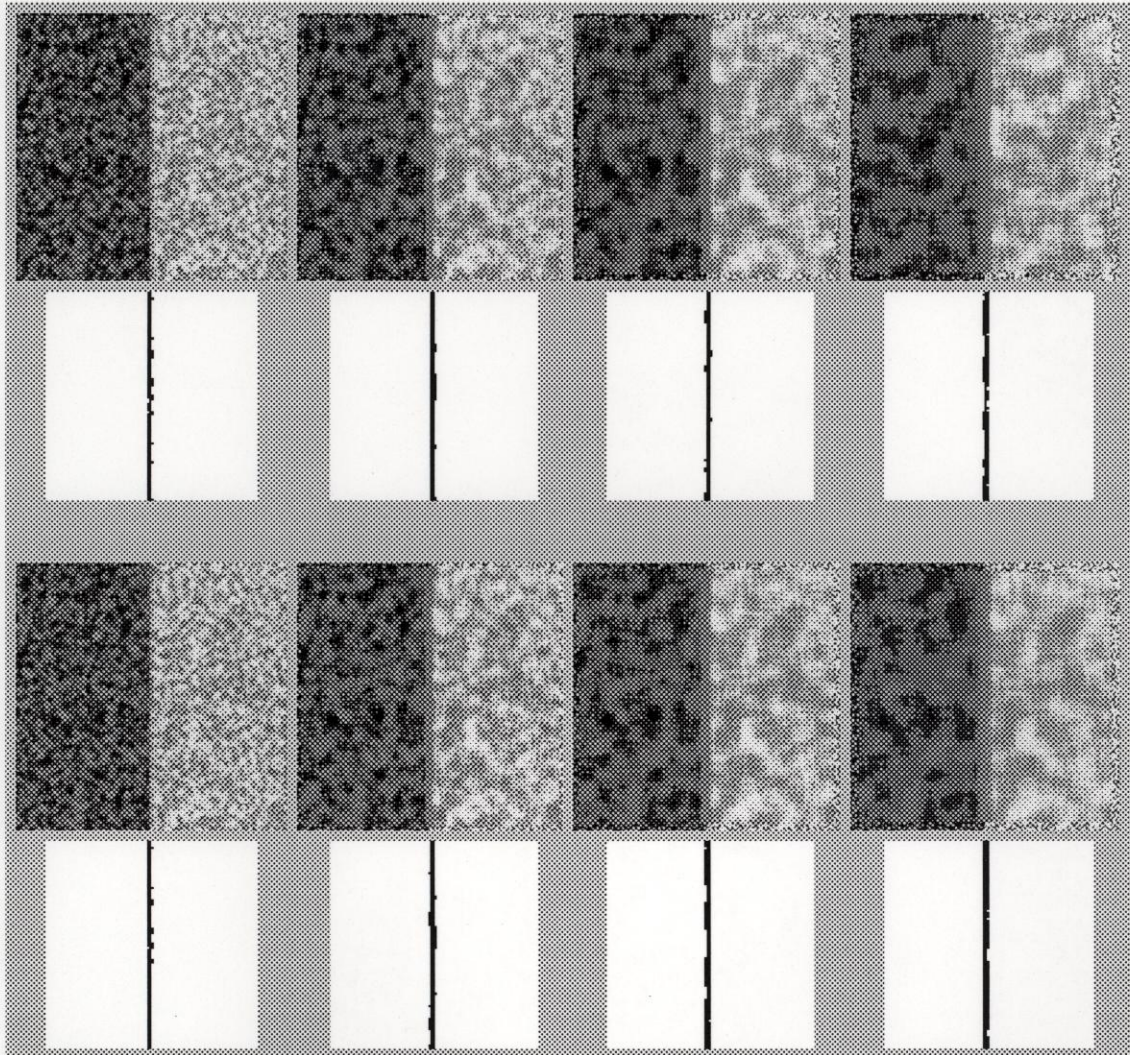


Fig. D.3 - Imagens filtradas e seus mapas de bordas associados: filtros TMO (acima) e TML (abaixo).

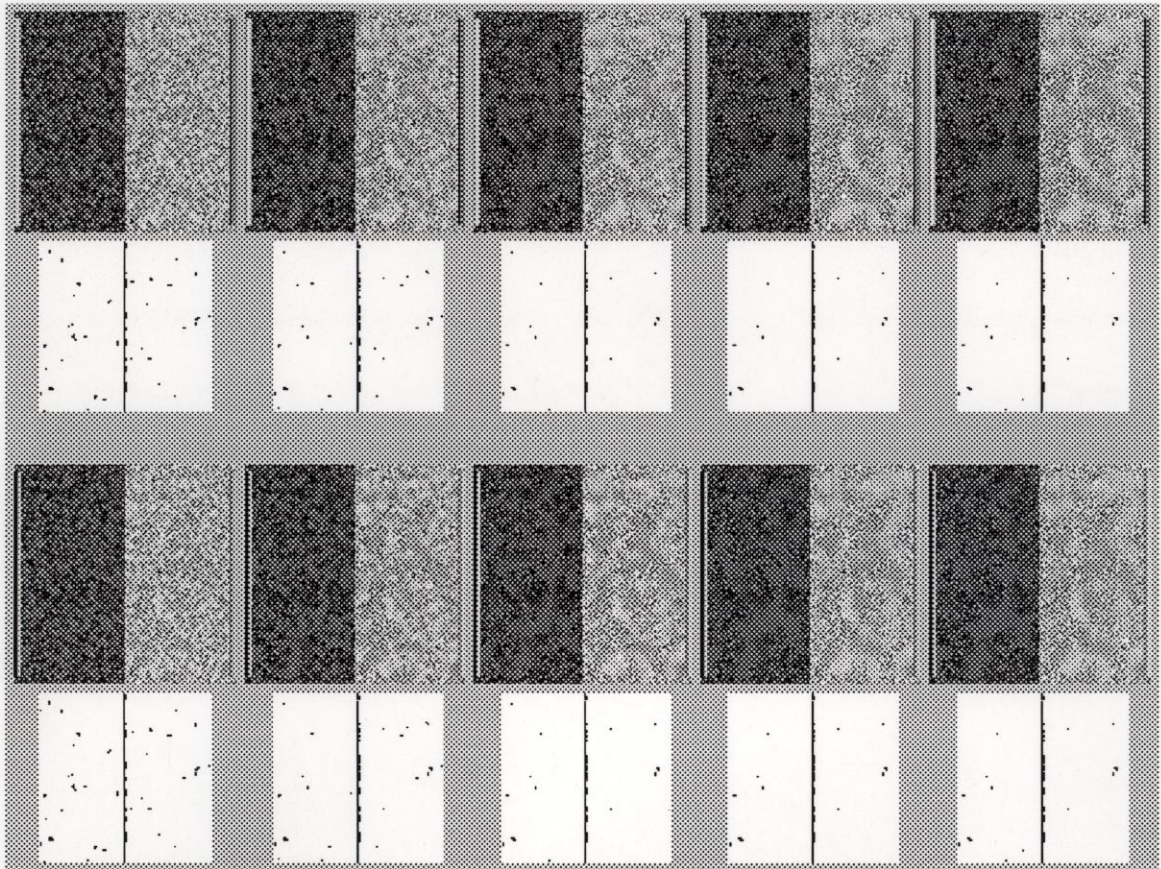


Fig. D.4 - Imagens filtradas e seus mapas de bordas associados: filtros de Lee (acima) e Kuan (abaixo).

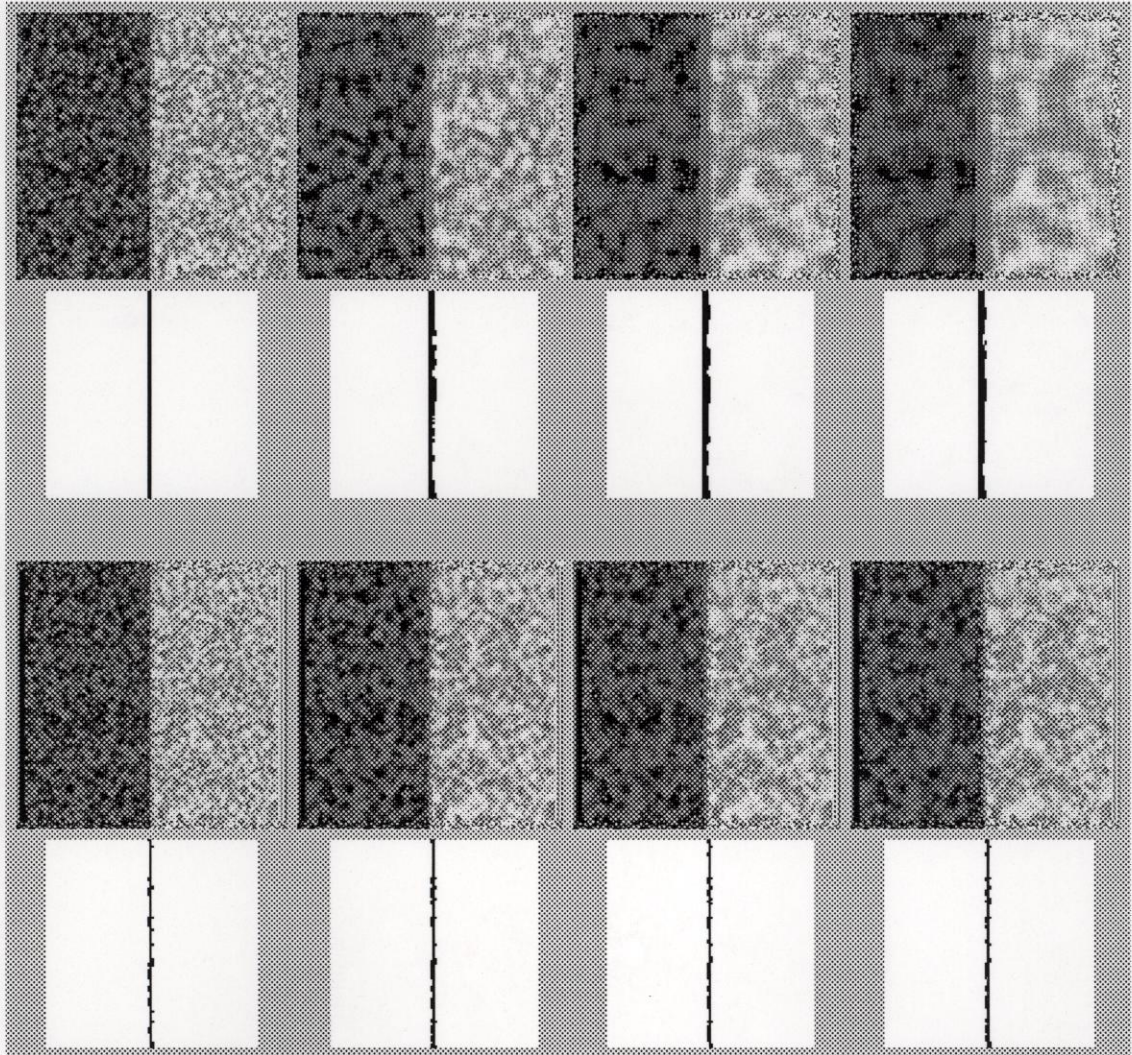


Fig. D.5 - Imagens filtradas e seus mapas de bordas associados: filtros MAP (acima) e de Frost (abaixo).

APÊNDICE E

MATRIZES DE CLASSIFICAÇÃO

Este apêndice apresenta as matrizes de classificação obtidas, no procedimento de classificação por máxima verossimilhança, para a imagem original e para as imagens resultantes da aplicação dos diversos filtros. Estas matrizes são apresentadas como os resultados da classificação das imagens utilizando-se as bandas X e L e, também são referentes apenas às amostras de treinamento do classificador.

Neste ponto do texto, se faz necessário lembrar quais distribuições a priori, para cada classe, foram utilizadas na filtragem MAP, afim de que se tenha em mente ao analisar as matrizes de classificação obtidas com o filtro MAP. Estas distribuições a priori são (vide Seção 4.1.2):

Constante para as três classes na banda L e para solo exposto e resto de cultura na banda X; e

Gama para a classe de floresta na banda X.

TABELA E.1 - MATRIZ DE CLASSIFICAÇÃO – IMAGEM ORIGINAL.

Classes	Não Classif.	Cultura	Solo	Floresta
Cultura	2.5	61.8	13.0	22.8
Solo	0.3	2.8	94.1	2.8
Floresta	3.9	35.5	15.0	45.5

Classes	Não Classif.	Cultura	Solo	Floresta
Cultura	2.9	73.9	1.1	22.1
Solo	2.6	1.4	94.4	1.6
Floresta	4.5	30.0	1.6	63.9

(a)

Classes	Não Classif.	Cultura	Solo	Floresta
Cultura	2.6	80.7	0.0	16.7
Solo	5.4	0.0	94.5	0.1
Floresta	4.0	20.9	0.0	75.1

(b)

Classes	Não Classif.	Cultura	Solo	Floresta
Cultura	3.0	85.0	0.0	12.0
Solo	4.8	0.0	95.2	0.0
Floresta	3.8	14.6	0.0	81.6

(c)

Classes	Não Classif.	Cultura	Solo	Floresta
Cultura	2.8	89.4	0.0	7.7
Solo	4.6	0.0	95.4	0.0
Floresta	3.8	9.4	0.0	86.8

(d)

Fig. E.1 - Matrizes de classificação com o filtro de Média, com tamanho de janela: (a) 3×3 , (b) 5×5 , (c) 7×7 e (d) 9×9 .

Classes	Não Classif.	Cultura	Solo	Floresta
Cultura	3.0	73.3	1.9	21.8
Solo	2.0	1.2	95.1	1.8
Floresta	4.4	31.3	2.7	61.5

(a)

Classes	Não Classif.	Cultura	Solo	Floresta
Cultura	2.5	79.6	0.0	17.9
Solo	4.0	0.0	95.6	0.4
Floresta	4.3	23.2	0.1	72.4

(b)

Classes	Não Classif.	Cultura	Solo	Floresta
Cultura	3.0	82.8	0.0	14.1
Solo	3.8	0.0	96.2	0.0
Floresta	3.6	16.9	0.0	79.5

(c)

Classes	Não Classif.	Cultura	Solo	Floresta
Cultura	3.3	88.3	0.0	8.4
Solo	4.3	0.0	95.7	0.0
Floresta	3.8	11.9	0.0	84.4

(d)

Fig. E.2 - Matrizes de classificação com o filtro da Mediana, com tamanho de janela: (a) 3×3 , (b) 5×5 , (c) 7×7 e (d) 9×9 .

Classes	Não Classif.	Cultura	Solo	Floresta
Cultura	3.2	70.7	5.6	20.6
Solo	1.2	2.4	94.2	2.3
Floresta	4.5	38.2	6.5	50.8

(a)

Classes	Não Classif.	Cultura	Solo	Floresta
Cultura	2.7	79.1	0.8	17.5
Solo	3.6	1.1	93.8	1.5
Floresta	4.9	33.5	0.8	60.8

(b)

Classes	Não Classif.	Cultura	Solo	Floresta
Cultura	1.9	83.4	0.0	14.7
Solo	4.4	0.0	95.1	0.5
Floresta	4.9	25.0	0.0	70.1

(c)

Classes	Não Classif.	Cultura	Solo	Floresta
Cultura	1.6	86.5	0.0	11.9
Solo	5.6	0.0	94.4	0.0
Floresta	4.7	18.3	0.0	77.0

(d)

Fig. E.3 - Matrizes de classificação com o filtro IQR, com tamanho de janela:

(a) 3×3 , (b) 5×5 , (c) 7×7 e (d) 9×9 .

Classes	Não Classif.	Cultura	Solo	Floresta
Cultura	3.5	70.1	7.3	19.1
Solo	1.2	2.9	93.3	2.6
Floresta	5.2	38.7	8.3	47.7

(a)

Classes	Não Classif.	Cultura	Solo	Floresta
Cultura	2.9	79.5	0.7	16.8
Solo	4.1	1.1	93.5	1.3
Floresta	4.5	33.3	1.0	61.2

(b)

Classes	Não Classif.	Cultura	Solo	Floresta
Cultura	2.4	82.1	0.0	15.5
Solo	4.9	0.0	94.9	0.2
Floresta	4.4	23.8	0.0	71.7

(c)

Classes	Não Classif.	Cultura	Solo	Floresta
Cultura	1.9	85.7	0.0	12.4
Solo	5.0	0.0	95.0	0.0
Floresta	4.2	17.0	0.0	78.4

(d)

Fig. E.4 - Matrizes de classificação com o filtro MAD, com tamanho de janela:

(a) 3×3 , (b) 5×5 , (c) 7×7 e (d) 9×9 .

Classes	Não Classif.	Cultura	Solo	Floresta
Cultura	2.8	74.3	1.0	21.8
Solo	2.6	1.2	94.6	1.5
Floresta	4.4	30.6	1.5	63.5

(a)

Classes	Não Classif.	Cultura	Solo	Floresta
Cultura	2.7	80.0	0.0	17.3
Solo	5.4	0.0	94.3	0.2
Floresta	4.2	21.8	0.0	73.9

(b)

Classes	Não Classif.	Cultura	Solo	Floresta
Cultura	3.2	84.1	0.0	12.7
Solo	4.5	0.0	95.5	0.0
Floresta	3.9	15.8	0.0	80.3

(c)

Classes	Não Classif.	Cultura	Solo	Floresta
Cultura	2.7	90.0	0.0	7.3
Solo	4.5	0.0	95.5	0.0
Floresta	3.9	10.5	0.0	85.6

(d)

Fig. E.5 - Matrizes de classificação com o filtro TMO, com tamanho de janela:

(a) 3×3 , (b) 5×5 , (c) 7×7 e (d) 9×9 .

Classes	Não Classif.	Cultura	Solo	Floresta
Cultura	2.8	75.3	0.9	21.1
Solo	2.8	1.1	94.7	1.4
Floresta	4.3	30.2	1.3	64.2

(a)

Classes	Não Classif.	Cultura	Solo	Floresta
Cultura	2.6	80.6	0.0	16.8
Solo	4.7	0.0	95.1	0.2
Floresta	4.1	21.5	0.0	74.3

(b)

Classes	Não Classif.	Cultura	Solo	Floresta
Cultura	3.1	84.7	0.0	12.2
Solo	4.7	0.0	95.3	0.0
Floresta	3.9	15.6	0.0	80.4

(c)

Classes	Não Classif.	Cultura	Solo	Floresta
Cultura	2.8	89.5	0.0	7.7
Solo	5.1	0.0	94.9	0.0
Floresta	3.8	9.9	0.0	86.3

(d)

Fig. E.6 - Matrizes de classificação com o filtro TML, com tamanho de janela:

(a) 3×3 , (b) 5×5 , (c) 7×7 e (d) 9×9 .

Classes	Não Classif.	Cultura	Solo	Floresta
Cultura	2.3	63.9	7.3	26.5
Solo	1.3	5.2	93.3	0.3
Floresta	3.4	31.1	2.3	63.2

(a)

Classes	Não Classif.	Cultura	Solo	Floresta
Cultura	4.0	73.8	1.8	20.5
Solo	1.1	4.8	94.1	0.0
Floresta	4.2	24.9	0.2	70.7

(b)

Classes	Não Classif.	Cultura	Solo	Floresta
Cultura	3.7	80.7	1.2	14.4
Solo	4.0	1.1	94.8	0.0
Floresta	4.9	18.6	0.0	76.5

(c)

Classes	Não Classif.	Cultura	Solo	Floresta
Cultura	4.2	85.1	0.3	10.5
Solo	4.0	0.4	95.6	0.0
Floresta	5.5	13.0	0.0	81.6

(d)

Fig. E.7 - Matrizes de classificação com o filtro MAP, com tamanho de janela:

(a) 3×3 , (b) 5×5 , (c) 7×7 e (d) 9×9 .

Classes	Não Classif.	Cultura	Solo	Floresta
Cultura	3.0	71.8	4.7	20.5
Solo	2.7	1.7	94.0	1.6
Floresta	4.6	33.3	3.8	58.3

(a)

Classes	Não Classif.	Cultura	Solo	Floresta
Cultura	4.0	77.5	2.4	16.0
Solo	3.9	1.0	93.5	1.7
Floresta	5.8	30.6	2.1	61.5

(b)

Classes	Não Classif.	Cultura	Solo	Floresta
Cultura	4.3	80.9	2.1	12.7
Solo	3.3	1.5	93.1	2.2
Floresta	7.4	30.4	1.9	60.3

(c)

Classes	Não Classif.	Cultura	Solo	Floresta
Cultura	4.9	82.7	5.4	10.9
Solo	3.1	1.8	92.7	2.4
Floresta	8.1	30.8	2.3	58.7

(d)

Classes	Não Classif.	Cultura	Solo	Floresta
Cultura	4.7	82.4	1.7	11.2
Solo	3.2	1.8	92.6	2.4
Floresta	8.1	31.1	2.5	58.3

(e)

Fig. E.8 - Matrizes de classificação com o filtro de Lee, com tamanho de janela: (a) 3×3 , (b) 5×5 , (c) 7×7 , (d) 9×9 e (e) Adaptativo.

Classes	Não Classif.	Cultura	Solo	Floresta
Cultura	3.3	72.5	1.8	22.4
Solo	2.0	1.8	94.4	1.9
Floresta	4.5	31.7	3.0	60.8

(a)

Classes	Não Classif.	Cultura	Solo	Floresta
Cultura	2.8	77.8	0.1	19.4
Solo	4.4	0.2	94.6	0.8
Floresta	4.0	25.5	0.3	70.2

(b)

Classes	Não Classif.	Cultura	Solo	Floresta
Cultura	2.5	80.4	0.0	17.0
Solo	5.0	0.0	94.6	0.4
Floresta	3.9	22.2	0.1	73.8

(c)

Classes	Não Classif.	Cultura	Solo	Floresta
Cultura	2.3	81.8	0.0	15.9
Solo	5.2	0.0	94.6	0.3
Floresta	4.3	20.1	0.0	75.5

(d)

Fig. E.9 - Matrizes de classificação com o filtro de Frost, com tamanho de janela: (a) 3×3 , (b) 5×5 , (c) 7×7 e (d) 9×9 .

APÊNDICE F

REFERÊNCIAS COMPLEMENTARES

- Abdou, I.E.; Pratt, W.K. Quantitative design and evaluation of enhancement/thresholding edge detectors. *Proceedings of the IEEE*, 67(5): 753-763, May, 1979.
- Ali, S.M.; Burge, R.E. New automatic techniques for smoothing and segmenting SAR images. *Signal Processing*, 14(4):335-346, 1988.
- Devroye, L. *Non-Uniform random variate generation*. New York, NY, Springer-Verlag, 1986.
- Duda, R.D.; Hart, P.E. *Pattern classification and scene analysis*. New York, NY, John Wiley, 1973.
- Fram, J.R.; Deutsch, E.S. On quantitative evaluation of edge detection schemes and their comparison with human performance. *IEEE Transactions on Computers*, C-24(6):616-628, June 1975.
- Freitag, B.J.; Guindon, B.; Sieber, A.J.; Goodenough, D.G. Enhancement of high resolution SAR imagery by adaptive filtering. In: 1983 International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS'83). San Francisco, CA, Aug.31-Sept.2, 1983. *Proceedings*. New York, NY, IEEE, 1983, v.1, p. 5.1-5.6.
- Frost, V.S.; Yurovsky. Maximum likelihood classification of synthetic aperture radar images. *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, 32(3):291-313, Dec. 1985.
- Hogg, R.V.; Craig, A.T. *Introduction to mathematical statistics*. New York, NY, Macmillan, 1965.

- Lee, J.S. Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics. *IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine Intelligence*, 2(2):165-171, Mar. 1980.
- Lee, J.S. Refined filtering of image noise using local statistics. *Computer Graphics and Image Processing*, 15(4):380-389, 1981.
- Lee, J.S. A simple speckle smoothing algorithm for synthetic aperture radar images. *IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics*, SMC-13(1):85-89, Jan./Feb. 1983.
- Lee, J.S. Edge detection by partitioning. In: Wegman, E.J.; DePriest, D.J., ed. *Statistical image processing and graphics*. New York, NY, Marcel Dekker, 1986. p. 59-69. (Statistics, textbooks and monographs, v. 72).
- Lee, J.S. Speckle suppression and analysis for synthetic aperture radar images. *Optical Engineering*, 25(5):636-643, May 1986.
- Lim, J.S. *Two-dimensional signal and image processing*. Englewood Cliffs, NJ, Prentice Hall, 1990.
- Mascarenhas, N.D.A.; Velasco F.R.D. *Processamento digital de imagens*. São Paulo, IME, 1984. Quarta Escola de Computação.
- Nahi, H.E.; Habibi, A. Decision directed recursive image enhancement. *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, CAS-22(3):286-293, Mar. 1973.
- Papoulis, A. *Probability, random variables, and stochastic processes*. New York, NY, MacGraw-Hill, 1965.
- Schowengerdt, R.A. *Techniques for image processing and classification in remote sensing*. London, Academic, 1983.
- Shanmugam, K.S.; Dickey, F.M.; Green, J.A. An optimal frequency domain filter for edge detection in digital pictures. *IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine Intelligence*, PAMI-1(1):37-49, Jan. 1979.

Ulaby, F.T.; Batlivala, P.P.; Bare, J.E. Crop identification with L-band radar. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 46(1):101-105, 1980.