



CCP_gEE/CCT-UFPB

COORDENAÇÃO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA
CENTRO DE CIÊNCIAS E TECNOLOGIA
UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA

UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
Pró-Reitoria Para Assuntos do Interior
Coordenação Setorial de Pós-Graduação
Rua Aprígio Veloso 832 - Tel. (083) 331 7222-R 355
58.100 - Campina Grande - Paraíba

TESE DE DOUTORADO

**FILTROS ESPACIAIS: ESTUDO COMPARATIVO E APLICAÇÃO EM
CLASSIFICAÇÃO E SEGMENTAÇÃO DE IMAGENS**

ARNALDO DE ALBUQUERQUE ARAÚJO

1987

UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
Pró-Reitoria Para Assuntos do Interior
Coordenação Setorial de Pós-Graduação
Rua Aprígio Veloso 832 - Tel. (083) 331 7222-R 355
58.100 - Campina Grande - Paraíba

CAMPINA GRANDE - PB

ARNALDO DE ALBUQUERQUE ARAÚJO

FILTROS ESPACIAIS:
ESTUDO COMPARATIVO E APLICAÇÃO EM SEGMENTAÇÃO
E CLASSIFICAÇÃO DE IMAGENS

Tese apresentada ao Curso de DOUTORADO EM
CIÊNCIAS, no domínio da ENGENHARIA ELÉTRI
CA, vinculado ao Centro de Ciências e Tec
nologia da Universidade Federal da Paraí
ba, como parte dos requisitos necessários
à obtenção do grau de DOUTOR EM CIÊNCIAS.

ÁREA DE CONCENTRAÇÃO: **Processamento da Informação**

JOÃO MARQUES DE CARVALHO, Ph.D.
Orientador

CAMPINA GRANDE
JULHO - 1987



A663f Araujo, Arnaldo de Albuquerque
Filtros espaciais : estudo comparativo e aplicacao em segmentacao e classificacao de imagens / Arnaldo de Albuquerque Araujo. - Campina Grande, 1987.
166 f.

Tese (Doutorado em Engenharia Eletrica) - Universidade Federal da Paraiba, Centro de Ciencias e Tecnologia.

1. Imagem Digital - 2. Eletronica Digital 3. Processamento Digital de Imagens 4. Coracao - 5. Filtros Digitais 6. Tese I. Carvalho, Joao Marques de, Dr. II. Universidade Federal da Paraiba - Campina Grande (PB)

CDU 621.397.331(043)

FILTROS ESPACIAIS:
ESTUDO COMPARATIVO E APLICAÇÃO EM SEGMENTAÇÃO
E CLASSIFICAÇÃO DE IMAGENS

ARNALDO DE ALBUQUERQUE ARAÚJO

TESE APROVADA EM 02/07/87

WELLINGTON SANTOS MOTA, Ph.D., UFPb
Presidente da Comissão

João Marques de Carvalho
JOÃO MARQUES DE CARVALHO, Ph.D., UFPb
Orientador

Nelson Delfino d'Avila Mascarenhas
NELSON DELFINO D'AVILA MASCARENHAS, Ph.D., INPE
Componente da Comissão

Valter Rodrigues
VALTER RODRIGUES, D.Sc., INPE
Componente da Comissão

Luis Carlos Carvalho
LUIS CARLOS CARVALHO, Ph.D., UFPb
Componente da Comissão

Fernando Toshinori Sakane
FERNANDO TOSHINORI SAKANE, Ph.D., ITA
Componente da Comissão

Gurdip Singh Deep
GURDIP SINGH DEEP, Ph.D., UFPb
Componente da Comissão

CAMPINA GRANDE - PB
JULHO - 1987

AGRADECIMENTOS

O autor deseja agradecer:

- Ao Prof. Dr.-Ing. Walter Ameling, diretor do Rogowski-Institut für Elektrotechnik, Technische Hochschule Aachen, RFA, pelo suporte necessário à realização deste trabalho.

- Ao Prof. Dr. João Marques de Carvalho pelas valiosas discussões que tanto ajudaram na escrita e na revisão deste trabalho.

- Em especial, a Rosângela, sua esposa, pela sua ajuda, dedicação e incentivo, durante todos estes longos anos de pós-graduação.

- A seus pais, Lili e Pedro, pela sempre constante motivação.

- Aos colegas Horst Ludwig, Werner Schneider, Klaus Kleinekort, Wolfgang Kubalski, Norbert Heuck, Norbert Wissing, assistentes de pesquisa e ensino do Rogowski-Institut, pela sua ajuda.

- À Universidade Federal da Paraíba - UFPB, através do Departamento de Engenharia Elétrica - DEE, e ao Governo Alemão, através da Gesellschaft für Technische Zusammenarbeit - GTZ, pelo suporte financeiro deste trabalho.

- Ao Prof. Dr. Wilson Guerreiro pela revisão gramatical deste trabalho.

- A todos que de alguma forma contribuíram para a realização e escrita deste trabalho.

A

355

2



a Rosângela



SUMÁRIO

	Pág.
1. INTRODUÇÃO	1
1.1. Visão Geral do Trabalho	4
1.2. Organização do Trabalho	5
2. MOTIVAÇÃO DO TRABALHO	7
2.1. Textura	7
2.2. Análise Textural na Cardiologia	9
2.3. Análise Textural Desenvolvida no Rogowski-Institut	9
2.3.1. Método do Histograma de Amplitudes	11
2.3.2. Método da Distribuição da Dependência Espacial	12
2.3.3. Método da Diferença de Texturas	13
2.4. Técnicas de Realce	15
2.5. Conclusão	17
3. FILTROS ESPACIAIS - UMA REVISÃO	18
3.1. Suavização Espacial	18
3.2. Detecção de Bordas	21
3.3. Conclusão	26
4. COMPARAÇÃO DE MÉTODOS DE FILTRAGEM ESPACIAL	27
4.1. Filtros Implementados	27
4.1.1. Filtro da Média	27
4.1.2. Filtros da Ordem	28
4.1.3. Filtro da Mediana	30
4.1.4. Filtro da Média com os K Vizinhos Mais Próximos	30
4.1.5. Suavização Controlada por Gradiente	31
4.1.6. Suavização com Vizinhança Seleccionada por Variância	32
4.1.7. Suavização com Vizinhança Seleccionada por Soma de Diferenças Absolutas	32
4.1.8. Suavização Baseada no Modelo de Facetas	34
4.1.9. Filtro Sigma	35
4.2. Estudo Comparativo	37
4.2.1. "Hardware" Utilizado	40
4.2.2. Critérios de Avaliação	49

4.3. Resultados Obtidos	50
4.3.1. Remoção de Ruído com Preservação de Bordas	50
4.3.2. Aguçamento de Bordas	65
4.3.3. Detalhes Tênuos e Preservação de Bordas	69
4.3.4. Eficiência Computacional	70
4.3.5. Testes com Imagem Natural	70
4.4. Conclusão.....	74
5. APLICAÇÕES DE FILTROS ESPACIAIS	76
5.1. Caracterização de Tecidos em Ecocardiografias	76
5.1.1. Resultados Obtidos	80
5.2. Segmentação de Imagens	91
5.2.1. Segmentação Baseada em Detecção de Bordas	92
5.2.1.1. Resultados Obtidos	93
5.2.2. Segmentação Baseada em Crescimento de Regiões	102
5.2.2.1. Resultados Obtidos	102
5.3. Conclusão.....	106
6. CONCLUSÕES	109
6.1. Observações, Finais	109
6.2. Sugestões para Trabalho Futuro	110
APÊNDICE I	112
APÊNDICE II	118
REFERÊNCIAS	140

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO
 Pró-Reitoria para Assuntos de Ensino
 Departamento de Engenharia de Computação
 Rua Marquês de São Carlos, 225 - Maracanã - Rio de Janeiro - RJ
 CEP: 20031-914

LISTA DE FIGURAS

Figura	Pág.
1. Análise de texturas em ecocardiografias por histogramas de amplitudes.	12
2. Duas séries de medições do parâmetro medida da informação I e suas respectivas distribuições.	13
3. Faixas de variações dos parâmetros de diferenças texturais.	15
4. Máscaras que representam o operador de Roberts.	22
5. Máscaras dos operadores de Sobel e Prewitt.	22
6. Operadores laplacianos.	23
7. Máscaras direcionais.	24
8. Direções das bordas.	25
9. Máscara utilizada pelo filtro da média (3x3).	28
10. Duas janelas de imagem.	28
11. Os oito vizinhos imediatos de um ponto $P = p(5)$ central numa janela 3x3.	31
12. Máscara de filtragem utilizada em [100].	31
13. Vizinhanças utilizadas por Tomita e Tsuji [109].	33
14. Vizinhanças usadas por Nagao e Matsuyama [110].	33
15. Vizinhanças 3x3 superpostas em janela 5x5.	33
16. Máscaras de filtragem utilizadas em [129].	35
17. Imagem CÍRCULO original.	38
18. Imagens CÍRCULO: (a)-(e) imagens com ruído gaussiano aditivo (0;5,0), (0;10,0), (0;20,0), (0;50,0) e (0;100,0); (f) imagem nublada com ruído (0;10,0); e (g) imagem nublada sem ruído.	39
19. Resultados da filtragem (iteração 0) da imagem CÍRCULO corrompida com ruído (0;5,0) (Fig. 18.a) pelos algoritmos: (a) MEDIA, (b) MEDIANA, (c) MKVP, (d) SCG, (e) SVSV, (f) SSDA, (g) SMDA, (h) FACET e (i) SIGMA.	41

20. Resultados da filtragem (iteração 0) da imagem CÍRCULO corrompida com ruído (0;10,0) (Fig. 18.b) pelos algoritmos: (a) MEDIA, (b) MEDIANA, (c) MKVP, (d) SCG, (e) SVSV, (f) SSDA, (g) SMDA, (h) FACET e (i) SIGMA.	42
21. Resultados da filtragem (iteração 0) da imagem CÍRCULO corrompida com ruído (0;50,0) (Fig. 18.d) pelos algoritmos: (a) MEDIA, (b) MEDIANA, (c) MKVP, (d) SCG, (e) SVSV, (f) SSDA, (g) SMDA, (h) FACET e (i) SIGMA.	43
22. Resultados da filtragem (iteração 0) da imagem CÍRCULO corrompida com ruído (0;100,0) (Fig. 18.e) pelos algoritmos: (a) MEDIA, (b) MEDIANA, (c) MKVP, (d) SCG, (e) SVSV, (f) SSDA, (g) SMDA, (h) FACET e (i) SIGMA.	44
23. Resultados da filtragem (iteração 0) da imagem CÍRCULO NUBLADO corrompida com ruído (0;10,0) (Fig. 18.f) pelos algoritmos: (a) MEDIA, (b) MEDIANA, (c) MKVP, (d) SCG, (e) SVSV, (f) SSDA, (g) SMDA, (h) FACET e (i) SIGMA.	45
24. Resultados da filtragem (iteração 0) da imagem CÍRCULO NUBLADO sem ruído (Fig. 18.g) pelos algoritmos: (a) MEDIA, (b) MEDIANA, (c) MKVP, (d) SCG, (e) SVSV, (f) SSDA, (g) SMDA, (h) FACET e (i) SIGMA.	46
25. Resultados da filtragem (iteração 2) da imagem CÍRCULO NUBLADO sem ruído (Fig. 18.g) pelos algoritmos: (a) MEDIA, (b) MEDIANA, (c) MKVP, (d) SCG, (e) SVSV, (f) SSDA, (g) SMDA, (h) FACET e (i) SIGMA.	47
26. Diagrama de blocos do ISPS.	48
27. Perfis da linha de varredura 45 da imagem CÍRCULO: (a) original, (b)-(f) com ruído gaussiano aditivo com valor médio zero e desvios padrões 5,0; 10,0; 20,0; 50,0 e 100,0.	53
28. Perfis da linha de varredura 45 da imagem CÍRCULO com ruído gaussiano (0;20,0): imagens filtradas (iteração 0) pelos algoritmos (a) MEDIA, (b) MEDIANA, (c) MKVP, (d) SCG, (e) SVSV, (f) SSDA, (g) SMDA, (h) FACET e (i) SIGMA.	53

29. Perfis da linha de varredura 45 da imagem CÍRCULO com ruído gaussiano (0;20,0)(j): (a)-(i) imagens filtradas (iteração 1) pelos algoritmos MEDIA, MEDIANA, MKVP, SCG, SVSV, SSDA, SMDA, FACET e SIGMA.	54
30. Perfis da linha de varredura 45 da imagem CÍRCULO com ruído gaussiano (0;20,0): (a)-(i) imagens filtradas (iteração 2) pelos algoritmos MEDIA, MEDIANA, MKVP, SCG, SVSV, SSDA, SMDA, FACET e SIGMA.	54
31. Perfis da linha de varredura 45 da imagem CÍRCULO com ruído gaussiano (0;20,0): (a)-(i) imagens filtradas (iteração 3) pelos algoritmos MEDIA, MEDIANA, MKVP, SCG, SVSV, SSDA, SMDA, FACET e SIGMA.	55
32. Perfis da linha de varredura 45 da imagem CÍRCULO com ruído gaussiano (0;20,0): (a)-(i) imagens filtradas (iteração 4) pelos algoritmos MEDIA, MEDIANA, MKVP, SCG, SVSV, SSDA, SMDA, FACET e SIGMA.	55
33. Histogramas da imagem CÍRCULO: (a) original, (b) com ruído gaussiano aditivo (0;20,0).	56
34. Histogramas da imagem CÍRCULO com ruído (0;20,0): (a)-(i) imagens filtradas (iteração 0) pelos algoritmos MEDIA, MEDIANA, MKVP, SCG, SVSV, SSDA, SMDA, FACET e SIGMA.	57
35. Histogramas da imagem CÍRCULO com ruído (0;20,0): (a)-(i) imagens filtradas (iteração 1) pelos algoritmos MEDIA, MEDIANA, MKVP, SCG, SVSV, SSDA, SMDA, FACET e SIGMA.	58
36. Histogramas da imagem CÍRCULO com ruído (0;20,0): (a)-(i) imagens filtradas (iteração 2) pelos algoritmos MEDIA, MEDIANA, MKVP, SCG, SVSV, SSDA, SMDA, FACET e SIGMA.	59
37. Histogramas da imagem CÍRCULO com ruído (0;20,0): (a)-(i) imagens filtradas (iteração 3) pelos algoritmos MEDIA, MEDIANA, MKVP, SCG, SVSV, SSDA, SMDA, FACET e SIGMA.	60
38. Histogramas da imagem CÍRCULO com ruído (0;20,0): (a)-(i) imagens filtradas (iteração 4) pelos algo-	

ritmos MEDIA, MEDIANA, MKVP, SCG, SVSV, SSSA, SMDA, FACET e SIGMA.	61
39. Perfis da linha de varredura 45 da imagem CÍRCULO com ruído gaussiano (0;5,0)(j): (a)-(i) imagens filtradas (iteração 0) pelos algoritmos MEDIA, MEDIANA, MKVP, SCG, SVSV, SSSA, SMDA, FACET e SIGMA.	62
40. Perfis da linha de varredura 45 da imagem CÍRCULO com ruído gaussiano (0;10,0)(j): (a)-(i) imagens filtradas (iteração 0) pelos algoritmos MEDIA, MEDIANA, MKVP, SCG, SVSV, SSSA, SMDA, FACET e SIGMA.	62
41. Perfis da linha de varredura 45 da imagem CÍRCULO com ruído gaussiano (0;50,0)(j): (a)-(i) imagens filtradas (iteração 0) pelos algoritmos MEDIA, MEDIANA, MKVP, SCG, SVSV, SSSA, SMDA, FACET e SIGMA, (k) original.	63
42. Perfis da linha de varredura 45 da imagem CÍRCULO com ruído gaussiano (0;100,0)(j): (a)-(i) imagens filtradas (iteração 0) pelos algoritmos MEDIA, MEDIANA, MKVP, SCG, SVSV, SSSA, SMDA, FACET e SIGMA, (k) original.	63
43. Perfis da linha de varredura 45 da imagem CÍRCULO NUBLADO: (a) imagem nublada com ruído gaussiano (0;10,0), (b)-(j) imagens filtradas (iteração 0) pelos algoritmos MEDIA, MEDIANA, MKVP, SCG, SVSV, SSSA, SMDA, FACET e SIGMA.	67
44. Perfis da linha de varredura 45 da imagem CÍRCULO NUBLADO sem ruído: (a) imagem nublada, (b)-(j) imagens filtradas (iteração 0) pelos algoritmos MEDIA, MEDIANA, MKVP, SCG, SVSV, SSSA, SMDA, FACET e SIGMA.	67
45. Perfis da linha de varredura 45 da imagem CÍRCULO NUBLADO sem ruído: (a)-(i) imagens filtradas (iteração 1) pelos algoritmos MEDIA, MEDIANA, MKVP, SCG, SVSV, SSSA, SMDA, FACET e SIGMA, (j) original.	68
46. Perfis da linha de varredura 45 da imagem CÍRCULO NUBLADO sem ruído: (a)-(i) imagens filtradas (iteração 2) pelos algoritmos MEDIA, MEDIANA, MKVP, SCG, SVSV, SSSA, SMDA, FACET e SIGMA, (j) original.	68

47. Problema causado por pixel de borda, que corrompido por ruído, obteve a mesma intensidade dos pixels do lado oposto.	71
48. Imagens ESCRITÓRIO (iterações 0 e 1).	73
49. Imagens ESCRITÓRIO (iteração 2).	73
50. Imagens ESCRITÓRIO (diferenças).	73
51. Perfis da linha de varredura 60 da imagem ESCRITÓRIO: (a) original, (b) com ruído gaussiano (0;10,0), (c)-(m) imagens filtradas (iteração 2) pelos algoritmos MEDIA, MEDIANA, MKVP, SCG, SVSV, SMDA, FACET, SIGMA, MINMAX, RANK e TAEX; (n)-(p) imagens-diferença entre a original e as imagens filtradas por SVSV, SMDA e FACET.	75
52. Ecocardiografias com janelas de análise: (a) imagem diastólica; (b) imagem sistólica.	78
53. Princípio do método de diferença de texturas em ecocardiografias.	79
54. Diagramas fornecidos pelo método da análise discriminante passo a passo para o problema da discriminação trombo/septo.	83
55. Imagens GAROTA: (a) original, (b) imagem-q, (c)-(g) imagens filtradas (iteração 2) pelos algoritmos FACET, SSDA, SVSV, SIGMA POL e TAEX.	94
56. Imagens-gradiente GAROTA: (a) original, (b) imagem-q, (c)-(g) imagens filtradas (iteração 2) pelos algoritmos FACET, SSDA, SVSV, SIGMA POL e TAEX.	95
57. Imagens GAROTA após aplicação do método SNM: (a) original, (b) imagem-q, (c)-(g) imagens filtradas (iteração 2) pelos algoritmos FACET, SSDA, SVSV, SIGMA POL e TAEX.	96
58. Imagens GAROTA após aplicação do método CON: (a) original, (b) imagem-q, (c)-(g) imagens filtradas (iteração 2) pelos algoritmos FACET, SSDA, SVSV, SIGMA POL e TAEX.	97
59. Imagens ECO: (a) original, (b) imagem-q, (c)-(g) imagens filtradas (iteração 2) pelos algoritmos FACET, SSDA, SVSV, SIGMA POL e TAEX.	98
60. Imagens-gradiente ECO: (a) original, (b) imagem-q,	

(c)-(g) imagens filtradas (iteração 2) pelos algoritmos FACET, SSDA, SVSV, SIGMA POL e TAEX.	99
61. Imagens ECO após aplicação do método SNM: (a) original, (b) imagem-q, (c)-(g) imagens filtradas (iteração 2) pelos algoritmos FACET, SSDA, SVSV, SIGMA POL e TAEX.	100
62. Imagens ECO após aplicação do método CON: (a) original, (b) imagem-q, (c)-(g) imagens filtradas (iteração 2) pelos algoritmos FACET, SSDA, SVSV, SIGMA POL e TAEX.	101
63. Resultados de segmentação da imagem GAROTA (Fig. 55-(a)): (a) divisão e fusão; (b) agrupamento; (c) eliminação de pequenas regiões.	103
64. Resultados de segmentação por Divisão e Fusão das imagens GAROTA: (a) original, (b)-(e) imagens filtradas (iteração 2) pelos algoritmos FACET, SSDA, SVSV e TAEX.	104
65. Resultados de segmentação por Divisão e Fusão das imagens ECO: (a) original, (b)-(e) imagens filtradas (iteração 2) pelos algoritmos FACET, SSDA, SVSV e TAEX.	105

UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAIBA
 Pró-Reitoria Para Assuntos do Interior
 Coordenação Setorial de Pós-Graduação
 Rua Aprígio Veloso 832 Tel (083) 321 7222-R 355
 58.100 - Campina Grande - Paraíba

LISTA DE TABELAS

Tabela	Pág.
1. CÍRCULO: Desvio Padrão do Ruído em Área Homog. (DP) (21x21, X=Y=20)	51
2. CÍRCULO: Medida da Variação Espacial (MVE)	51
3. CÍRCULO: Erro Médio Quadrático (EMQ)	52
4. CÍRCULO: Média das Diferenças Absolutas (MDA)	52
5. CÍRCULO: Desvio Padrão do Ruído em Área Homog. (DP) (21x21, X=Y=20) (Iteração 0)	65
6. CÍRCULO: Valor Médio do Ruído em Área Homog. (VM) (21x21, X=Y=20) (Iteração 0)	65
7. CÍRCULO: Valor Médio Global (VMG) (Iteração 0)	66
8. CÍRCULO: Erro Médio Quadrático (EMQ) (Iteração 0)	66
9. CÍRCULO NUBLADO: Erro Médio Quadrático (EMQ)	69
10. Tempo de CPU	71
11. ESCRITÓRIO: Erro Médio Quadrático (EMQ) Valor Médio Global (VMG) Média das Diferenças Absolutas (MDA) (Iteração 2)	72
12. Estatísticas U	80
13. Tabelas de Contingência	81
14. GAROTA: Número de Bordas Detetadas	93
15. ECO: Número de Bordas Detetadas	93
16. Parâmetros Fornecidos ao Sistema de Segmentação por Divisão e Fusão	103
17. GAROTA: Número de Operações executadas Número de Regiões Obtidas	106
18. ECO: Número de Operações executadas Número de Regiões Obtidas	106
19. Tempo de CPU para Filtrar 20 Ecocardiografias de Tamanho 256x256 Pixels	107

LISTA DE ABREVIACÕES

Abreviação

CON	- teste local de conectividade
CP	- coeficientes de pesos
CPU	- unidade central de processamento
DNC	- distribuição de diferenças de níveis de cinza
DP	- desvio padrão
Edgel	- "edge element"
EMQ	- erro médio quadrático
FACET	- suavização baseada no modelo de facetas
GRAD	- gradiente
HA	- histograma de amplitudes
ISPS	- "image sequence processing system"
KIRSCH	- máscaras direcionais de Kirsch
LAPLACE	- operador laplaciano
MDA	- média de diferenças absolutas
MEDIA	- filtro da média sem peso
MEDIANA	- filtro da mediana
MINMAX	- filtro min-max
MKVP	- filtro da média com os K vizinhos mais próximos
MS3N	- máscaras simples de 3 níveis
MS5N	- máscaras simples de 5 níveis
OPEX	- operador extremo
ORG	- original
Pel	- "picture element"
Pixel	- "picture element"
POL	- polarizado
PREWITT	- máscaras direcionais de Prewitt
RANK	- filtro da ordem
RGB	- "red, green, and blue"
ROBERTS	- operador de Roberts
RSR	- relação sinal/ruído
SCG	- suavização controlada por gradiente
SDA	- soma de diferenças absolutas
SIGMA	- filtro sigma
SMDA	- suavização com vizinhança selecionada pela média de diferenças absolutas
SNM	- supressão do não-máximo
SOBEL	- operador de Sobel
SSDA	- suavização com vizinhança selecionada pela soma de diferenças absolutas

- SVSV - suavização com vizinhança selecionada por variância
- TAEX - transformação por aguçamento extremo
- VM - valor médio
- VMG - valor médio global

UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
Pró-Reitoria Para Assuntos do Interior
Coordenação Setorial de Pós-Graduação
Rua Aprígio Veloso, 832 Tel (083) 321 7222-R 355
58.100 - Campina Grande - Paraíba

RESUMO

Este trabalho aborda o problema de discriminação automática de tecidos cardíacos em ultra-sonografias, através de análise textural, e de como técnicas de realce de imagens podem ser utilizadas para melhorar os resultados dessa discriminação.

Resultados iniciais, obtidos através da utilização de métodos de análise textural juntamente com a análise discriminante passo a passo, indicaram uma taxa de até 95% de sucesso na discriminação de tecidos. Os resultados deste estudo referem-se à chamada fase de aprendizagem de um sistema automático de classificação, onde se procura construir uma base de conhecimentos sobre os parâmetros texturais que melhor se prestam à discriminação. Com o objetivo de melhorar estes resultados, técnicas de realce de imagens, implementadas por filtros espaciais, foram aplicadas como algoritmos de pré-processamento, antes da execução da análise textural.

Os filtros a serem utilizados foram escolhidos através de um estudo sistemático de técnicas já relatadas na literatura e de uma análise de desempenho envolvendo aquelas técnicas selecionadas. Na avaliação de desempenho dos algoritmos são consideradas a capacidade de remoção de ruído com preservação de bordas e ruído impulsivo, aguçamento de bordas do tipo rampa, preservação de detalhes tênues e características finas, bem como sua eficiência computacional. Como resultado do estudo de filtros espaciais, uma nova técnica de filtragem foi desenvolvida, para suavização por vizinhanças seletivas. Comparada aos demais algoritmos analisados esta técnica revelou-se uma solução eficiente para o problema de remoção de ruído com preservação de bordas.

A aplicação de filtros espaciais como algoritmos de pré-processamento na tarefa de discriminação entre tecidos doente e sadio em ultra-sonografias cardíacas, resultou numa elevação para 100% da taxa de sucesso na discriminação. Os resultados deste experimento são fornecidos sob a forma de parâmetros estatísticos, tabelas de contingência e de diagramas bidimensionais que mostram a separação das classes.

Adicionalmente, foi investigado o uso de técnicas de pré-processamento em tarefas de segmentação automática de imagens, visando aplicação no problema de determinação de contornos de objetos. O pré-processamento das imagens resultou numa redução do número de parâmetros (bordas e regiões) detetados e do número de operações executadas.

ABSTRACT

This work is concerned with the problem of automatic discrimination of cardiac tissues by textural analysis of two-dimensional (2-D) echocardiograms, and how image enhancement techniques can be used to improve the results of this discrimination.

Preliminary results indicated a success rate of up to 95%, when performing discrimination of tissues by textural analysis and a stepwise discriminating technique. The results of this study refer to the training phase of an automatic classification system. In order to improve these results, the preprocessing of the images by enhancement techniques (spatial filters) was attempted. Filters were selected by a thorough examination of the existent techniques, followed by a performance analysis. Performance was measured in terms of the algorithms capacity for noise removal with edge preservation, step noise removal, ramp-edge sharpening, features and shape preservation, and computational efficiency.

As a result of this investigation a new filtering algorithm, utilizing neighborhood smoothing, was developed. Compared to the other techniques analysed, this new method turned out to be a very efficient solution to the problem of noise removal with edge preservation.

The preprocessing of 2-D echocardiograms by spatial filters resulted in a 100% success rate when performing automatic discrimination between normal and pathological tissues. The results of this experiment are presented.

Additionally, the effects of preprocessing techniques on automatic image segmentation are investigated. Two segmentation methods are considered: segmentation by edge detection and segmentation by region detection. For both cases, preprocessing of the images resulted in reduction of the numbers of parameters (edges or regions) detected and of the number of operations required..

CAPÍTULO 1

INTRODUÇÃO

Interesse em técnicas de processamento digital de imagens remonta à década de vinte, quando imagens digitalizadas de notícias internacionais cruzaram o Atlântico entre Londres e Nova Iorque através do sistema Bartlane de transmissão de imagens por cabo submarino [1]. Entretanto, foi apenas na primeira metade da década de sessenta, com a combinação do aparecimento dos computadores digitais de alta velocidade e do programa espacial americano, que processamento digital de imagens começou a desempenhar um papel importante em aplicações científicas.

Métodos computadorizados para tratamento de imagens enviadas por uma sonda espacial tiveram início no Jet Propulsion Laboratory, California Institute of Technology, quando imagens da Lua e Marte foram processadas por computador para corrigir vários tipos de distorções inerentes à câmera de TV de bordo [2,3].

No entanto, isto é apenas um segmento do sempre crescente volume de pesquisas e aplicações na área de processamento digital de imagens. Aplicações industriais e científicas incluem: análise térmica, inspeção de peças, contagem de partículas, automação e visão de robôs, monitoramento de plantações, análise geológica, classificação de células, análise de cromossomos, diagnóstico radiológico, compressão de dados para transmissão. Exemplos de aplicações militares e de segurança são: visão noturna, mapeamento e classificação de terrenos, detecção de alvos e rastreamento, monitoramento de tráfego, identificação de pessoal, análise de impressões digitais, monitoramento e segurança de aeroportos. Na medicina, técnicas de processamento digital de imagens se fazem cada vez mais necessárias em aplicações que utilizam técnicas de rastreamento com alta resolução, como tomografia computadorizada, ressonância magnética nuclear, medicina nuclear, radiografia digital e ultrasonografia, que produzem imagens contendo vasta quantidade de informações relevantes para a análise médica.

Nos últimos vinte e cinco anos, muitas técnicas ad hoc de processamento digital de imagens foram desenvolvidas, de maneira que uma grande variedade de ferramentas é disponível para resolver problemas práticos nesta área. Mais importante ainda, nos últimos anos, esta área tem desenvolvido uma base científica.

Desenvolvimentos teóricos surgiram em paralelo com desenvolvimentos de aplicações particulares, de modo que vários livros textos [4-24] são disponíveis e provêem uma apresentação sistemática dos fundamentos teóricos de processamento digital de imagens. Além disso, vários artigos de revisão [25-50], edições especiais [51-69], periódicos especializados, têm sido publicados, dando uma visão geral da área.

A maioria destas técnicas e ferramentas matemáticas foi desenvolvida para atender a três problemas principais que formam o campo de processamento de imagens por computador [10]:

a) digitalização e codificação: conversão de imagens contínuas para a forma discreta (digitalização); compressão dos resultados com a finalidade de conservar espaço de armazenamento e/ou capacidade de canal de transmissão;

b) realce ("enhancement") e restauração: realce de características pré-especificadas e recuperação de imagens que sofreram algum processo de degradação;

c) segmentação e descrição: conversão de imagens em mapas simplificados; medições de propriedades de imagens ou de partes de imagens; classificação ou descrição de imagens em termos de componentes e propriedades.

Imagens monocromáticas podem ser representadas matematicamente por uma função $f(x,y)$, onde f é uma medida do nível de cinza ou brilho (intensidade) no ponto (x,y) . Uma imagem digital $I(m,n)$ é uma imagem que sofreu um processo de digitalização tanto das coordenadas espaciais quanto da intensidade. Digitalização das coordenadas espaciais refere-se à amostragem da imagem, enquanto que digitalização da intensidade refere-se à quantização dos níveis de cinza. Uma imagem digital é, geralmente, armazenada no computador como um arranjo bidimensional, onde cada elemento do arranjo é uma quantidade discreta que se chama elemento de imagem, pixel ou pel (os últimos abreviações do inglês "picture element").

Assim, uma imagem digital $I(m,n)$ é uma função que associa um nível de cinza L a todo e cada elemento do conjunto finito de coordenadas espaciais $m \times n$:

$$I : m \times n \longrightarrow L.$$

No decorrer deste trabalho, por motivos de simplificação, utiliza-se o termo imagem para se referir a uma imagem digital.

Restauração difere de realce pelo fato de que a primeira procura obter a imagem "real" tendo, se possível, um conhecimento a priori da degradação. Sua ênfase está em modelagem de

incrementando, assim, as chances de sucesso nas classificações [85-89].

Na procura de técnicas de realce que possam aumentar as chances de sucesso em tarefas de classificação de imagens, a primeira etapa natural deste trabalho consistiu de um levantamento bibliográfico. Sempre com o propósito determinado de instalar no Departamento de Engenharia Elétrica da UFPE um laboratório de processamento digital de imagens, esta pesquisa bibliográfica procurou, na medida do possível, abranger os vários campos da área de processamento digital de imagens. Este trabalho tem como segunda meta referenciar toda a bibliografia colecionada, durante a permanência do autor no Rogowski-Institut. O segundo passo foi um estudo dos filtros espaciais existentes na literatura, que resultou no desenvolvimento de um filtro de suavização espacial com vizinhanças seletivas. Surgiu então a necessidade de um estudo comparativo do desempenho deste filtro em relação ao de outros filtros já em uso. A última etapa consistiu na aplicação de filtros espaciais como algoritmos de pré-processamento em tarefas de segmentação e classificação de imagens.

1.2. Organização do Trabalho

Este trabalho registra a busca de técnicas de realce de imagens, para sua aplicação como algoritmos de pré-processamento, com a finalidade de incrementar resultados em tarefas de segmentação e classificação de tecidos em ultra-sonografias do coração.

O Capítulo 2 introduz a motivação do trabalho, onde se descreve a discriminação de tecidos cardíacos em ultra-sonografias, através da aplicação da análise textural. Apresenta-se uma revisão sobre texturas e técnicas de análise textural. Apresentam-se também os motivos da escolha de filtros espaciais, entre as técnicas de realce de imagens, para sua utilização nos experimentos acima mencionados.

O Capítulo 3 descreve algoritmos espaciais de suavização e detecção de bordas, fornecendo vasta literatura relativa a estas técnicas.

O Capítulo 4 apresenta o estudo comparativo de filtros espaciais, que procurou analisar a capacidade dos algoritmos nos seguintes itens: remoção de ruído com preservação de bordas, remoção de ruído impulsivo, aguçamento de bordas do tipo rampa, preservação de detalhes tênues e linhas finas, imunidade à distorção de formas e eficiência computacional. Descrevem-se os

algoritmos implementados, o "hardware" utilizado e os resultados obtidos neste experimento.

O Capítulo 5 descreve as aplicações de filtros espaciais em tarefas de segmentação e discriminação de tecidos em ecocardiografias. No experimento de caracterização de tecidos cardíacos em ultra-sonografias, foram utilizados métodos de análise textural, juntamente com o método da análise discriminante passo a passo. Os resultados apresentados deste experimento referem-se à chamada fase de aprendizagem de um sistema automático de classificação, onde se procura construir uma base de conhecimento sobre os parâmetros texturais que melhor se prestam para esta tarefa de discriminação. Apresentam-se os resultados deste experimento em forma de tabelas e diagramas que representam critérios quantitativos e qualitativos da discriminação das classes, respectivamente. O experimento de segmentação envolve o pré-processamento das imagens-teste para posterior aplicação de dois métodos de segmentação de imagens: um método baseado em detecção de bordas e um outro baseado em detecção de regiões.

Por último, o Capítulo 6 apresenta conclusões e sugestões para trabalho futuro.

CAPÍTULO 2

MOTIVAÇÃO DO TRABALHO

Este capítulo descreve um estudo a longo termo realizado no Rogowski-Institut, numa tentativa de se conseguir discriminação de tecidos em ultra-sonografias cardíacas, através da aplicação de técnicas de análise textural. Apresentam-se uma revisão de textura e os vários métodos de análise textural utilizados no experimento. Com a finalidade de incrementar os resultados da discriminação, resolveu-se aplicar técnicas de realce de imagens como algoritmos de pré-processamento. A Seção 2.4 apresenta os motivos da escolha de filtros espaciais para aplicação neste experimento, o qual é apresentado no Capítulo 5.

2.1. Textura

Classificação de imagens não é uma tarefa trivial. A dificuldade em categorizar a informação contida numa imagem consiste em definir um conjunto de características que descreva esta informação. Dado este conjunto de características medidas para uma dada imagem (ou parte dela), podem-se aplicar técnicas de reconhecimento de padrões para decidir a que classe a imagem (ou parte dela) pertence.

Características de uma imagem podem ser classificadas em naturais, no sentido de que são definidas pela aparência visual da imagem (interpretação humana), e artificiais, que resultam de manipulações ou medições específicas da imagem. Características naturais incluem a intensidade de brilho de uma região de pixels (tom), contornos dos objetos (contexto) e regiões texturais (textura). Histogramas de amplitudes e espectros de frequência são exemplos de características artificiais. Essas três características naturais (tom, contexto e textura) estão sempre presentes numa imagem, embora possa ocorrer que uma característica se sobressaia com relação à outra. Haralick et alii [90-92] sugeriram que tom e textura não são conceitos independentes, mas, sim, que possuem uma relação intrínseca muito parecida com a relação entre partícula e onda.

Textura é uma propriedade nata da superfície de um objeto. Intuitivamente, textura caracteriza-se pela distribuição aleatória ou determinística de uma primitiva textural. Idealmente, pode ser vista como o arranjo repetitivo de um padrão

unitário numa área dada. Qualquer escolha do padrão unitário e de regras para seu arranjo determinam uma textura distinta. Qualitativamente falando, textura de imagens pode ser avaliada como tendo uma ou mais das seguintes propriedades: fineza, grossura, suavidade, granulação, aleatoriedade, padrões de linhas, irregularidades, etc. (vide trabalhos de Rosenfeld e seus colaboradores [93-96]).

À medida que a área de processamento digital de imagens foi crescendo, reconheceu-se que a pesquisa, em geral, poderia ser mais bem entendida se baseada numa compreensão do sistema visual humano [97-101]. No campo da psicologia também se desenvolveu considerável trabalho relacionado à percepção humana de texturas [102-117]. Julesz e seus colaboradores [102,106,112,115] mostraram que a percepção visual humana se orienta em primeira linha em ordenações espaciais, como linhas, aglomerações, padrões, etc.. Não podendo, assim, distinguir campos de texturas que difiram apenas em parâmetros estatísticos de terceira ordem ou maior. Provavelmente, devem existir também parâmetros estatísticos que possibilitem a diferenciação de diversos tipos de tecidos biológicos, quando estes tecidos são apresentados em forma digitalizada.

O problema de classificação automática de textura tem sido estudado ao longo dos anos e vários métodos têm sido propostos. Alguns autores têm-se preocupado em revisar estes métodos e trabalhos iniciais nesta direção foram feitos por Levine [25] e Hall et alii [118], que são revisões de técnicas de extração de características, o último relativo a imagens radiográficas. Dois excelentes artigos de revisão em classificação de texturas foram apresentados por Haralick [119] e Pressman et alii [120], este último voltado para imagens biomédicas. Estudos comparativos de métodos foram apresentados por Weszka et alii [121] e Connors e Harlow [122]. Entre as primeiras aplicações que foram investigadas, encontram-se a análise automática de terrenos [121,123] e a análise automática de doenças pulmonares [85-89].

Classificação textural de imagens pode ser dividida em duas categorias principais: estatística e estrutural. Nos métodos estatísticos [124-141], são gerados parâmetros que caracterizam a distribuição espacial dos níveis de cinza da imagem. Por outro lado, nos métodos estruturais [142-150], as cenas visuais são analisadas em termos da organização e relacionamento entre suas sub-estruturas.

2.2. Análise Textural na Cardiologia

Tentativas de caracterização de tecido cardíaco foram apresentadas por diversos investigadores com base em análise de sinais e análise de imagens. No caso da análise de sinais, medições da atenuação do sinal unidimensional de ultra-som foram usadas, resultando numa mudança do coeficiente de atenuação entre miocárdio infartado e normal [151]. Histogramas da amplitude do eco, obtidos a partir de varreduras do tipo A, são deslocados e largos em miocárdio lesado [152]. Análise de imagens tem sido feita numa tentativa de descrever ecocardiografias bidimensionais (daqui por diante, o termo ecocardiografia será utilizado referindo-se a ecocardiografia bidimensional) [153,154]. Aparelhos de varredura de setores ("sector scanners") visualizam reflexões vindas das interfaces com impedâncias acústicas diferentes em cada lado, resultando, assim, numa assinatura ultra-sônica característica que varia com o estado do tecido.

Imagens biomédicas fornecem informações importantes sobre as características do órgão em exame, não apenas através de suas estruturas geométricas e morfológicas globais, como também de propriedades locais dos níveis de cinza. A quantificação destas propriedades pode ser conseguida através de parâmetros texturais [153,154]. A análise textural fornece valores que descrevem a distribuição espacial dos níveis de cinza com relação a sua regularidade e dependência recíproca na imagem [155-168].

Devido às qualidades físicas do ultra-som, ecocardiografias contêm, além de grandezas morfológicas, informações indiretas sobre parâmetros anatômicos e acústicos do órgão examinado. Anomalias orgânicas (funcionais e dos tecidos) são frequentemente reconhecidas através de desvios mais ou menos fortes nestes parâmetros. Ameling e seus colaboradores [84,169-171] procuraram, com a ajuda da análise textural, obter estas informações contidas em imagens de ultra-sonografias do coração. Segue-se a descrição destes trabalhos, que procuraram conseguir, através da análise de dados registrados, uma evidência sobre a dependência entre a informação contida na imagem e parâmetros anatômicos e funcionais.

2.3. Análise Textural Desenvolvida no Rogowski-Institut

Numa primeira etapa, aplicou-se análise textural com base em histogramas de amplitudes, através de uma janela móvel, em imagens isoladas. Na janela móvel acontecia a parametrização da textura através da determinação de certos parâmetros estatísticos e também da comparação de distribuições de certas qualidades da

imagem com distribuições padrões por meio de métodos de correlação e do teste do chi-quadrado [169-170]. Numa segunda etapa, aplicou-se análise textural a um arquivo de ecocardiografias compostas da mesma vista apical de duas câmaras (ventrículo) de vários pacientes. Ecocardiografias tomadas destes objetos (vistas apicais de duas câmaras) em diferentes épocas formam a base de dados com 30 imagens independentes [170]. Numa terceira etapa, utilizou-se o método da diferença de texturas, onde o coração é visto como um órgão que varia com o tempo. Aqui, avalia-se o coração com base em mudanças nas características das texturas. Para a classificação, utilizam-se não mais parâmetros absolutos de textura, mas, sim, mudanças destes parâmetros que acontecem em diferentes fases do ciclo cardíaco. A base de dados consistiu de 10 pares de imagens diastólicas e sistólicas da mesma vista apical de duas câmaras de paciente com trombo [84]. Por último, resolveu-se verificar o efeito causado pelo pré-processamento desse arquivo de 20 ecocardiografias com técnicas de realce de imagens, antes de se aplicar o método de diferença de texturas [171].

Na análise de texturas em ecocardiografias, conseguiram-se resultados promissores com o uso de parâmetros texturais retirados de histogramas de amplitudes, distribuições de diferenças de níveis de cinza e distribuições da dependência espacial dos níveis de cinza.

O histograma de amplitudes reflete a estatística dos níveis de cinza dentro da janela de imagem. Como parâmetros, foram utilizados o momento central, energia, dinâmica e valores limites do histograma, como o menor, maior e mais frequente valores de cinza [14]. O histograma mostrou-se de grande importância no caso da diferença de texturas por realçar oscilações de intensidade devidas às mudanças na absorção do órgão examinado quando contraído ou não.

A distribuição de diferenças de níveis de cinza fornece à análise de textura um dos mais simples modos de se obterem parâmetros estatísticos de segunda ordem. Essa distribuição representa a distribuição das diferenças de intensidade entre pixels vizinhos a uma dada distância. Parâmetros calculados desta distribuição foram: momentos central e inverso, contraste, energia e entropia [121].

A distribuição da dependência espacial, uma distribuição bidimensional, dá a frequência com a qual dois valores de intensidades se acham a uma dada distância entre si. Parâmetros calculados foram: o segundo momento angular, momento inverso,

contraste, energia e medidas da informação [126]. Entretanto, o cálculo destes parâmetros resulta num esforço computacional enorme, quando a resolução de intensidade da imagem é grande o suficiente, de maneira que se recomenda o uso dos parâmetros anteriores, quando possível.

O modelo matemático utilizado para a análise de textura com parâmetros absolutos consiste de um espaço de características C formado por planos n -dimensionais de características $c(w)$ obtidas de uma janela de imagem w . As n componentes de um plano de características resultam de n parâmetros de textura f_1 de uma determinada janela w . No caso do método da diferença de texturas, o espaço de características C resulta da diferença dos planos de características $c(w_d)$ e $c(w_s)$ obtidos no mesmo local de janelas diastólicas, w_d , e janelas sistólicas, w_s , vizinhas no tempo.

Parâmetros absolutos:

$$C = \{ c(w) / w \in W \}$$

$$c(w) = \{ f_1(w), f_2(w), \dots, f_n(w) \}$$

C : espaço de características

W : quantidade de janelas de imagem

$c(w)$: plano de características da janela w

$f_1(w)$: parâmetros de textura da janela w

Parâmetros relativos:

$$C = \{ c(w_d) - c(w_s) / w_d \in W_d, w_s \in W_s \}$$

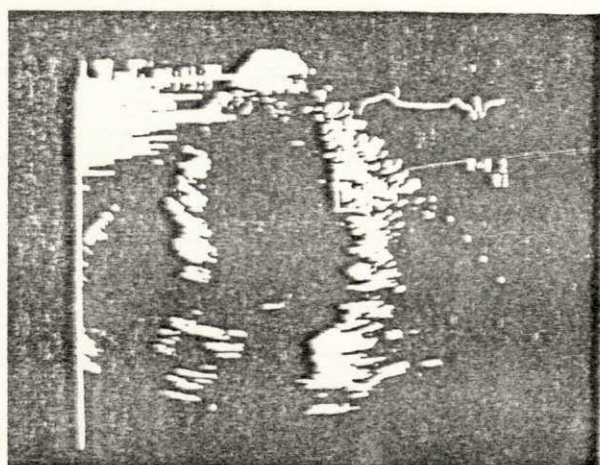
W_d : quantidade de janelas de imagens diastólicas

W_s : quantidade de janelas de imagens sistólicas.

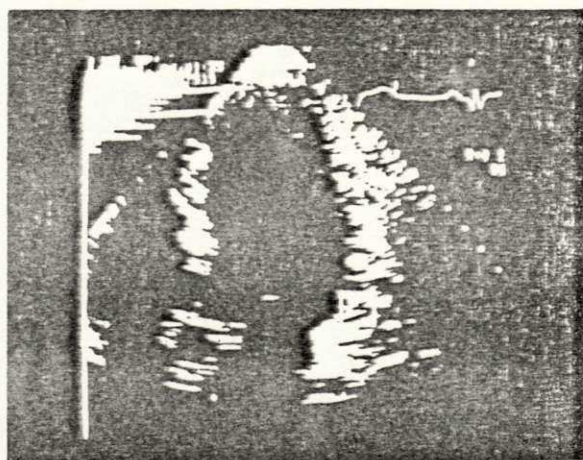
2.3.1. Método do Histograma de Amplitudes

Uma análise de histogramas de intensidades dos níveis de cinza dentro de uma janela mostrou diferenças regionais. Em imagens isoladas e escolhidas, conseguiu-se, através da comparação de histogramas, com ajuda de métodos de correlação e um teste do chi-quadrado modificado, uma certa discriminação entre regiões normais e infartadas [170]. A Figura 1 mostra a aplicação destas técnicas numa ecocardiografia com infarto posterior do miocárdio: a) ecocardiografia com superposição do histograma dos ecos dentro da janela localizada em região infartada; b) idem para ecos dentro da janela localizada em região sadia; c) representação tridimensional das amplitudes da ecocardiografia; e d) ecocardiografia com superposição do resultado da aplicação do teste do chi-quadrado modificado (vide área hachurada). Observe-se que o

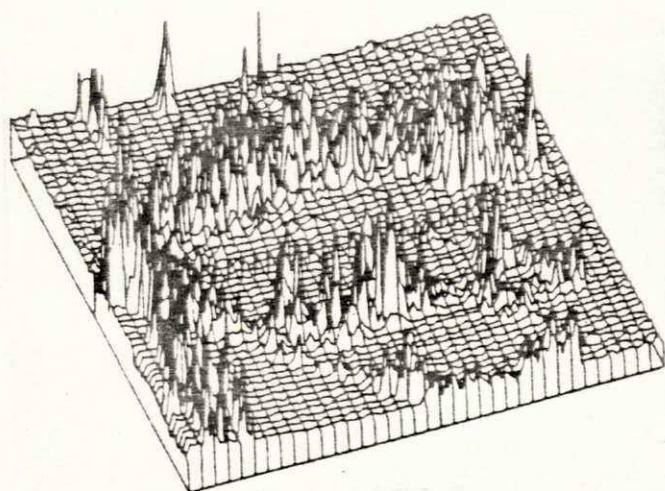
algoritmo reconheceu parte da área sadia (parte inferior) como sendo doente.



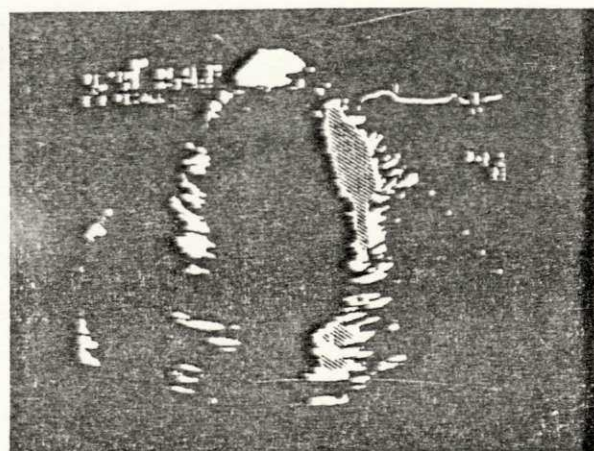
(a)



(b)



(c)



(d)

Figura 1. Análise de texturas em ecocardiografias por histogramas de amplitudes.

2.3.2. Método da Distribuição da Dependência Espacial

Na análise de ecocardiografias de um grande número de pacientes, foram empregados os parâmetros da distribuição da dependência espacial dos níveis de cinza. Para tal, utilizaram-se janelas centradas nas regiões de interesse em locais aproximadamente iguais nas ecocardiografias. Constatou-se boa qualidade de discriminação nos parâmetros de medidas da informação da correlação [170]. A Figura 2 apresenta os resultados obtidos das medições do parâmetro de medida da informação I realizadas em

regiões de miocárdio sadio e infartado do arquivo com 30 ecocardiografias. Na parte inferior da figura, encontram-se os valores de duas séries de medições executadas: à esquerda, a série de medições em regiões sadias e à direita, a série de regiões infartadas. Na parte superior da figura estão as respectivas distribuições das duas séries de medições.

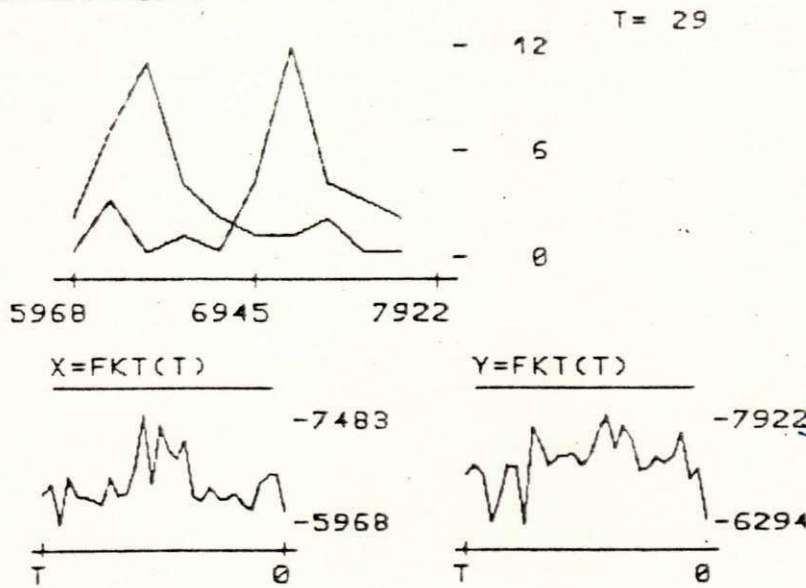


Figura 2. Duas séries de medições do parâmetro medida da informação I e suas respectivas distribuições.

2.3.3. Método da Diferença de Texturas

Uma análise quantitativa de ecocardiografias sofrerá influências, não apenas de particularidades anatômicas dos pacientes, como também das condições técnicas de medição [154]. Parâmetros, como a localização do órgão (ou parte dele) no campo de ultra-som do transdutor, calibração e amplificação do aparelho, que dependem do tempo, e dependência da característica de reflexão do músculo do coração com relação ao ciclo cardíaco, geram nas características texturais uma variação maior que a gerada por parâmetros inerentes ao tecido, como, por exemplo, os parâmetros acústicos. Como consequência, não é possível conseguir-se uma classificação automática utilizando características texturais absolutas, sem que as condições técnicas estejam muito bem controladas. Sem contar que as condições de aquisição variam de paciente para paciente. Uma maneira praticável de se contornar estas influências encontra-se no método da diferença de texturas [84], onde se procuram medir variações da textura no

ciclo cardíaco como uma função da situação do músculo cardíaco. Esta idéia baseia-se na hipótese de que, em regiões patológicas, devido a uma redução da sua contratilidade, as variações texturais são diferentes daquelas em regiões normais de boa contratilidade. Espera-se, com a construção das diferenças de texturas, eliminar influências de natureza técnica.

Para contornar dependências dos parâmetros texturais com relação à posição da janela na ecocardiografia e ao ciclo cardíaco, procurou-se utilizar o método da diferença de texturas com um arquivo de 10 pares de ecocardiografias diastólicas e sistólicas [84]. Este método mede não mais a textura absoluta com suas oscilações quase inevitáveis, mas, sim, avalia as mudanças da textura cardíaca entre a diástole e a sístole como uma função do trabalho do músculo do coração. Regiões de miocárdio sadio apresentam, na ecocardiografia, grandes diferenças de textura devido a sua forte contração, ao contrário do que acontece com regiões de fraca ou nenhuma contração (por exemplo, trombo, infarto).

Foram executadas duas séries de 40 medições cada em regiões com trombo e miocárdio sadio para serem utilizadas com o método da diferença de texturas. A Figura 3 mostra as faixas de variações dos parâmetros de diferenças texturais usados neste experimento. Devido à superposição de faixas, tornou-se difícil de se conseguir uma classificação empregando parâmetros isolados. A utilização de vários parâmetros levou a uma melhora sensível da discriminação.

Seguem-se os nomes dos parâmetros de textura utilizados que melhor se destacaram no processo de discriminação e que pertencem à série de medições mostradas na Figura 3.

- 14 DNC, momento diferencial inverso
- 4 HA, nível de cinza mínimo
- 3 HA, nível de cinza máximo
- 2 HA, nível de cinza médio
- 12 DNC, entropia
- 18 DNC, valor médio
- 6 HA, desvio padrão
- 16 DNC, segundo momento angular
- 9 HA, excesso
- 10 DNC, contraste

onde DNC = distribuição de diferenças de níveis de cinza e HA = histograma de amplitude.

A utilização isolada do parâmetro 14 (DNC - momento diferen-

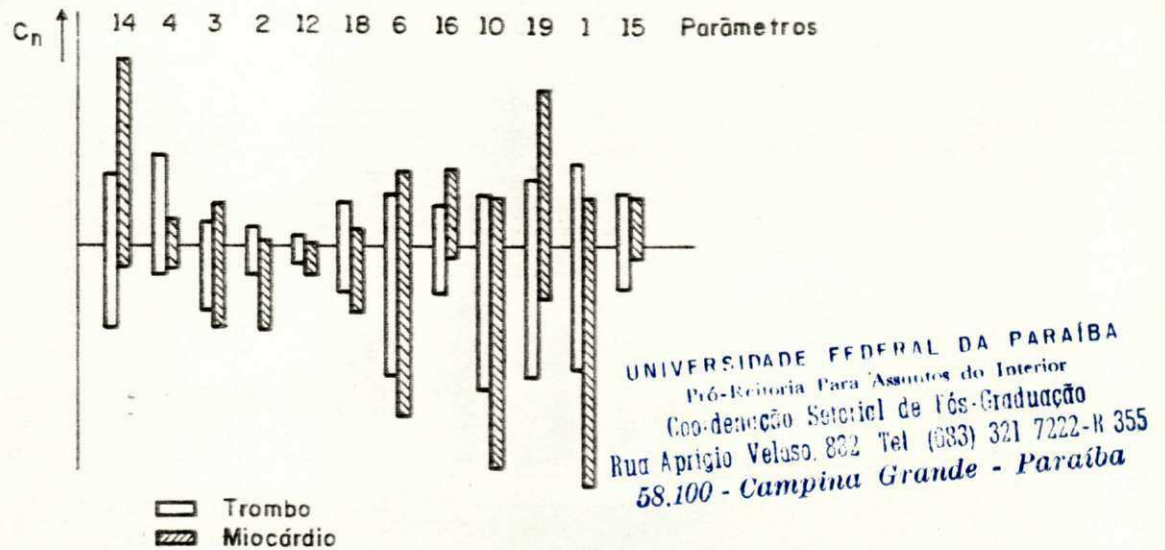


Figura 3. Faixas de variações dos parâmetros de diferenças texturais.

cial inverso) levou a uma diferenciação entre trombo e miocárdio sadio com uma taxa de classificação de 72%. Com a inclusão de outros parâmetros, essa taxa aumentou, inicialmente rapidamente e depois lentamente monotônica, e chegou a alcançar uma taxa de 95% com o uso de 19 parâmetros [84].

Devido ao fato de não se ter conseguido 100% de taxa de classificação no experimento anterior, resolveu-se, então, examinar o efeito que causaria no resultado da classificação o pré-processamento do arquivo de ecocardiografias com técnicas de realce de imagens [171]. Segue-se uma explanação dos motivos que levaram à escolha de filtros espaciais, entre as técnicas de realce, para sua utilização neste novo experimento, que se encontra descrito no Capítulo 5.

2.4. Técnicas de Realce

Pode-se dizer que existem duas maneiras distintas de se processar uma imagem. Uma maneira consiste de uma forma de transformação, na qual os resultados aparecem como uma nova imagem que difere da original de algum modo. A outra envolve um resultado que não é uma imagem, mas que pode tomar a forma de uma decisão, uma parametrização ou uma classificação. Técnicas de realce estão enquadradas na primeira maneira, acima mencionada, de se processar uma imagem. São empregadas para limpar ruído, salientar contornos de objetos e realçar alguma propriedade específica.

tral para fora [177,178]. Como estas máscaras não consideram mudanças no conteúdo, enquanto suavizam a imagem, também nublam ("blur") a agudeza ("sharpness") dos contornos dos objetos.

Para contornar este problema, outras máscaras utilizam coeficientes de pesos variáveis. Uma aproximação básica tem sido a aplicação da média ("averaging") com pesos variáveis para a vizinhança por Rosenfeld e seus colaboradores [179-183]. Em seus trabalhos, vários tipos de pesos foram usados: média com os K vizinhos, cujos níveis de cinza são os mais próximos daquele do pixel em processamento; média com pesos especiais para bordas e linhas; média com pesos, onde o peso dado a um pixel exprime uma confiança de que este pixel pertence à mesma região do pixel processado; média com os cinco vizinhos consecutivos numa janela 3×3 ; média com pesos, onde o peso dado a um vizinho depende de quão próximo é seu nível de cinza do nível de cinza do ponto central; média com vizinhos que satisfazem a certos requisitos relacionados com o histograma da janela; e média utilizando métodos de rotulação ("labeling") probabilística.

O algoritmo conhecido como "box-filtering" [184] restringe o cálculo do valor médio apenas aos pixels vizinhos, dentro de uma faixa fixa de intensidade. Lee [185-187] usou médias e variâncias locais para gerar pesos para o cálculo do valor médio da máscara. Uma extensão deste trabalho é o filtro sigma [188,189] que é motivado pela probabilidade sigma da distribuição gaussiana. Esse filtro suaviza a imagem utilizando a média com apenas aqueles pixels vizinhos, cujas intensidades estão dentro da faixa sigma do pixel central.

Prewitt [175] e Graham [177] sugeriram substituir um pixel pelo valor médio de seus vizinhos se a diferença absoluta entre o pixel e a média for menor do que um certo valor limite. Wang et alii [190] utilizaram uma máscara 3×3 na qual os coeficientes de pesos são o inverso do gradiente entre o pixel central e seus vizinhos.

Filtros da ordem ("rank") [191], operando em imagens, associam ao ponto central de uma janela consistindo de M pixels o k -ésimo valor dos níveis de cinza dos elementos da janela organizados pela ordem crescente de seus valores. Casos especiais dos filtros da ordem são os filtros min e max ($K = 1$ e $K = M$, respectivamente) [192] e o bem conhecido filtro da mediana $\{K = (M+1) / 2\}$ [14,193-195]. Lester et alii [196] utilizaram uma transformada de aguçamento extremo ("extremum sharpening") em conjunto com o filtro da mediana em imagens biomédicas.

Um procedimento para suavização com pesos, baseado em

critérios subjetivos, foi sugerido por Anderson e Netravali [197]. Os coeficientes de pesos são encontrados através da otimização de uma função objetiva que maximiza a supressão de ruído e minimiza o efeito de nublur a imagem. Uma simplificação deste método foi introduzida por Trussel [198], que leva em consideração o fato de o olho humano tolerar melhor o ruído em áreas onde o sinal é de grande atividade. Assim, em seu procedimento, Trussel suaviza a imagem apenas em áreas de baixa atividade. Chanda et alii [73] procuraram incorporar, em seu trabalho, uma componente que considera a resposta logaritmica do sistema visual humano. Os resultados apresentados mostram que a inclusão desta característica em técnicas de realce incrementa a visualização por parte do observador humano.

Boa parte destas máscaras requer algumas constantes pré-especificadas, que são obtidas por tentativa e erro, ou por um conhecimento a priori. Uma outra classe de máscaras usa o princípio de vizinhanças seletivas. Tomita e Tsuji [199] propuseram um método de suavização que associa a cada ponto da imagem o nível de cinza médio da vizinhança mais homogênea entre cinco vizinhanças retangulares. Refinamentos e extensões desta suavização por homogeneidade máxima foram realizados por Nagao e Matsuyama [200], através do uso de máscaras rotativas em forma de barra. Este método utiliza como índice de homogeneidade para a escolha da vizinhança a variância dos níveis de cinza naquela vizinhança. Entretanto, esta aproximação requer um grande esforço computacional. Araújo [201,202] apresentou um método computacionalmente econômico que utiliza nove máscaras 3x3 superpostas numa janela 5x5. O índice de homogeneidade utilizado é a soma das diferenças absolutas entre o nível de cinza do pixel central da janela e os níveis de cinza dos pixels pertencentes a cada máscara.

As técnicas acima mencionadas baseiam-se num modelo constante por partes. As imagens filtradas tenderão, após várias iterações, para alguma aproximação constante por partes da imagem ideal. Haralick e Watson [219] sugeriram um modelo para a imagem ideal, no qual esta é representada por uma superfície polinomial linear por partes. Suavização baseada neste modelo de imagem pode preservar informações que contêm inclinações.

Outras técnicas não enquadradas nas filosofias acima mencionadas são apresentadas a seguir: aplicação da teoria de conjuntos nebulosos ("fuzzy sets") a realce de imagens foi sugerida por Pal e King [203]. Ranade e Shneier [204] aplicaram técnicas de realce a imagens codificadas em estrutura de árvores quaternárias ("quadrees"). Hurt e Rosenfeld [205] aplicaram técnicas bidi-

mensionais de suavização em imagens tridimensionais. Técnicas para remoção de ruído do tipo impulso foram apresentadas por Kundu et alii [206]. Mohwinkel e Kurz [207] apresentaram realce de imagens por meio de operações localizadas. Em [208], Woods e Gonzales descrevem técnicas de realce para aplicações em tempo real.

UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
Pró-Reitoria Para Assuntos do Interior
Coordenação Setorial de Pós-Graduação
Rua Aprígio Veloso, 832 Tel. (333) 321 7222-R 355
58.100 - Campina Grande - Paraíba

3.2. Detecção de Bordas.

Bordas são características primitivas de uma imagem que são largamente utilizadas em sistemas de classificação e análise de imagens. Uma borda, também chamada de "edgel" (da expressão inglesa "edge element"), é definida por Pratt [14] como sendo uma mudança ou descontinuidade local na luminosidade de uma imagem. Esta é a chamada borda de luminosidade ("luminance edge"), existindo ainda a borda de textura ("texture edge"), descontinuidade em regiões com textura, e a borda de cores ("tristimulus or color edge"), descontinuidade em imagens coloridas. As referências abaixo mencionadas trabalham, em sua maioria, com bordas de luminosidade, ou simplesmente bordas.

Numa classificação básica [14], os detetores de bordas podem ser divididos em:

- a) métodos de realce/limiar ("enhancement/thresholding");
- b) métodos de adaptação de bordas ("edge fitting").

Por sua vez, o grupo (a) pode ser subdividido em:

- 1) operadores diferenciais;
- 2) operadores direcionais.

Nos métodos de realce/limiar, a imagem $I(m,n)$ é processada espacialmente por um conjunto de operadores ou máscaras $M_K(m,n)$ que produzem um conjunto de funções gradientes

$$G_K(m,n) = I(m,n) * M_K(m,n)$$

onde $*$ denota convolução espacial. Um arranjo de bordas realçadas $A(m,n)$ é obtido a partir de uma combinação linear ou não linear das funções gradientes. Aproximações típicas destas combinações incluem a magnitude, a soma absoluta e o valor máximo. Uma decisão da existência da borda é tomada com base na amplitude de $A(m,n)$ com relação a um limiar (t). Se

$$A(m,n) > t$$

assume-se a presença de uma borda; caso contrário, assume-se a ausência de bordas. Geralmente, esta decisão é armazenada num mapa binário de bordas $E(m,n)$, onde o valor 1 indica uma borda e

o valor 0, ausência de bordas.

Os operadores diferenciais executam diferenciação discreta da imagem para produzir o campo de gradiente. Em geral, as técnicas estão limitadas a processamento com janelas 2x2 ou 3x3. Roberts [14] introduziu uma operação de diferenças cruzadas como aproximação de um método de diferenciação bidimensional para detetar bordas:

$$G_R(m,n) = \{[I(m,n) - I(m+1,n+1)]^2 + [I(m,n+1) - I(m+1,n)]^2\}^{1/2}$$

Outras aproximações para este gradiente são a soma das diferenças absolutas:

$$G_A(m,n) = |I(m,n) - I(m+1,n+1)| + |I(m,n+1) - I(m+1,n)|$$

ou o máximo das diferenças absolutas:

$$G_M(m,n) = \max(|I(m,n) - I(m+1,n+1)|, |I(m,n+1) - I(m+1,n)|).$$

O operador de Roberts também pode ser visto como as duas máscaras 2x2 apresentadas na Figura 4.

$$M = \begin{matrix} 1 & 0 \\ 1 & 0 & -1 \end{matrix} \quad M = \begin{matrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{matrix}$$

Figura 4. Máscaras que representam o operador de Roberts.

Sobel [6] e Prewitt [175] sugeriram operadores 3x3 que podem ser vistos como a combinação de duas máscaras de gradiente, uma para a direção norte e outra para a direção leste (Fig. 5).

SOBEL	PREWITT
$M_x =$	$M_x =$
1 2 1	1 1 1
0 0 0	0 0 0
-1 -2 -1	-1 -1 -1
$M_y =$	$M_y =$
1 0 -1	1 0 -1
2 0 -2	1 0 -1
1 0 -1	1 0 -1

Figura 5. Máscaras dos operadores de Sobel e Prewitt.

Estas máscaras aproximam as derivadas parciais para deteção de bordas nas direções ortogonais x e y. O gradiente da imagem é obtido tomando-se a magnitude da saída das duas máscaras ortogo-

nais. A direção da borda pode ser obtida através de uma operação tangente inversa das saídas das duas máscaras. Obtém-se uma imagem do tipo gradiente analógico quando as magnitudes do gradiente são mostradas como níveis de cinza. Um mapa binário de bordas é obtido através da aplicação de um limiar à imagem gradiente.

O operador laplaciano pode ser empregado quando não existe preferência de orientação na imagem. Várias aproximações para o laplaciano podem ser utilizadas [14] (Fig. 6).

$$M_L = \begin{matrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{matrix} \quad M_L = \begin{matrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{matrix} \quad M_L = \begin{matrix} 1 & -2 & 1 \\ -2 & 4 & -2 \\ 1 & -2 & 1 \end{matrix}$$

Figura 6. Operadores laplacianos.

UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
Pró-Reitoria Para Assuntos do Interior
Coordenação Setorial de Pós-Graduação
Rua Aprígio Veloso, 882 Tel (033) 321 7222-R 355
58.100 - Campina Grande - Paraíba

Os operadores direcionais são um conjunto de máscaras representando aproximações discretas de bordas ideais em várias direções. Estes operadores incluem as máscaras direcionais ("compass") introduzidas por Prewitt [175], Kirsch [209], e as máscaras simples de três níveis e cinco níveis de Robinson [210]. A Figura 7 mostra estas máscaras com suas respectivas direções cardiais.

Cada um destes métodos aplica oito máscaras em cada vizinhança. A magnitude do gradiente é obtida a partir da resposta mais forte entre as oito máscaras e a direção é dada pela orientação da máscara com resposta mais forte. Na Figura 8, a direção cardinal indica a direção da resposta máxima, por exemplo, as máscaras na direção Norte produzem uma resposta máxima para mudanças verticais na luminosidade, isto é, para bordas horizontais. Os números 0,1,...,7 relacionam-se com as direções das bordas correspondentes às direções cardiais, como mostrado na Figura 8.

Métodos de adaptação de bordas envolvem a adaptação da réplica de uma borda ideal, uma função rampa ou impulso bidimensional, em determinadas regiões da imagem. Se a adaptação é suficientemente forte num dado local da imagem, assume-se a existência de uma borda com os mesmos parâmetros do modelo ideal para uma borda.

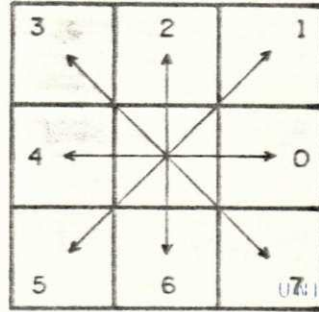
Hueckel [211,212] desenvolveu um operador local que trabalha com regiões em forma de disco (uma aproximação discreta do disco contém 69 pixels). Uma função derivada dos níveis de cinza de

uma destas áreas circulares é adaptada a um membro de um conjunto de bordas ideais, cujo erro gaussiano de aproximação com a função é mínimo. O erro mínimo e a melhor borda são determinados através da expansão da função em termos de um conjunto completo de funções bases por meio de séries de Fourier. Simplificações do operador de Hueckel foram apresentadas por Nevatia [213] e Abramatic [214].

Direç. Borda	Direç. Grad.	Másc. Prewitt	Másc. Kirsch	Másc. 3-Niveis	Másc. 5-Niveis
0	Norte	1 1 1	5 5 5	1 1 1	1 2 1
		1 -2 1	-3 0 -3	0 0 0	0 0 0
		-1 -1 -1	-3 -3 -3	-1 -1 -1	-1 -2 -1
1	Noroeste	1 1 1	5 5 -3	1 1 0	2 1 0
		1 -2 -1	5 0 -3	1 0 -1	1 0 -1
		1 -1 -1	-3 -3 -3	0 -1 -1	0 -1 -2
2	Oeste	1 1 -1	5 -3 -3	1 0 -1	1 0 -1
		1 -2 -1	5 0 -3	1 0 -1	2 0 -2
		1 1 -1	5 -3 -3	1 0 -1	1 0 -1
3	Sudoeste	1 -1 -1	-3 -3 -3	0 -1 -1	0 -1 -2
		1 -2 -1	5 0 -3	1 0 -1	1 0 -1
		1 1 1	5 5 -3	1 1 0	2 1 0
4	Sul	-1 -1 -1	-3 -3 -3	-1 -1 -1	-1 -2 -1
		1 -2 1	-3 0 -3	0 0 0	0 0 0
		1 1 1	5 5 5	1 1 1	1 2 1
5	Sudeste	-1 -1 1	-3 -3 -3	-1 -1 0	-2 -1 0
		-1 -2 1	-3 0 5	-1 0 1	-1 0 1
		1 1 1	-3 5 5	0 1 1	0 1 2
6	Leste	-1 1 1	-3 -3 5	-1 0 5	-1 0 1
		-1 -2 1	-3 0 5	-1 0 1	-2 0 2
		-1 1 1	-3 -3 5	-1 0 1	-1 0 1
7	Nordeste	1 1 1	-3 5 5	0 1 1	0 1 2
		-1 -2 1	-3 0 5	-1 0 1	-1 0 1
		-1 -1 1	-3 -3 -3	-1 -1 0	-2 -1 0

Figura 7. Máscaras direcionais.

Outros autores também apresentaram métodos de adaptação de bordas. Hummel [215] discutiu a idéia geral de adaptação.



UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
 Pró-Reitoria Para Assuntos do Interior
 Coe de Apoio Material de Pós-Graduação
 Rua Aprígio Veloso, 882 - Tel. (083) 321-7222-R 355
 58.100 - Campina Grande - Paraíba

Figura 8. Direções das bordas.

Morgenthaler [216] introduziu um operador híbrido que é uma extensão do operador de Hummel. Shipman et alii [217] sugeriram um método adaptativo para detecção de bordas difusas. Haralick [218-221] apresentou uma série de trabalhos com operadores adaptativos que se baseiam num modelo de facetas para imagens.

Alguns autores abordaram o problema de detecção de bordas estatisticamente. Nestes procedimentos, modelos estatísticos para o objeto, o fundo e o ruído são usados em conjunto com um esquema estimativo para realçar as bordas ou detectar os contornos dos objetos (vide trabalhos de Habibi [222], Smith e Davis [223], Yakimowsky [224], Mascarenhas e Prado [225], e de Souza [226]).

Rosenfeld e seus colaboradores [227-234] apresentaram uma série de trabalhos que utilizam métodos para detecção de bordas capazes de incorporar propriedades texturais. Nestes métodos, um operador local, sensível a algumas propriedades, como orientação, grossura ("coarseness") ou fineza ("finess") da textura, é aplicado em pontos variados da imagem. Descontinuidades espaciais na saída de um dado operador são assumidas como sendo as bordas das texturas. Vários operadores locais com diferentes critérios para detecção das bordas foram investigados. (Vide também trabalhos de Thompson [235], Davis e Mitiche [236,237], e comentários de Argyle [238] e Macleod [239]).

Vários autores se preocuparam em desenvolver métodos para afinar ("thinning") as bordas obtidas na operação de detecção. Rosenfeld, e colaboradores [240-242] sugeriram afinamento das bordas por um método de supressão de não-máximo, enquanto que Eberlein [243] apresentou um método de remoção dos não-máximos através de sua absorção, em vez de supressão direta. Robinson [210] introduziu um teste de conectividade. Kasvand [244] utilizou iterações para realçar as bordas. Como literatura adicional neste tópico, vide trabalhos de Ramer [245], Nevatia [246], Pavlidis [247], Perkins [248], Nevatia e Babu [249],

Ikonomopoulos [250], Favre e Keller [251], e Gil et alii [252].

3.3. Conclusão

Um grande número de métodos para suavização e detecção de bordas de imagens tem sido apresentado na literatura. É natural que vários autores tenham procurado escrever revisões e desenvolvido estudos comparativos do desempenho destes métodos. Para um maior interesse por técnicas de suavização, sugerem-se as referências [10,13,14,174], sobre estudos de revisão, e os trabalhos de Chin e Yeh [173], Scher et alii [181], Lee [188], Wang et alii [190], e Araújo [201], sobre estudos comparativos. Na área de detecção de bordas, revisões foram apresentadas por Davis [253], Pratt [23], e Rosenfeld e Kak [10], enquanto que, estudos comparativos, envolvendo julgamento visual e vários tipos de medições quantitativas, foram apresentados por Fram e Deutsch [254], Wechseler e Kidode [255], Deutsch e Fram [256], Abdou e Pratt [257], Shaw [258], Haralick [218], Kitchen e Rosenfeld [259], Jacobus e Chien [260], e Peli e Malah [261].

UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
Pró-Reitoria Para Assuntos do Interior
Coordenação Setorial de Pós-Graduação
Rua Aprígio Veloso, 882 - Tel (083) 321-7222-R 355
58.100 - Campina Grande - Paraíba

CAPÍTULO 4

COMPARAÇÃO DE MÉTODOS DE FILTRAGEM ESPACIAL

Como visto no capítulo anterior, uma grande quantidade de técnicas de suavização tem sido proposta. Boa parte destas técnicas tem sido implementada e resultados de testes têm sido divulgados. Obviamente, comparar todos os algoritmos propostos na literatura é uma tarefa difícil porque um algoritmo pode ser eficaz para uma classe de imagens e ineficaz para outras. Este estudo compara o desempenho do método de suavização espacial desenvolvido pelo autor [201,202], denominado suavização com vizinhança selecionada por soma de diferenças absolutas, com relação a métodos que, por suas características de suavização com preservação de bordas, se destacaram em estudos comparativos já publicados [181,188,190,201].

4.1. Filtros Implementados

São os seguintes os procedimentos de suavização implementados para o estudo aqui proposto e suas respectivas abreviações que se farão presentes em tabelas, figuras, etc.:

- | | |
|---|-----------|
| a) Filtro da média sem peso (3x3) | - MEDIA |
| b) Filtros da ordem (5x5) | - RANK |
| c) Filtro da mediana (3x3) | - MEDIANA |
| d) Filtro min-max (3x3) | - MINMAX |
| e) Filtro da média com os K vizinhos mais próximos (3x3) | - MKVP |
| f) Suavização controlada por gradiente (3x3) | - SCG |
| g) Suavização com vizinhança selecionada por variância (5x5) | - SVSV |
| h) Suavização com vizinhança selecionada por soma de diferenças absolutas (5x5) | - SSSA |
| i) Suavização com vizinhança selecionada pela média de diferenças absolutas (5x5) | - SMDA |
| j) Suavização baseada no modelo de facetas (5x5) | - FACET |
| k) Transformação por aguçamento extremo (3x3) | - TAEX |
| l) Filtro Sigma | - SIGMA |

4.1.1. Filtro da Média

Este é um procedimento linear e direto de suavização

espacial para imagens, que utiliza uma máscara onde os pesos são iguais a 1 [10,13,14]. Esta máscara (Fig. 9) é normalizada para a unidade, para evitar que o processo de suavização introduza uma polarização de intensidade na imagem processada.

$$M = \frac{1}{9} \begin{matrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{matrix}$$

Figura 9. Máscara utilizada pelo filtro da média (3x3).

Se o ruído numa imagem aparece como erro aditivo, aleatório e decorrelacionado, então os pixels afetados podem ser substituídos por uma média local para reduzir variações nos níveis de cinza. Para uma janela $w \times w$ da imagem, cujos elementos possuem níveis de cinza $p(i)$, onde $i=1,2,\dots,w^2$, a média pode ser calculada por:

$$M = \frac{1}{w^2} \sum_{i=1}^{w^2} p(i).$$

Para a janela 3x3 mostrada na Figura 10-(a), o pixel a ser processado (ponto central P) teria seu nível de cinza (80) substituído por 40, valor médio dos níveis de cinza nesta janela.

$W_{3 \times 3} = \begin{matrix} & 11 & 50 & 51 \\ 11 & 50 & 51 \\ 10 & 80 & 52 \\ 10 & 49 & 50 \end{matrix}$	$W_{5 \times 5} = \begin{matrix} & & & 11 & 10 & 50 & 51 & 52 \\ & & & 10 & 11 & 51 & 51 & 52 \\ & & & 9 & 9 & 80 & 52 & 52 \\ & & & 10 & 10 & 49 & 50 & 52 \\ & & & 12 & 11 & 49 & 51 & 51 \end{matrix}$
(a)	(b)

Figura 10. Duas janelas de imagem.

4.1.2. Filtros da Ordem

Os filtros da ordem [191], operando em imagens, associam o K -ésimo valor dos níveis de cinza de uma janela $w \times w$, com $E=w^2$ elementos, arranjados de acordo com seu valor em ordem crescente, ao pixel central da janela. Um filtro da ordem pode ser definido como mostrado a seguir.

Sejam $p(1), p(2), \dots, p(E)$ os níveis de cinza dos E elementos

de uma janela $w \times w$ da imagem $I(m,n)$, e $z(1), z(2), \dots, z(E)$, os mesmos níveis de cinza arranjados em ordem crescente. A função de $I(m,n)$, definida por

$$R_{E,K} I(m,n) = z(K),$$

é o filtro da ordem $R_{E,K}$.

Os casos especiais $K=1$ e $K=E$, conhecidos como os operadores min e max (MINMAX) [192], respectivamente, são generalizações de operadores de expansão e compressão para aplicação em imagens. O uso destes operadores antes da aplicação de uma técnica de limite pode facilitar a escolha do limite. O seu uso consiste em aplicar o operador min repetidamente e então aplicar o operador max repetidamente. O caso $K=(E+1)/2$ é o conhecido filtro da mediana [14]. Usando a notação acima, têm-se:

- filtro min = $R_{E,1}$
- filtro max = $R_{E,E}$
- filtro da mediana = $R_{E,(E+1)/2}$

Resultados apresentados em [191] mostram que os filtros de ordem maior que o filtro da mediana alarguem regiões claras da imagem proporcionalmente a sua ordem. Assim, objetos claros e pequenos, que são vistos com dificuldade na imagem original, são mostrados claramente pelo filtro max, que alarga a área. Similarmente, os filtros de ordem menor que o filtro da mediana alarguem regiões escuras e pequenas.

Uma outra transformada que utiliza os casos extremos dos filtros da ordem foi apresentada em [196]: trata-se da transformada de aguçamento extremo (TAEX). Para uma janela $w \times w$ ao redor de um ponto P, o valor do operador extremo (opex) é escolhido entre os dois níveis de cinza extremos dentro da janela: aquele que tiver o valor mais próximo ao nível de cinza de P será utilizado (ou o próprio valor de P, se este se encontrar exatamente entre os dois valores extremos). Em [196], a transformada do aguçamento extremo foi empregada em conjunto com o filtro da mediana para encontrar limites significativos em imagens biomédicas.

Para a janela 3×3 da Figura 10-(a) têm-se os seguintes valores para os operadores mínimo, máximo e extremo, respectivamente:

- $R_{9,1} = 10$
- $R_{9,9} = 80$
- opex = 80

4.1.3. Filtro da Mediana

O filtro da mediana [14] é um procedimento não linear para supressão de ruído. Já bastante conhecido e divulgado [193-195], este filtro tem sido aplicado em processamento de sinais em uma e duas dimensões.

Quando aplicado em duas dimensões, o filtro da mediana consiste em substituir cada pixel da imagem pelo pixel com o valor de cinza mediano dentro da janela $w \times w$, cujos elementos foram arranjados pela ordem crescente de seus valores de cinza. Como exemplo, considere a janela 3×3 mostrada na Figura 10-(a). O pixel central tem seu valor de cinza (80) substituído pelo valor de cinza mediano 50 (quinto elemento na sequência arranjada em ordem crescente: 10, 10, 11, 49, 50, 51, 52, 80) dos elementos da janela.

Resultados apresentados em [14] indicam que o filtro da mediana é mais efetivo na redução de ruído impulsivo do que de ruído branco.

4.1.4. Filtro da Média com os K Vizinhos Mais Próximos

O filtro da média com os K vizinhos mais próximos [180] baseia-se no fato de que os níveis de cinza dos pixels pertencentes à mesma população de uma janela de imagem $w \times w$ são altamente correlacionados. Este método substitui o nível de cinza em um ponto central P de uma janela $w \times w$ pelo valor médio dos níveis de cinza dos K vizinhos de P, cujos níveis de cinza mais se aproximam daquele de P.

Dessa maneira, esse procedimento consegue redução do ruído com preservação de bordas e características lineares por meio de suavização utilizando pixels vizinhos de P, retirados da mesma região de P. Suavização com poucos vizinhos (K menor) causará melhor preservação de detalhes e menos redução do ruído, enquanto que suavização com mais vizinhos trará maior redução de ruído, mas introduzirá uma certa perda de informação. Valores de K usados em [180] são 2, 4, 6 e 8. Resultados apresentados de aplicação em imagens do tipo LANDSAT indicam que, com $K=6$, se obteve o melhor realce subjetivo das imagens. Neste trabalho, optou-se pelo uso de $K=6$.

Para a janela 3×3 da Figura 10-(a) e para $K=6$, por exemplo, os níveis de cinza utilizados no cálculo da média seriam: 52, 51, 50, 50, 49 e 11.

4.1.5. Suavização Controlada por Gradiente

Suavização controlada por gradiente [190] baseia-se na observação de que variações dos níveis de cinza dentro de uma região são menores que aquelas entre regiões. Assim, os detalhes da imagem não seriam fortemente nublados. Este procedimento utiliza uma máscara 3x3, cujos pesos são os inversos normalizados dos gradientes entre o pixel central e seus vizinhos.

$$W = \begin{matrix} & p(1) & p(2) & p(3) \\ & p(4) & p(5) & p(6) \\ & p(7) & p(8) & p(9) \end{matrix}$$

Figura 11. Os oito vizinhos imediatos de um ponto $P = p(5)$ central numa janela 3x3.

Para a janela 3x3 apresentada na Figura 11, onde o pixel central P e seus oito vizinhos imediatos possuem níveis de cinza $p(i)$, $i=1,2,\dots,9$, o gradiente inverso absoluto G' é definido por:

$$G'(i) = 1 / | p(i) - p(5) |$$

onde $i=1,2,\dots,9$ e $i \neq 5$. Em outras palavras, $G'(i)$ é calculado para os oito vizinhos imediatos de P . Se $p(i)=p(5)$, o gradiente é 0 e $G'(i)$ é definido como sendo 2. Assim, o valor de $G'(i)$ varia entre $[2;0)$ e $G'(i)$ é muito menor numa borda do que dentro de uma região.

$$M = \begin{matrix} & cp(1) & cp(2) & cp(3) \\ & cp(4) & cp(5) & cp(6) \\ & cp(7) & cp(8) & cp(9) \end{matrix}$$

Figura 12. Máscara de filtragem utilizada em [190].

A máscara 3x3 utilizada (Fig. 12) tem seus coeficientes de pesos $cp(i)$ calculados da seguinte maneira:

$$cp(i) = 1/2 [\sum G'(i)]^{-1} G'(i)$$

onde $i=1,2,\dots,9$, $i \neq 5$ e $cp(5)=1/2$. O fator $1/2$ é utilizado na expressão acima para evitar que a escala de cinza sofra alterações.

4.1.6. Suavização com Vizinhança Seleccionada por Variância

Tomita e Tsuji [199] propuseram um método de suavização que associa a cada ponto da imagem o nível de cinza médio dos elementos da vizinhança mais homogênea entre cinco vizinhanças 3x3, dentro de uma janela 5x5 (Fig. 13). Este método apresenta-se como uma alternativa para contornar métodos inflexíveis que utilizam vizinhanças fixas.

Para determinar a vizinhança mais homogênea, um operador gradiente é aplicado em todas as cinco vizinhanças para medir seu grau de variação dos níveis de cinza. A vizinhança seleccionada parece estar contida inteiramente na região que contém o ponto. Com isso, o ruído será reduzido por meio de suavização com a vizinhança mais homogênea; enquanto que as bordas permanecerão inalteradas. Este método torna-se deficiente quando a imagem possui objetos de formas complexas.

Para contornar esta deficiência, Nagao e Matsuyama [200] propuseram utilizar nove vizinhanças em forma de barras alongadas ao redor do ponto P, em vez das cinco vizinhanças retangulares. A Figura 14 mostra a discretização das vizinhanças em forma de barra: quatro vizinhanças hexagonais, quatro vizinhanças pentagonais e uma vizinhança retangular 3x3, centradas em P. Neste caso, a vizinhança mais homogênea é determinada pelo cálculo da variância dos níveis de cinza dentro de cada vizinhança. O ponto central P tem seu nível de cinza repostado pelo nível de cinza médio dos elementos da vizinhança com menor variância.

4.1.7. Suavização com Vizinhança Seleccionada por Soma de Diferenças Absolutas

Este método de suavização por vizinhança seletiva, desenvolvido pelo autor [201,202], utiliza nove vizinhanças 3x3 superpostas numa janela 5x5 (Fig.15). O algoritmo calcula um índice de homogeneidade para cada uma das nove vizinhanças. Este índice é dado pela soma das diferenças absolutas entre o nível de cinza do ponto central P da janela 5x5 e os níveis de cinza dos elementos de cada vizinhança, ou seja:

$$SDA(k) = \sum | p(i) - p' | \quad k=1,2,\dots,9$$

onde $i=1,2,\dots,9$, $p(i)$ é o i -ésimo nível de cinza da k -ésima vizinhança e p' é o nível de cinza de P.

Pelo fato de P ser suavizado por uma vizinhança à qual pertence, consegue-se, a um custo computacional relativamente baixo, redução de ruído com preservação de bordas. Para o exem-

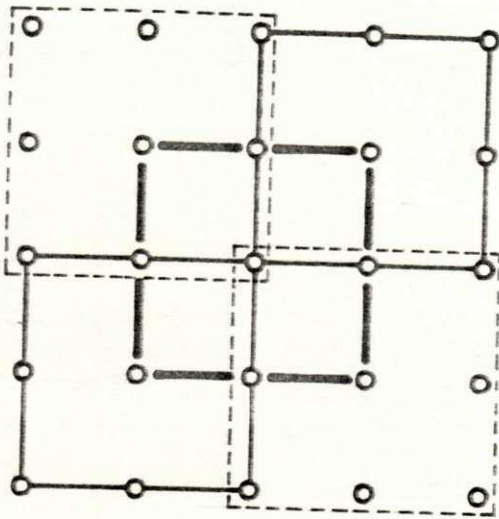
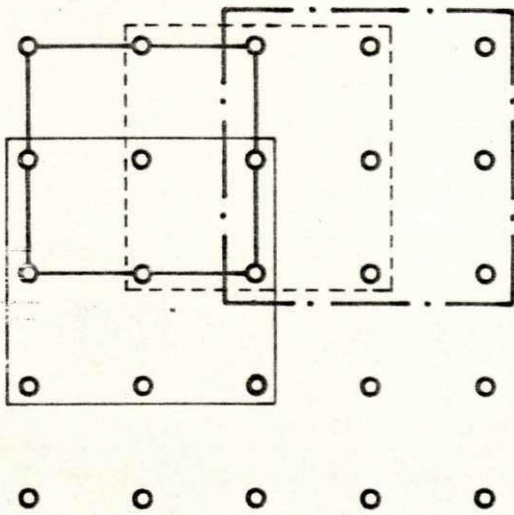
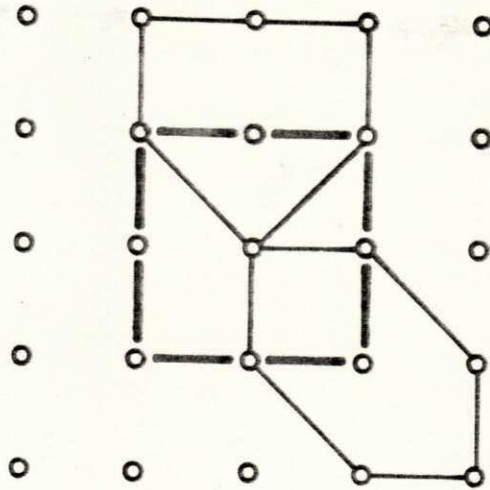


Figura 13. Vizinhanças usadas por Tomita e Tisuji [199].

Figura 14. Vizinhanças usadas por Nagao e Matsuyama [200].



UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
 Pró-Reitoria Para Assuntos do Interior
 Coordenação Setorial de Pós-Graduação
 Rua Aprígio Veloso, 882 Tel (083) 321-7222-R 355
 58.100 - Campina Grande - Paraíba

Figura 15. Vizinhanças 3x3 superpostas em janela 5x5.

plo da Figura 10-(b), p' seria substituído por 55, nível de cinza médio da vizinhança 3 (última da direita e acima).

Uma variação deste método, é o algoritmo de suavização com vizinhança selecionada pela média de diferenças absolutas - SMDA [262]. Este algoritmo utiliza as vizinhanças da Figura 14 e, usa como índice de homogeneidade o valor médio das diferenças absolutas entre p' e os níveis de cinza dos elementos das vizinhanças. Esta escolha deve-se ao fato de a vizinhança central possuir o número de elementos diferente das demais. O novo índice de homogeneidade é dado por:

$$MDA(k) = 1/r \sum |p(i) - p'| \quad K=1,2,\dots,9$$

onde r é o número de pixels em cada vizinhança, $i=1,2,\dots,r$ e $p(i)$ e p' são os níveis de cinza definidos anteriormente. Este método apresenta um acréscimo no custo computacional em relação ao método anterior. Para a janela 5×5 , mostrada na Figura 10-(b), p' seria substituído por 56, o nível de cinza médio da vizinhança 3 (última da direita e acima).

4.1.8. Suavização Baseada no Modelo de Facetas

Em geral, utiliza-se a suposição de que a imagem ideal é constante por partes, isto é, a imagem consiste de regiões constantes separadas por bordas ideais do tipo impulso. O procedimento de suavização aqui tratado baseia-se na suposição de que a imagem ideal pode ser representada por um modelo de facetas [218,219]. A imagem sofre uma partição em regiões conectadas, ou facetas, cada uma das quais descrita por uma função polinomial bidimensional. Cada faceta da imagem, representada por um bloco com $k \times k$ pixels, é adaptada a uma função polinomial por uma aproximação mínima quadrática.

Uma faceta modelada por uma função polinomial de grau zero corresponde ao modelo plano de facetas (modelo constante por partes). A utilização de polinômios de grau maior resulta em facetas com inclinação, facetas quadráticas e superfícies de ordem maior. O procedimento consiste em adaptar um plano com inclinação a cada um dos k^2 blocos com $k \times k$ pixels e substituir o nível de cinza do pixel em processamento por um nível de cinza mais bem adaptado àquele pixel. Para $k=3$, estes blocos resultam em nove vizinhanças 3×3 , superpostas numa janela 5×5 de imagem (Fig. 15). Através de um procedimento mínimo quadrático, usado para determinar os parâmetros do plano inclinado, obtém-se um conjunto de máscaras lineares de filtragem para adaptação da posição de cada pixel numa vizinhança 3×3 (vide Fig. 16). Seja $\hat{p}(k)$ o resultado normalizado (dividido por 18) da aplicação da k -

ésima máscara de filtragem à k -ésima vizinhança 3×3 da janela 5×5 . O algoritmo calcula, então, para cada vizinhança, um erro, dado por:

$$E^2(k) = \sum (p(k) - p(i))^2 \quad k=1,2,\dots,9$$

onde $i=1,2,\dots,9$ e $p(i)$ é o i -ésimo nível de cinza dentro da k -ésima vizinhança. O pixel central da janela 5×5 tem, então, seu nível de cinza substituído pelo $p(k)$ da vizinhança com menor erro.

$M_1 =$	8 5 2	$M_2 =$	5 5 5	$M_3 =$	2 5 8
	5 2 -1		2 2 2		-1 2 5
	2 -1 -4		-1 -1 -1		-4 -1 2
$M_4 =$	5 2 -1	$M_5 =$	2 2 2	$M_6 =$	-1 2 5
	5 2 -1		2 2 2		-1 2 5
	5 2 -1		2 2 2		-1 2 5
$M_7 =$	2 -1 -4	$M_8 =$	-1 -1 -1	$M_9 =$	-4 -1 2
	5 2 -1		2 2 2		-1 2 5
	8 5 2		5 5 5		2 5 8

Figura 16. Máscaras de filtragem utilizadas em [219].

4.1.9. Filtro Sigma

O filtro sigma [188,189] é motivado pela probabilidade sigma da distribuição gaussiana. A suavização do ruído na imagem é alcançada por meio do cálculo da média com apenas aqueles elementos que têm seus níveis de cinza ou intensidades dentro de uma faixa sigma de intensidade, fixada pelo pixel central. Consequentemente, bordas são preservadas e detalhes tênues e linhas finas, como estradas em fotos aéreas, são preservadas. O filtro pode ser estendido para várias formas, que podem ser usadas em aumento de contraste, segmentação de imagens e suavização de imagens com ruído multiplicativo.

Em geral, a distribuição do ruído em imagens é gaussiana. A probabilidade dos dois-sigmas é definida como sendo a probabilidade de uma variável aleatória estar dentro da faixa de dois desvios padrões do seu valor médio. A probabilidade dos dois-sigmas para uma distribuição gaussiana unidimensional é 0,955. Isto pode ser interpretado pelo significado de que 95,5% das amostras aleatórias estão dentro da faixa de dois desvios padrões.

Em suavização de imagens, qualquer pixel fora da faixa dos dois-sigmas pertence, muito provavelmente, a outra população e deveria, portanto, ser excluído da suavização. Supondo-se, a priori, que o valor médio seja o nível de cinza do pixel a ser processado, pode-se estabelecer a faixa dos dois-sigmas para este nível de cinza e incluir, para o cálculo da média para suavização, apenas aqueles pixels que estão dentro da faixa de intensidade dos dois-sigmas.

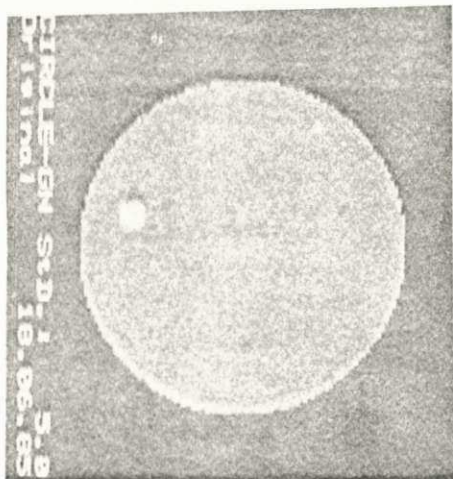
Sejam $p(i)$ a intensidade, ou nível de cinza, do i -ésimo pixel numa janela $w \times w$, e $\hat{p}(i)$, o i -ésimo pixel suavizado. Suponha-se também que o ruído seja aditivo, com valor médio zero e desvio padrão σ . Descreve-se o procedimento do filtro sigma a seguir:

- a) estabeleça uma faixa de intensidade $(p(i) - T, p(i) + T)$, onde $T = 2\sigma$;
- b) some todos os pixels da janela $w \times w$ que têm seus níveis de cinza dentro da faixa de intensidade;
- c) calcule a média, dividindo a soma pelo número de pixels somados;
- d) então, $\hat{p}(i) = \text{média}$.

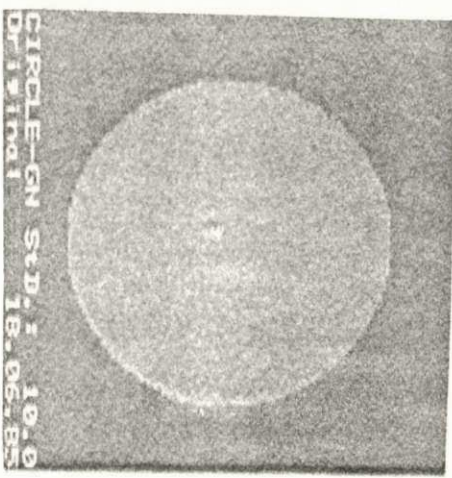
A faixa de intensidade dos dois-sigmas é geralmente grande o suficiente para incluir 95,5% dos pixels da mesma distribuição na janela, e ainda, na maioria das vezes, pequena o necessário para excluir pixels que representam bordas de alto contraste e pequenos detalhes. Uma dificuldade encontra-se no fato de que ruído do tipo impulso, representado por conjuntos de um ou dois pixels, não seriam suavizados. Para contornar este problema, deve-se substituir a média dos dois-sigmas pela média com os vizinhos imediatos do pixel central, se M , o número de pixels dentro da faixa de intensidade dos dois-sigmas, for menor que um certo valor K preestabelecido. Em outras palavras, o item (d) é substituído por:

- d) $\hat{p}(i) = \text{média dos dois-sigmas,}$ se $M > K$
 $\hat{p}(i) = \text{média com os vizinhos imediatos,}$ se $M \leq K$

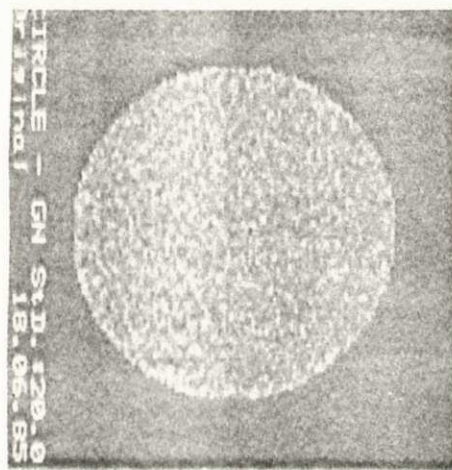
O valor de K deve ser escolhido cuidadosamente para que se possa remover o ruído sem destruir pequenos detalhes. Para uma janela 7×7 , K deveria ser menor que 4 e deveria ser menor que 3 para uma janela 5×5 . Deve-se notar que texturas tênues dentro da faixa dos dois-sigmas desaparecerão após poucas iterações do processo de filtragem. Se for necessária a conservação de textura, deve-se usar um pequeno valor para T e uma ou duas iterações apenas.



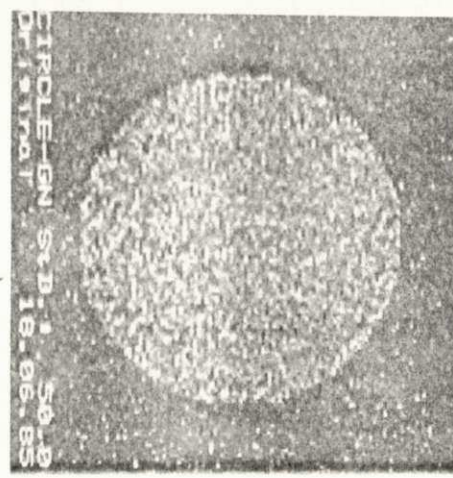
(a)



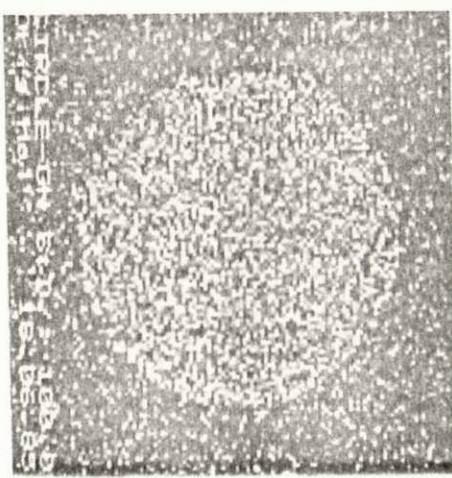
(b)



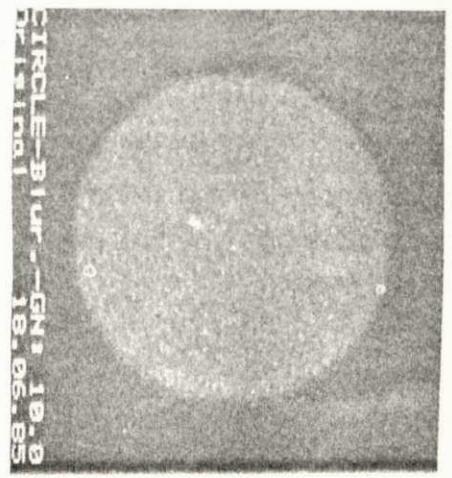
(c)



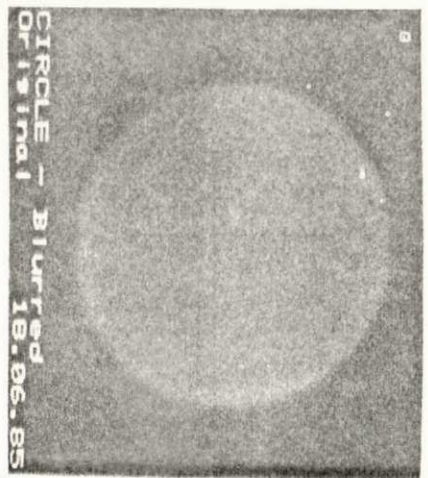
(d)



(e)



(f)



(g)

UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
Pró-Reitoria Para Assuntos do Interior
Coordenação Seterial de Pós-Graduação
Rua Aprígio Veloso, 882 Tel. (83) 321 7222-R 355
58.100 - Campina Grande - Paraíba

Figura 18. Imagens CÍRCULO: (a)-(e) imagens com ruído Gaussiano aditivo (0;5,0), (0;10,0), (0;20,0), (0;50,0) e (0;100,0); (f) imagem nublada com ruído (0;10,0); e (g) imagem nublada sem ruído.

iteração e consistiu em aplicar cada filtro repetidamente, cinco vezes, à imagem teste, depois de corrompida por ruído gaussiano aditivo com valor médio 0 e desvio padrão 20,0: (0;20,0) (vide Fig. 18-(c)). Os filtros testados e seus parâmetros especificados são: MEDIA (3x3), MEDIANA (3x3), MKVP (3x3) e K = 6, SCG (3x3), SVSV (5x5), SSDA (5x5), SMDA (5x5), FACET (5x5), SIGMA (5x5) K = 2 e desvios padrões iguais a 20,0; 10,0; 5,0; 2,5 e 1,25 (desvios padrões divididos por 2 após cada iteração).

O segundo teste visou analisar a atuação dos algoritmos na presença de ruído com diversas taxas de relação sinal/ruído. Cada filtro foi aplicado apenas uma vez a cada imagem corrompida por ruído, com taxas de RSR iguais a 400 (Fig. 19), 100 (Fig. 20), 4 (Fig. 21) e 1 (Fig. 22). Dos parâmetros especificados para o primeiro teste, mudaram apenas os desvios padrões fornecidos para o filtro SIGMA, que foram, então, 5,0; 10,0; 20,0; 50,0 e 100,0.

O terceiro teste visou analisar a capacidade de aguçamento de bordas, tanto na presença como na ausência de ruído. Para tal, utilizou-se a imagem nublada corrompida com ruído aditivo gaussiano (0;10,0) (vide Fig. 18-(f)) e aplicaram-se os filtros uma vez (vide Fig. 23). Uma segunda etapa utilizou a imagem nublada sem ruído (Fig. 18-(g)) e aplicaram-se os filtros três vezes (vide Fig. 24 para iteração 0 e Fig. 25 para iteração 2).

O quarto teste consistiu em analisar o desempenho dos filtros com uma imagem natural com 256x256x8 bits obtida através de uma câmera de vídeo. Ruído gaussiano (0;10,0) foi adicionado e cada filtro foi aplicado três vezes. Os filtros testados e seus parâmetros foram: MEDIA (3x3), MEDIANA (3x3), MKVP (3x3) e K = 6, SCG (3x3), SVSV (5x5), SMDA (5x5), FACET (5x5), SIGMA (5x5) K = 2 e desvios padrões iguais a 10,0; 5,0 e 2,5, RANK (5x5) e K = 9, MIN (3x3) três aplicações repetidas e MAX (3x3) três aplicações repetidas, MEDIANA (5x5) + TAEX (3x3) + MEDIANA (3x3) = TAEX1 e MEDIANA (7x7) + TAEX (3x3) + MEDIANA (5x5) = TAEX2.

4.2.1. "Hardware" Utilizado

O trabalho foi implementado no sistema de processamento digital de imagens desenvolvido pelo Rogowski-Institut [175-177]: ISPS - Image Sequence Processing System (Fig. 26). Entre outras, o ISPS executa as seguintes tarefas:

- registro e display de imagens e seqüências de imagens em tempo real;
- manipulação de imagens em tempo real através de tabelas de mapeamento ("look-up tables");

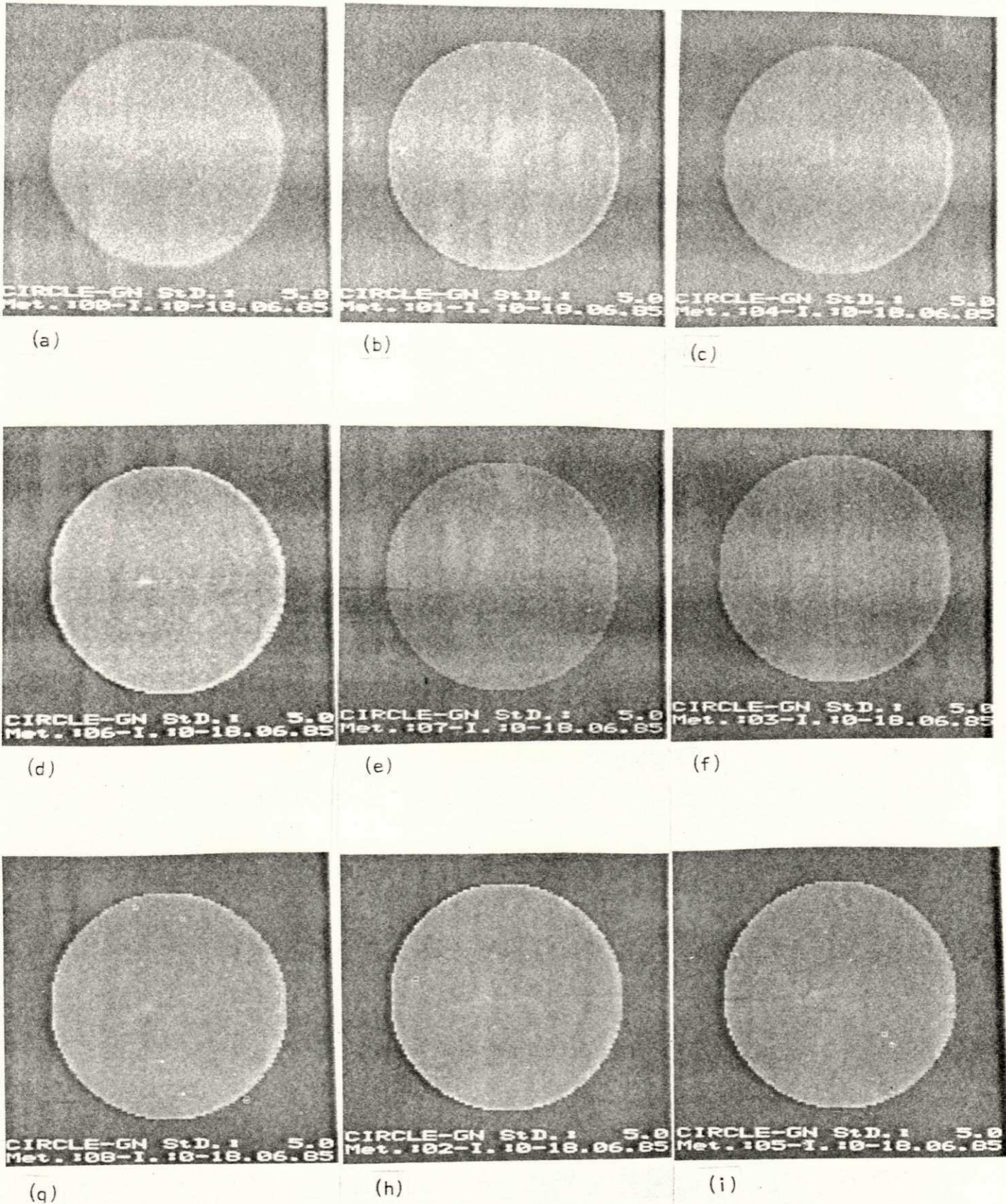


Figura 19. Resultados da filtragem (iteração 0) da imagem CIRCULO corrompida com ruído (0;5,0) (Fig. 18.a) pelos algoritmos: (a) MEDIA, (b) MEDIANA, (c) MKVP, (d) SCG, (e) SVSV, (f) SSDA, (g) SMDA, (h) FACET e (i) SIGMA.

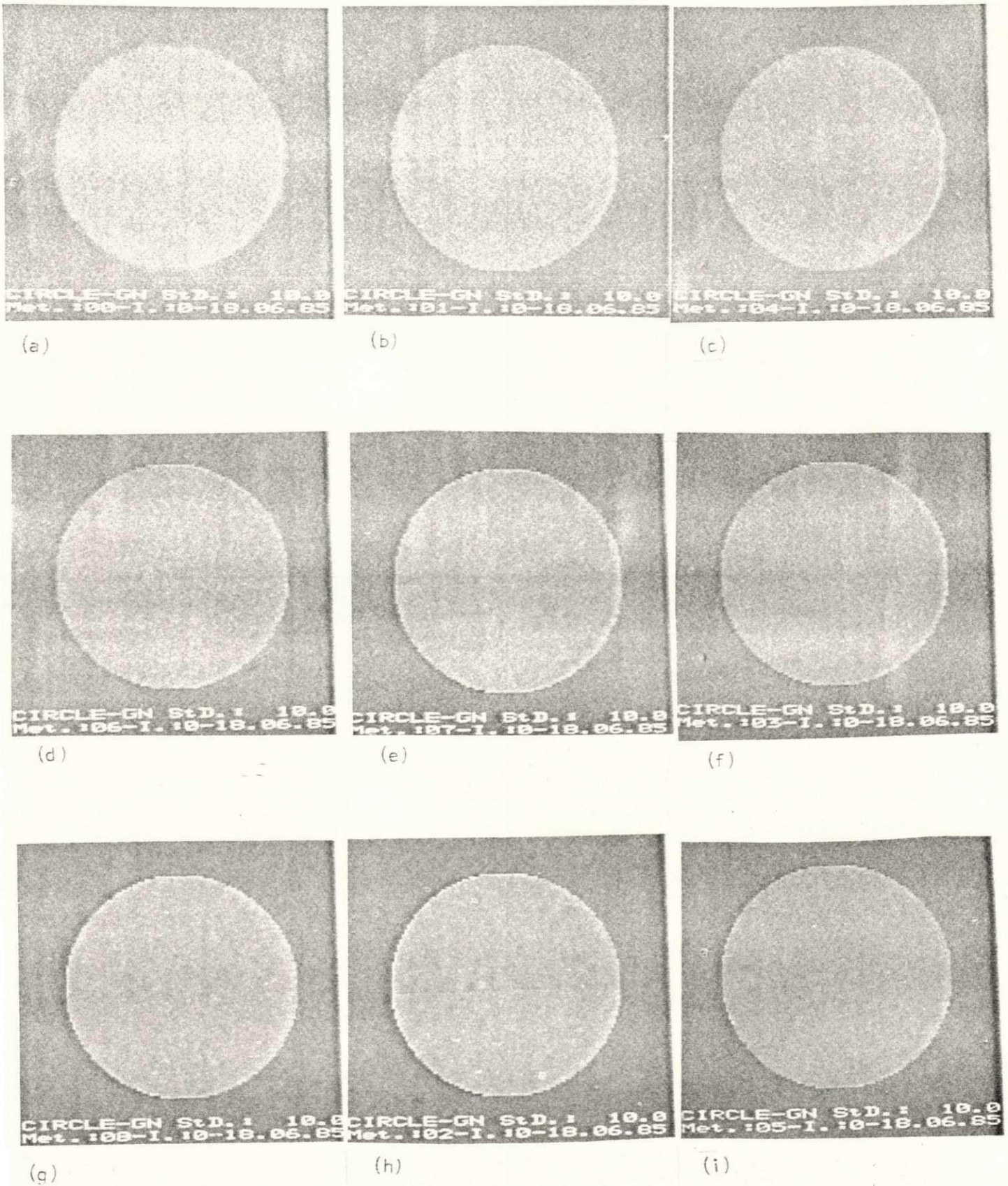
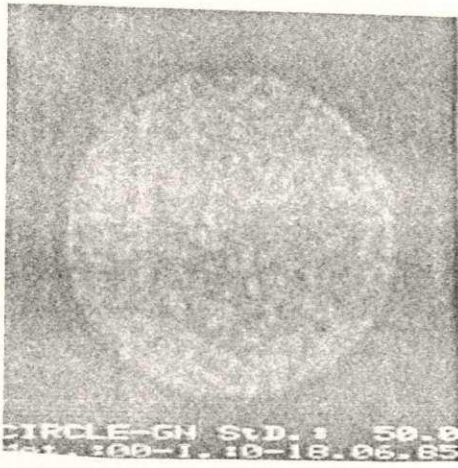
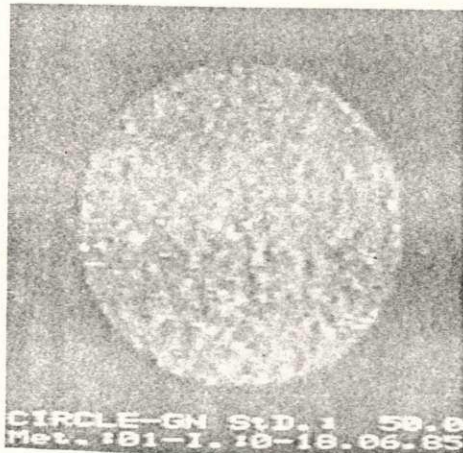


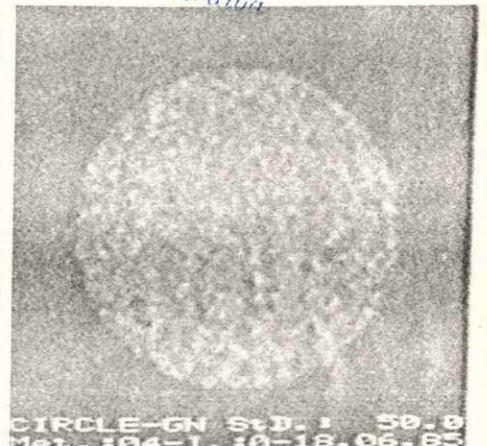
Figura 20. Resultados da filtragem (iteração 0) da imagem CÍRCULO corrompida com ruído (0;10,0) (Fig. 18.b) pelos algoritmos: (a) MEDIA, (b) MEDIANA, (c) MKVP, (d) SCG, (e) SVSV, (f) SSDA, (g) SMDA, (h) FACET e (i) SIGMA.



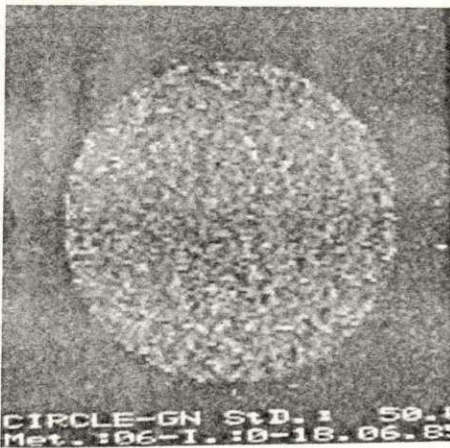
(a)



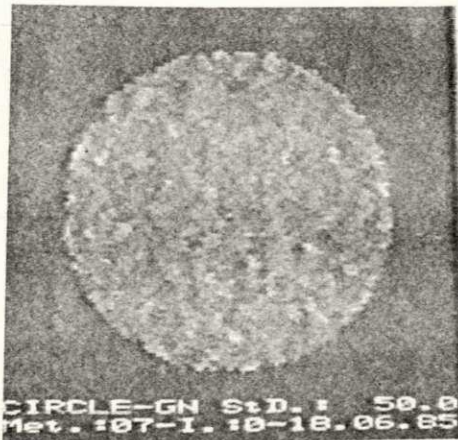
(b)



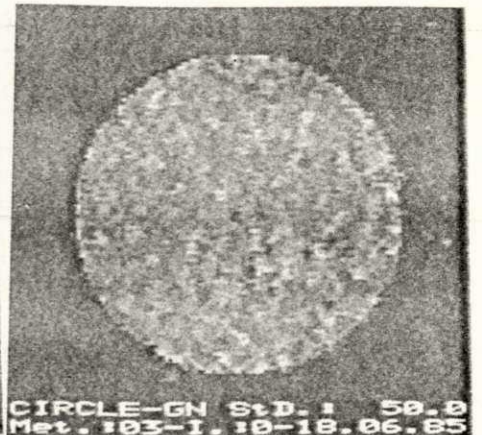
(c)



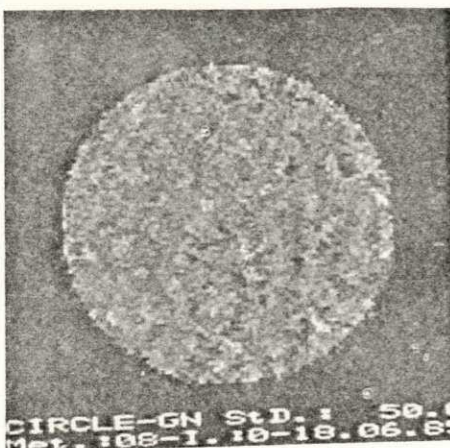
(d)



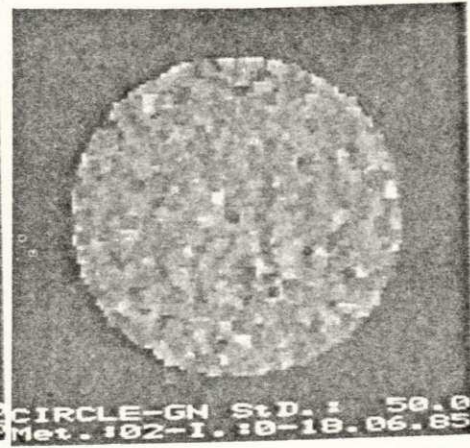
(e)



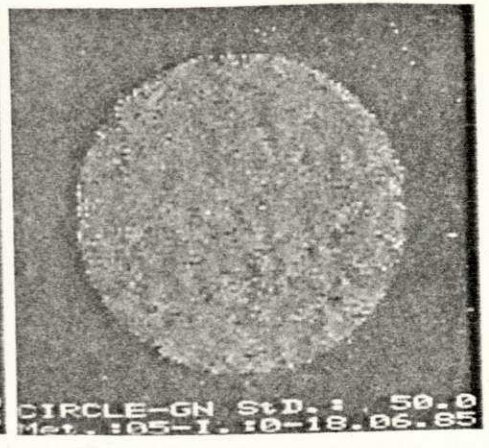
(f)



(g)

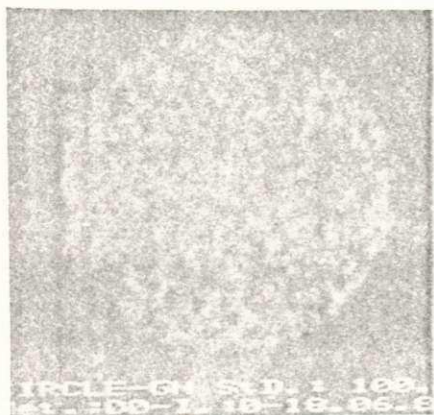


(h)

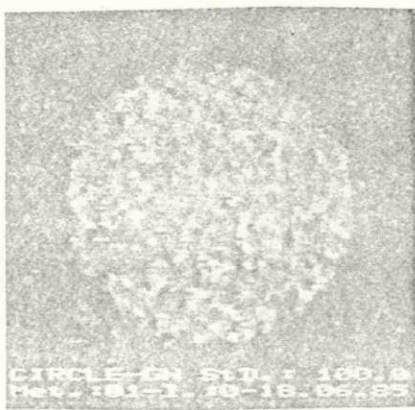


(i)

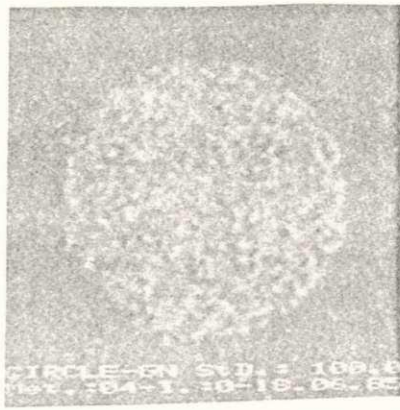
Figura 21. Resultados da filtragem (iteração 0) da imagem CÍRCULO corrompida com ruído (0;50,0) (Fig. 18.d) pelos algoritmos: (a) MEDIA, (b) MEDIANA, (c) MKVP, (d) SCG, (e) SVSV, (f) SSSA, (g) SMDA, (h) FACET e (i) SIGMA.



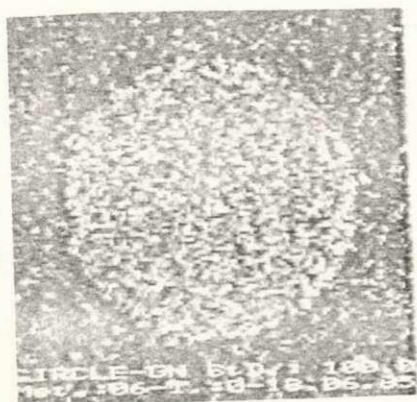
(a)



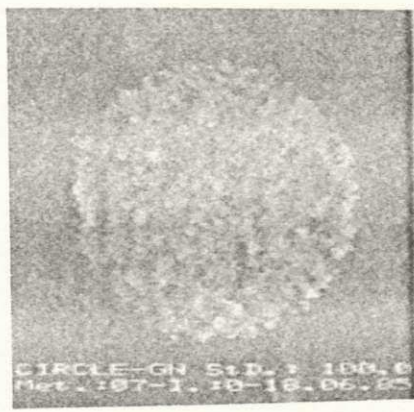
(b)



(c)



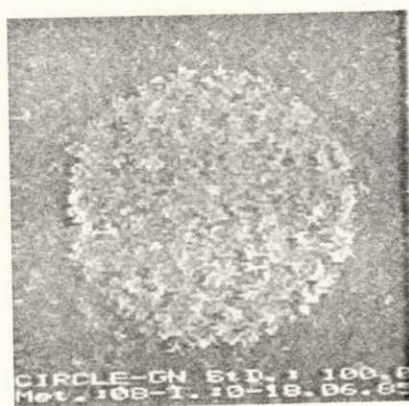
(d)



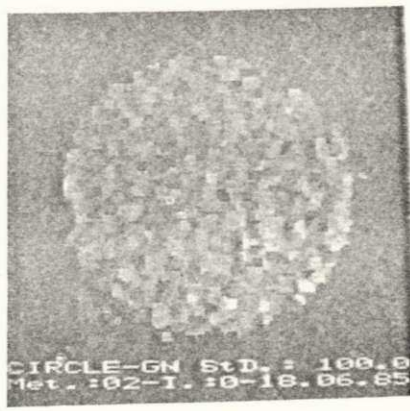
(e)



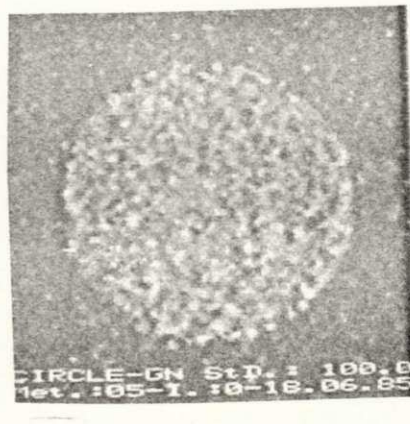
(f)



(g)

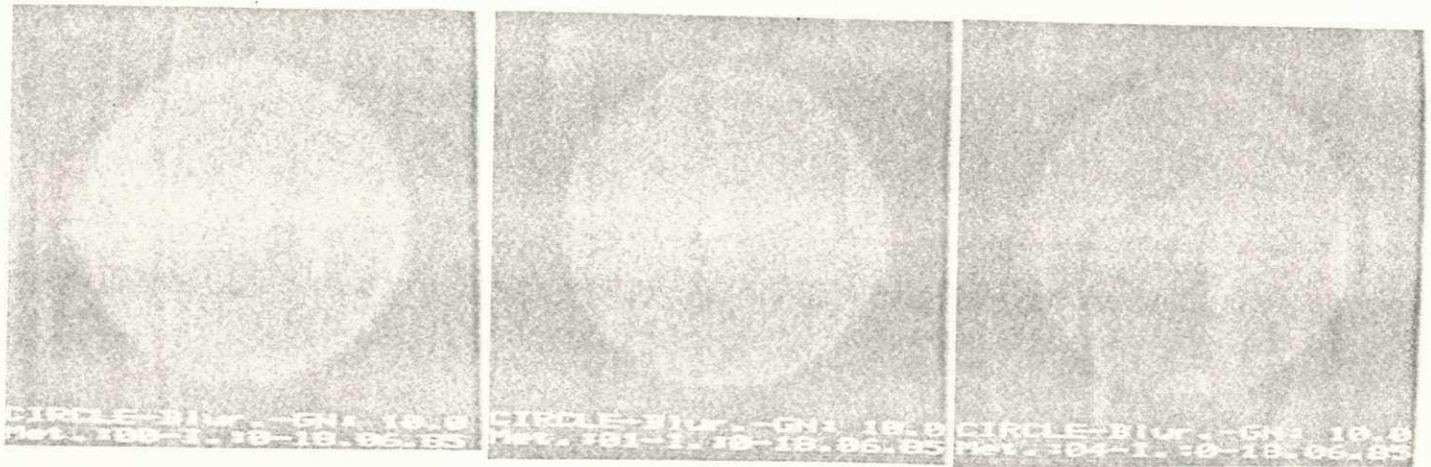


(h)



(i)

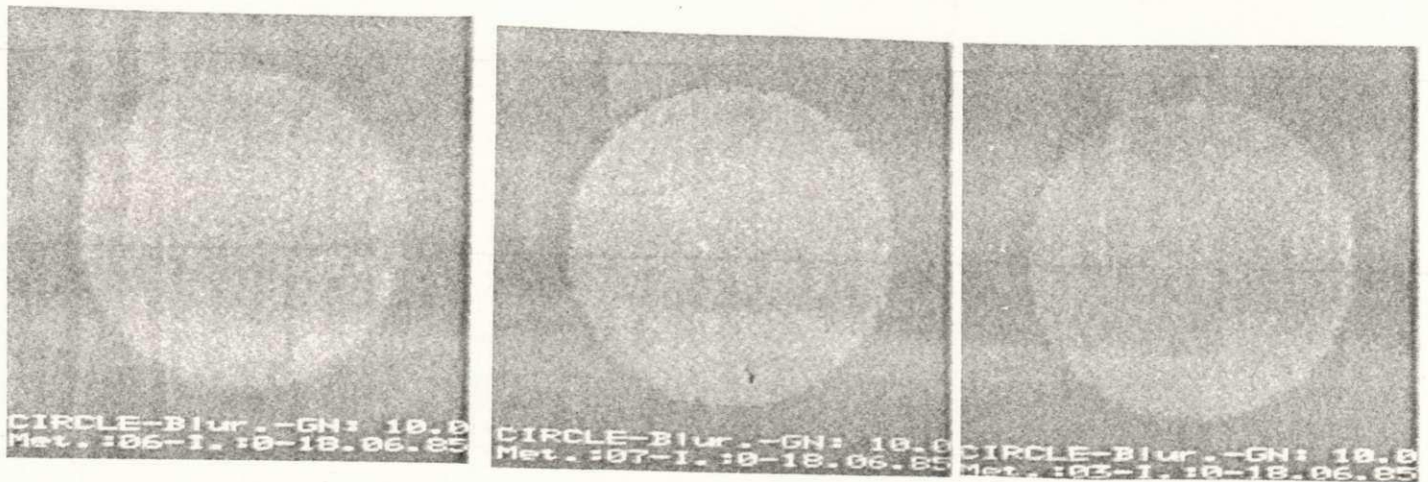
Figura 22. Resultados da filtragem (iteração 0) da imagem CÍRCULO corrompida com ruído (0;100,0) (Fig. 18.e) pelos algoritmos: (a) MEDIA, (b) MEDIANA, (c) MKVP, (d) SCG, (e) SVSV, (f) SSDA, (g) SMDA, (h) FACET e (i) SIGMA.



(a)

(b)

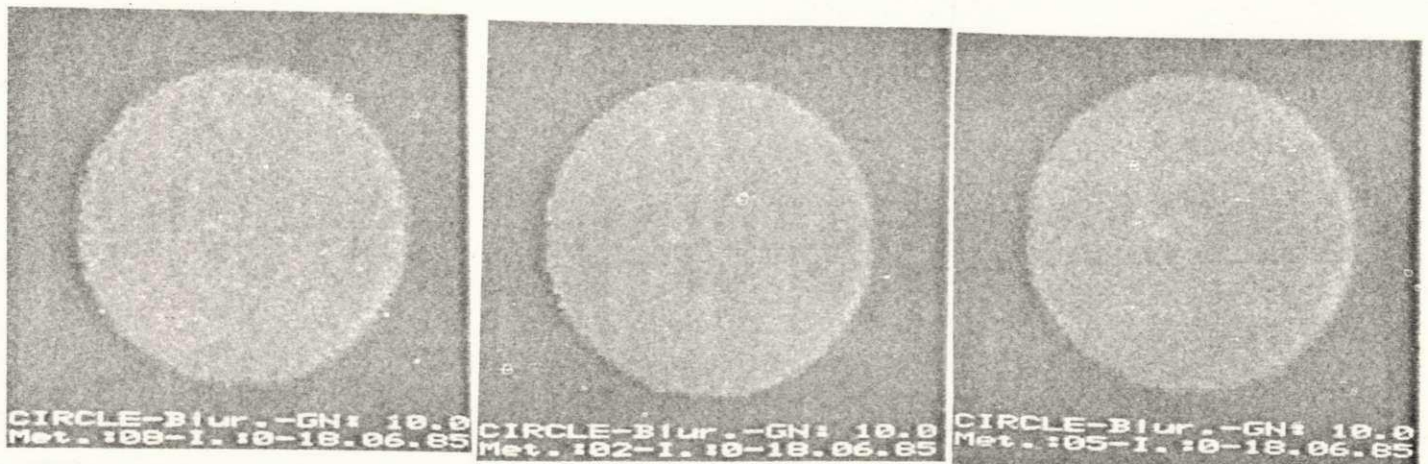
(c)



(d)

(e)

(f)

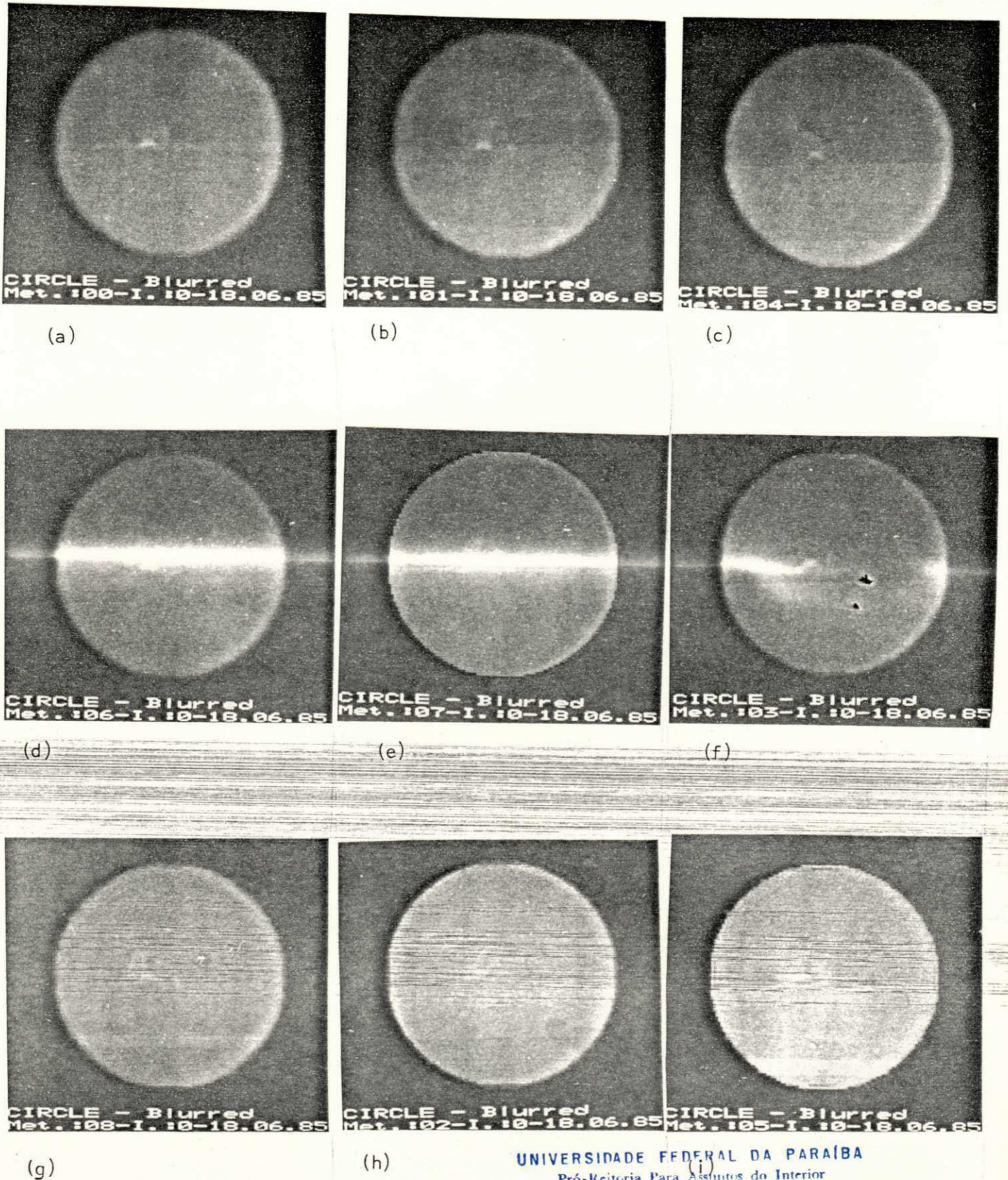


(g)

(h)

(i)

Figura 23. Resultados da filtragem (iteração 0) da imagem CÍRCULO NUBLADO corrompida com ruído (0;10,0) (Fig. 18.f) pelos algoritmos: (a) MEDIA, (b) MEDIANA, (c) MKVP, (d) SCG, (e) SVSV, (f) SSDA, (g) SMDA, (h) FACET e (i) SIGMA.



UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
 Pró-Reitoria Para Assuntos do Interior
 Coordenação Setorial de Pós-Graduação
 Rua Aprígio Veloso, 882 Tel (083) 321 7222-R 355
 58.100 - Campina Grande - Paraíba

Figura 24. Resultados da filtragem (iteração 0) da imagem CÍRCULO NUBLADO sem ruído (Fig. 18.g) pelos algoritmos: (a) MEDIA, (b) MEDIANA, (c) MKVP, (d) SCG, (e) SVSV, (f) SSSA, (g) SMDA, (h) FACET e (i) SIGMA.

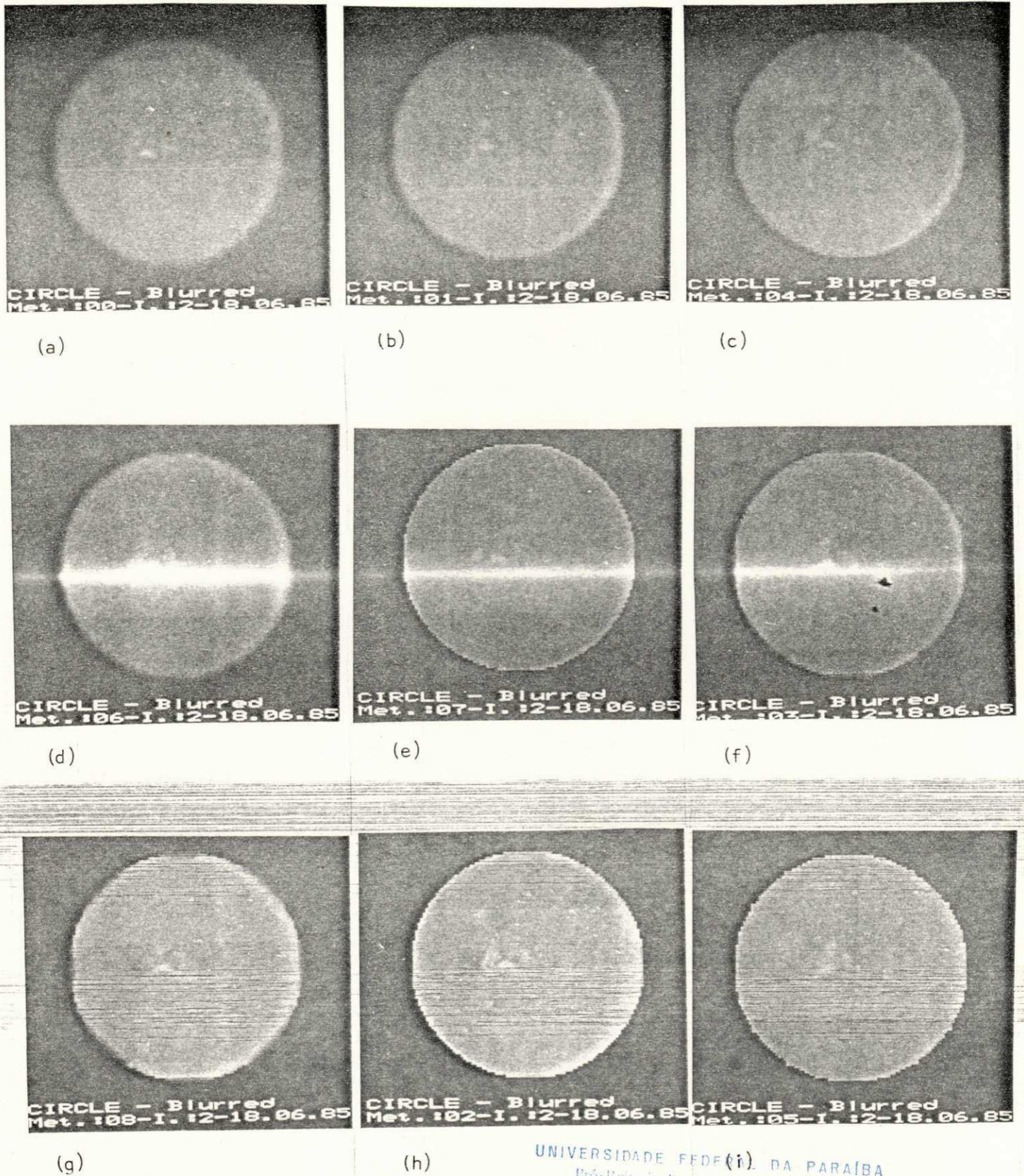


Figura 25. Resultados da filtragem (iteração 2) da imagem CÍRCULO NUBLADO sem ruído (Fig. 18.g) pelos algoritmos: (a) MEDIA, (b) MEDIANA, (c) MKVP, (d) SCG, (e) SVSV, (f) SSDA, (g) SMDA, (h) FACET e (i) SIGMA.

UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
 Pró-Reitoria Para Assuntos do Interior
 Coordenação Geral de Pós-Graduação
 Rua Aprígio Veloso, 682 - F. 1 - CEP 58.172-970 - R. 355
 58.100 - Campina Grande - Paraíba

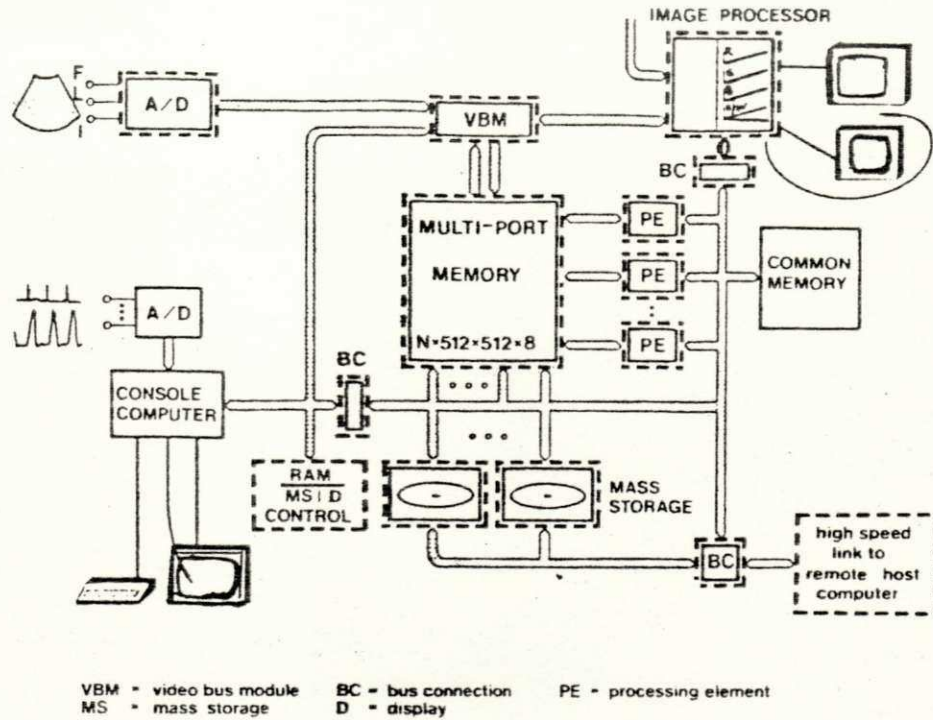


Figura 26. Diagrama de blocos do ISPS.

- processamento "off-line" de imagens registradas;
- transmissão de dados em rede local de computadores.

O ISPS possui as seguintes características:

- memória de imagem: 256 x 256 x 8 bits;
- memória gráfica: 256 x 256 x 1 bits;
- paleta de cores: 256 entre 4098;
- conversor A/D para vídeo, 20 MHz, 8 bits;
- câmera de vídeo P/B;
- gravador de vídeo;
- monitor de imagem P/B;
- monitor de imagem a cores (RGB);
- tablete digitalizador;
- copiadora de vídeo ("hardcopy");
- disco fixo, tipo Winchester, 26 Mbytes;
- console (microprocessador):
 - sistema operacional CP/M;
 - CPU Z80, 4 MHz;
 - 64 Kbytes de memória;
 - processador aritmético;
 - 2 unidades de discos flexíveis;
 - monitor + teclado;
 - impressora.

UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
 Pró-Reitoria Para Assuntos do Interior
 Coordenação Setorial de Pós-Graduação
 Rua Aprígio Veloso, 882 - Tel. (080) 321-7222-R 355
 58.100 - Campina Grande - Paraíba

O ISPS apresenta características próprias de sistemas baseados em microprocessadores: flexibilidade, versatilidade e

baixo custo. O sistema mostra-se, levando-se em consideração seu baixo custo, bastante eficiente para operações "off-line" em imagens. Por outro lado, é impossível realizar operações complexas "on-line" ou em tempo real com tal sistema. Estas operações exigem o uso de técnicas de processamento em paralelo: "pipelining" e processamento por arranjos ("array processors"). Infelizmente, estas técnicas ainda são utilizadas apenas em sistemas de processamento digital de imagens especializados, de alto custo e alta tecnologia [264]. Para maiores informações sobre "hardware" de sistemas de processamento digital de imagens vide [60-66], [266-274].

UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
 Pró-Reitoria Para Assuntos do Interior
 Coordenadoria Geral de Pós-Graduação
 Rua Aprígio Veloso, 832 T-1 (683) 321-7222-R 355
 58.100 - Campina Grande - Paraíba

4.2.2. Critérios de Avaliação

Alguns métodos quantitativos para medição da redução de ruído são bem conhecidos na literatura. O erro médio quadrático, a média das diferenças absolutas, a medição da variação espacial e a medição do desvio padrão do ruído em área homogênea são alguns exemplos.

O erro médio quadrático (EMQ) e a média das diferenças absolutas (MDA) fornecem uma medida da fidelidade da imagem filtrada em relação à imagem original. O valor do quadrado da diferença (para EMQ) ou o valor da diferença absoluta (para MDA) entre a imagem original e a mesma imagem depois da adição do ruído e do processamento por algum dos algoritmos de filtragem é calculado pontualmente. A média dessas diferenças é, então, usada como uma medida comparativa. Destas medições, não se pode determinar se o resultado é devido a uma ou a duas diferenças muito grandes ou devido a muitas diferenças pequenas em toda a imagem. Isto pode ser determinado pela apresentação de uma imagem criada através da substituição do nível de cinza em cada pixel pelo valor dessas diferenças absolutas entre a imagem original e a imagem filtrada. Matematicamente, o EMQ e a MDA podem ser expressos por:

$$EMQ = \sum (I(m,n) - F(m,n))^2 / N$$

$$MDA = \sum | I(m,n) - F(m,n) | / N$$

onde $I(m,n)$ é a imagem original, $F(m,n)$ é a imagem filtrada e $N = 128 \times 128$. A apresentação de perfis de linhas ou colunas das imagens também pode fornecer uma boa visualização destas medidas.

A idéia por trás da medição da variação espacial baseia-se no fato de que, quanto maior o efeito causado pelo processo de suavização, menor será a variação espacial da imagem. Para esta medição, computa-se, para cada ponto da imagem, a média das

diferenças absolutas vertical e horizontal na vizinhança 3x3 do pixel central. Estas médias são, então, somadas e calcula-se um valor médio, que dá uma medida global da variação espacial da imagem.

A eficiência da suavização do ruído pode também ser medida pela redução do desvio padrão ou variância do ruído. Neste experimento, medições do desvio padrão (DP) das imagens filtradas foram computadas numa região homogênea com 21x21 pixels e coordenadas centrais $X = Y = 20$.

4.3. Resultados Obtidos

Os resultados obtidos com o estudo comparativo foram expressos em forma de tabelas, fotografias, perfis de linhas de varredura e histogramas. A Seção 4.3.1 apresenta os resultados do desempenho dos algoritmos na remoção de ruído com preservação de bordas. Na Seção 4.3.2, apresentam-se os resultados dos testes para aguçamento de bordas do tipo rampa. Observações sobre a capacidade dos algoritmos em preservar detalhes tênues e características finas e sobre sua imunidade à distorção de formas são apresentadas na Seção 4.3.3. A comparação da eficiência computacional é mostrada na Seção 4.3.4. A Seção 4.3.5 apresenta resultados dos testes para uma imagem natural.

4.3.1. Remoção de Ruído com Preservação de Bordas

Os resultados das medições do desvio padrão do ruído em área homogênea, da variação espacial, do erro médio quadrático e da média das diferenças absolutas para as imagens do primeiro teste (imagem CÍRCULO corrompida com ruído gaussiano (0;20,0) e 4 iterações) são apresentados nas Tabelas 1, 2, 3 e 4, respectivamente.

Na Tabela 1, pode-se observar a redução do ruído em face à aplicação iterativa dos algoritmos de filtragem. Nota-se que a iteração incrementa a capacidade de remoção de ruído dos filtros, embora, no caso de SCG, este incremento seja mais lento. FACET e SVSV convergiram, praticamente, logo após a iteração 1. SIGMA, a partir da iteração 1, apresentou os melhores resultados, seguido de MEDIA, SSDA, MKVP, SVSV, SMDA, FACET e por último SCG, que apresentou os piores resultados, devidos, aparentemente, a seu esquema de pesos. As porcentagens de redução do ruído na iteração 4 variam entre 89,6% para SIGMA e 57,5% para SCG, passando por 81,5% para SSDA.

Tabela 1. - CÍRCULO: Desvio Padrão do Ruído em Área Homog. (DP)
(21x21, X=Y=20)

Método	It. 0	It. 1	It. 2	It. 3	It. 4
MEDIA	6,13	4,25	3,47	3,04	2,76
MEDIANA	7,86	5,63	4,50	3,76	3,26
MKVP	8,47	6,16	5,10	4,41	3,94
SCG	14,70	12,45	10,89	9,57	8,46
SVSV	7,55	5,25	4,82	4,72	4,65
SSDA	7,85	5,38	4,44	3,98	3,69
SMDA	9,35	6,54	5,37	4,76	4,40
FACET	7,08	5,71	5,52	5,48	5,45
SIGMA	8,40	4,23	2,81	2,35	2,07

Original: DP = 0,00

Com ruído gaussiano (0;20,0): DP = 19,91

A Tabela 2 apresenta os resultados das medidas da variação espacial das imagens filtradas, que, por sua vez, comprovam os apresentados na Tabela 1.

Tabela 2. - CÍRCULO: Medida da Variação Espacial (MVE)

Método	It. 0	It. 1	It. 2	It. 3	It. 4
MEDIA	7,87	5,46	4,50	3,98	3,65
MEDIANA	8,83	6,38	5,35	4,82	4,48
MKVP	10,40	7,41	6,22	5,54	5,08
SCG	17,70	14,85	13,04	11,60	10,39
SVSV	9,96	6,89	6,00	5,68	5,54
SSDA	9,72	6,91	5,92	5,47	5,24
SMDA	12,12	8,44	6,93	6,21	5,81
FACET	8,31	6,38	5,84	5,63	5,53
SIGMA	9,64	4,99	3,74	3,32	3,16

Original: MVE = 2,26

Com ruído gaussiano (0;20,0): MVE = 23,86

Os resultados do EMQ, apresentados na Tabela 3, refletem, neste caso, a habilidade dos algoritmos em reduzir ruído, preservando características, como bordas. MEDIA apresentou os piores resultados, mostrando inclusive um aumento do EMQ a partir da

iteração 2, por causa do efeito de nublur. Novamente, SIGMA apresentou os melhores resultados, sendo seguido por SSDA, que obteve os melhores resultados entre os algoritmos de suavização por vizinhança seletiva. FACET e SVSV convergiram rapidamente, o que indica a necessidade de poucas iterações para estes algoritmos, ao contrário do que acontece com SCG, em particular, e, em geral, com os demais algoritmos.

Tabela 3. - CÍRCULO: Erro Médio Quadrático (EMQ)

Método	It. 0	It. 1	It. 2	It. 3	It. 4
MEDIA	81,59	68,66	73,91	80,13	87,27
MEDIANA	68,91	44,12	36,06	32,03	29,71
MKVP	80,57	50,79	43,82	39,73	37,72
SCG	199,88	141,47	110,70	89,60	74,22
SVSV	69,06	44,46	40,66	39,95	39,72
SSDA	69,54	39,79	32,13	29,29	27,88
SMDA	93,37	50,77	39,04	34,33	31,96
FACET	54,12	40,08	37,80	37,38	37,36
SIGMA	72,92	22,62	13,89	11,51	11,08

Original: EMQ = 0,00

Com ruído gaussiano (0;20,0): EMQ = 385,82

Os resultados da Tabela 4 para as medições MDA comprovam os resultados apresentados na Tabela 3 para o EMQ.

Tabela 4. - CÍRCULO: Média das Diferenças Absolutas (MDA)

Método	It. 0	It. 1	It. 2	It. 3	It. 4
MEDIA	6,18	5,06	4,83	4,86	5,02
MEDIANA	6,29	4,83	4,24	3,90	3,69
MKVP	6,97	5,40	4,86	4,53	4,31
SCG	11,40	9,52	8,35	7,46	6,76
SVSV	6,53	5,15	4,90	4,84	4,83
SSDA	6,74	4,94	4,36	4,11	3,98
SMDA	7,85	5,59	4,79	4,43	4,13
FACET	5,81	4,95	4,79	4,76	4,75
SIGMA	6,13	3,24	2,42	2,09	1,97

Original: MDA = 0,00

Com ruído gaussiano (0;20,0): MDA = 15,45

UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA

Pró-Reitoria Para Assuntos do Interior

Coordenação Setorial de Pós-Graduação

Rua Américo Vespúcio, 822 - 1-1 (800) 321-7222-R 355

58.100 - Campina Grande - Paraíba

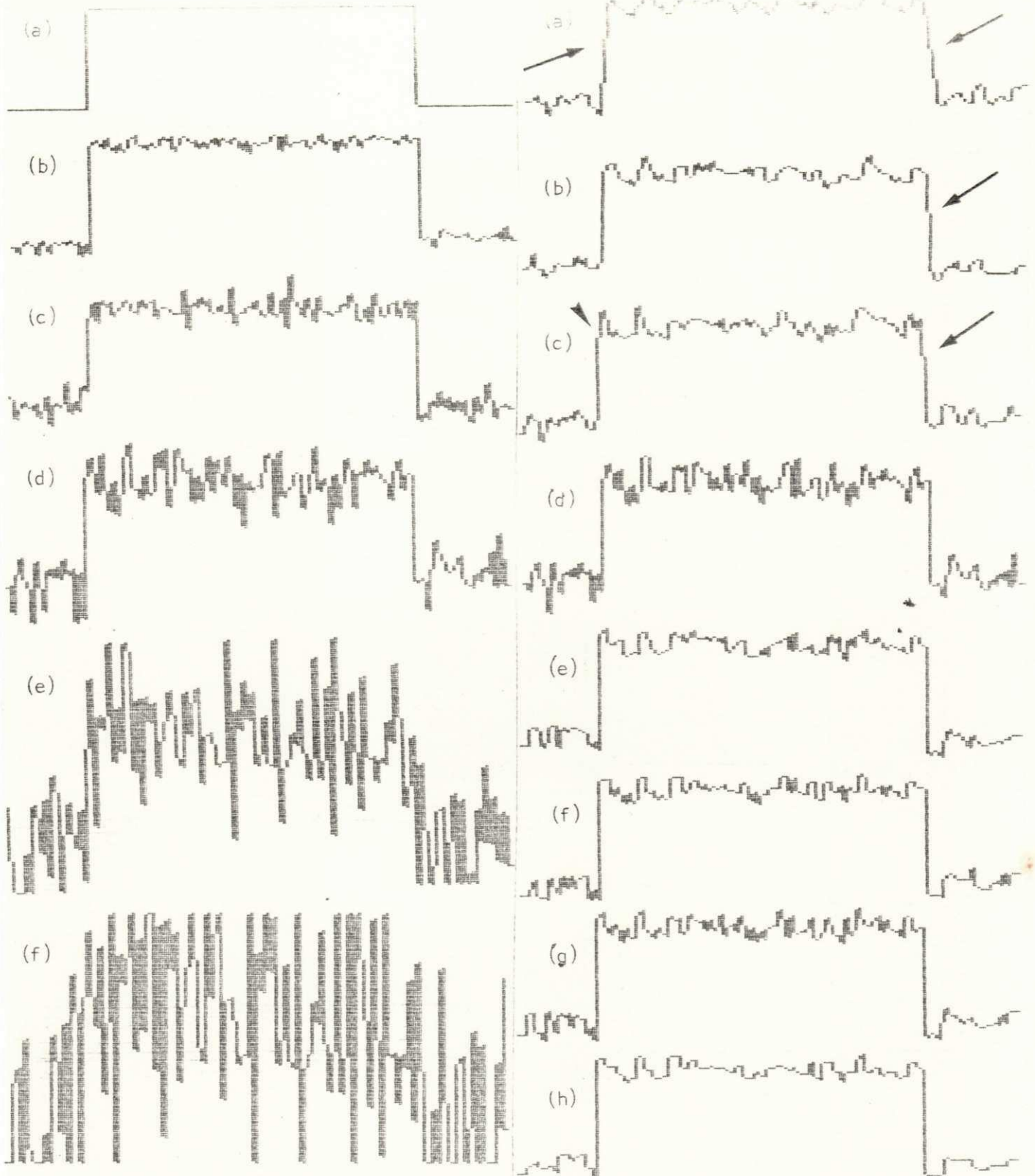


Figura 27. Perfis da linha de varredura 45 da imagem CÍRCULO: (a) original, (b)-(f) com ruído gaussiano aditivo com valor médio zero e desvios padrões 5,0; 10,0; 20,0; 50,0 e 100,0.

Figura 28. Perfis da linha de varredura 45 da imagem CÍRCULO com ruído gaussiano (0;20,0): imagens filtradas (iteração 0)

pelos algoritmos (a) MEDIA, (b) MEDIANA, (c) MKVP, (d) SCG, (e)



Figura 29. Perfis da linha de varredura 45 da imagem CÍRCULO com ruído gaussiano (0;20,0): (a)-(i) imagens filtradas (iteração 1) pelos algoritmos MEDIA, MEDIANA, MKVP, SCG, SVSV, SSDA, SMDA, FACET e SIGMA.

Figura 30. Perfis da linha de varredura 45 da imagem CÍRCULO com ruído gaussiano (0;20,0): (a)-(i) imagens filtradas (iteração 2) pelos algoritmos MEDIA, MEDIANA, MKVP, SCG, SVSV, SSDA, SMDA, FACET e SIGMA.



Figura 31. Perfis da linha de varredura 45 da imagem CÍRCULO com ruído gaussiano (0;20,0): (a)-(i) imagens filtradas (iteração 3) pelos algoritmos MEDIA, MEDIANA, MKVP, SCG, SVSV, SSDA, SMDA, FACET e SIGMA.

Figura 32. Perfis da linha de varredura 45 da imagem CÍRCULO com ruído gaussiano (0;20,0): (a)-(i) imagens filtradas (iteração 4) pelos algoritmos MEDIA, MEDIANA, MKVP, SCG, SVSV, SSDA, SMDA, FACET e SIGMA.

Para ajudar na visualização da capacidade de reduzir ruído e habilidade de preservar bordas, são apresentados nas Figuras 27-32 perfis das linhas de varredura 45 das imagens testes originais e filtradas. Pode-se observar que todos os algoritmos, à exceção de MEDIA, são muito bons em preservação de bordas. Apenas MKVP e MEDIANA, na iteração 0, apresentaram uma pequena falha na borda (vide setas na Fig. 28), mas que se mantiveram intactas para o restante das iterações (vide setas na Fig. 32).

Por meio da apresentação de histogramas, pode-se observar, além da redução do ruído em geral, a remoção de ruído impulsivo, representado pelos elementos localizados na extrema direita dos histogramas (vide pontas de setas nas Figs. 33-38). SIGMA conseguiu redução completa deste tipo de ruído já na iteração 1, MEDIANA na iteração 3 e MEDIA na iteração 4. Seguem-se com melhores resultados SSDA, SMDA e MKVP. Outro efeito que pode ser visto nos histogramas é o nublar representado por elementos localizados entre os dois picos principais dos histogramas das imagens filtradas (vide pontas de setas maiores na Fig. 38), que se mostram bastante acentuados em MEDIA e um pouco em MKVP.

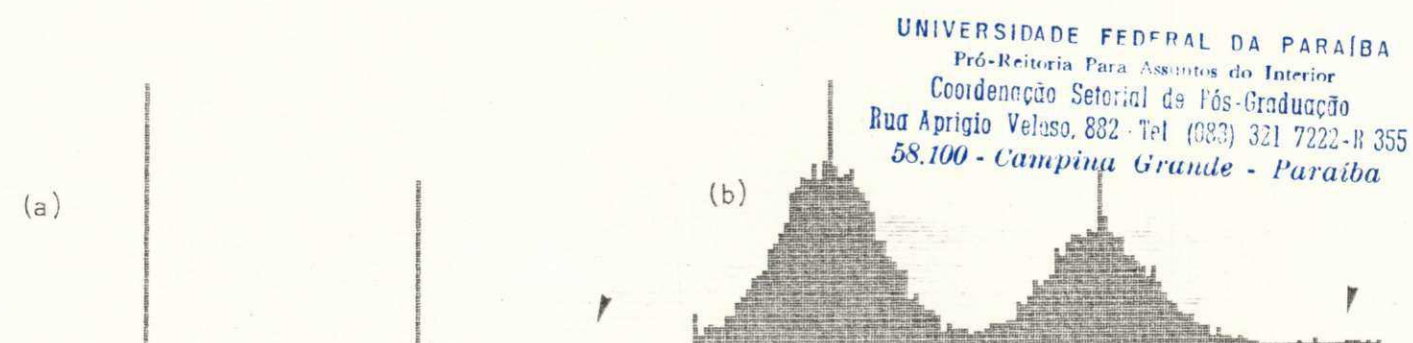
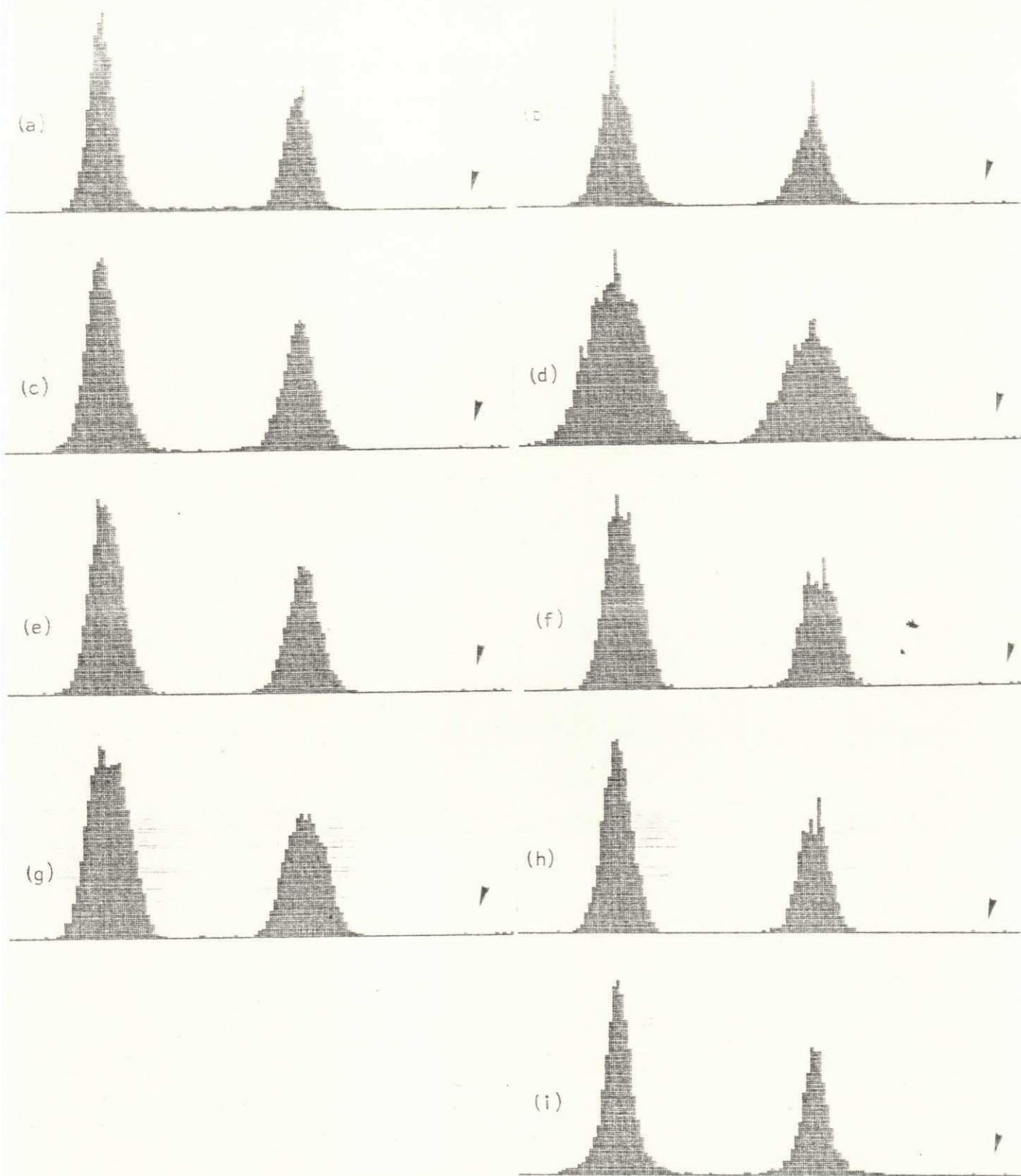


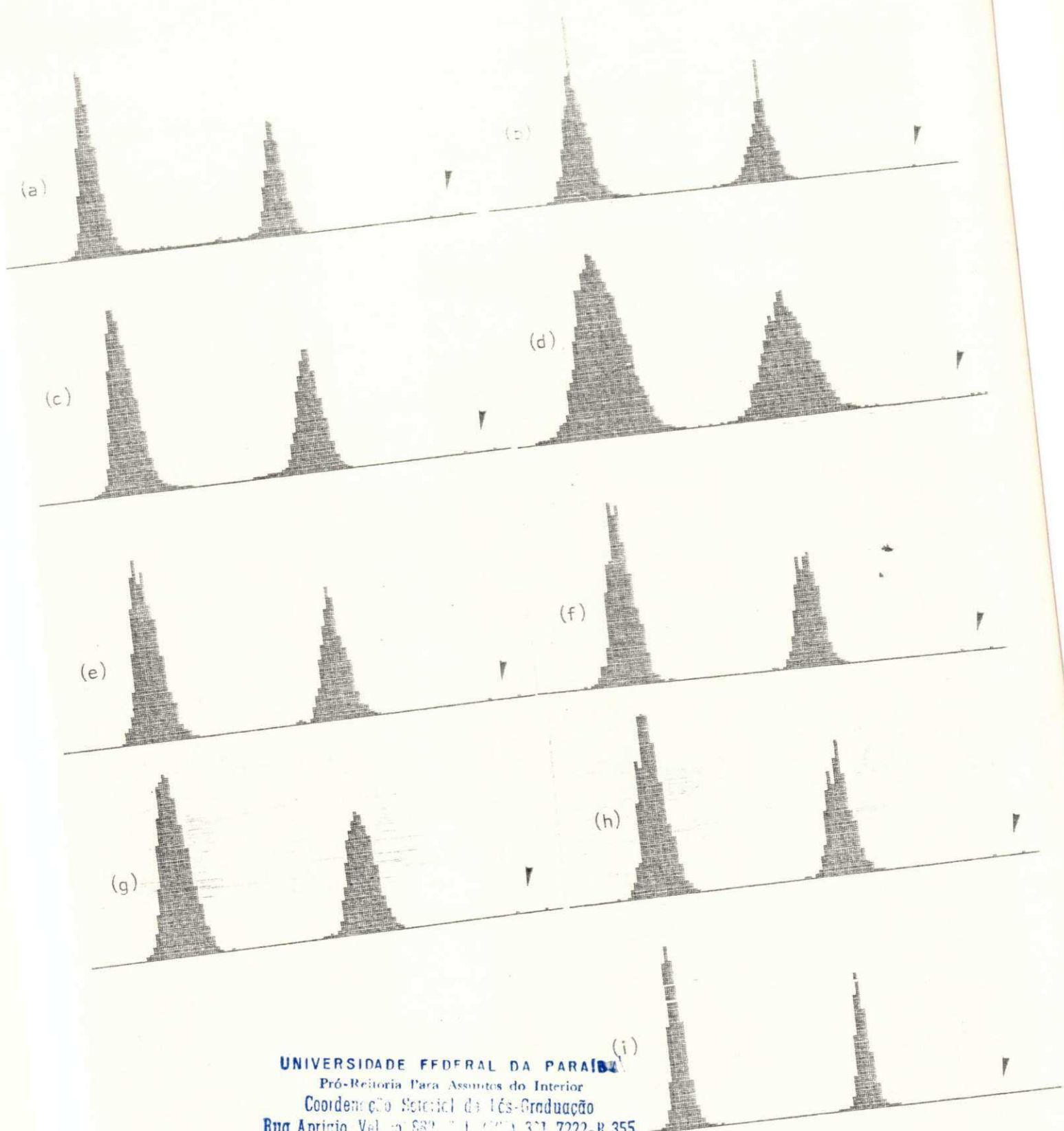
Figura 33. Histogramas da imagem CÍRCULO: (a) original, (b) com ruído gaussiano aditivo (0;20,0).

Os resultados das filtragens (iteração 0) realizadas no segundo teste com as imagens CÍRCULO, com diversas taxas de RSR, são apresentados nas Figuras 19-22. Medições do desvio padrão do ruído em área homogênea são apresentadas na Tabela 5, podendo-se observar que os algoritmos reduzem o ruído em todas as situações da taxa de RSR. Medições do valor médio do ruído em área homogênea (Tabela 6) e do valor médio global das imagens (Tabela 7) mostram que esses valores, em geral, não sofrem alterações com as filtragens. A Tabela 8 apresenta os resultados das medições do erro médio quadrático. Perfis da linha de varredura 45 das imagens CÍRCULO originais com ruído e filtradas são apresentados nas Figuras 39-42. Observa-se a preservação de bordas até na



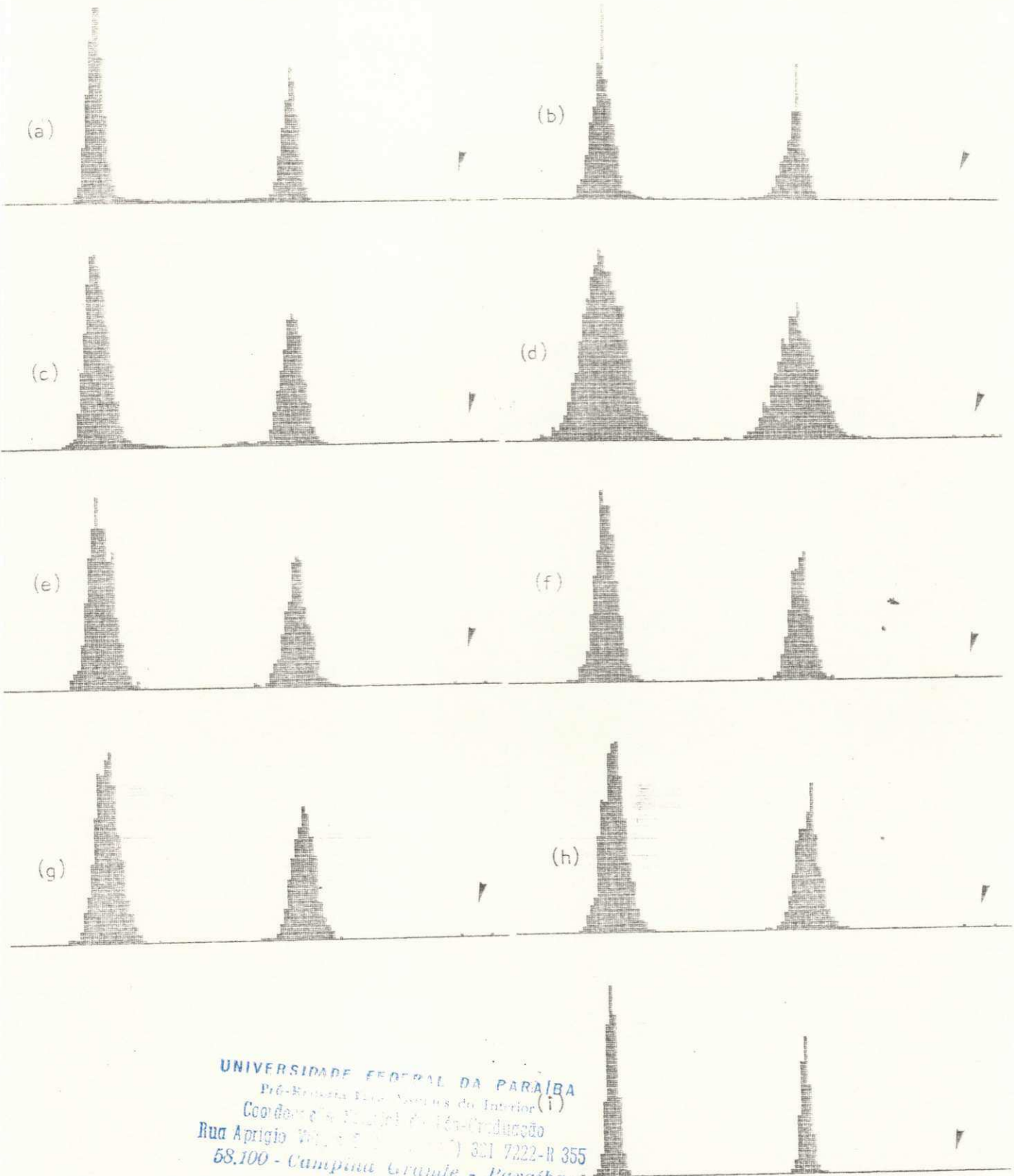
UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
 Pró-Reitoria Para Assuntos do Interior
 Coordenação Geral de Pós-Graduação
 Rua Aprígio Veloso 822 - 51 (33) 321 7222-R 355
 58.100 - Campina Grande - Paraíba

Figura 34. Histogramas da imagem CÍRCULO com ruído (0;20,0):
 (a)-(i) imagens filtradas (iteração 0) pelos algoritmos MEDIA,
 MEDIANA, MKVP, SCG, SVSV, SSSA, SMDA, FACET e SIGMA.



UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
Pró-Reitoria Para Assuntos do Interior
Coordenação Geral de Pós-Graduação
Rua Aprígio Veloso 882 - 1.401-311 7222-R 355
58.100 - Campina Grande - Paraíba

Figura 35. Histogramas da imagem CÍRCULO com ruído (0;20,0):
(a)-(i) imagens filtradas (iteração 1) pelos algoritmos MEDIA,
MEDIANA, MKVP, SCG, SVSV, SSSA, SMDA, FACET e SIGMA.



UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
 Pró-Reitoria Para Assuntos do Interior (i)
 Coordenação Setorial de Pós-Graduação
 Rua Aprígio Veloso, 822 Tel (683) 321-7222-R 355
 58.100 - Campina Grande - Paraíba

UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
 Pró-Reitoria Para Assuntos do Interior
 Coordenação Setorial de Pós-Graduação
 Rua Aprígio Veloso, 822 Tel (683) 321-7222-R 355
 58.100 - Campina Grande - Paraíba

Figura 36. Histogramas da imagem CÍRCULO com ruído (0;20,0):
 (a)-(i) imagens filtradas (iteração 2) pelos algoritmos MEDIA,
 MEDIANA, MKVP, SCG, SVSV, SSSA, SMDA, FACET e SIGMA.

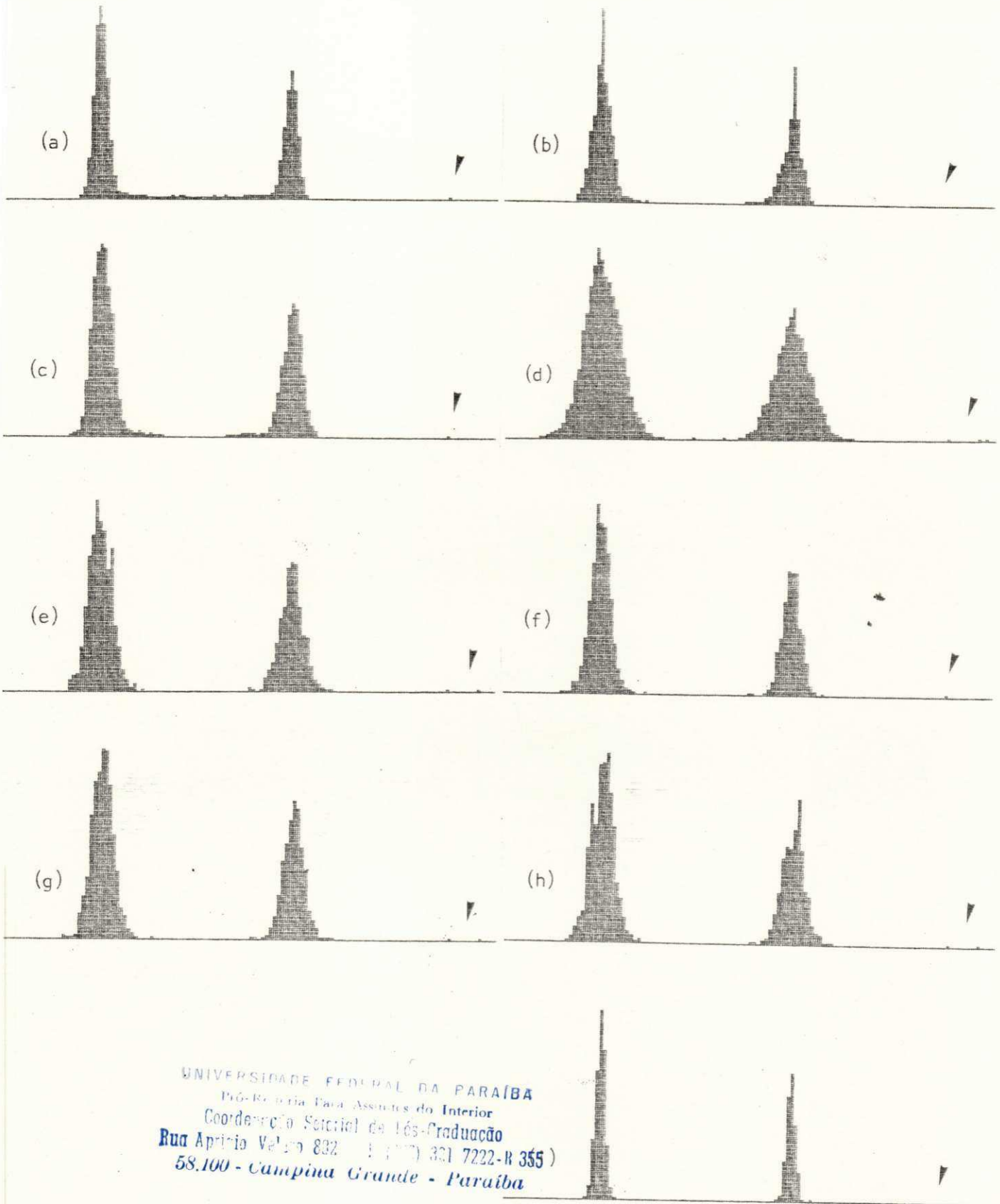


Figura 37. Histogramas da imagem CÍRCULO com ruído (0;20,0):
 (a)-(i) imagens filtradas (iteração 3) pelos algoritmos MEDIA,
 MEDIANA, MKVP, SCG, SVSV, SSSA, SMDA, FACET e SIGMA.

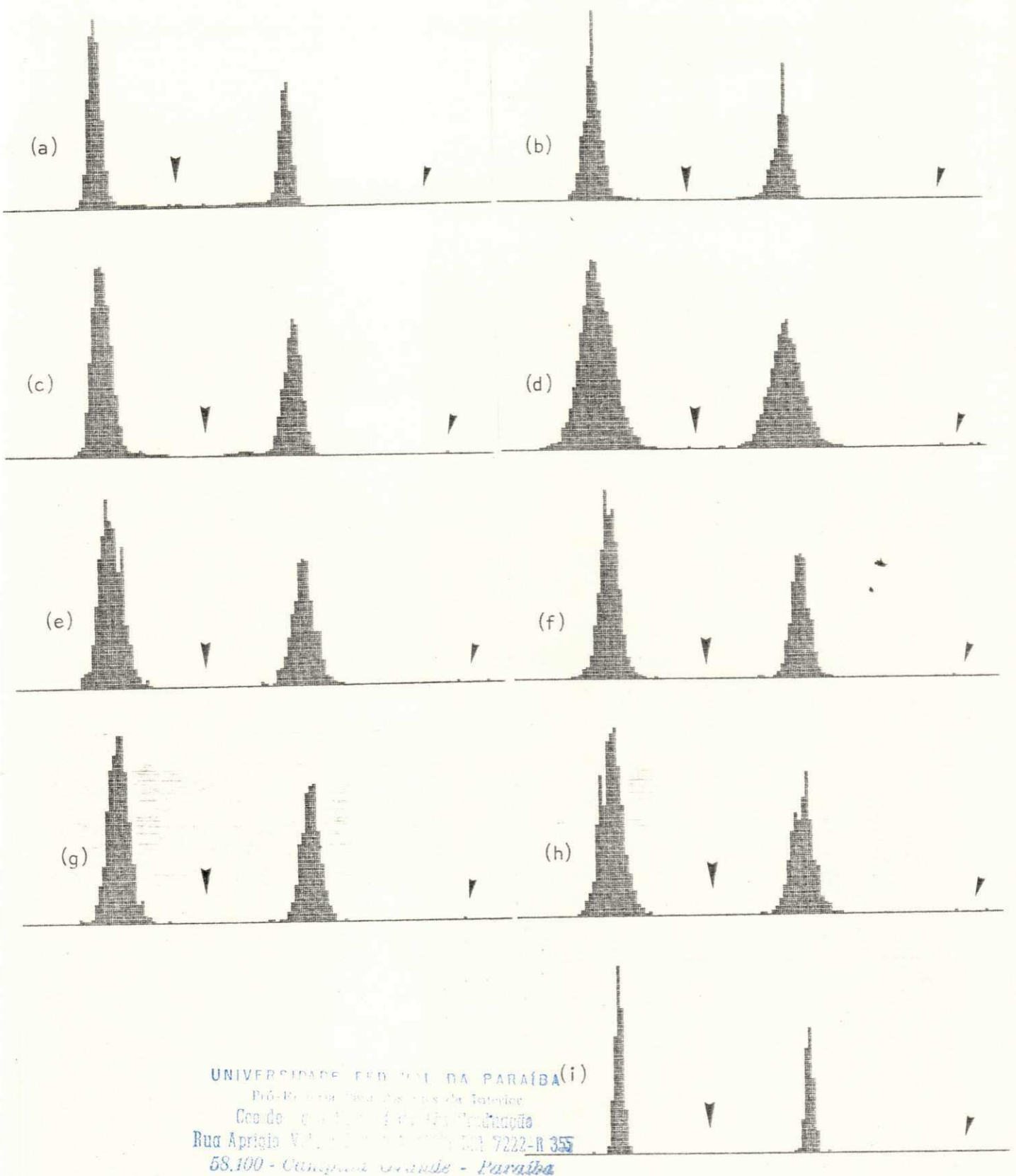


Figura 38. Histogramas da imagem CÍRCULO com ruído (0;20,0):
 (a)-(i) imagens filtradas (iteração 4) pelos algoritmos MEDIA,
 MEDIANA, MKVP, SCG, SVSV, SSSA, SMDA, FACET e SIGMA.

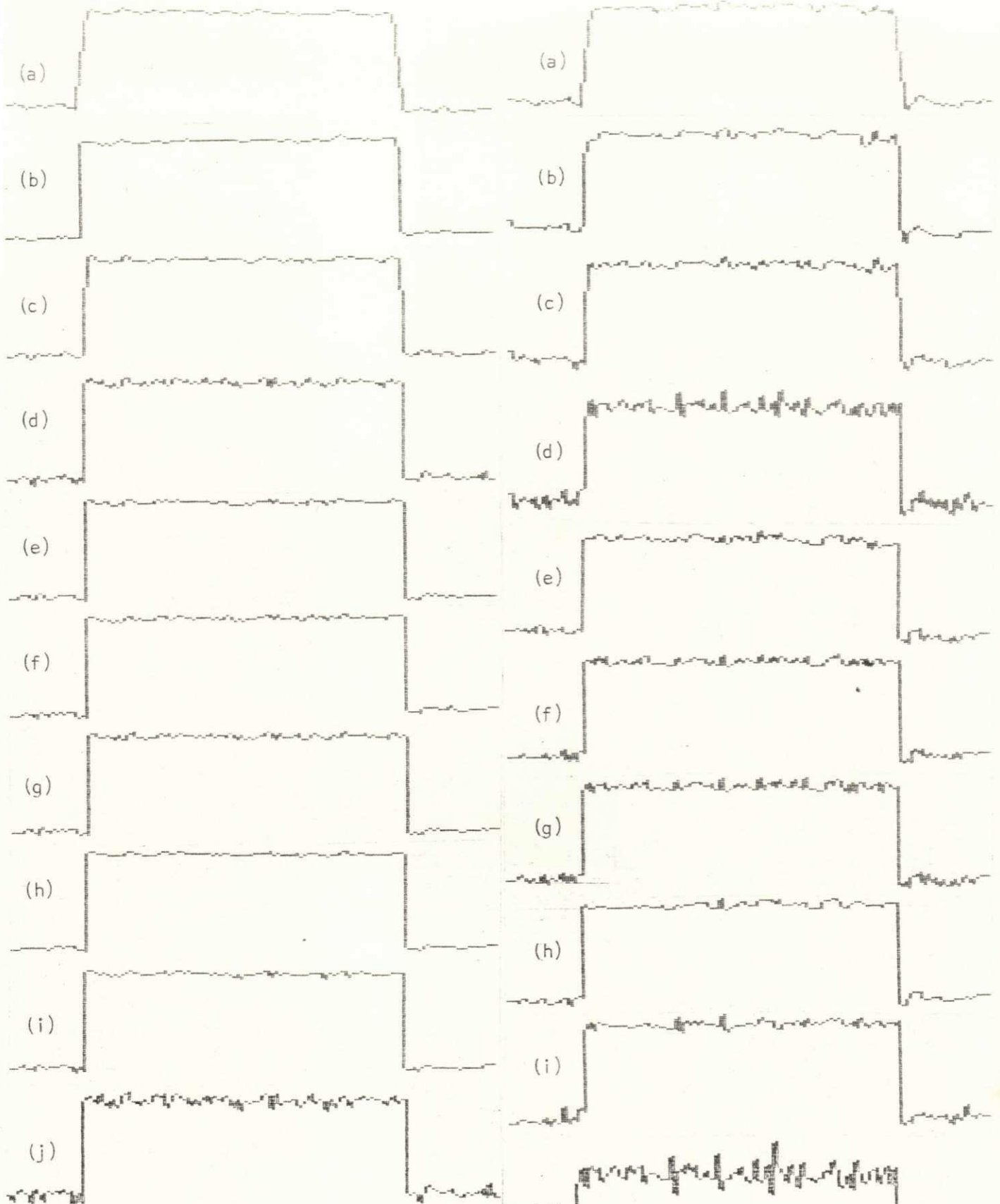


Figura 39. Perfis da linha de varredura 45 da imagem CÍRCULO com ruído gaussiano (0;5,0) (j): (a)-(i) imagens filtradas (iteração 0) pelos algoritmos MEDIA, MEDIANA, MKVP, SCG, SVSV, SSDA, SMDA, FACET e SIGMA.

Figura 40. Perfis da linha de varredura 45 da imagem CÍRCULO com ruído gaussiano (0;10,0) (j): (a)-(i) imagens filtradas (iteração 0) pelos algoritmos MEDIA, MEDIANA, MKVP, SCG, SVSV, SSDA, SMDA, FACET e SIGMA.

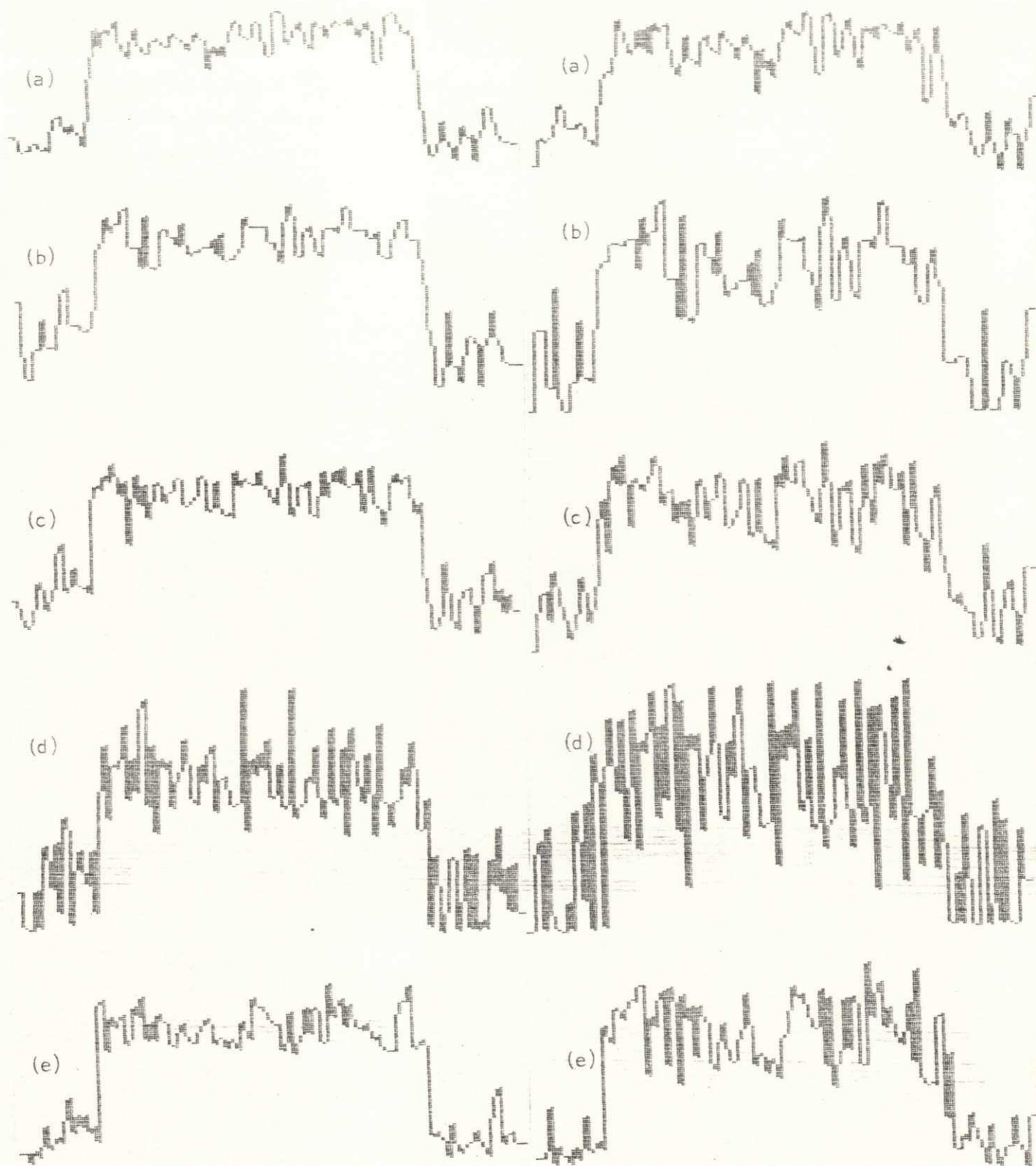
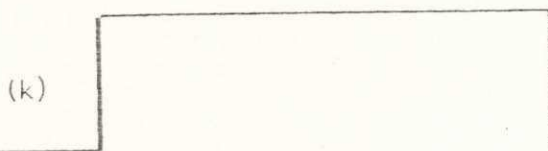
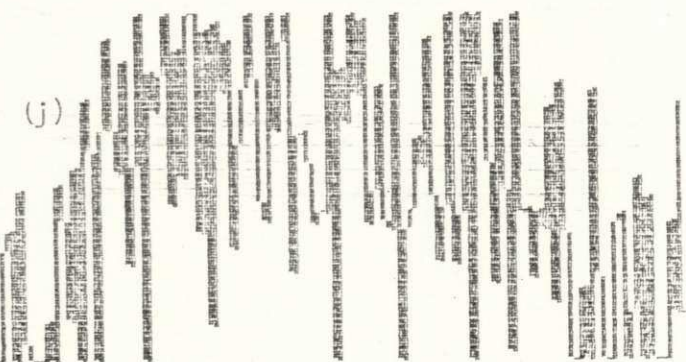
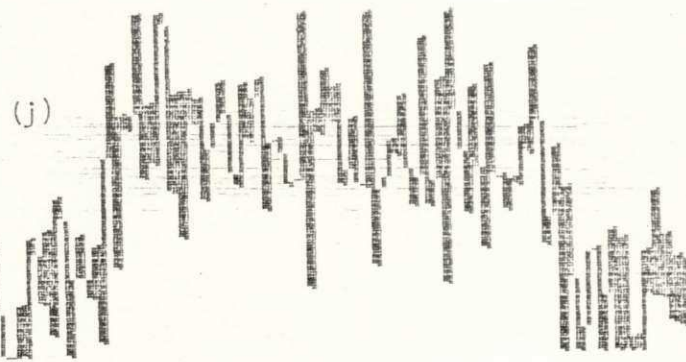
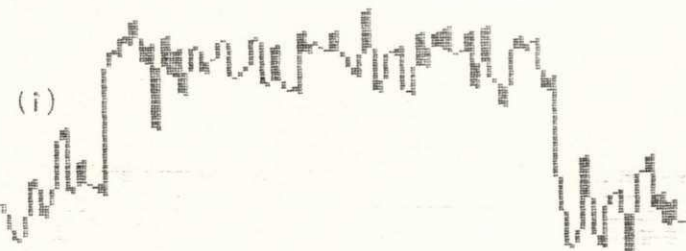
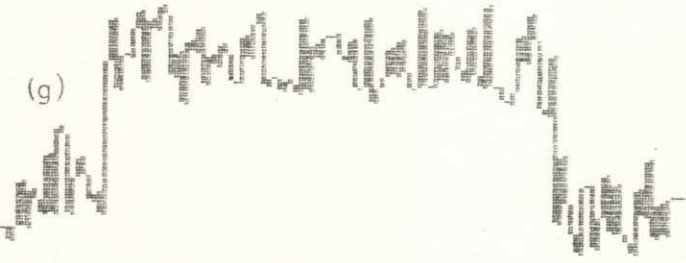
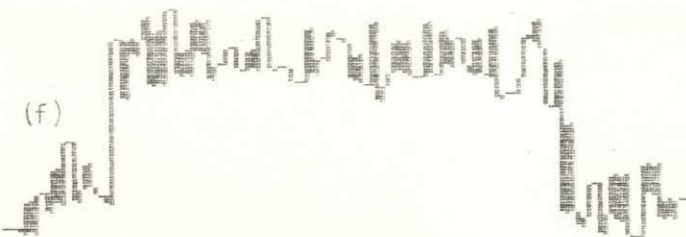


Figura 41. Perfis da linha de varredura 45 da imagem CÍRCULO com ruído gaussiano $(0;50,0)$ (j): (a)-(i) imagens filtradas (iteração 0) pelos algoritmos MEDIA, MEDIANA, MKVP, SCG, SVSV, SSDA, SMDA, FACET e SIGMA, (k) original.

Figura 42. Perfis da linha de varredura 45 da imagem CÍRCULO com ruído gaussiano $(0;100,0)$ (j): (a)-(i) imagens filtradas (iteração 0) pelos algoritmos MEDIA, MEDIANA, MKVP, SCG, SVSV, SSDA, SMDA, FACET e SIGMA, (k) original.



UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAIBA
 Pró-Reitoria Para Assuntos do Interior
 Coordenação Geral de Pós-Graduação
 Rua Aprígio Veloso 882 - 511 (PQ) 3.1 7222-R 355
 58.100 - Campina Grande - Paraíba

imagem com taxa de RSR = 1, embora o ruído esteja tão intenso que torna difícil de visualizar.

Tabela 5. - CÍRCULO: Desvio Padrão do Ruído em Área Homog. (DP)
(21x21, X=Y=20) (Iteração 0)

Método	RSR 1	RSR 2	RSR 3	RSR 4	RSR 5
MEDIA	1,49	3,40	6,38	13,48	22,15
MEDIANA	1,76	4,01	8,10	20,28	35,93
MKVP	1,91	4,26	8,25	19,76	31,04
SCG	3,33	6,90	13,93	34,06	55,45
SVSV	1,76	3,98	7,76	17,46	25,29
SSDA	1,87	4,18	7,95	17,64	29,19
SMDA	2,22	4,82	9,01	21,11	34,96
FACET	1,66	3,58	7,07	14,65	23,41
SIGMA	1,75	3,81	7,86	15,12	17,80
Com ruído:	4,73	9,36	19,73	42,75	70,24
Original: DP = 0,00					

Tabela 6. - CÍRCULO: Valor Médio do Ruído em Área Homog. (VM)
(21x21, X=Y=20) (Iteração 0)

Método	RSR 1	RSR 2	RSR 3	RSR 4	RSR 5
MEDIA	50,03	49,63	49,15	52,95	68,71
MEDIANA	50,34	49,72	49,19	48,17	53,71
MKVP	50,45	49,98	49,39	49,76	57,80
SCG	50,39	50,07	49,40	51,11	61,89
SVSV	50,40	49,71	48,78	47,14	49,43
SSDA	50,41	49,99	49,25	51,43	62,21
SMDA	50,43	50,04	49,49	50,64	60,48
FACET	50,46	49,69	49,08	47,80	54,95
SIGMA	50,44	50,04	49,36	52,27	67,72
Com ruído:	50,44	50,12	49,44	53,68	68,87
Original: VM = 50,00					

4.3.2. Aguçamento de Bordas

Os resultados do terceiro teste, que visam observar a capacidade dos algoritmos de aguçar bordas do tipo rampa, podem ser vistos na Figura 23, para o teste na presença de ruído (iteração 0) e nas Figuras 24 e 25, para os testes sem ruído (iterações 0 e

UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
Pró-Reitoria Para Assuntos do Interior
Coordenação Setorial de Pós-Graduação
Rua Aprígio Veloso, 882 Tel. (087) 321 7222-R 355
58.100 - Campina Grande - Paraíba

Tabela 7. - CÍRCULO: Valor Médio Global (VMG) (Iteração 0)

Método	RSR 1	RSR 2	RSR 3	RSR 4	RSR 5
MEDIA	89,02	88,99	88,91	90,77	97,60
MEDIANA	89,41	89,35	89,19	88,67	89,19
MKVP	89,52	89,44	89,27	88,83	91,75
SCG	89,48	89,40	89,29	89,65	94,54
SVSV	89,45	89,36	89,21	87,39	89,03
SSDA	89,46	89,41	89,29	89,78	94,45
SMDA	89,47	89,40	89,28	89,46	93,91
FACET	89,46	89,37	89,19	88,21	91,57
SIGMA	89,50	89,42	89,29	90,59	97,37
Com ruído:	89,48	89,43	89,37	91,25	98,05
Original: VMG =	89,06				

Tabela 8. - CÍRCULO: Erro Médio Quadrático (EMQ) (Iteração 0)

Método	RSR 1	RSR 2	RSR 3	RSR 4	RSR 5
MEDIA	41,55	48,25	81,59	271,84	854,94
MEDIANA	3,48	15,89	68,91	422,47	1438,99
MKVP	15,91	27,02	80,57	431,18	1296,22
SCG	10,23	46,40	199,88	1199,12	3874,72
SVSV	3,58	15,44	69,06	446,33	1263,39
SSDA	3,81	15,59	69,54	413,17	1267,86
SMDA	5,01	21,02	93,37	556,71	1692,35
FACET	2,92	12,35	54,12	333,08	957,36
SIGMA	3,50	15,59	72,92	365,03	772,87
Com ruído:	21,79	92,94	385,82	2073,61	5881,12
Original: EMQ =	0,00				

2, respectivamente). Como era de se esperar, MEDIA aumenta ainda mais o efeito de nublado. MEDIANA, MKVP e SCG, embora não aumentem o efeito de nublado, não conseguem aguçar as bordas. Os algoritmos com essa capacidade são os que trabalham com vizinhanças seletivas e o filtro SIGMA polarizado. Entre os algoritmos, os que mais se destacam são SVSV e FACET, seguidos de SIGMA e, por último SSDA e SMDA. Perfis da linha de varredura 45 para as imagens CÍRCULO NUBLADO originais, com ruído e sem ele, e imagens filtradas, são mostrados nas Figuras 43-46. As setas

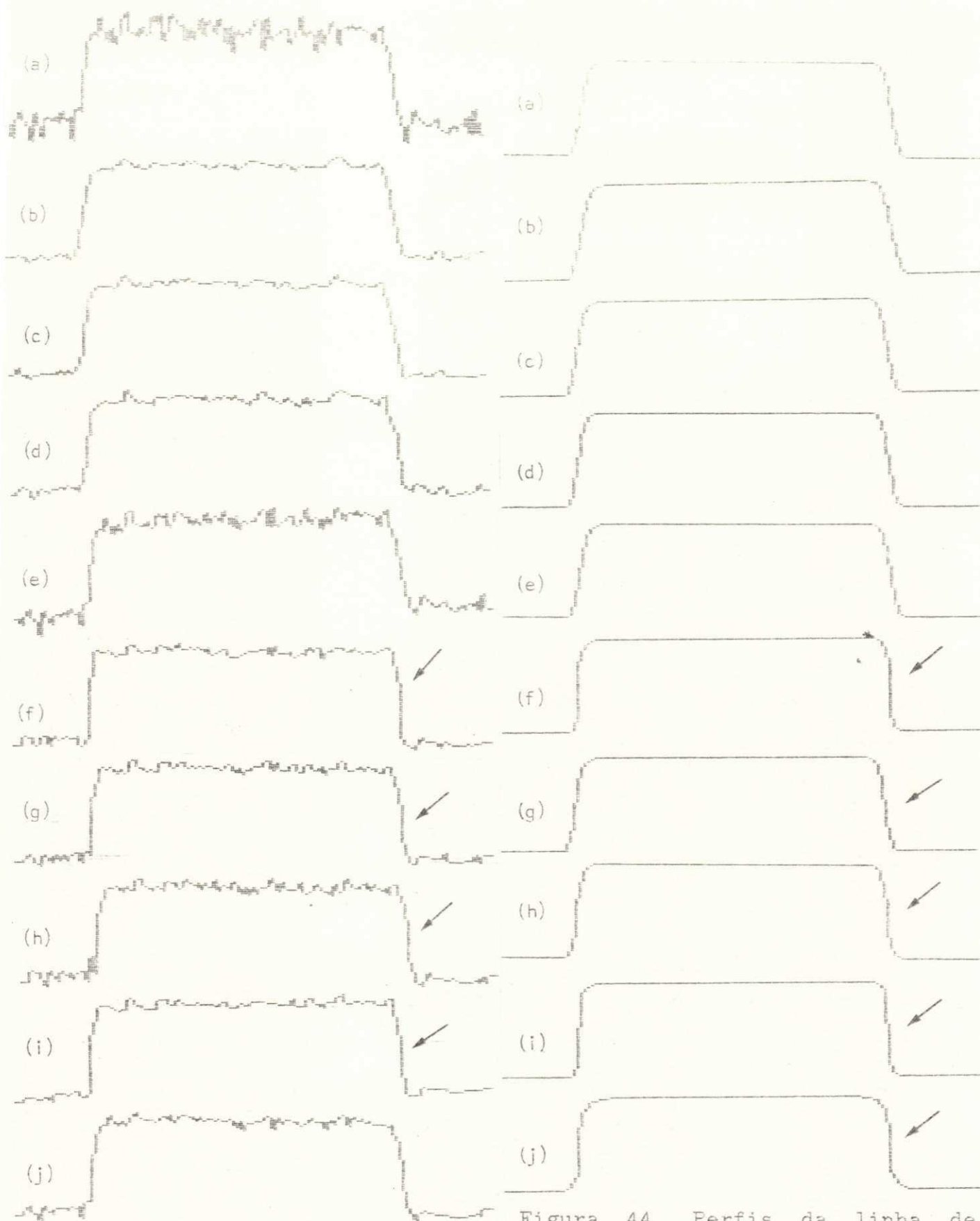


Figura 43. Perfis da linha de varredura 45 da imagem CÍRCULO NUBLADO: (a) imagem nublada com ruído gaussiano (0;10,0), (b)-(j) imagens filtradas (iteração 0) pelos algoritmos MEDIA, MEDIANA, MKVP, SCG, SVSV, SSDA, SMDA, FACET e SIGMA.

Figura 44. Perfis da linha de varredura 45 da imagem CÍRCULO NUBLADO sem ruído: (a) imagem nublada, (b)-(j) imagens filtradas (iteração 0) pelos algoritmos MEDIA, MEDIANA, MKVP, SCG, SVSV, SSDA, SMDA, FACET e SIGMA.

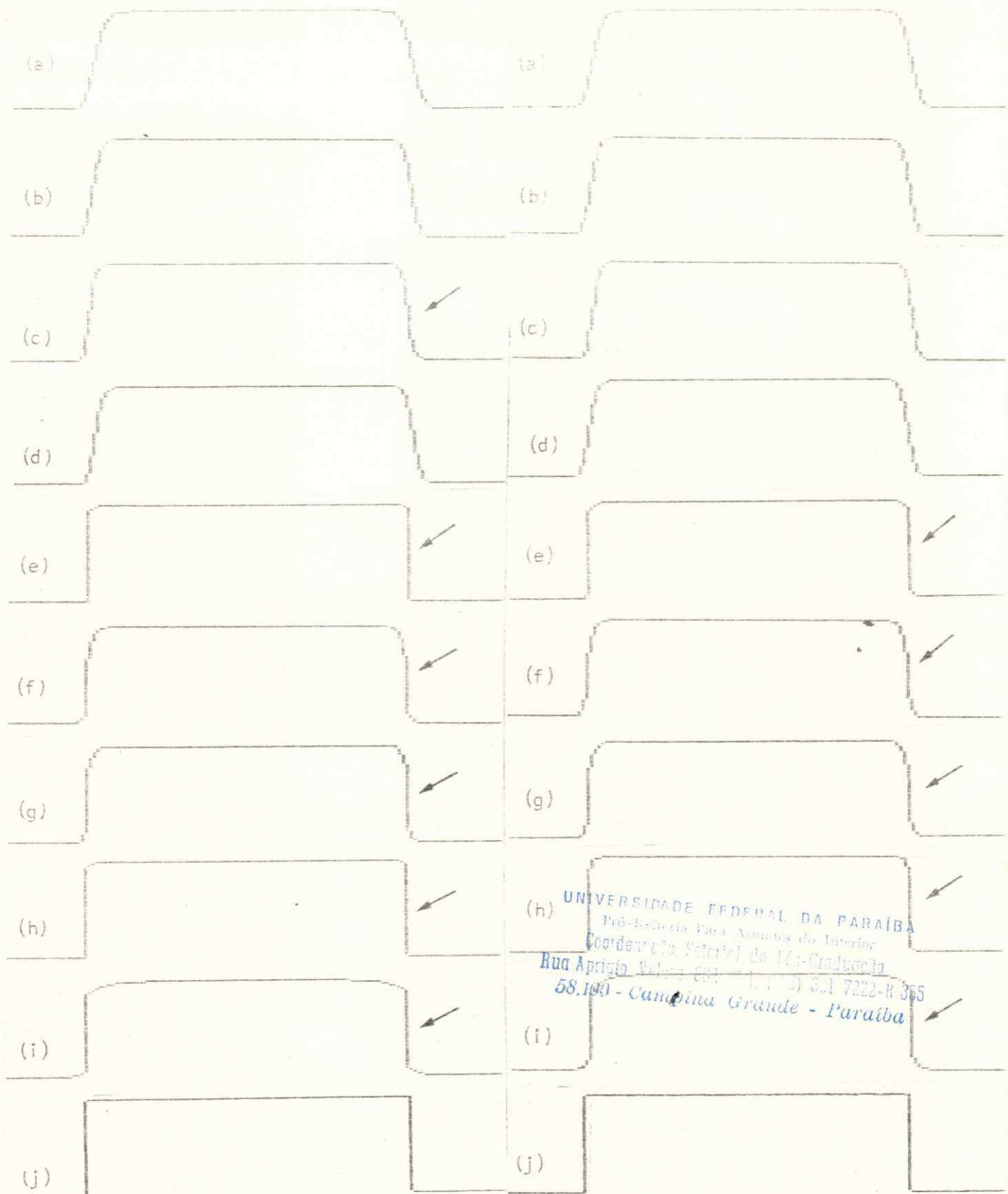


Figura 45. Perfis da linha de varredura 45 da imagem CÍRCULO NUBLADO sem ruído: (a)-(i) imagens filtradas (iteração 1) pelos algoritmos MEDIA, MEDIANA, MKVP, SCG, SVSV, SSDA, SMDA, FACET e SIGMA, (j) original.

Figura 46. Perfis da linha de varredura 45 da imagem CÍRCULO NUBLADO sem ruído: (a)-(i) imagens filtradas (iteração 2) pelos algoritmos MEDIA, MEDIANA, MKVP, SCG, SVSV, SSDA, SMDA, FACET e SIGMA, (j) original.

UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
 Pró-Reitoria Para Assuntos do Interior
 Coordenação Secretária de Pós-Graduação
 Rua Aprígio Veloso, 632 - Fone (31) 321 7222-R 355
 58.190 - Campina Grande - Paraíba

mostram o ruído causado nos dados. A Tabela 8 apresenta os resultados para as medições do erro médio quadrático. Observar-se a força de SVSV e FACET na ausência de ruído em relação aos demais algoritmos.

Tabela 9. - CÍRCULO NUBLADO: Erro Médio Quadrático (EMQ)

Método	SEM RUÍDO (It. 2)	COM RUÍDO (It. 0)
MEDIA	82,62	77,90
MEDIANA	58,59	77,16
MKVP	43,66	79,99
SCG	58,69	108,11
SVSV	0,72	66,04
SSDA	28,20	76,48
SMDA	35,47	84,47
FACET	1,20	60,86
SIGMA	14,06	78,28
Nublado	58,59	153,25
Original: EMQ = 0,00		

UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
Pró-Reitoria Para Assuntos do Interior
Coordenação Setorial de Pós-Graduação
Rua Aprígio Veloso, 882 Tel. (033) 321 7222-R 355
58.100 - Campina Grande - Paraíba

4.3.3. Detalhes Tênues e Preservação de Formas

A preservação de detalhes tênues e linhas finas é importante em alguns tipos de imagens, como, por exemplo, em aerofotogrametria, onde estes detalhes representam pontes, estradas, pieres, etc. Noutras aplicações, como em segmentação de imagens, pode-se desejar remover detalhes tênues. O filtro SIGMA preservará estas características desde que a diferença de intensidade entre elas e seu fundo seja maior que a faixa de intensidade dos dois-sigmas. Os pixels do fundo serão excluídos do cálculo da média, quando se processa um pixel que representa uma estrada ou um detalhe tênue. SIGMA preservaria mesmo um único elemento, se não se usasse o parâmetro K para redução de ruído do tipo impulso. Todos os outros algoritmos testados "engolirão" detalhes tênues e linhas finas, alguns já na primeira aplicação e outros após algumas iterações. MEDIA, MKVP e SCG começarão atenuando estas características e as removerão após algumas iterações, sendo este processo mais lento para SCG, que atribuirá peso menor às características. MEDIANA (3x3) removerá uma linha com um pixel de largura já na primeira aplicação, uma vez que, numa janela 3x3, entre os nove pixels, seis deles pertencem ao fundo. SSDA, SMDA,

SVSV e FACET, por utilizarem vizinhanças seletivas que possuem de 7 a 9 pixels, também atenuarão estas características.

Com relação à imunidade à distorção de formas, deve-se observar que: MEDIA se caracteriza por seu efeito de nublificar; MEDIANA é bem conhecido por criar "patches" e arredondar quinas; MKVP também introduz um certo efeito de nublificar pelo fato de usar 6 pixels (no caso) no cálculo da média; SIGMA e SCG (embora este não seja eficiente em remover ruído), em geral, não introduzirão distorções de formas nem criarão artefatos; os algoritmos de suavização por vizinhança seletiva, justamente por causa da suavização sub-regional direcionada, introduzirão distorção de formas, sendo bastante acentuado no caso de SVSV, seguido de FACET, e menos intenso em SSDA e SMDA.

Um outro efeito pode ser observado nas imagens sintéticas filtradas pelos algoritmos de suavização por vizinhança seletiva: um ruído no lado claro da borda com a mesma intensidade do lado escuro ou um ruído no lado escuro da borda com a mesma intensidade do lado claro serão removidos muito lentamente, pelo fato de que serão suavizados com elementos da vizinhança mais homogênea em relação ao pixel em questão (vide Fig. 47).

4.3.4. Eficiência Computacional

Os algoritmos foram implementados em FORTRAN IV e nenhum esforço maior foi feito para incrementar a velocidade dos programas. A Tabela 10 apresenta as medições do tempo de CPU gasto para filtrar 20 linhas de uma imagem 256x256 pixels pelos diversos algoritmos implementados. Observe-se a carga computacional de FACET e SVSV com relação aos demais algoritmos.

4.3.5. Testes com Imagem Natural

Os resultados para o teste com a imagem ESCRITÓRIO (cena de um escritório obtida com câmera de vídeo) podem ser vistos nas Figuras 48-50. Na Figura 48, têm-se: (a) imagem original, (b) imagem corrompida com ruído gaussiano aditivo (0,10,0); os resultados para a iteração 0 e iteração 1, respectivamente, para os filtros MEDIA [(c) e (l)], MEDIANA [(d) e (m)], MKVP [(e) e (n)], SCG [(f) e (o)], SVSV [(g) e (p)], SMDA [(h) e (q)], FACET [(i) e (r)], SIGMA [(j) e (s)] e RANK [(k) e (t)]. Na Figura 49, podem ser vistos os resultados da iteração 2 para: (a) MEDIA, (b) MEDIANA, (c) MKVP, (d) SCG, (e) SVSV, (f) SMDA, (g) FACET, (h) SIGMA (K=2), (i) SIGMA (K=1), (j) MINMAX (It. 5), (k) RANK, (l) MEDIANA (5x5) + TAEX (3x3) + MEDIANA (3x3), (m) MEDIANA (7x7) +

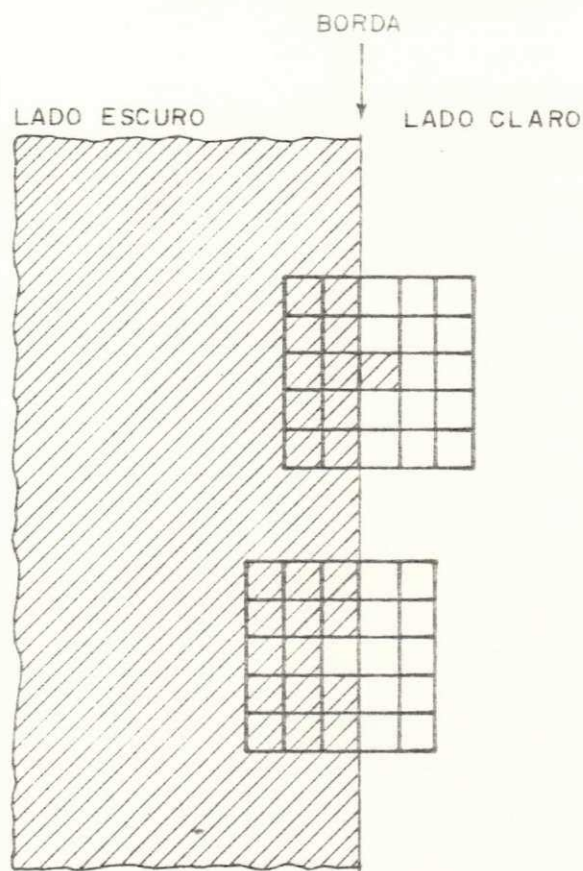


Figura 47. Problema causado por pixel de borda que, corrompido por ruído, obteve a mesma intensidade dos pixels do lado oposto da borda.

Tabela 10. - Tempo de CPU

Método	Tempo (min.)
MEDIA	0' 11"
MEDIANA	0' 17"
MKVP	0' 35"
SCG	1' 18"
SVSV	5' 18"
SSDA	1' 40"
SMDA	1' 50"
FACET	7' 12"
SIGMA	0' 28"

UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
 Pró-Reitoria Para Assuntos do Interior
 Coordenação Setorial de Pós-Graduação
 Rua Aprígio Velloso, 832 Tel. (033) 321 7222-R 355
 58.100 - Campina Grande - Paraíba

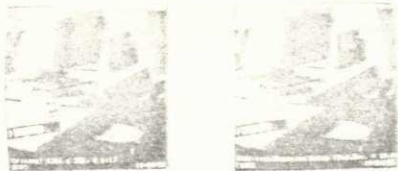
TAEX (3x3) + MEDIANA (5x5) e (c) SIGMA polarizado (It. 3). A Figura 50 apresenta as imagens-diferença entre a original e as filtradas (It. 2) por (a) MEDIA, (b) MEDIANA, (c) SVSV, (d) SMDA, (e) FACET, (f) MINMAX e (g) RANK. Imagens com os perfis da linha de varredura 60 superpostos podem ser vistas para (h) original, (i) com ruído gaussiano (0;10,0), (j) SVSV, (k) SMDA e (l) FACET.

Estes resultados mostram a capacidade dos algoritmos em remover ruído preservando as bordas naturais dos objetos da imagem. Os algoritmos que trabalham com suavização seletiva apresentam uma maior tendência para concatenar as regiões, sendo este fato mais fortemente apresentado por SVSV e FACET.

Tabela 11. - ESCRITÓRIO: Erro Médio Quadrático (EMQ)
 Valor Médio Global (VMG)
 Média das Diferenças Absolutas (MDA)
 (Iteração 2)

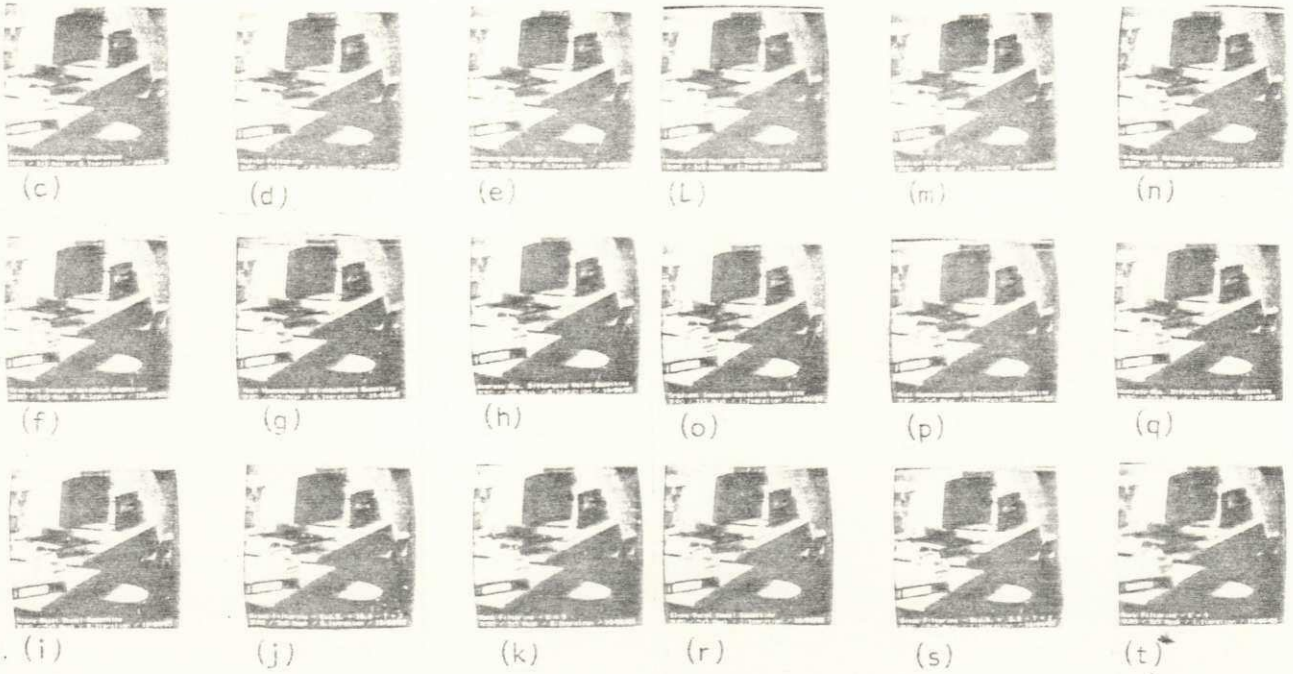
Método	EMQ	VMG	MDA
MEDIA	90,74	128,45	5,47
MEDIANA	37,92	129,93	3,59
MKVP	39,86	130,11	3,86
SCG	32,40	129,85	4,25
SVSV	115,38	129,87	5,61
SMDA	74,87	129,83	4,81
FACET	99,26	129,79	5,32
SIGMA	35,27	129,88	3,42
RANK	711,07	115,86	14,23
MINMAX	805,44	106,45	23,08
TAEX1	89,91	129,80	4,72
TAEX2	192,28	129,74	6,17
Original:	0,00	129,74	0,00
Com ruído (0;10,0)	89,47	129,78	7,25

A Tabela 11 apresenta as medições (iteração 2) do erro médio quadrático, do valor médio global das imagens e da média das diferenças absolutas. Observa-se uma diferença nos resultados do EMQ obtidos para os filtros de suavização seletiva (SMDA, FACET e SVSV) e para os filtros MEDIANA, MKVP, SCG e SIGMA. Esta diferença reafirma a capacidade de aguçar bordas dos algoritmos SVSV, FACET e SMDA, que, atuando sobre as bordas naturais do tipo rampa da imagem ESCRITÓRIO, causam este aumento do EMQ. As

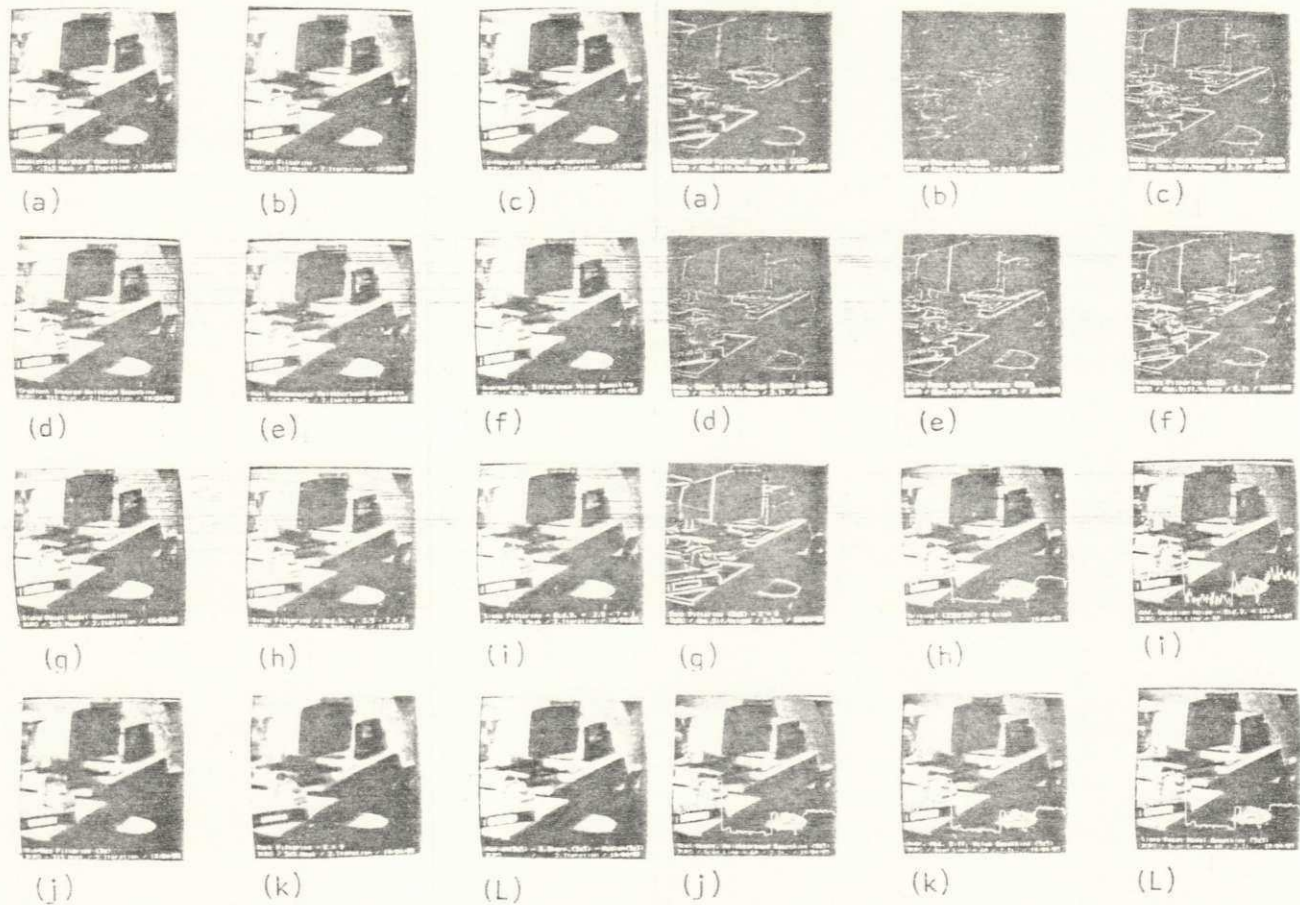


(a) (b)

Figura 48.



(c) (d) (e) (L) (m) (n)
(f) (g) (h) (o) (p) (q)
(i) (j) (k) (r) (s) (t)



(a) (b) (c) (a) (b) (c)
(d) (e) (f) (d) (e) (f)
(g) (h) (i) (g) (h) (i)
(j) (k) (L) (j) (k) (L)

Figura 50.

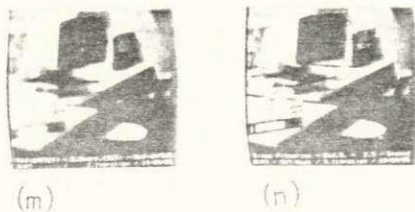


Figura 49.

(m) (n)

medições do valor médio global das imagens mostram que a aplicação repetida dos filtros, em geral, não altera o VMG das imagens. Perfis da linha de varredura 60 das imagens ESCRITÓRIO filtradas podem ser vistos na Figura 51. As setas mostram as bordas que sofreram aguçamento. Perfis da linha de varredura 60 das imagens-diferença entre a original ESCRITÓRIO e as imagens filtradas por SVSV, SMDA e FACET também mostram a capacidade de aguçar bordas destes algoritmos (vide Figs. 51-(n)-(p), respectivamente).

4.4. Conclusão

Os resultados apresentados mostram, que o algoritmo de suavização com vizinhança selecionada por soma de diferenças absolutas - SSDA, desenvolvido pelo autor, possui boa capacidade de remoção de ruído com preservação de bordas, mesmo em casos de imagens com baixas taxas de relação sinal/ruído. Aplicações iterativas do algoritmo aumentam seu desempenho. Com relação a ruído do tipo impulso, o algoritmo remove este tipo de ruído, mas lentamente, sendo necessário um número maior de iterações. No que diz respeito à recuperação de bordas do tipo rampa, SSDA necessita de um número de iterações maior do que o necessitam SVSV e FACET, que apresentaram os melhores desempenhos. SSDA, devido a sua suavização sub-regional direcionada, introduz distorção de formas, mas é menos intensa do que a introduzida pelos outros algoritmos desta classe, por causa do seu índice de homogeneidade. Características finas e detalhes tênues são removidos por SSDA, pelo fato de que utiliza vizinhanças com nove elementos no cálculo da média. SSDA apresenta carga computacional, aproximadamente, 4 e 5 vezes menor do que as cargas computacionais apresentadas por SVSV e FACET, respectivamente.

O filtro SIGMA apresentou melhores desempenhos em quase todos os itens (remoção de ruído com preservação de bordas, remoção de ruído do tipo impulso, preservação de detalhes tênues e linhas finas) considerados no estudo comparativo. Deve-se salientar, entretanto, que num estudo desta natureza, onde as características do ruído estão bem determinadas e conhecidas, fornecer os parâmetros requisitados pelo filtro SIGMA foi uma tarefa trivial, o que não ocorreria em aplicações reais.

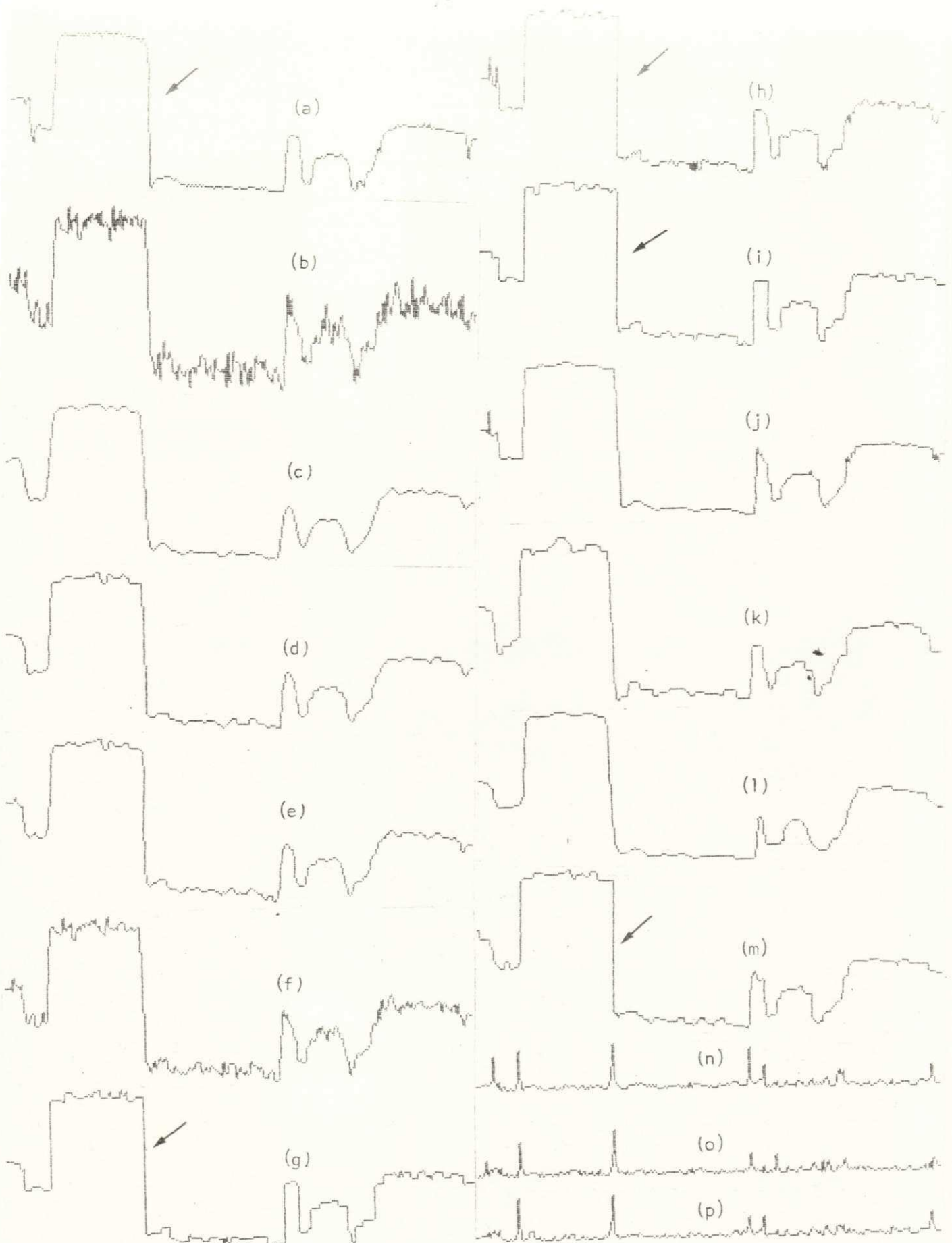


Figura 51. Perfis da linha de varredura 60 da imagem ESCRITÓRIO: (a) original, (b) com ruído gaussiano (0;10,0), (c)-(m) imagens filtradas (iteração 2) pelos algoritmos MEDIA, MEDIANA, MKVP, SCG, SVSV, SMDA, FACET, SIGMA, MINMAX, RANK e TAEX, (n)-(p) imagens-diferença entre a original e as imagens filtradas por SVSV, SMDA e FACET.

CAPÍTULO 5

APLICAÇÕES DE FILTROS ESPACIAIS

Este capítulo apresenta duas aplicações para os filtros espaciais estudados e implementados na Seção 4.1. A primeira aplicação consiste em pré-processar ecocardiografias, numa tentativa de obter melhores resultados para o problema de caracterização de tecidos cardíacos utilizando técnicas de análise textural. Na segunda aplicação, procura-se melhorar os resultados de segmentação automática em imagens naturais e ecocardiografias, através de pré-processamento das imagens-teste com filtros espaciais.

5.1. Caracterização de Tecidos em Ecocardiografias

A utilização de técnicas de análise de texturas, para discriminação de tecidos em ecocardiografias, esbarra muitas vezes em dificuldades, por causa da forte dependência das características texturais em relação às condições técnicas de medições. Parâmetros de influência, como a localização do objeto no campo de ultra-som, a calibração do aparelho e o ciclo cardíaco, produzem nas características texturais variações maiores que aquelas produzidas por parâmetros de natureza específica dos tecidos, como parâmetros acústicos. Assim, torna-se imprescindível, na classificação de tecidos em ecocardiografias com parâmetros texturais absolutos, que as condições técnicas estejam muito bem definidas e controladas. Adicione-se a esses problemas aqueles devidos à influência real da anatomia de cada paciente.

Na Seção 2.3.3, foi apresentado um método praticável para contornar esses problemas: o método da diferença de texturas [84]. Este método mede, não mais a textura absoluta, mas, sim, as mudanças da textura cardíaca, entre a diástole e a sístole, como uma função da situação do músculo cardíaco.

Essa idéia, baseia-se na hipótese de que regiões patológicas, devido à redução de sua contratilidade, apresentam variações de parâmetros texturais diferentes daquelas apresentadas por regiões com contratilidade normal. O objeto da observação passa a ser, então, a vitalidade da textura durante o ciclo cardíaco. As seguintes condições são consideradas como válidas para este experimento:

UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
Pré-Reitoria Para Assuntos do Interior
Coordenação Geral de Pós-Graduação
Rua Aprígio Viana, s/nº - 521-7222-R 355
58.100 - Campina Grande - Paraíba

- a calibração do aparelho de ultra-sonografia é constante durante um ciclo cardíaco;
- o campo de ultra-som é constante na região de interesse do músculo cardíaco;
- regiões anatômicas mudam insignificadamente sua posição no campo de ultra-som;
- as mudanças de textura no ciclo cardíaco são uma medida da vitalidade da região em observação.

Resultados de classificação com o método de diferença de texturas alcançaram índices de até 95%, na discriminação entre regiões patológicas e não-patológicas em ecocardiografias [84]. Devido a esse fato, resolveu-se, então, examinar o efeito que causaria, no resultado da classificação, o pré-processamento do arquivo de ecocardiografias (10 pares independentes de ecocardiografias, diastólicas e sistólicas, de paciente com trombo) com filtros espaciais lineares e não-lineares passa-baixas e passa-altas (uma só aplicação) [171]. Neste procedimento de caráter empírico, foram utilizados os seguintes filtros espaciais:

- | | |
|--|---------------|
| a) filtro da média (3x3) | - MEDIA |
| b) filtro da mediana (3x3) | - MEDIANA |
| c) filtro da média com K vizinhos
mais próximos (3x3) | - MKVP |
| d) suavização controlada por gradiente (3x3) | - SCG |
| e) suavização com vizinhança selecionada
por variância (5x5) | - SVSV |
| f) suavização com vizinhança selecionada por
soma de diferenças absolutas (5x5) | - SSSA |
| g) suavização com vizinhança selecionada pela
média de diferenças absolutas (5x5) | - SMDA |
| h) suavização baseada no modelo de facetas (5x5) | - FACET |
| i) filtro sigma (5x5) (ruído mult., s=0,20) | - SIGMA |
| j) filtro sigma polarizado (5x5) | - SIGMA POL |
| k) filtro da ordem (5x5) K=9 | - RANK (K=9) |
| l) filtro da ordem (5x5) K=17 | - RANK (K=17) |
| m) transformação por aguçamento extremo (3x3) | - TAEX |
| n) filtro min-max (3x3) | - MINMAX |
| o) gradiente de Roberts | - ROBERTS |
| p) operador Laplaciano (3x3) | - LAPLACE |
| q) operador de Sobel (3x3) | - SOBEL |
| r) máscaras direcionais de Prewitt | - PREWITT |
| s) máscaras direcionais de Kirsch | - KIRSCH |
| t) máscaras simples de 3 níveis (3x3) | - MS3N |
| u) máscaras simples de 5 níveis (3x3) | - MS5N |

A metodologia empregada no problema de discriminação entre

miocárdio doente (trombo) e miocárdio sadio (septo) consistiu em retirar das imagens 80 objetos - 40 janelas em ecocardiografias diastólicas e 40 janelas em ecocardiografias sistólicas (vide Fig. 52) com diagnóstico determinado. O método da diferença de texturas foi aplicado, repetidamente, após a filtragem do arquivo de ecocardiografias por cada um dos filtros acima mencionados. Para cada conjunto de 80 objetos retirados dos arquivos filtrados, era gerado um outro conjunto através da aplicação do método de equalização histogrâmica com a finalidade de se ter também dados normalizados, com relação à escala dos níveis de cinza. Através de comparação dos resultados da classificação com os diagnósticos conhecidos, pode-se estimar o efeito causado pelo pré-processamento, com relação ao problema da discriminação trombo/septo.

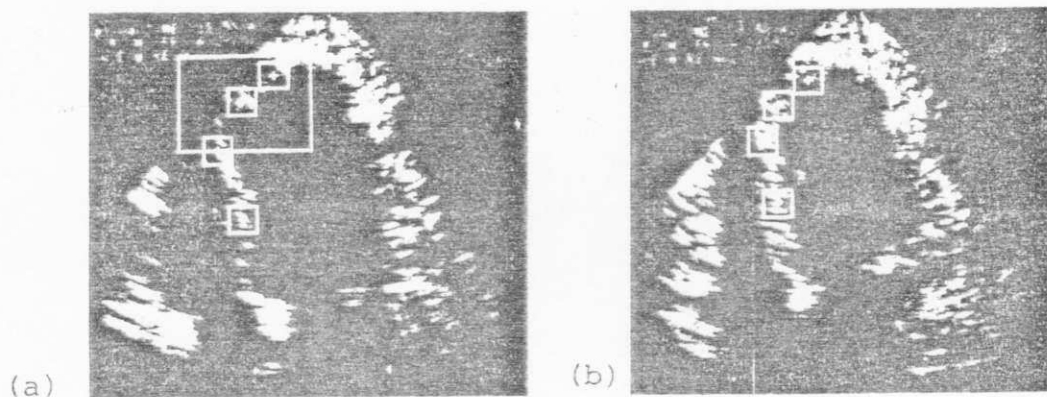


Figura 52. Ecocardiografias com janelas de análise: (a) imagem diastólica; (b) imagem sistólica.

Os conjuntos de 80 objetos para análise foram divididos em dois conjuntos, um de objetos diastólicos e outro de objetos sistólicos. De ambos foram calculados parâmetros texturais iguais, num total de 19 parâmetros estatísticos, f_i , de histogramas de amplitudes e de distribuições das diferenças de níveis de cinza. Esses parâmetros formaram, então, os planos de características, c_d e c_s , para as fases diastólicas e sistólicas do coração, respectivamente, conforme descrito na Seção 2.3. Vide no Apêndice I relatório emitido pelo sistema de classificação, com descrição dos parâmetros utilizados e coordenadas das janelas de análise, para cada imagem diastólica e sistólica. Para melhorar a discriminação entre os grupos de objetos sadios/doentes, foram calculados os planos de diferenças de características, $c_d - c_s$ (vide Fig. 53).

Para a classificação dos planos de diferenças de caracte-

UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
 Pró-Reitoria Para Assuntos do Interior
 (no denominação Sotorial) de 194-00 duração
 Rua Aprígio Veloso, 882 - 141 (01) 331 7221 - 4355
 58100 - Campina Grande - Paraíba

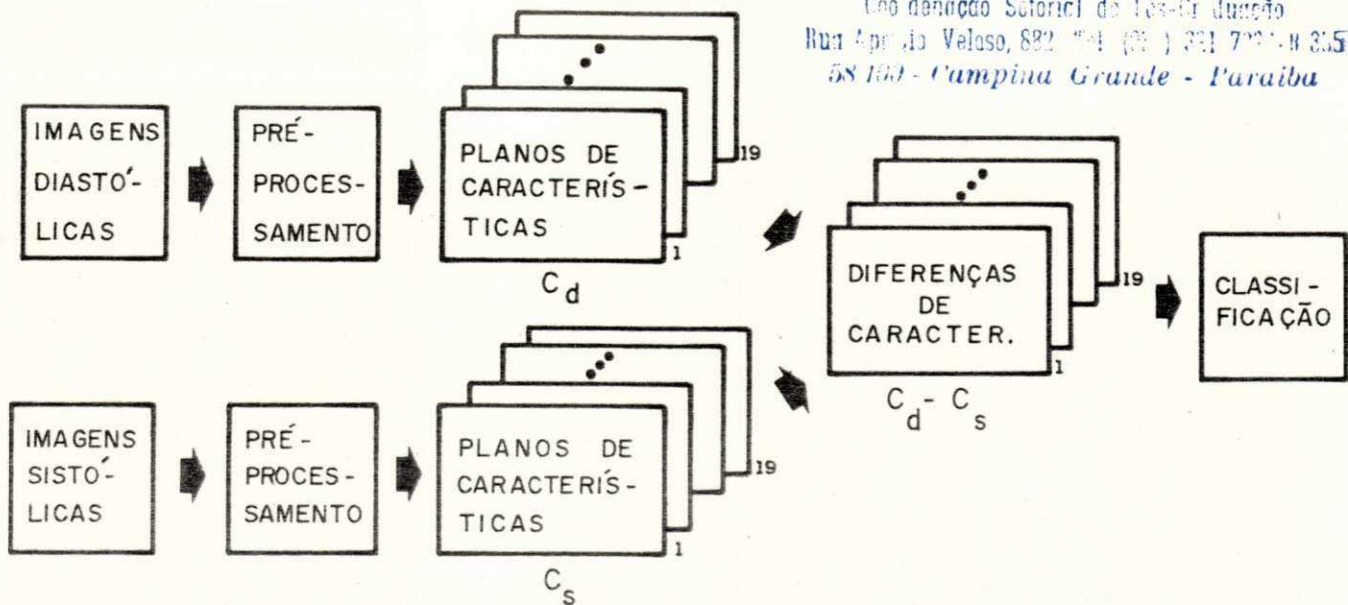


Figura 53. Princípio do método de diferença de texturas em ecocardiografias.

ísticas, $c_d - c_s$, utilizou-se o método iterativo da análise discriminante passo a passo [275]. Este método gera uma função de discriminação para as várias classes do problema de classificação. A função de discriminação baseia-se numa escolha entre p variáveis. O termo passo a passo significa que o número de variáveis, que passam a fazer parte da função de discriminação, aumenta a cada iteração. O processo continua, até que o acréscimo de variáveis não traga melhorias significativas na discriminação entre as classes. A meta deste procedimento consiste em gerar uma função de discriminação com o menor número possível de variáveis, e, notadamente, com as que melhor diferenciam as classes dadas. A escolha das variáveis ocorre através da análise de suas variâncias (vide Apêndice II).

O método da análise discriminante passo a passo fornece, como critérios quantitativos para julgamento da discriminação dos grupos, a estatística U (vide Tabela 12) e tabelas de contingência do tipo falso-positivo/falso-negativo (vide Tabela 13). O valor de U está limitado entre 0 e 1. $U = 1$ significa que entre as classes não há nenhuma variância e também que seus valores médios não se diferenciam significativamente. Nas tabelas de contingência, T representa trombo, e S representa septo. Como critério qualitativo, o método fornece diagramas (vide Fig. 54) das duas variáveis que melhor se diferenciam, dando, assim, uma imagem bidimensional da separação das classes.

5.1.1. Resultados Obtidos

Como imagens-base para este experimento, foram utilizadas imagens originais e imagens normalizadas, através de equalização histogrâmica. A aplicação de todos os métodos de filtragem, acima mencionados, como pré-processamento no arquivo de ecocardiografias, resultou em 42 valores de estatística U (Tabela 12), 42 tabelas de contingência (Tabela 13) e 42 diagramas bidimensionais da separação das classes (Fig. 54). Considerando-se o ponto de vista clínico, o experimento mostrou que regiões com trombo apresentam pequena ou nenhuma variação de texturas e que essas regiões mesmas são quase imóveis. Grandes variações de texturas foram apresentadas pelas regiões com tecidos normais, que possuem também grande mobilidade.

Tabela 12. - Estatísticas U

Método	com norm.	sem norm.
MEDIA	0,28085	0,21276
MEDIANA	0,36121	0,43936
MKVP	0,30790	0,36628
SCG	0,43055	0,35816
SVSV	0,31105	0,30593
SSDA	0,19436	0,24067
SMDA	0,31564	0,40342
FACET	0,20764	0,30418
SIGMA	0,39040	0,41340
SIGMA POL	0,40359	0,34883
RANK (K=9)	0,28044	0,28775
RANK (K=17)	0,39539	0,30891
TAEX	0,40787	0,45616
MINMAX	0,52349	0,57369
ROBERTS	0,22546	0,35168
LAPLACE	0,45939	0,41547
SOBEL	0,54267	0,52220
PREWITT	0,38876	0,39022
KIRSCH	0,27992	0,21745
MS3N	0,40370	0,37656
MS5N	0,34852	0,25763
Original	0,31654	0,40342

O melhor resultado de classificação foi conseguido com o

arquivo de ecocardiografias pré-processado pelo filtro SSDA. Este filtro é bastante sensível a mudanças de amplitude, uma vez que utiliza a diferença absoluta de níveis de cinza para calcular o índice de homogeneidade nas vizinhanças dentro da janela de análise. Como as condições técnicas de emissão do ultra-som e aquisição de dados podem ser vistas como constantes, durante o pequeno intervalo de tempo entre as fases diastólicas e sistólicas, obtém-se, assim, uma confirmação concreta da hipótese que mudanças texturais são dependentes da contratilidade.

Tabela 13. - Tabelas de Contingência

Método	com norm.			sem norm.		
	T	S		T	S	
MEDIA	T	20	0	T	20	0
	S	2	18	S	1	19
MEDIANA	T	18	2	T	17	3
	S	2	18	S	2	18
MKVP	T	19	1	T	18	2
	S	2	18	S	2	18
SCG	T	20	0	T	18	2
	S	4	16	S	4	16
SVSV	T	18	2	T	18	2
	S	0	20	S	1	19
SSDA	T	20	0	T	20	0
	S	0	20	S	2	18
SMDA	T	18	2	T	18	2
	S	3	17	S	2	18
FACET	T	20	0	T	20	0
	S	0	20	S	1	19
SIGMA	T	19	1	T	18	2
	S	3	17	S	3	17

UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
 Instituto de Física
 Coordenação de Pós-Graduação em Física
 Rua Aprígio Veloso, 882 - 511-6000
 58.100 - Campina Grande - Paraíba

SIGMA POL	T	S	T	S
	T 18	2	T 20	0
	S 2	18	S 2	18
RANK (K=9)	T	S	T	S
	T 20	0	T 19	1
	S 2	18	S 1	19
RANK (K=17)	T	S	T	S
	T 16	4	T 17	3
	S 3	17	S 1	19
TAEX	T	S	T	S
	T 18	2	T 16	4
	S 2	18	S 3	17
MINMAX	T	S	T	S
	T 17	3	T 17	3
	S 5	15	S 5	15
ROBERTS	T	S	T	S
	T 20	0	T 18	2
	S 1	19	S 2	18
LAPLACE	T	S	T	S
	T 16	4	T 17	3
	S 3	17	S 1	19
SOBEL	T	S	T	S
	T 15	5	T 16	4
	S 3	17	S 4	16
PREWITT	T	S	T	S
	T 17	3	T 18	2
	S 3	17	S 2	18
KIRSCH	T	S	T	S
	T 19	1	T 19	1
	S 0	20	S 1	19
MS3N	T	S	T	S
	T 17	3	T 18	2
	S 3	17	S 3	17
MS5N	T	S	T	S
	T 18	2	T 19	1
	S 3	17	S 1	19
<hr/>				
ORIGINAL	T	S	T	S
	T 19	1	T 17	3
	S 2	18	S 1	19

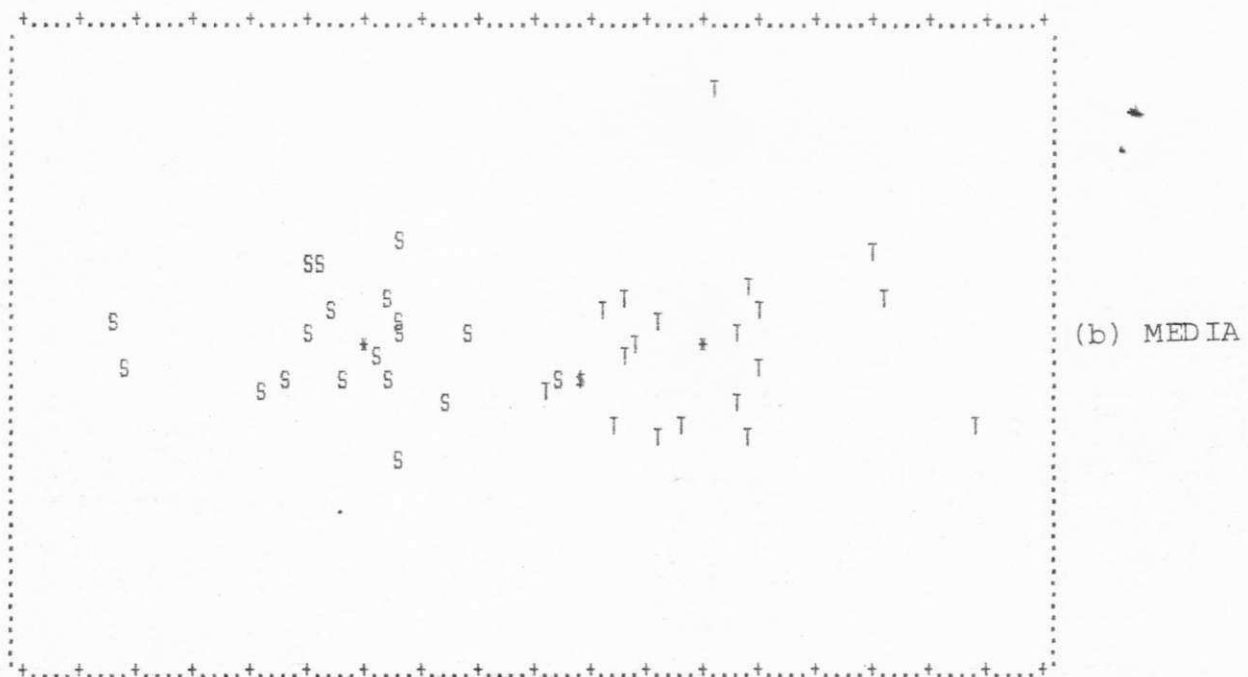
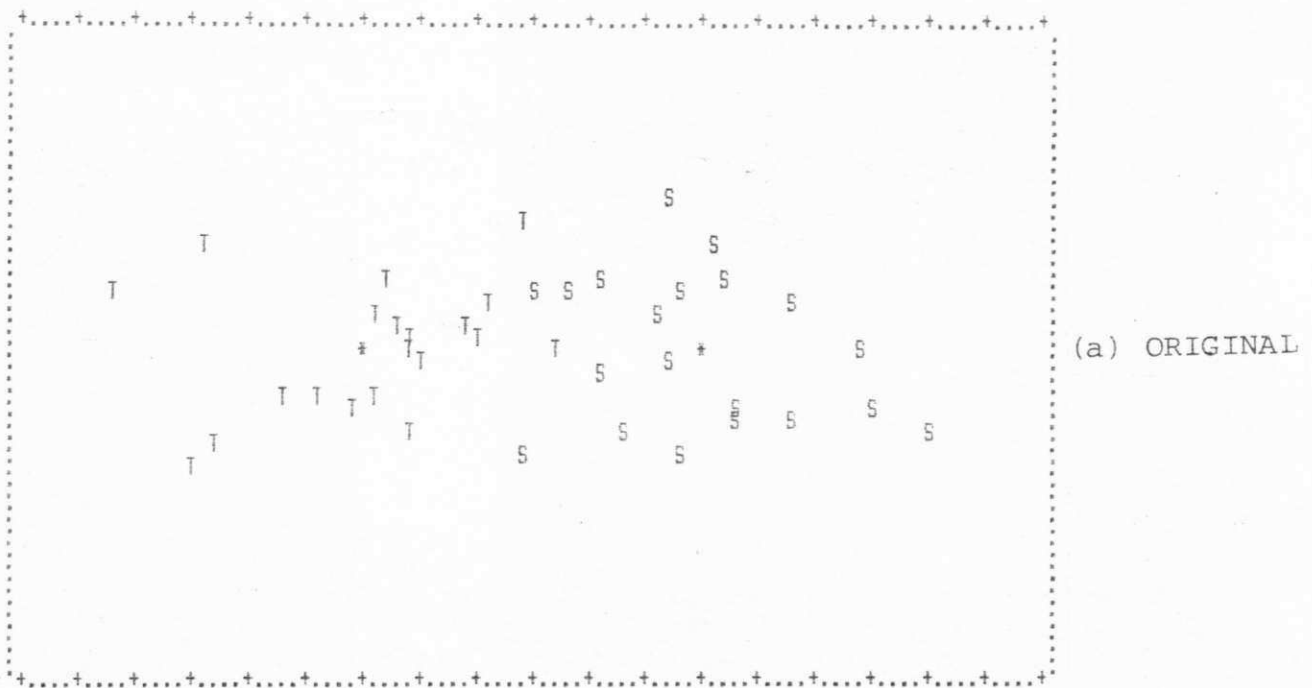


Figura 54. Diagramas fornecidos pelo método da análise discriminante passo a passo para o problema da discriminação trombo/septo.

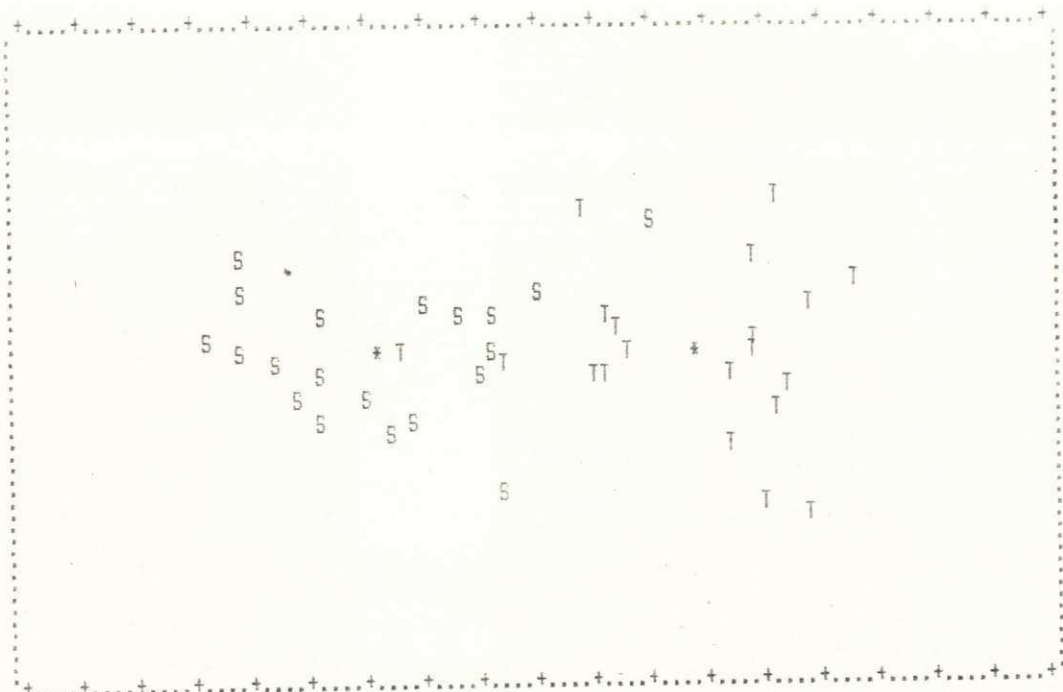
Notação: T = Trombo

S = Septo

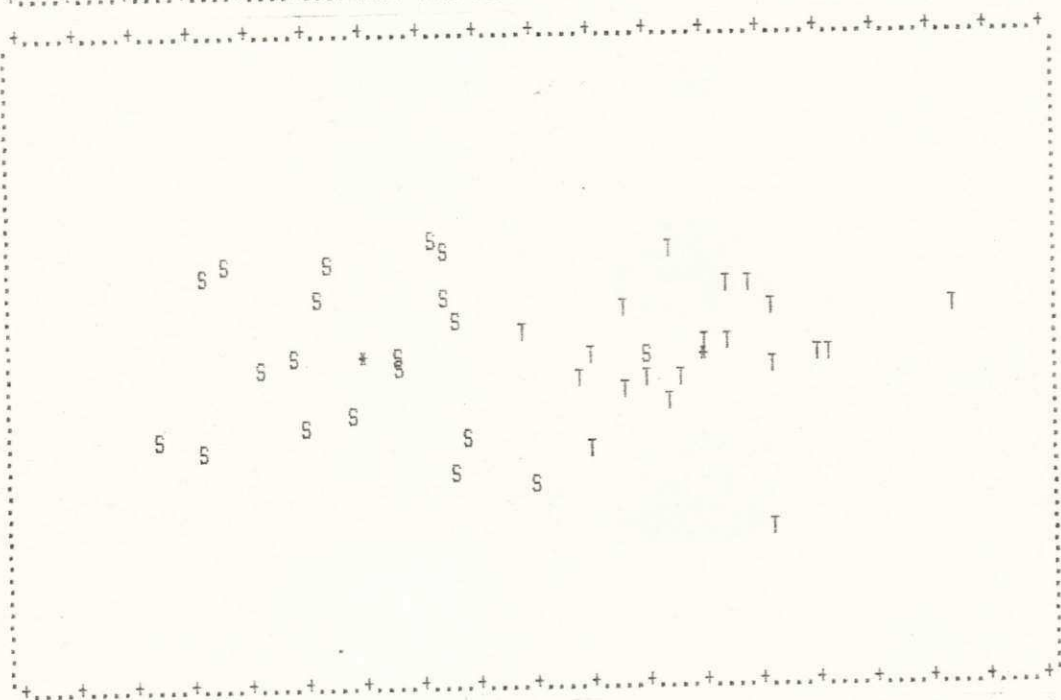
* = Valor médio das classes

\$ = Superposição

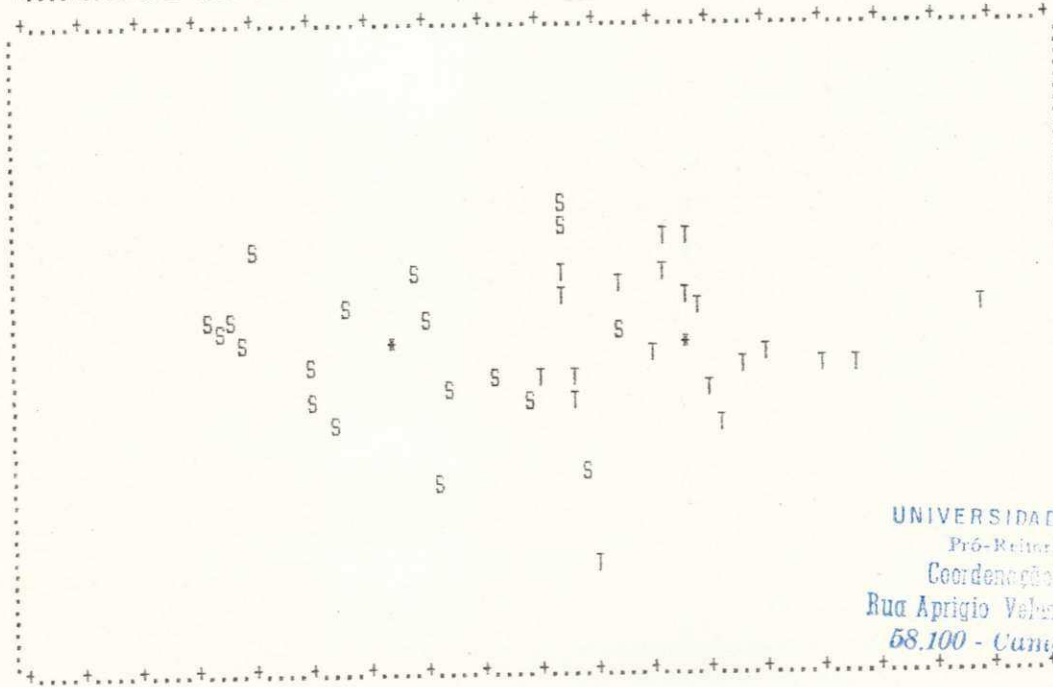
UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
 Pró-Reitoria Para Assuntos de Interior
 Coordenação Setorial de Pós-Graduação
 Rua João Valdez, 852 - Tel (083) 321 7121-2405
 51.000 - Campina Grande - Paraíba



(c) MEDIANA

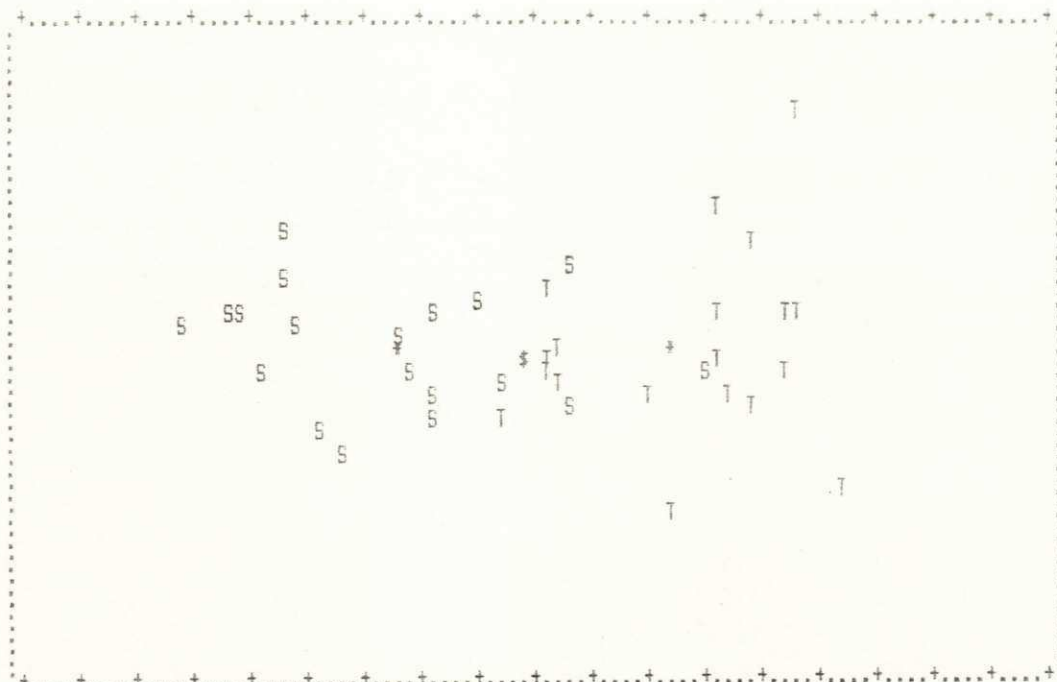


(d) MKVP

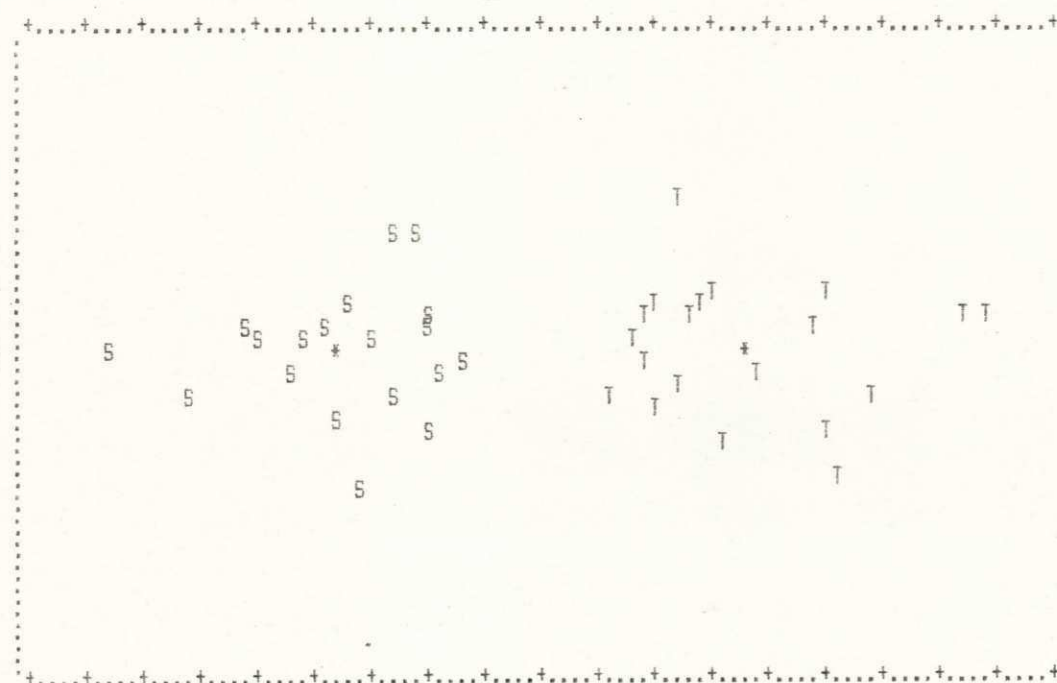


(e) SCG

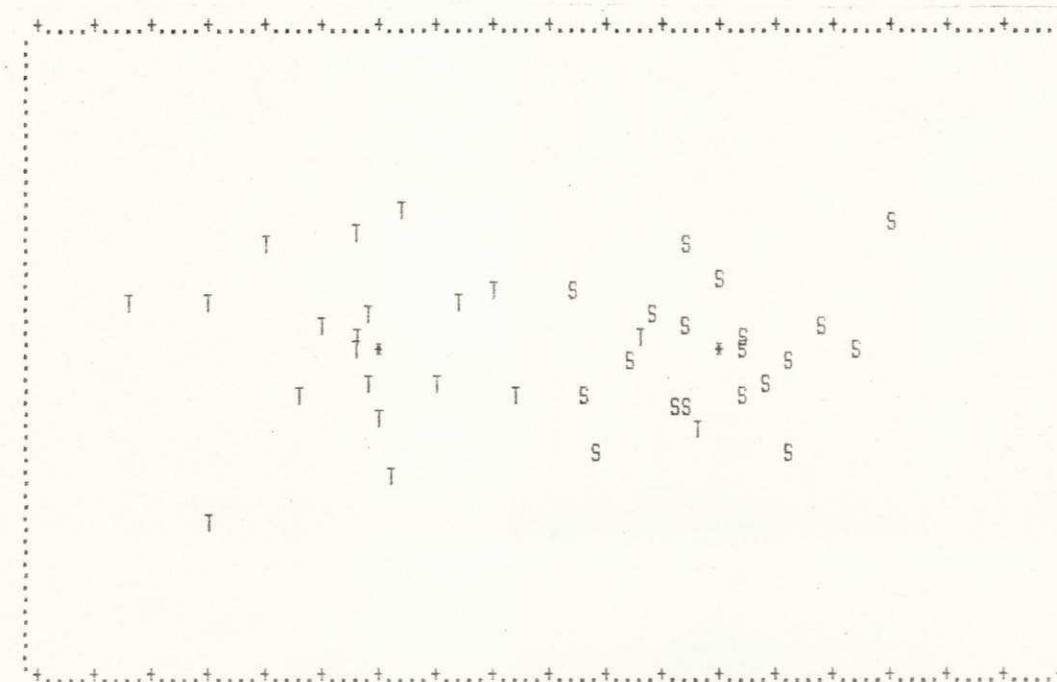
UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAIBA
 Pró-Reitoria Para Assuntos do Interior
 Coordenação Estatística e Informática
 Rua Aprígio Veloso, 832 - Tel. (51) 321 7221-R
 58.100 - Campina Grande - Paraíba



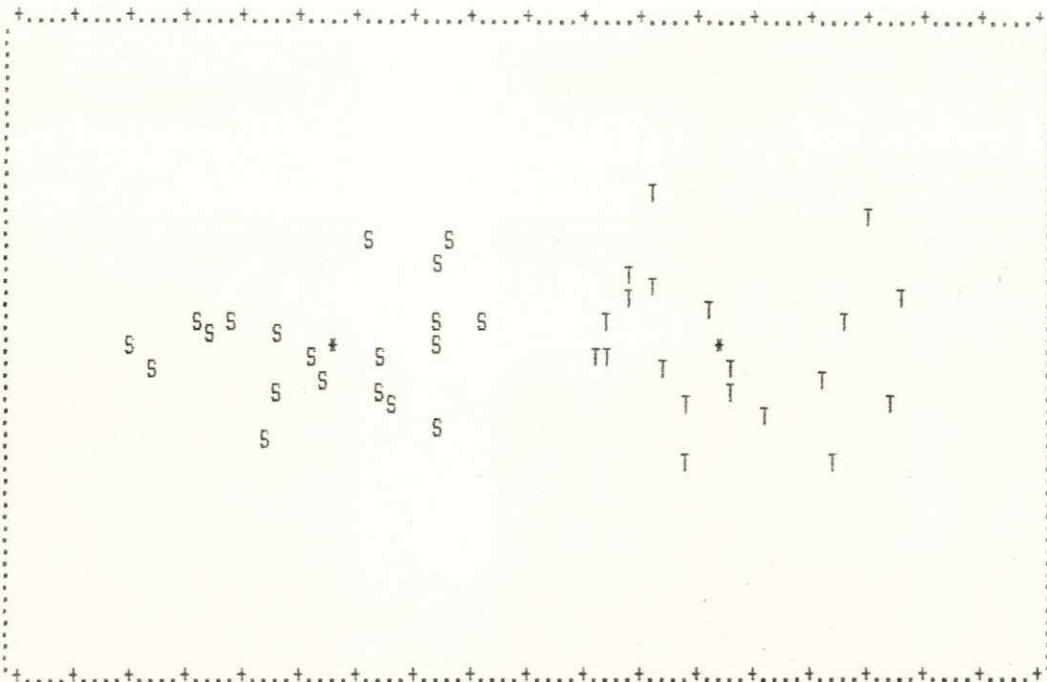
(f) SVSV



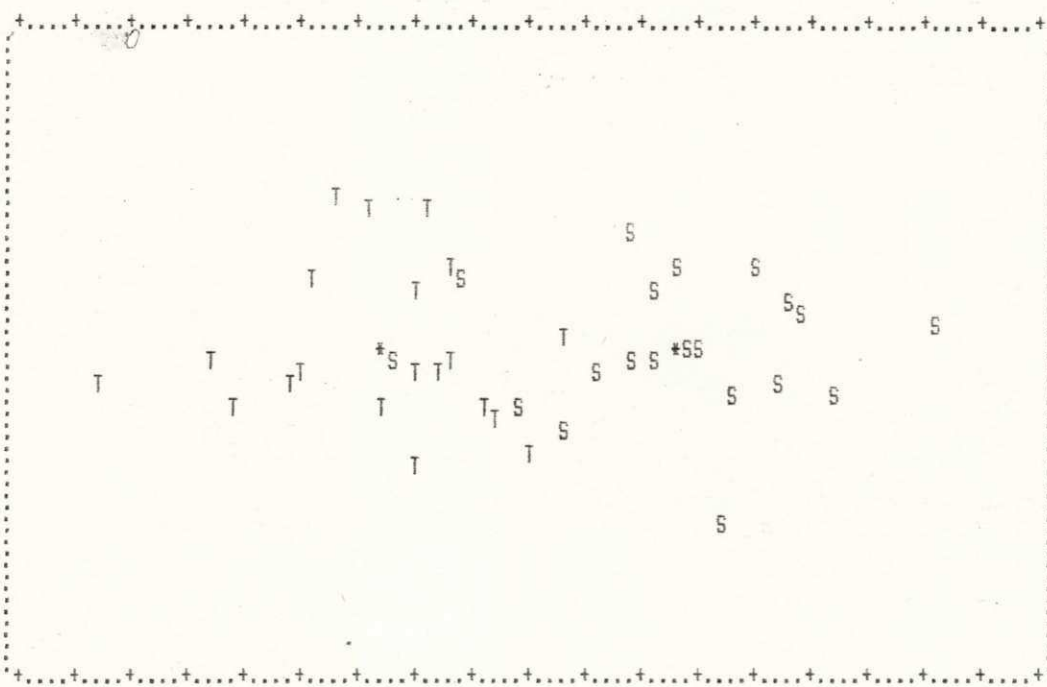
(g) SSDA



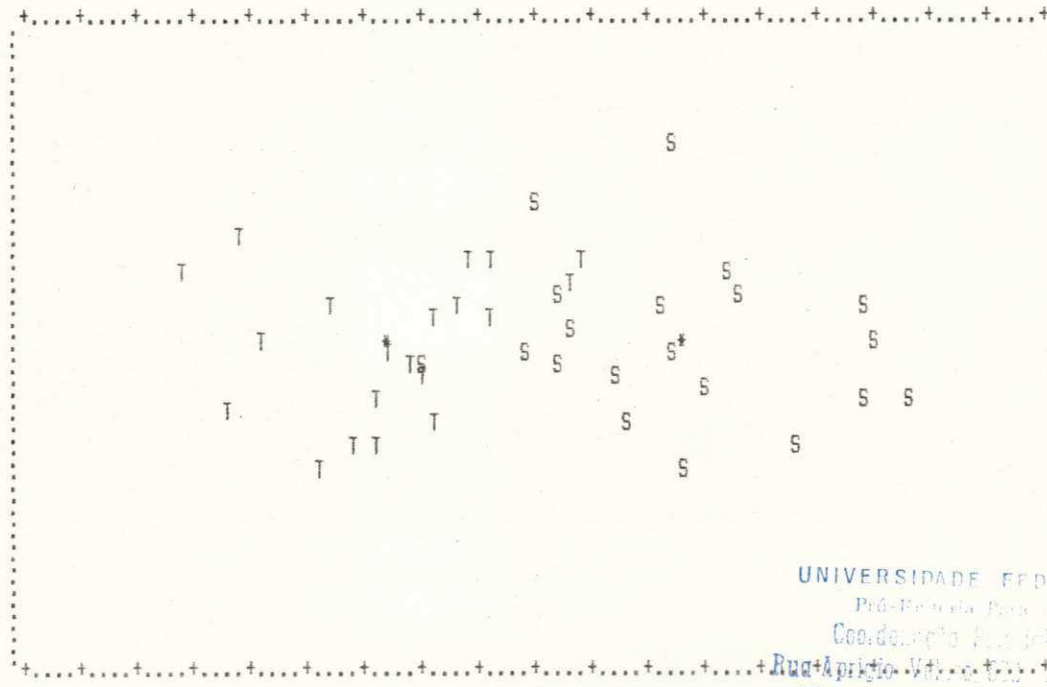
(h) SMDA



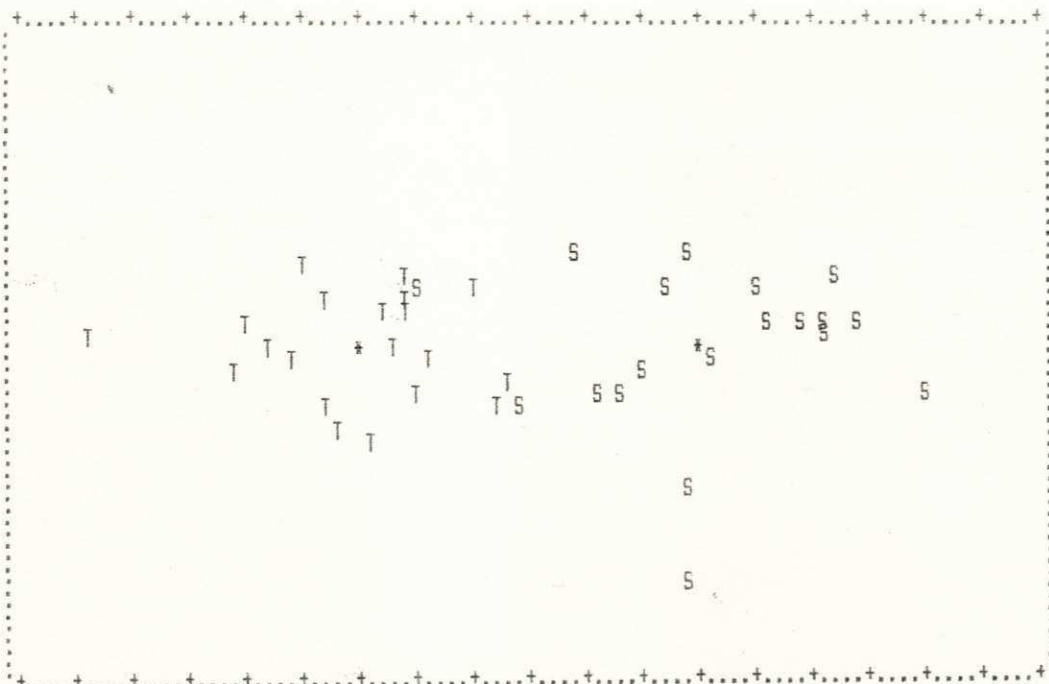
(i) FACET



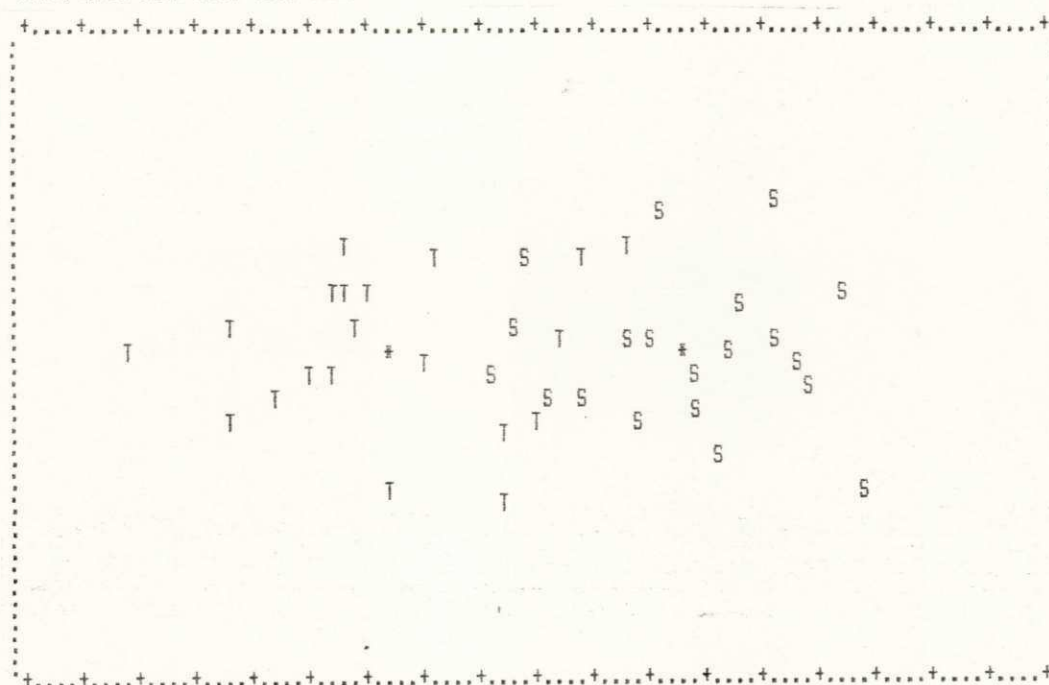
(j) SIGMA



(k) SIGMA POL



(l) RANK (k=9)

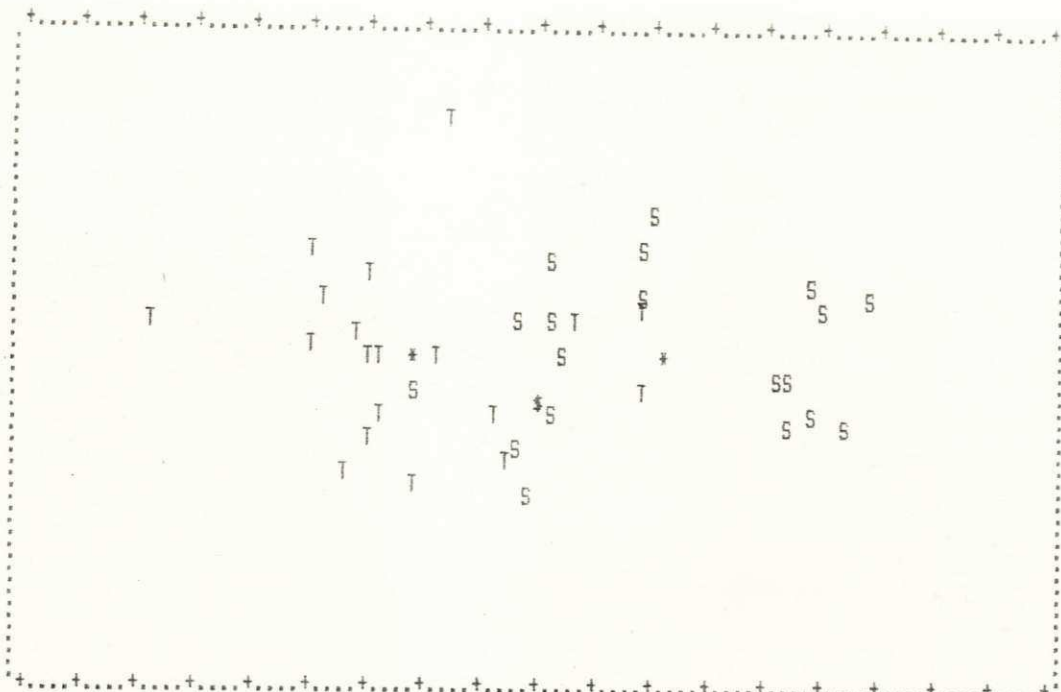


(m) RANK (k=17)

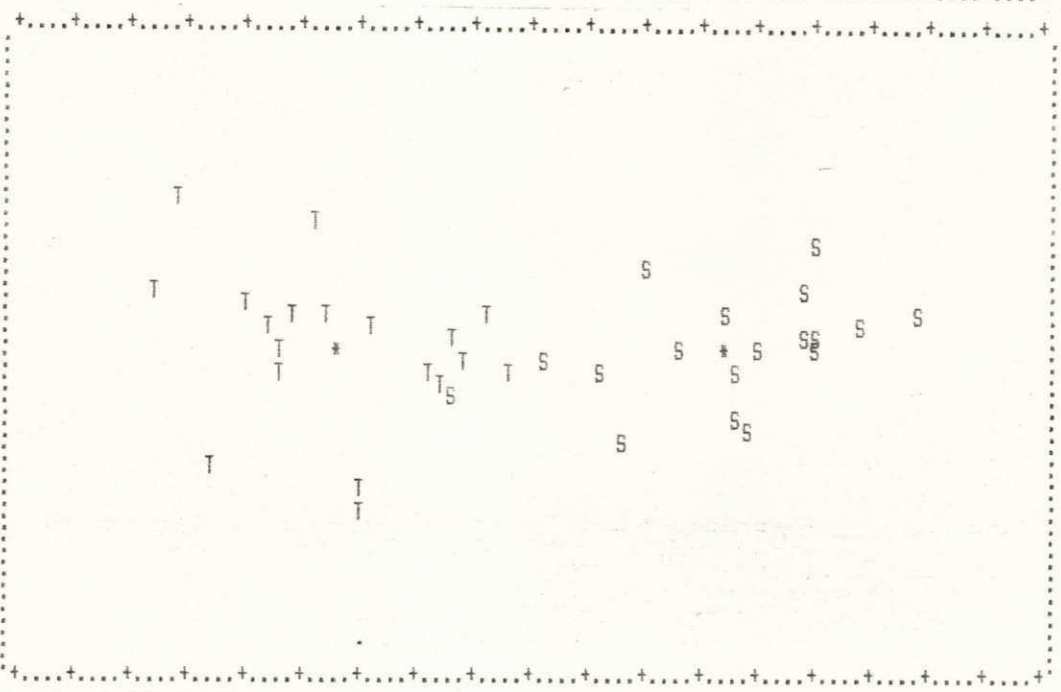


UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
 Pró-Reitoria Para Assuntos do Interior
 Coordenação Setorial de Pós-Graduação
 Rua Aprígio Veloso, 832 Tel (083) 321-7222-R 365
 58.100 - Campina Grande - Paraíba

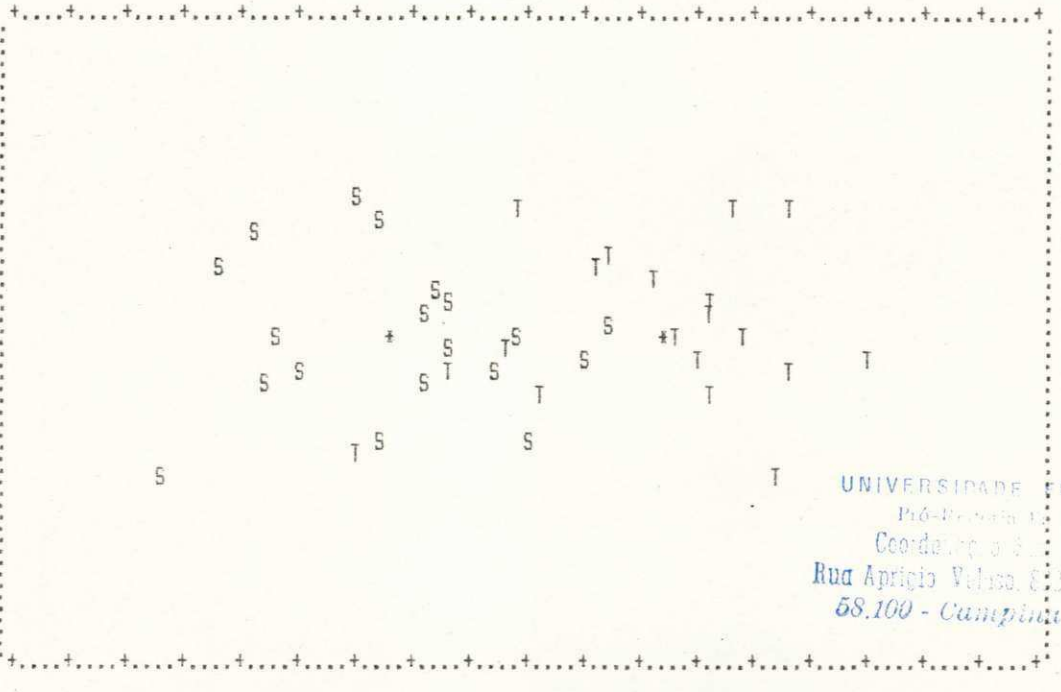
(n) TAEX



(o) MINMAX

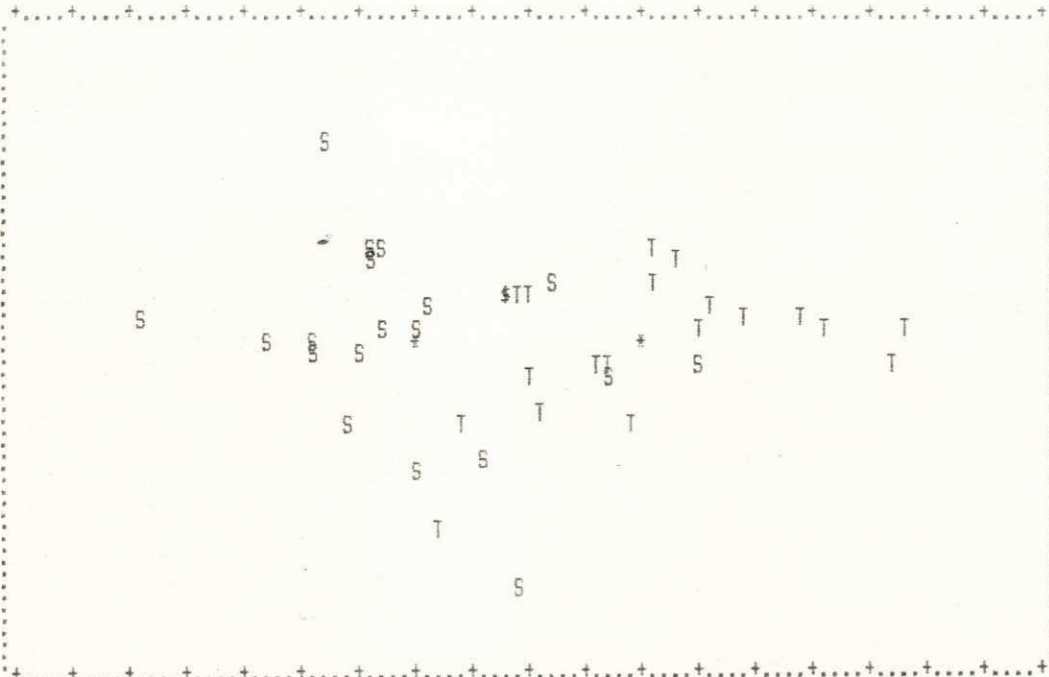


(p) ROBERTS

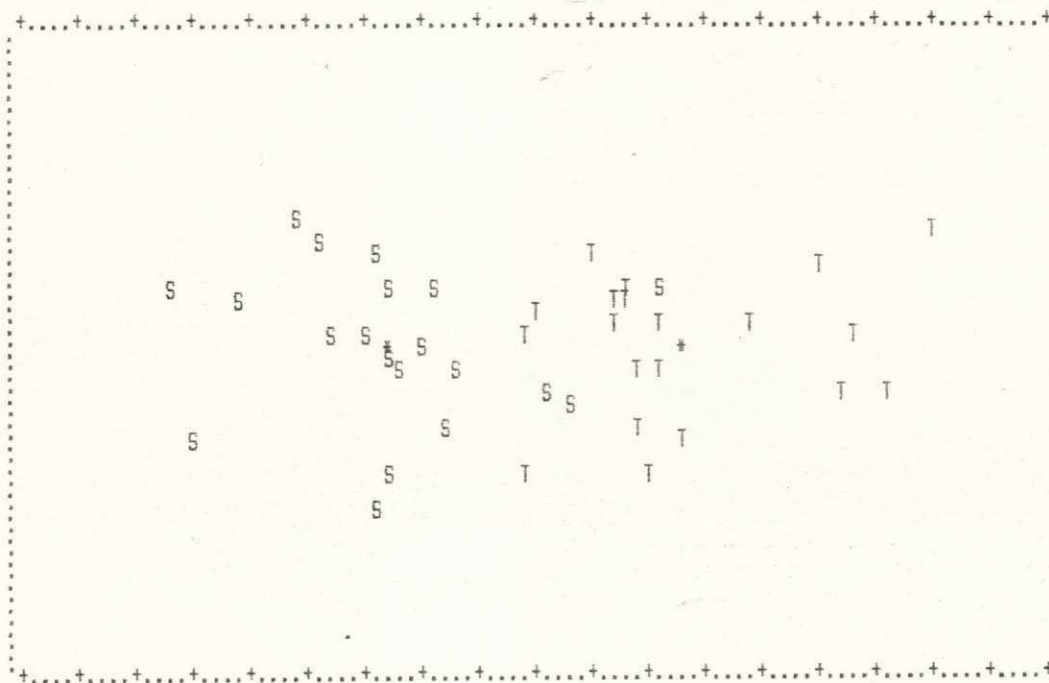


(q) LAPLACE

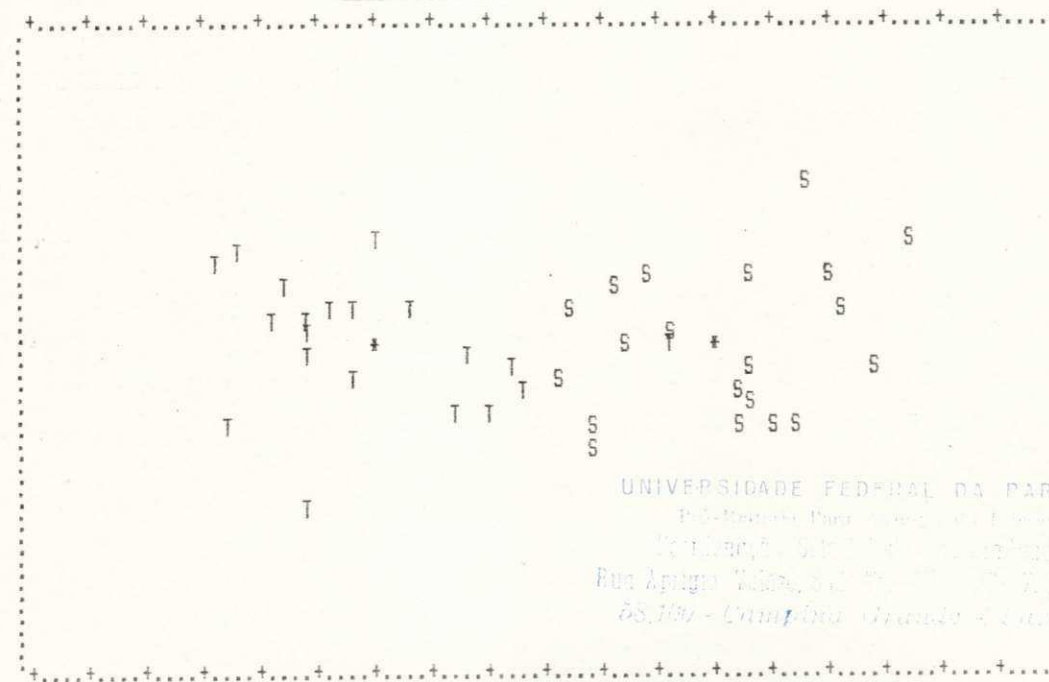
UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
 Pró-Reitoria de Planejamento e Desenvolvimento
 Coordenação de Produção
 Rua Aprígio Veloso, 82 - Tel. (051) 321 7222-R 355
 58.100 - Campina Grande - Paraíba



(r) SOBEL

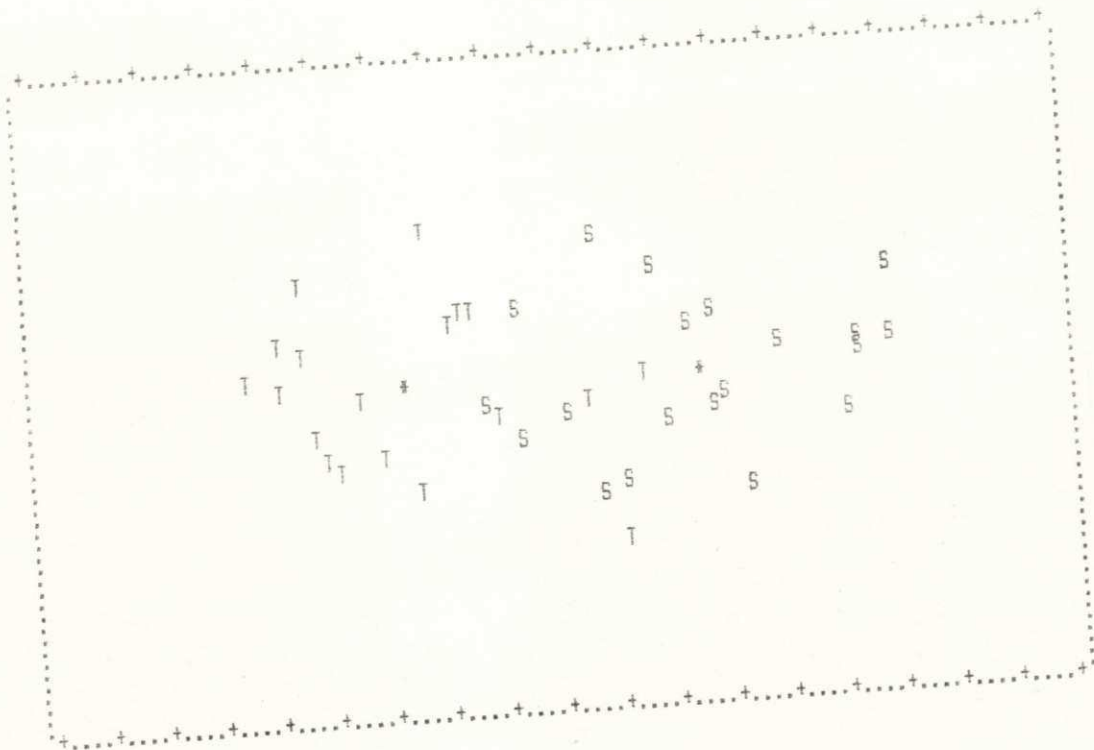


(s) PREWITT

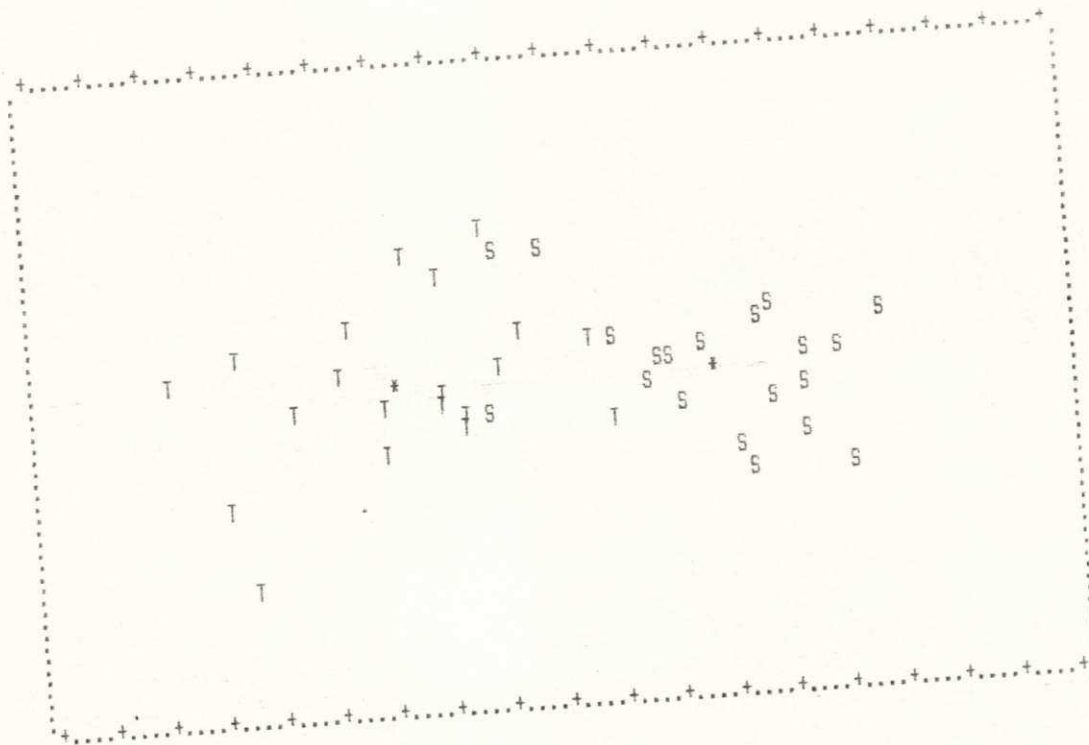


(t) KIRSCH

UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
 P.O. Box 5081, Campina Grande, Paraíba
 53081-970, Brazil
 Rua Aprígio Veloso, 882 - Tel. (31) 3333-3355
 53081-970 - Campina Grande - Paraíba



(u) MS3N



(v) MS5N

UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
Pró-Reitoria Para Assuntos do Interior
Coordenação Setorial de Pós-Graduação
Rua Aprígio Veloso, 832 Tel (682) 321 7222-R 355
58.100 - Campina Grande - Paraíba

5.2. Segmentação de Imagens

Determinação de contornos de objetos é um passo importante para extração de informação de uma imagem. Em geral, dois métodos são utilizados [276-278]:

a) localização de descontinuidades da intensidade (bordas) e sua conexão posterior [210,233-252];

b) determinação de regiões com intensidades relativamente uniformes através de técnicas de crescimento de regiões ("region growing") [279-300] ou da aplicação de um limiar em determinado nível de cinza ("thresholding") [301-305].

Neste experimento [202], as imagens-teste utilizadas consistiram de uma fotografia de uma pessoa - GAROTA (vide Fig. 55-(a)) e de uma ultra-sonografia do coração com vista apical do ventrículo - ECO (vide Fig. 59-(a)), ambas com 128x128 pixels e escala de cinza com 256 níveis. Para se analisar o efeito causado pelo pré-processamento com filtros espaciais na tarefa de segmentação, essas imagens sofreram 3 aplicações consecutivas dos seguintes filtros:

- | | |
|---|-------------|
| a) suavização baseada no modelo de facetas (5x5) | - FACET |
| b) suavização com vizinhança selecionada por soma de diferenças absolutas (5x5) | - SSSA |
| c) suavização com vizinhança selecionada por variância (5x5) | - SVSV |
| d) filtro sigma polarizado (5x5) | - SIGMA POL |
| e) transformação por aguçamento extremo (3x3) | - TAEX |

onde os parâmetros fornecidos ao filtro SIGMA POL foram desvios padrões divididos por 2 após cada aplicação: 10,0; 5,0 e 2,5. Estes filtros foram escolhidos por apresentarem características adequadas para tarefas de segmentação de imagens.

Os resultados destas filtragens podem ser vistos na Figura 55, para a imagem GAROTA, e na Figura 59, para a imagem ECO. Além destas imagens, duas outras foram utilizadas neste experimento: as imagens GAROTA-Q (vide Fig. 55-(b)) e ECO-Q (vide Fig. 59-(b)) que foram obtidas a partir da árvore quaternária das imagens originais respectivas e pela substituição de cada pixel das imagens pelo nível de cinza da folha a que pertence. Este procedimento gera a chamada "imagem-q" [306] e introduz um realce das bordas.

Ao arquivo de 14 imagens (7 imagens GAROTA e 7 imagens ECO) foram aplicados dois métodos de segmentação:

- a) um método baseado em detecção de bordas que emprega um

operador do tipo direcional, com posterior aplicação de limiar e afinamento ("thinning") aos vetores bordas;

b) um método baseado em detecção de regiões que emprega um esquema de divisão e fusão ("split-and-merge"), que se baseia na divisão recursiva da imagem em quadrantes.

5.2.1. Segmentação Baseada em Detecção de Bordas

Operadores gradientes fornecem informações direcionais que podem ser bastante úteis em detecção de bordas em imagens. Alguns algoritmos têm sido propostos para processar os vetores bordas derivados do gradiente. O resultado consiste em ter-se bordas afinadas que permitam um rastreamento mais rápido [210,240-250].

Dois métodos foram empregados para se obter um mapa de bordas mais "limpo" com pontos de contorno em potencial, que possam sofrer um rastreamento posterior. Estes métodos localizam as bordas através de um operador direcional, seguindo-se a aplicação de um limiar para eliminar bordas fracas. Para apagar respostas redundantes para um único ponto de contorno, o primeiro método utiliza, então, um algoritmo de afinamento de bordas baseado em supressão do não-máximo - SNM [242], enquanto que o outro método usa um teste local de conectividade - CON [210].

Para determinar as bordas em cada ponto da imagem, utilizou-se o conjunto de oito máscaras 3x3 - as máscaras simples de três níveis (vide Seção 3.2, Fig. 7). A magnitude da borda é igual à resposta máxima e a direção da borda é tomada paralela à orientação da máscara com resposta máxima. Gera-se, então, um mapa de bordas que é um arranjo bidimensional com números que variam entre 0 e 7. Magnitudes de bordas inferiores a um limiar T, tornam-se zero; para as imagens GAROTA, usou-se T=6 e para as imagens ECO, usou-se T=10. Os valores de T foram escolhidos empiricamente.

O algoritmo de supressão do não-máximo [242] utiliza uma máscara 1x3 centrada em cada ponto e orientada na direção perpendicular à da borda naquele ponto. A supressão de uma borda dá-se quando cada um dos dois vizinhos possui magnitude de borda maior do que a do ponto em processamento.

O algoritmo que executa o teste local de conectividade [210] atua em cima do mapa de bordas e utiliza uma máscara 3x3 centrada em cada ponto. Se a direção da borda no ponto central é K ($K=0,1,\dots,7$) e as direções das bordas nos dois pontos que o precedem e sucedem são K-1, K ou K+1 (módulo 8), para qualquer uma das oito direções cardeais, então se determina a existência

de uma borda.

5.2.1.1. Resultados Obtidos

As imagens-gradiente-analógico obtidas podem ser vistas nas Figuras 56 e 60. As Figuras 57 e 61 apresentam os resultados da aplicação do método de supressão do não-máximo nas imagens-gradiente GAROTA e ECO, respectivamente. Já os resultados da aplicação do teste de conectividade nas imagens-gradiente podem ser vistos na Figura 58, para GAROTA, e na Figura 62, para ECO.

O pré-processamento com os filtros espaciais resultou na redução do número de bordas detetadas em ambos os casos. As Tabelas 14 e 15 apresentam estes resultados para as imagens GAROTA e ECO, respectivamente.

Tabela 14. - GAROTA: Número de Bordas Detetadas

Método	GRAD	LIMIAR	SNM	CON
FACET	12961	3851	1911	3050
SSDA	14383	4014	2042	3102
SVSV	11677	3809	2239	2762
SIGMA POL	13484	3487	1820	2519
TAEX	12950	3931	1852	3230
Original	16132	4798	2863	3965
Imagem-q	10612	5085	3048	4278

Tabela 15. - ECO: Número de Bordas Detetadas

Método	GRAD	LIMIAR	SNM	CON
FACET	11068	3537	1836	2518
SSDA	14052	4326	2086	2940
SVSV	10564	3328	1710	2187
SIGMA POL	11780	4437	2114	2693
TAEX	11089	3931	1798	3002
Original	16170	5002	2284	3086
Imagem-q	10571	5321	2665	3762

UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
 Pró-Reitoria Para Assuntos do Interior
 Coo de Apoio Social do 16º Gr. Associação
 Rua Apetito, Val. 3 872 - 11111 581 7222-N 355
 58.100 - Campina Grande - Paraíba



(a)



(b)



(c)



(d)



(e)

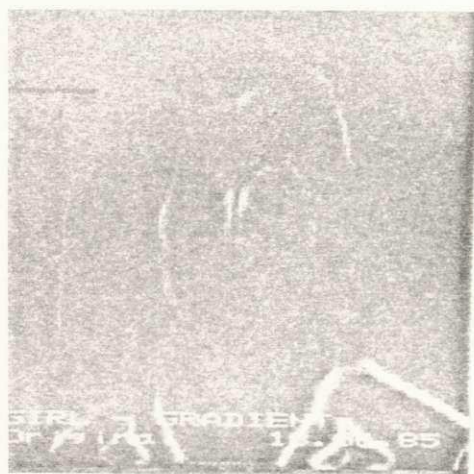


(f)

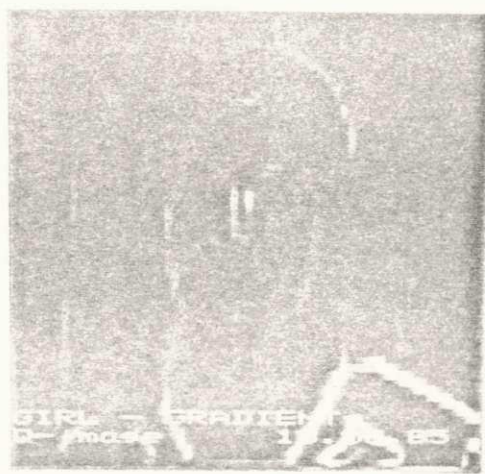
Figura 55. Imagens GAROTA: (a) original, (b) imagem-q, (c)-(g) imagens filtradas (iteração 2) pelos algoritmos FACET, SSSA, SVSV, SIGMA POL e TAEX.



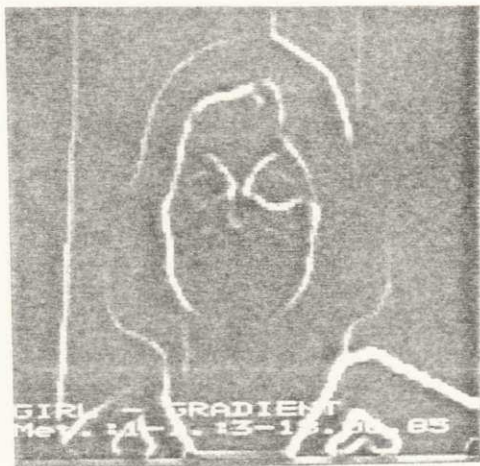
(g)



(a)



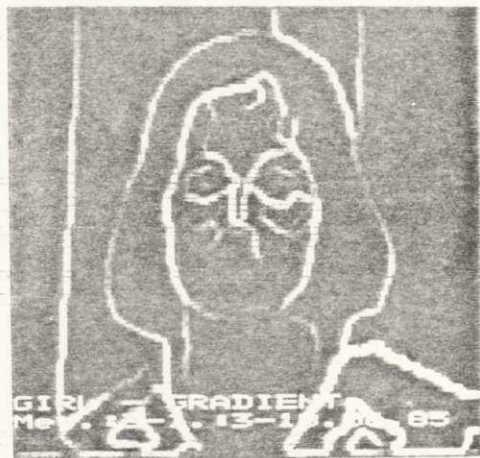
(b)



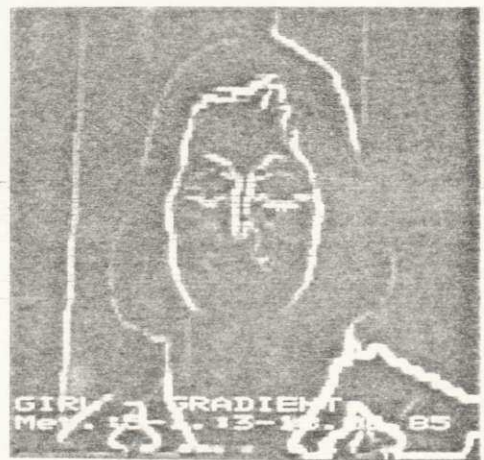
(c)



(d)

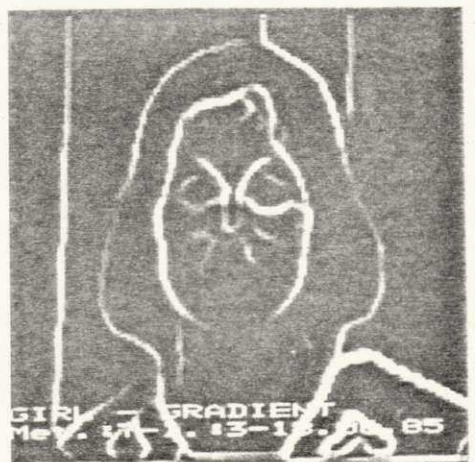


(e)

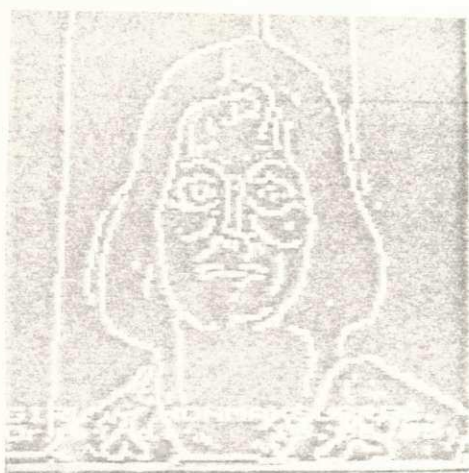


(f)

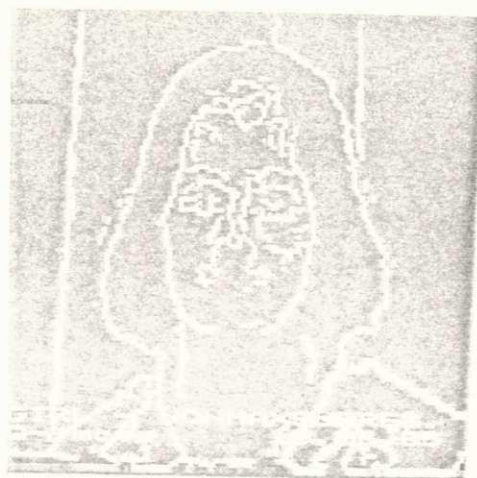
Figura 56. Imagens-gradiente GARO-TA: (a) original, (b) imagem-q, (c)-(g) imagens filtradas (iteração 2) pelos algoritmos FACET, SSDA, SVSV, SIGMA POL e TAEX.



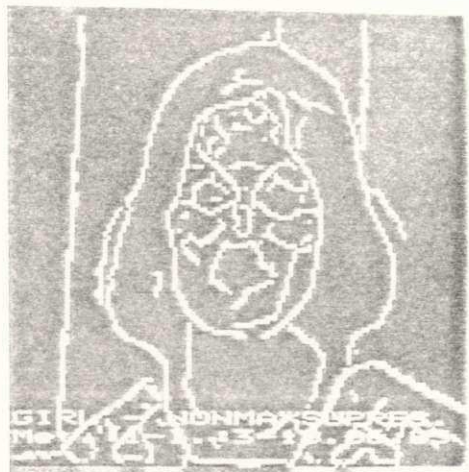
(g)



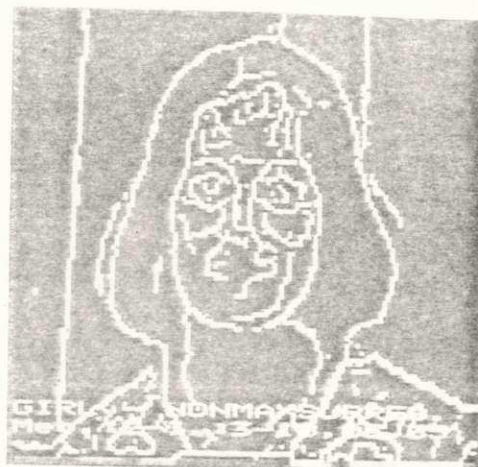
(a)



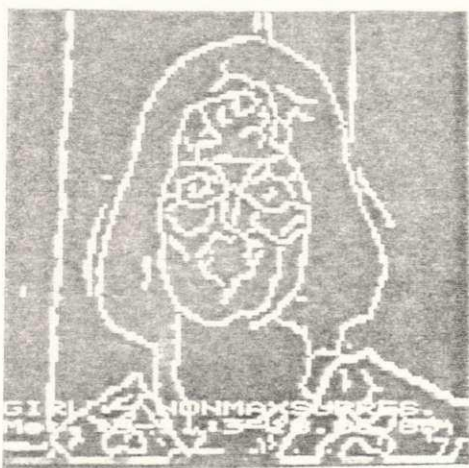
(b)



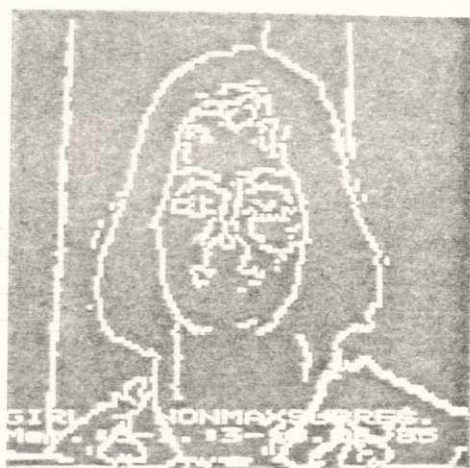
(c)



(d)

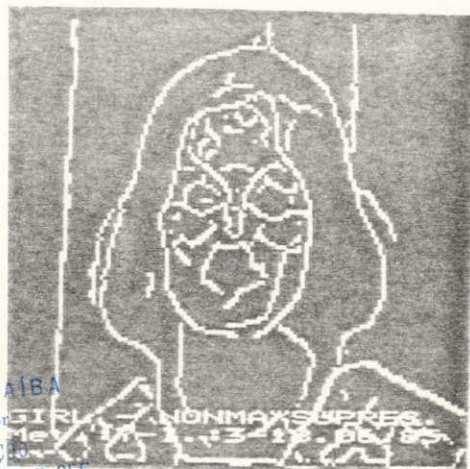


(e)



(f)

Figura 57. Imagens GAROTA após aplicação do método SNM: (a) original, (b) imagem-q, (c)-(g) imagens filtradas (iteração 2) pelos algoritmos FACET, SSDA, SVSV, SIGMA POL e TAEX.



(g)

UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
 Pró-Reitoria de Assuntos do Interior
 Coordenação de Pós-Graduação
 Rua João Vitorino, 100 - 371 7222-R 355
 58.100 - Campina Grande - Paraíba



(a)



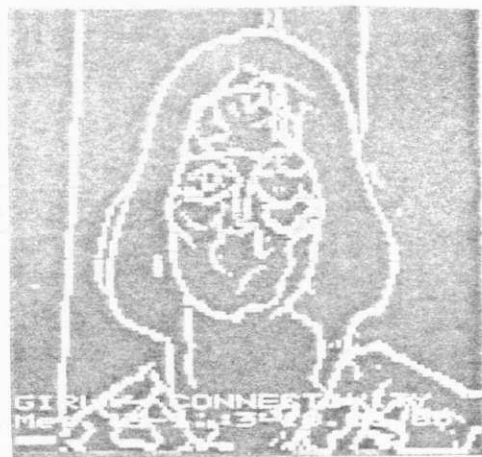
(b)



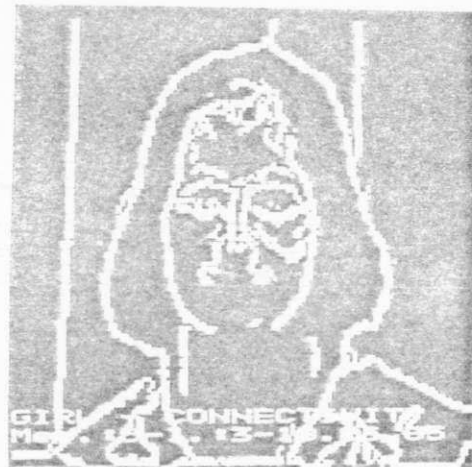
(c)



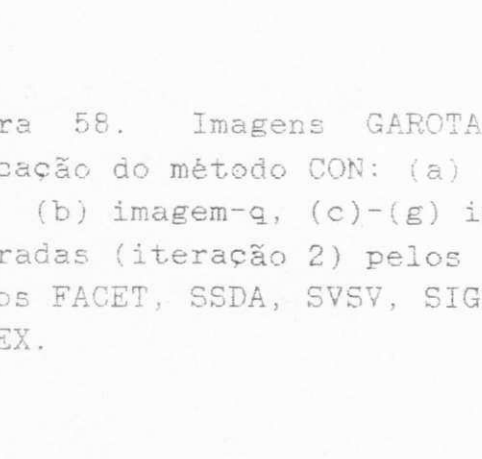
(d)



(e)



(f)

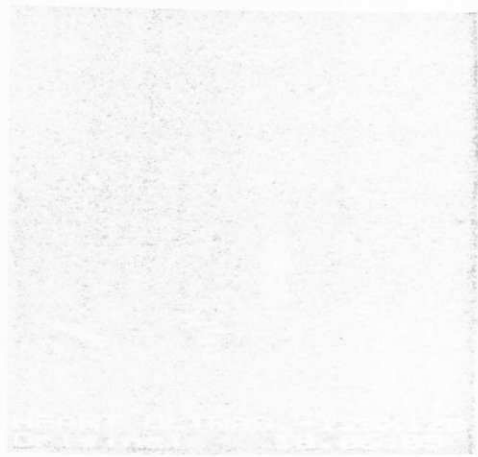


(g)

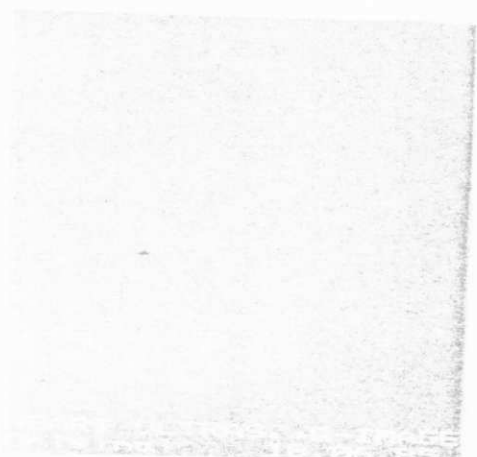
Figura 58. Imagens GAROTA após aplicação do método CON: (a) original, (b) imagem-q, (c)-(g) imagens filtradas (iteração 2) pelos algoritmos FACET, SSSA, SVSV, SIGMA POL e TAEX.



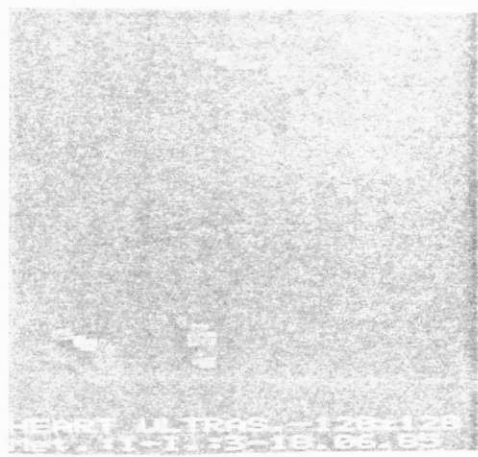
(g)



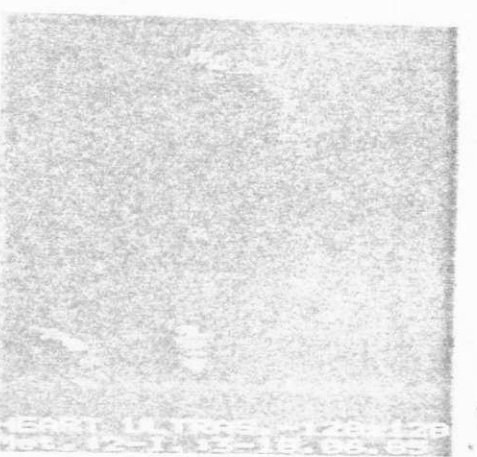
(a)



(b)



(c)



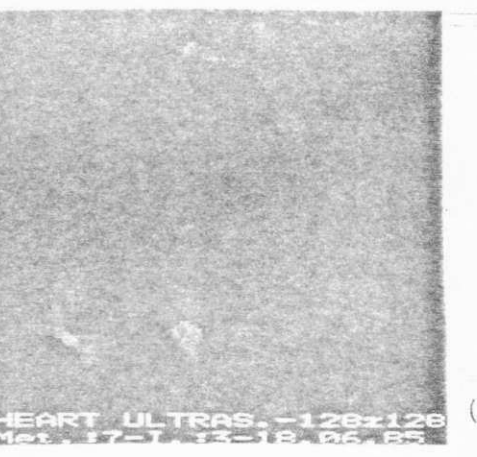
(d)



(e)



(f)



(g)

Figura 59. Imagens ECO: (a) original, (b) imagem-q, (c)-(g) imagens filtradas (iteração 2) pelos algoritmos FACET, SSDA, SVSV, SIGMA POL e TAEX.



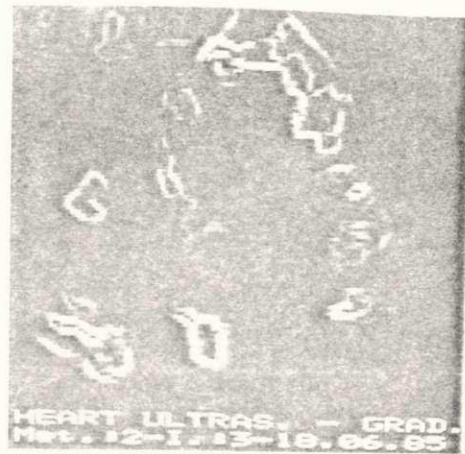
(a)



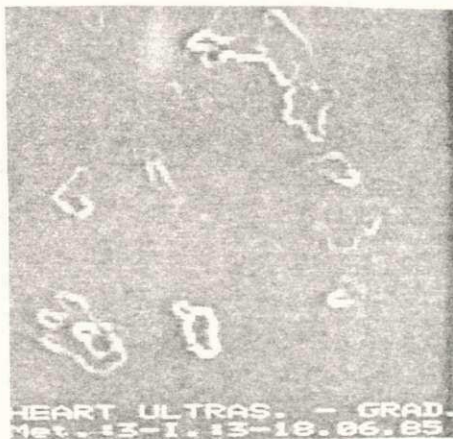
(b)



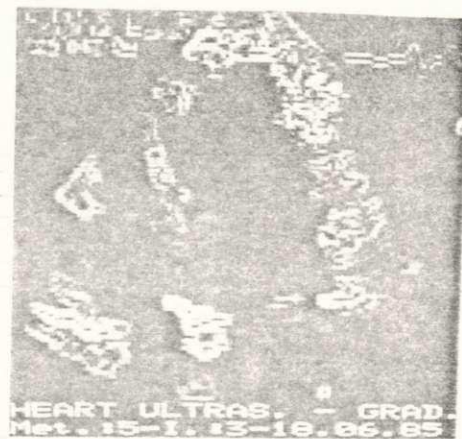
(c)



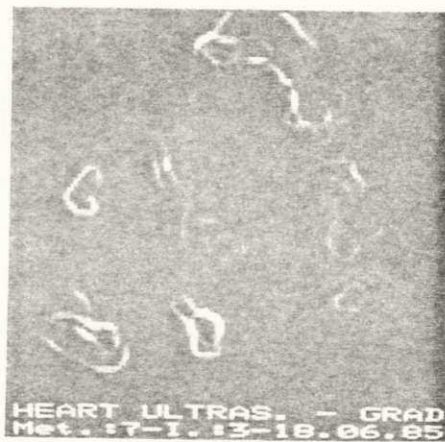
(d)



(e)

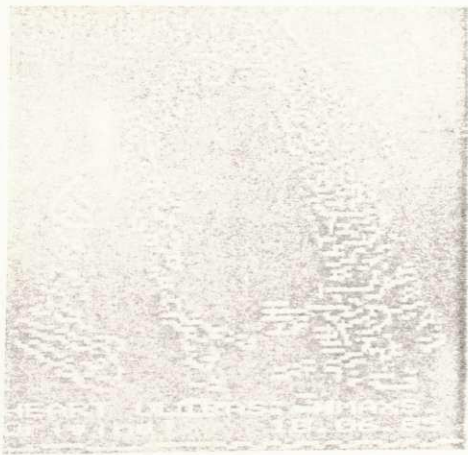


(f)

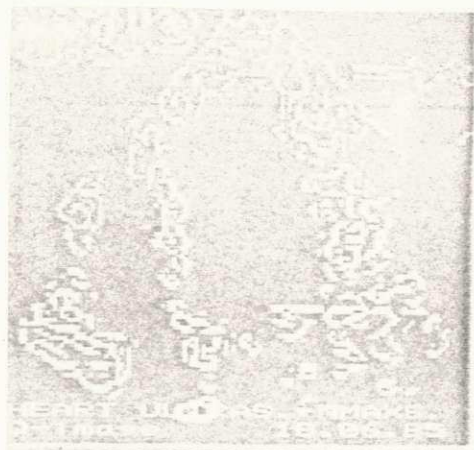


(g)

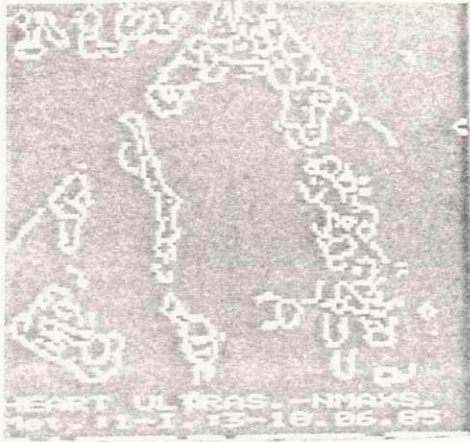
Figura 60. Imagens-gradiente ECO: (a) original, (b) imagem-q, (c)-(g) imagens filtradas (iteração 2) pelos algoritmos FACET, SSSA, SVSV, SIGMA POL e TAEX.



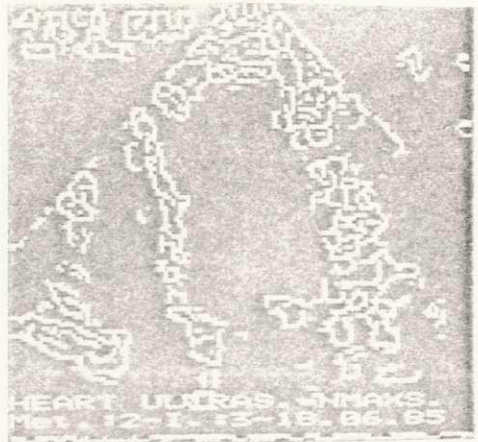
(a)



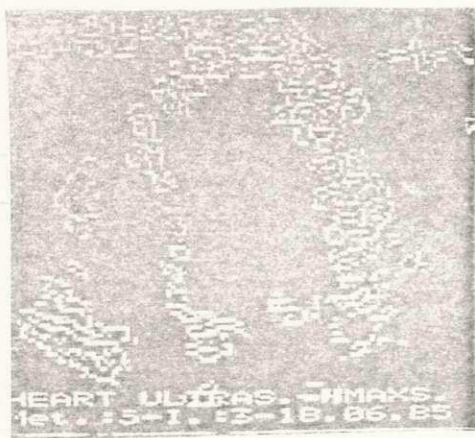
(b)



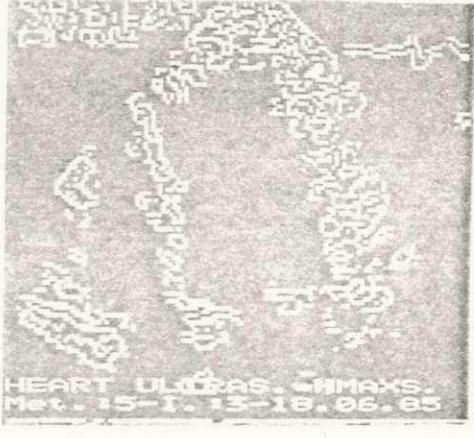
(c)



(d)



(e)



(f)

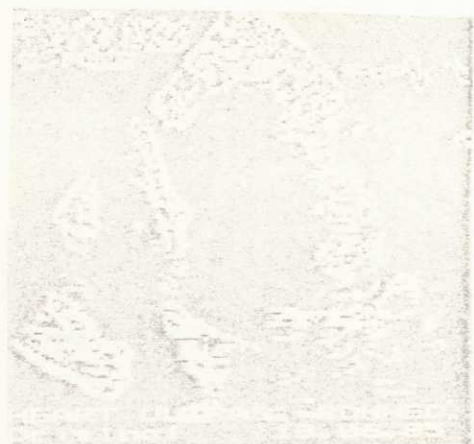


(g)

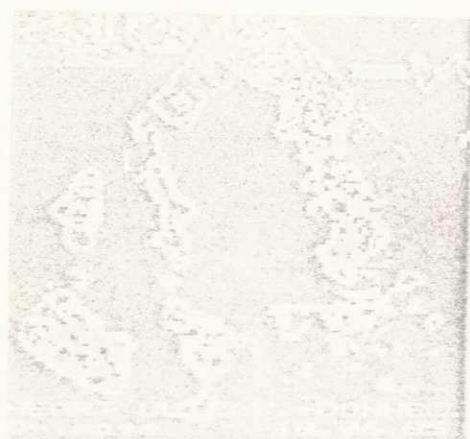
Figura 61. Imagens ECO após aplicação do método SNM: (a) original, (b) imagem-q, (c)-(g) imagens filtradas (iteração 2) pelos algoritmos FACET, SSSDA, SVSV, SIGMA POL e TAEX.

UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
Pró-Reitoria de Planejamento e Desenvolvimento
Coordenação de Pós-Graduação e Pesquisa
Rua Aprígio Veloso 832 - 1301-7-222-R 355
58.100 - Campina Grande - Paraíba

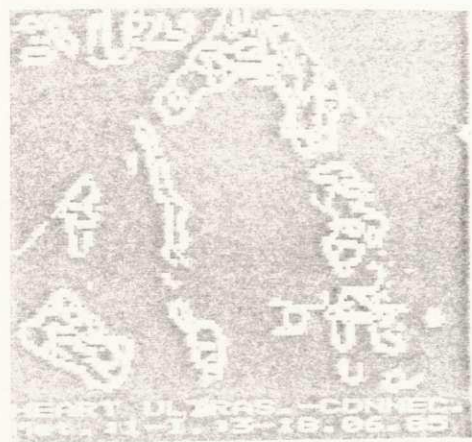
PPH/BIBLIOTECA/PRAI



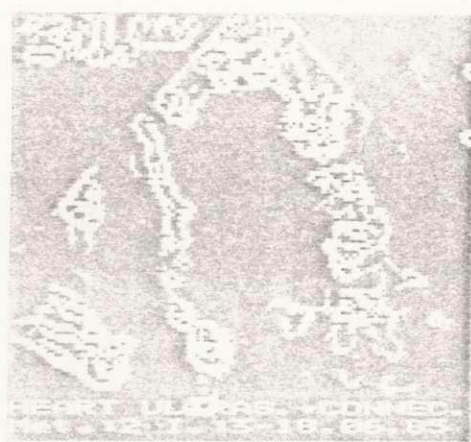
(a)



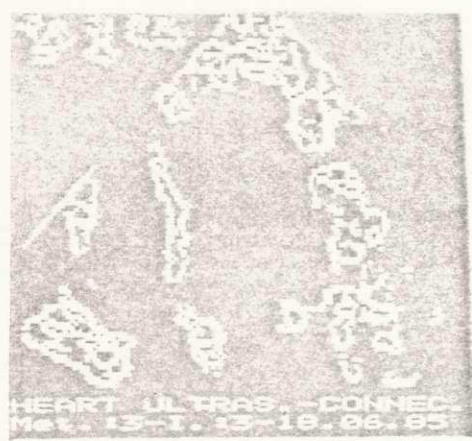
(b)



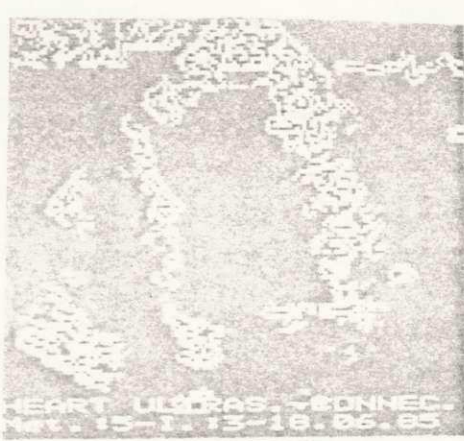
(c)



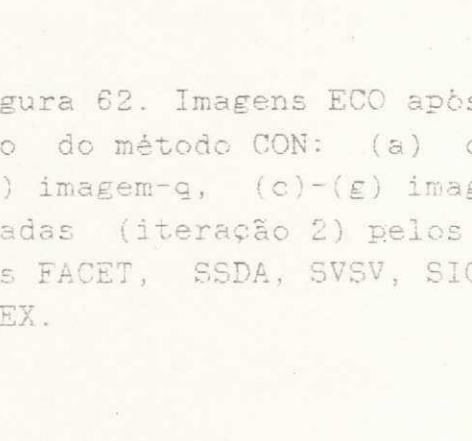
(d)



(e)



(f)



(g)

Figura 62. Imagens ECO após aplicação do método CON: (a) original, (b) imagem-q, (c)-(g) imagens filtradas (iteração 2) pelos algoritmos FACET, SSSA, SVSV, SIGMA POL e TAEX.



5.2.2. Segmentação Baseada em Crescimento de Regiões

Este experimento utiliza o algoritmo de segmentação de imagens por divisão e fusão apresentado por Horowitz e Pavlidis [281]. O algoritmo baseia-se na divisão recursiva da imagem em quadrantes. Começa-se com a partição da imagem em blocos com tamanho $2^k \times 2^k$, onde o tamanho da imagem é $2^n \times 2^n$. Um bloco é dividido em quadrantes, se ele não for muito homogêneo, isto é, se os níveis de cinza médios dos quadrantes diferirem muito. Por outro lado, quatro blocos são fundidos num único bloco, se o resultado for suficientemente homogêneo, isto é, se seus níveis de cinza médios forem suficientemente similares. Este processo continua até que não se possa mais dividir ou fundir os blocos.

Deve-se notar que este conjunto de blocos ou regiões quadradas, de vários tamanhos, não corresponde à segmentação final da imagem. Pelo fato de que regiões, que são vizinhas na imagem, podem estar separadas na estrutura de árvore quaternária, faz-se necessário introduzir uma nova estrutura de dados e um algoritmo de agrupamento ("grouping").

Segue-se, então, uma operação de agrupamento, onde pares de blocos adjacentes (não necessariamente do mesmo tamanho) são agrupados, com base em sua similaridade e seus valores mínimos e máximos de níveis de cinza.

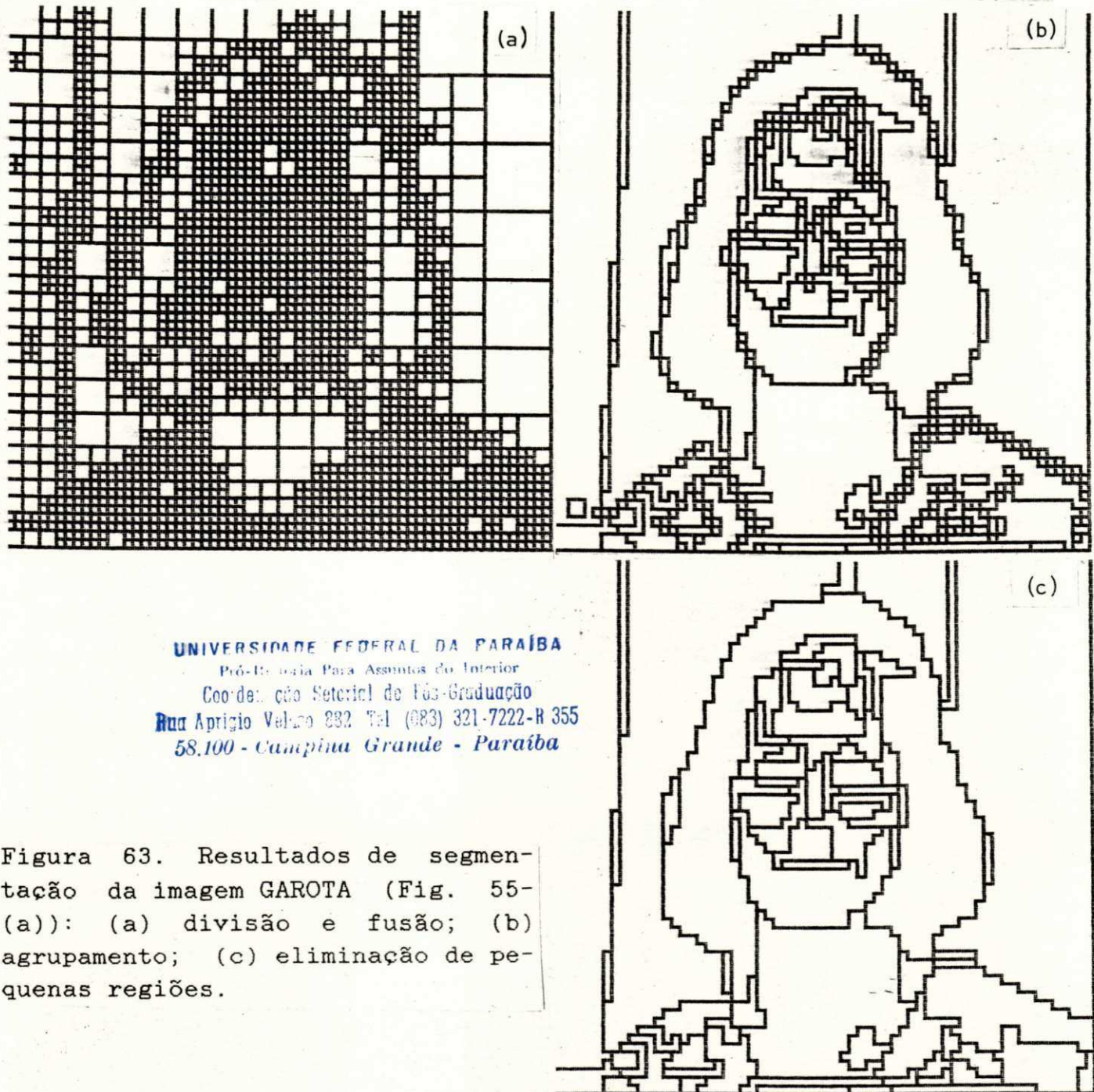
Após a operação de agrupamento, há um grande número de pequenas regiões ao longo dos contornos, que são formadas por causa de transições nos níveis de cinza. Em geral, estas regiões pequenas e isoladas não são importantes na segmentação da imagem e são, então, forçadas a se agruparem com a região adjacente mais similar. Esta operação chama-se eliminação de pequenas regiões.

A Figura 63 apresenta os resultados de segmentação da imagem GAROTA (Fig. 55-(a)): (a) após a aplicação do algoritmo de divisão e fusão; (b) após a operação de agrupamento; (c) após a operação de eliminação de pequenas regiões.

5.2.2.1. Resultados Obtidos

A Tabela 16 apresenta os parâmetros fornecidos ao sistema de segmentação de imagens por divisão e fusão. As Figuras 64 e 65, respectivamente, apresentam os resultados da segmentação das imagens GAROTA e ECO, originais e filtradas pelos algoritmos FACET, SSSA, SVSV e TAEX.

UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
 Pró-Reitoria Para Assuntos do Interior
 Coordenação Setorial de Pós-Graduação
 Rua Aprígio Viana 812, 811 (117) 331 7202-R 350
 58.100 - Campina Grande - Paraíba



UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
 Pró-Reitoria Para Assuntos do Interior
 Coordenação Setorial de Pós-Graduação
 Rua Aprígio Veloso 282 Tel (083) 321-7222-R 355
 58.100 - Campina Grande - Paraíba

Figura 63. Resultados de segmentação da imagem GAROTA (Fig. 55-(a)): (a) divisão e fusão; (b) agrupamento; (c) eliminação de pequenas regiões.

Tabela 16. - Parâmetros Fornecidos ao Sistema de Segmentação por Divisão e Fusão

Parâmetros	GAROTA	ECO
Tamanho do Menor Bloco	2	2
Tamanho do Bloco Inicial	8	8
Tolerância-para Divisão e Fusão	10	10
Tolerância para Agrupamento	10	10
Tolerância para Elim. Peq. Regiões	10	6
Número Máx. de Pixels por Bloco	16	12

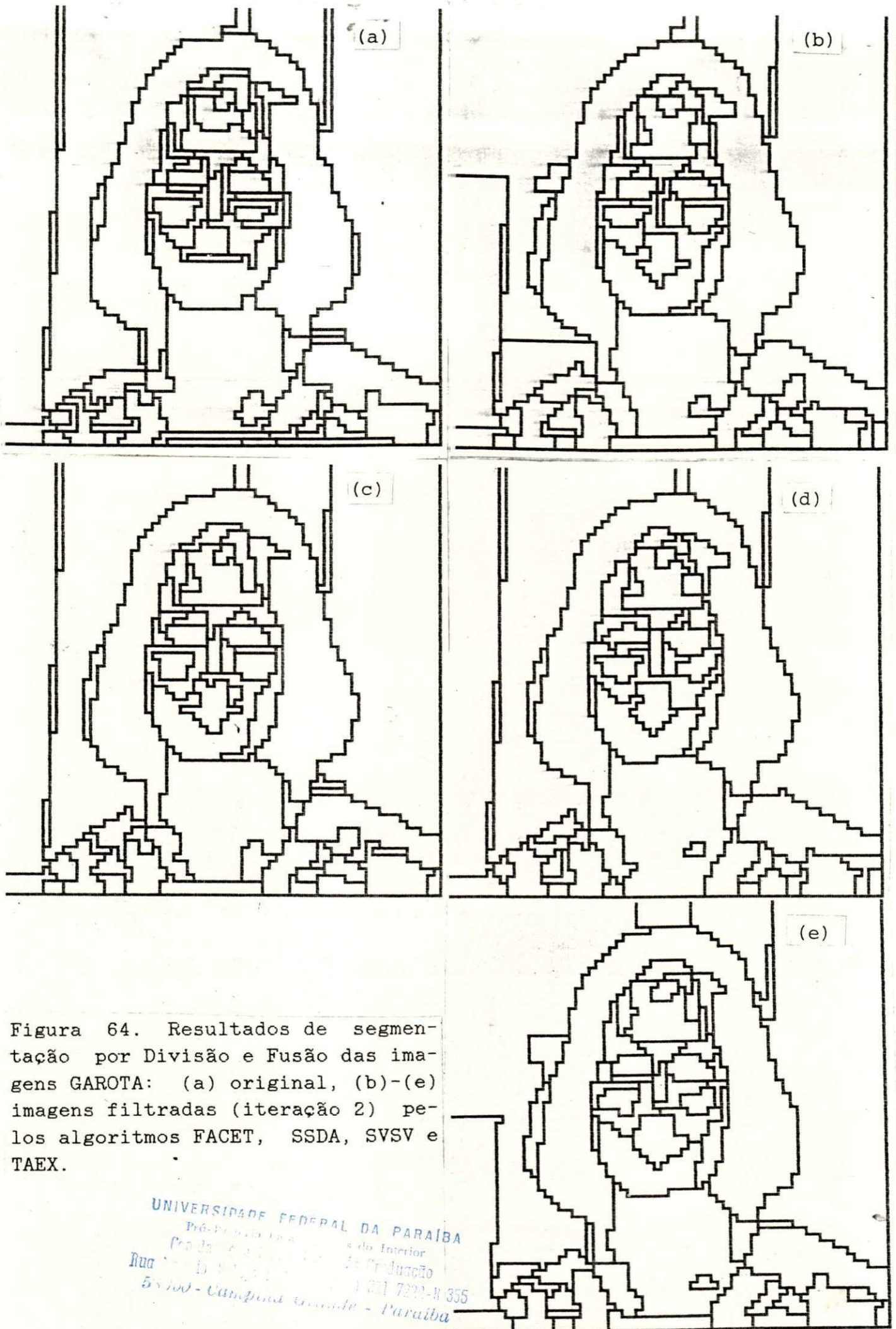


Figura 64. Resultados de segmentação por Divisão e Fusão das imagens GAROTA: (a) original, (b)-(e) imagens filtradas (iteração 2) pelos algoritmos FACET, SSSA, SVSV e TAEX.

UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
 Pró-Reitoria de Assuntos do Interior
 Centro de Produção de Documentos
 Rua... 7222-N 355
 55001 - Campina Grande - Paraíba

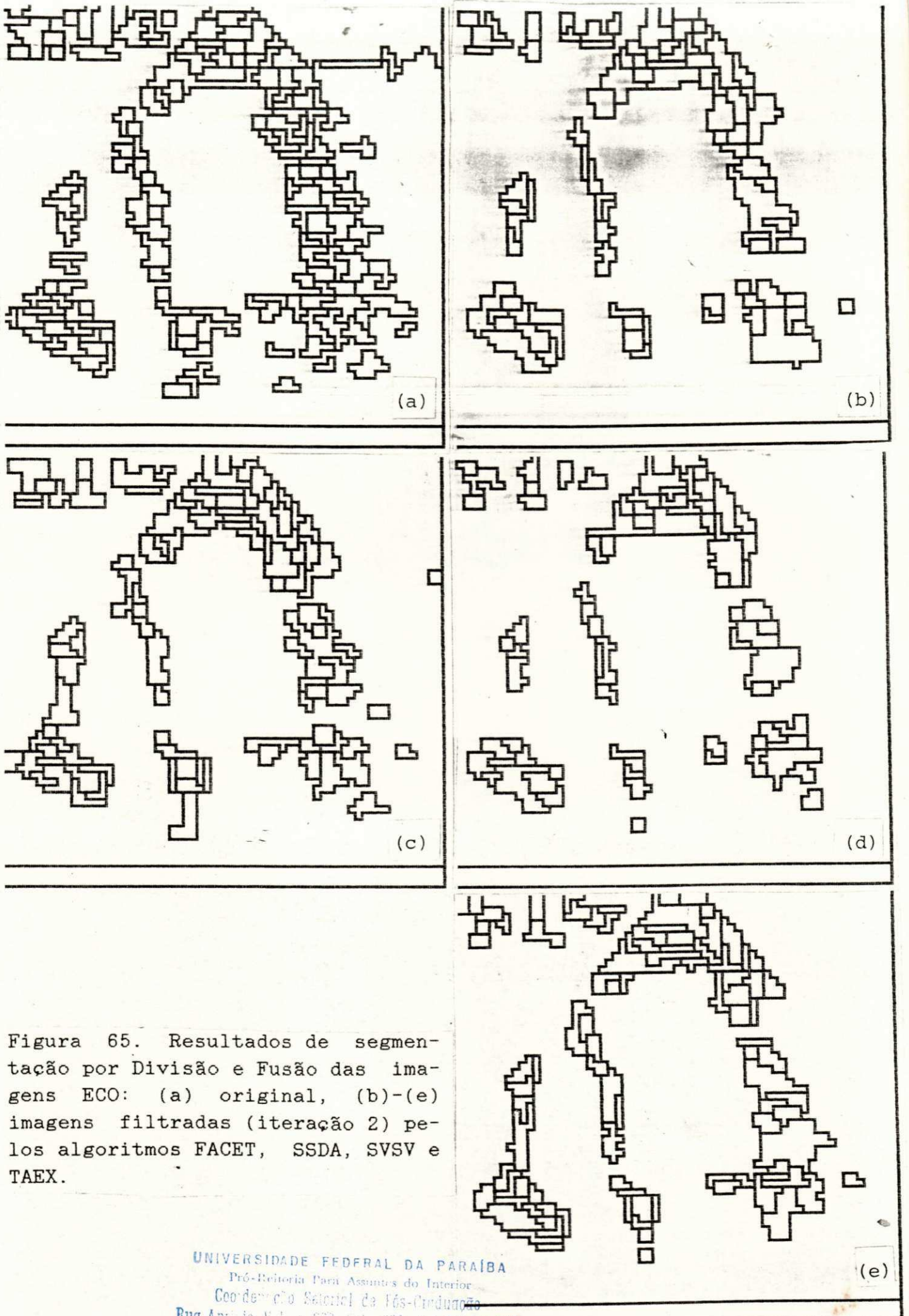


Figura 65. Resultados de segmentação por Divisão e Fusão das imagens ECO: (a) original, (b)-(e) imagens filtradas (iteração 2) pelos algoritmos FACET, SSDA, SVSV e TAEX.

O pré-processamento com filtros espaciais resultou na redução do número de operações executadas pelo algoritmo de segmentação e do número de regiões detetadas. As Tabelas 17 e 18 apresentam estes resultados para as imagens GAROTA e ECO, respectivamente.

**Tabela 17. - GAROTA: Número de Operações Executadas
Número de Regiões Obtidas**

	ORG	FACET	SSDA	SVSV	TAEX
Operações de Divisão	657	508	521	521	494
Regiões após Divisão	2227	1780	1819	1819	1738
Operações de Fusão	7	13	12	12	14
Regiões após Div. e Fusão	2206	1741	1783	1783	1696
Operações de Agrupamento	1819	1492	1517	1556	1420
Regiões após Agrupamento	387	249	266	227	276
Operações Elim. Peq. Reg.	306	184	199	165	214
Regiões Finais	81	65	67	62	62

**Tabela 18. - ECO: Número de Operações Executadas
Número de Regiões Obtidas**

	ORG	FACET	SSDA	SVSV	TAEX
Operações de Divisão	607	408	510	391	428
Regiões após Divisão	2257	1480	1786	1429	1540
Operações de Fusão	4	18	9	20	17
Regiões após Divisão e Fusão	2245	1426	1759	1369	1498
Operações de Agrupamento	1568	1102	1354	1046	1160
Regiões após Agrupamento	677	324	405	323	329
Operações Elim. Peq. Reg.	520	236	299	245	232
Regiões Finais	157	88	106	78	97

5.3. Conclusão

A parte aplicativa deste trabalho consistiu em analisar o efeito causado pelo pré-processamento com filtros espaciais em dois casos:

- (a) discriminação de tecidos em ecocardiografias;
- (b) segmentação de imagens naturais e ecocardiografias.

Com o experimento (a), esperava-se incrementar o resultado de discriminação no problema trombo/septo para até 100%. Este resultado foi alcançado através do pré-processamento do arquivo de ecocardiografias pelos filtros SSSDA e FACET, devendo-se salientar que SSSDA causou o melhor resultado para a estatística U (vide Tabela 12), o que indica uma maior separação das classes. Este fato pode ser visto nos diagramas fornecidos pelo algoritmo de análise discriminante passo a passo (vide Figs. 54-(i),(g)). Outros bons incrementos na discriminação foram causados pelo pré-processamento com os algoritmos MEDIA, ROBERTS, KIRSCH, RANK (K=9) e SVSV. Observe-se que nem todos os algoritmos trouxeram incremento do resultado de discriminação, alguns até pioraram este resultado, como foi o caso dos algoritmos MINMAX, SOBEL, LAPLACE, TAEX, SIGMA, PREWITT, MS3N, MEDIANA, SCG, e SIGMA POL.

Tabela 19. - Tempo de CPU para Filtrar 20
Ecocardiografias de Tamanho
256x256 Pixels

Método	Tempo (h)
MEDIA	0,79
MEDIANA	1,17
MKVP	2,45
SCG	5,60
SVSV	22,58
SSDA	7,16
SMDA	7,84
FACET	30,78
SIGMA	1,96
SIGMA POL	2,23
RANK (K=9)	5,63
RANK (K=17)	5,63
TAEX	0,75
MINMAX	2,93
ROBERTS	0,28
LAPLACE	0,79
SOBEL	0,53
PREWITT	6,62
KIRSCH	6,62
MS3N	3,52
MS5N	3,52

UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
Pró-Reitoria Para Assuntos de Interior
Coordenador de Pós-Graduação
Rua Américo Vespúcio 222 - 514 (C.A.) 301 7222-R 355
58.100 - Campina Grande - Paraíba

Este experimento de caráter empírico foi extenuante pelo fato de que a filtragem do arquivo de 20 ecocardiografias com tamanhos 256x256 pixels, demorou em alguns casos, por exemplo FACET e SVSV, cerca de 30 e 22 horas, respectivamente, passando por 7 horas para SSDA e meia hora para ROBERTS (vide Tabela 19). Sem contar com o tempo computacional gasto para a retirada dos 80 objetos de cada arquivo filtrado, para o cálculo das características texturais e para a análise discriminante passo a passo, que ficou em torno de uma hora.

Com o experimento (b), esperava-se incrementar resultados quantitativos na segmentação de imagens, em termos de redução do número de bordas detetadas e do número de regiões obtidas. Estes resultados foram alcançados para ambos os casos, através do pré-processamento das imagens pelos filtros espaciais FACET, SSDA, SVSV, SIGMA POL e TAEX. Redução do número de operações executadas pelo algoritmo de segmentação por divisão e fusão também foi apresentada. Uma análise qualitativa da segmentação não foi executada por envolver critérios subjetivos, que podem variar de observador para observador.

CAPÍTULO 6

CONCLUSÕES

UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
Pró-Reitoria Para Assuntos do Interior
Coordenação Geral de Pós-Graduação
Rua Aprígio Veloso, 832 - 311 (F) 3.1 7222-R 355
58.100 - Campina Grande - Paraíba

Neste trabalho foi abordado o problema de análise textural e sua aplicação na discriminação de tecidos em ultra-sonografias do coração. Como contribuição para esta área, foi investigado o uso de técnicas especiais de realce de imagens como algoritmos de pré-processamento. Esta investigação teve como meta a melhoria dos resultados obtidos com técnicas de discriminação automática. Resultados satisfatórios foram obtidos e apresentados. Uma revisão destas realizações é agora apresentada, juntamente com sugestões para trabalho futuro.

6.1. Observações Finais

Sistemas automáticos para classificação e análise de imagens e elementos de imagens ganham cada vez mais importância em várias áreas da tecnologia moderna. Ao lado de intensidade, cor, forma e geometria, a textura desempenha um papel decisivo na análise de imagens.

Existe um grande número de métodos para descrição de parâmetros texturais. Infelizmente, parâmetros isolados destes métodos não fornecem informação significativa. Problemas de discriminação caracterizam-se pelo fato de que exigem a retirada de muitos parâmetros texturais para que se obtenha sucesso na classificação. Em conexão com a carga computacional para o cálculo dos parâmetros texturais, torna-se relativamente alto o custo computacional de todo o sistema de análise.

Neste trabalho, foi descrito um estudo para discriminação de tecidos em ecocardiografias, onde diversos métodos de análise textural foram empregados. Os melhores resultados foram obtidos com o método da diferença de texturas, no qual parâmetros texturais foram retirados do mesmo objeto, mas em fases cardíacas diferentes (diástole e sístole). Tomou-se como base o fato de que tecidos cardíacos normais apresentam comportamento motor diferente de tecidos patológicos. Tecido normal se contrai e muda de forma, enquanto que tecido infartado permanece invariável em forma e estrutura durante o ciclo cardíaco. A discriminação dos parâmetros texturais foi feita com o algoritmo de análise discriminante passo a passo e foram conseguidas taxas de até 95% de sucesso.

Com a finalidade de incrementar esses resultados, foram aplicadas técnicas de realce de imagens, mais especificamente filtros espaciais, como algoritmos de pré-processamento. Apresentaram-se uma revisão bibliográfica e um estudo sistemático de filtros espaciais, que levaram ao desenvolvimento de um novo algoritmo de suavização por vizinhança seletiva. No estudo comparativo de filtros espaciais apresentado, esse filtro, o algoritmo de suavização com vizinhança selecionada por soma de diferenças absolutas - SSDA, mostrou-se como uma solução eficiente e econômica para os filtros desta classe.

Com a aplicação dos filtros espaciais, conseguiu-se incrementar os resultados em até 100% de sucesso no problema da discriminação de tecidos cardíacos em ultra-sonografias. Os melhores resultados foram obtidos com os filtros SSDA e FACET. Alguns algoritmos não trouxeram melhora alguma e outros até pioraram os resultados.

Este experimento consistindo de três etapas distintas: pré-processamento, extração de características e classificação, apresentou-se como uma carga computacional enorme para um sistema de processamento com arquitetura convencional (von Neumann) como o ISPS.

Para uma possível viabilização ou introdução prática de um sistema de classificação deste tipo, seria necessário a utilização de arquiteturas de processamento em paralelo, como por exemplo, "pipelining" e processamento por arranjo. Além disso, a introdução de parâmetros texturais e algoritmos de pré-processamento mais eficientes e menos complexos traria uma boa redução do tempo computacional.

No Rogowski-Institut, pesquisas neste caminho estão sendo realizadas, onde se procura adicionar ao ISPS uma estrutura de processamento por arranjos, tornando-o assim, um sistema híbrido, onde o pré-processamento com filtros espaciais seria realizado em paralelo e a classificação em fluxo de dados normal [307]. Também na parte de classificação, procura-se introduzir estruturas de dados que tornem mais eficientes o cálculo dos parâmetros texturais e a realização da discriminação [308].

6.2. Sugestões para Trabalho Futuro

Para dar continuidade ao trabalho sobre filtros espaciais, em geral, sugerem-se os seguintes itens:

- estudo do efeito de filtros espaciais no domínio da frequência, visando a obtenção de medidas quantitativas de desempe-

nho dos mesmos como, por exemplo, distorção de harmônicas e perda de energia;

- desenvolvimento de pacotes modulares de "software" com o maior número possível de algoritmos de suavização e detecção de bordas de imagens;

- desenvolvimento de um pacote modular de "software" para simulação de um sistema de processamento digital de imagens, para máquinas do tipo IBM-PC, para fins didáticos [309];

- por fim, referindo-se em especial ao algoritmo de suavização SSDA, apresentado neste trabalho, sugere-se a procura de novos índices de homogeneidade para seleção das vizinhanças, como também das formas das vizinhanças, com a finalidade de incrementar-se sua eficiência computacional e sua capacidade de aguçamento de bordas do tipo rampa.

Como aplicação dos filtros espaciais, sugere-se sua utilização em sistemas de diagnósticos da medicina nuclear, que trabalham com imagens obtidas por gama-câmeras.

APÊNDICE I

UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ
Instituto de Física e Matemática
Colégio de Engenharia, 1940,
Rua Augusto Franco, 156 - Belém - PA - CEP 66075-900
66.100 - Campina Grande - Paraíba

PROTOKOLL ZUM ANALYSE-INPUT

DATUM: 02.05.85 FEATURE-DATEI: :ARNALDO .FEA ANZAHL DER GRUPPEN: 4

AUSGEWAHLTE FEATURES:

01/	1	Amplitudenhistogramm, haeufigster Grauwert
01/	2	Amplitudenhistogramm, mittlerer Grauwert
01/	3	Amplitudenhistogramm, maximaler Grauwert
01/	4	Amplitudenhistogramm, minimaler Grauwert
01/	5	Amplitudenhistogramm, Dynamik
01/	6	Amplitudenhistogramm, Streuung
01/	7	Amplitudenhistogramm, Energie
01/	8	Amplitudenhistogramm, Schiefe
01/	9	Amplitudenhistogramm, Exzess
01/	30	GD, d=1, mitt, Contrast
01/	31	GD, d=1, mitt, Angular Second Moment
01/	32	GD, d=1, mitt, Entropy
01/	33	GD, d=1, mitt, Mean
01/	34	GD, d=1, mitt, Inverse Difference Moment
01/	55	GD, d=2, mitt, Contrast
01/	56	GD, d=2, mitt, Angular Second Moment
01/	57	GD, d=2, mitt, Entropy
01/	58	GD, d=2, mitt, Mean
01/	59	GD, d=2, mitt, Inverse Difference Moment

2

4

DATUM: 02.05.85

FEATURE-DATEI: ARNALDO .FEA

GRUPPE: 1: TD

6

8

10

12

14

16

18

20

22

24

26

28

LNR	DIAGNOSE	PAT.-NR.	ORIG.-BILD	X	Y	BX	BY
1	THROMBUS DIASTOLISCH	06	K0808400.	90	57	17	17
2	THROMBUS DIASTOLISCH.	06	K0808400.	96	50	17	17
9	THROMBUS DIASTOLISCH	06	K0808402.	90	57	17	17
10	THROMBUS DIASTOLISCH	06	K0808402.	94	49	17	17
17	THROMBUS DIASTOLISCH	06	K0808404.	90	57	17	17
18	THROMBUS DIASTOLISCH	06	K0808404.	96	49	17	17
25	THROMBUS DIASTOLISCH	06	K0808406.	90	57	17	17
26	THROMBUS DIASTOLISCH	06	K0808406.	96	51	17	17
33	THROMBUS DIASTOLISCH	06	K0808408.	93	57	17	17
34	THROMBUS DIASTOLISCH	06	K0808408.	98	49	17	17
41	THROMBUS DIASTOLISCH	06	K0808410.	90	57	17	17
42	THROMBUS DIASTOLISCH	06	K0808410.	96	51	17	17
49	THROMBUS DIASTOLISCH	06	K0808412.	95	60	17	17
50	THROMBUS DIASTOLISCH	06	K0808412.	100	50	17	17
57	THROMBUS DIASTOLISCH	06	K0808414.	95	59	17	17
58	THROMBUS DIASTOLISCH	06	K0808414.	100	50	17	17
65	THROMBUS DIASTOLISCH	06	K0808416.	100	52	17	17
66	THROMBUS DIASTOLISCH	06	K0808416.	103	45	17	17
73	THROMBUS DIASTOLISCH	06	K0808418.	98	59	17	17
74	THROMBUS DIASTOLISCH	06	K0808418.	102	51	17	17

30

IN GRUPPE 1 INSGESAMT 20 EINTRAEGE

2

4

DATUM: 02.05.85

FEATURE-DATEI: ARNALDO .FEA

GRUPPE: 2: SD

8

LNR DIAGNOSE

PAT.-NR.

ORIG.-BILD

X

Y

BX

BY

8

3 SEPTUM DIASTOLISCH

06

K0808400.

87

113

17

17

10

4 SEPTUM DIASTOLISCH

06

K0808400.

89

129

17

17

11 SEPTUM DIASTOLISCH

06

K0808402.

90

114

17

17

12

12 SEPTUM DIASTOLISCH

06

K0808402.

89

129

17

17

19 SEPTUM DIASTOLISCH

06

K0808404.

88

113

17

17

14

20 SEPTUM DIASTOLISCH

06

K0808404.

89

129

17

17

27 SEPTUM DIASTOLISCH

06

K0808406.

89

113

17

17

16

28 SEPTUM DIASTOLISCH

06

K0808406.

89

129

17

17

35 SEPTUM DIASTOLISCH

06

K0808408.

87

113

17

17

8

36 SEPTUM DIASTOLISCH

06

K0808408.

91

129

17

17

43 SEPTUM DIASTOLISCH

06

K0808410.

88

113

17

17

20

44 SEPTUM DIASTOLISCH

06

K0808410.

93

129

17

17

51 SEPTUM DIASTOLISCH

06

K0808412.

87

113

17

17

12

52 SEPTUM DIASTOLISCH

06

K0808412.

90

129

17

17

59 SEPTUM DIASTOLISCH

06

K0808414.

87

113

17

17

4

60 SEPTUM DIASTOLISCH

06

K0808414.

90

129

17

17

67 SEPTUM DIASTOLISCH

06

K0808416.

91

106

17

17

26

68 SEPTUM DIASTOLISCH

06

K0808416.

91

122

17

17

75 SEPTUM DIASTOLISCH

06

K0808418.

92

113

17

17

18

76 SEPTUM DIASTOLISCH

06

K0808418.

91

129

17

17

20

IN GRUPPE 2 INSGESAMT 20 EINTRAEGE

UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAIBA
 Pró-Reitoria Para Assuntos do Interior
 Coordenação Geral de Pós-Graduação
 Rua Aprígio Veloso, 832 - T. I (P. B.) 321 7222-R 355
 68.100 - Campina Grande - Paraíba

2

DATUM: 02.05.85

FEATURE-DATEI: ARNALDO .FEA

GRUPPE: 3: TS

6

I.NR	DIAGNOSE	PAT.-NR.	ORIG.-BILD	X	Y	BX	BY
------	----------	----------	------------	---	---	----	----

8

5 THROMBUS SYSTOLISCH 06 K0808401. 92 57 17 17

10

6 THROMBUS SYSTOLISCH 06 K0808401. 96 51 17 17

13 THROMBUS SYSTOLISCH 06 K0808403. 88 59 17 17

12

14 THROMBUS SYSTOLISCH 06 K0808403. 95 51 17 17

21 THROMBUS SYSTOLISCH 06 K0808405. 90 57 17 17

14

22 THROMBUS SYSTOLISCH 06 K0808405. 95 50 17 17

29 THROMBUS SYSTOLISCH 06 K0808407. 89 58 17 17

16

30 THROMBUS SYSTOLISCH 06 K0808407. 96 51 17 17

37 THROMBUS SYSTOLISCH 06 K0808409. 90 56 17 17

18

38 THROMBUS SYSTOLISCH 06 K0808409. 96 51 17 17

45 THROMBUS SYSTOLISCH 06 K0808411. 90 55 17 17

20

46 THROMBUS SYSTOLISCH 06 K0808411. 95 51 17 17

53 THROMBUS SYSTOLISCH 06 K0808413. 96 63 17 17

22

54 THROMBUS SYSTOLISCH 06 K0808413. 98 56 17 17

61 THROMBUS SYSTOLISCH 06 K0808415. 93 57 17 17

24

62 THROMBUS SYSTOLISCH 06 K0808415. 98 50 17 17

69 THROMBUS SYSTOLISCH 06 K0808417. 98 59 17 17

26

70 THROMBUS SYSTOLISCH 06 K0808417. 101 48 17 17

77 THROMBUS SYSTOLISCH 06 K0808419. 98 57 17 17

28

78 THROMBUS SYSTOLISCH 06 K0808419. 101 48 17 17

30

IN GRUPPE 3 INSGESAMT 20 EINTRAEGE

DATUM: 02.05.85 FEATURE-DATEI: ;ARNALDO.FEA GRUPE: 4; SS
 LNR DIAGNOSE PAT.-NR. ORIG.-BILD X Y RX BY

7	SEPTUM	SYSTOLISCH	06	K0808401.	88	113	17	17
8	SEPTUM	SYSTOLISCH	06	K0808401.	89	129	17	17
15	SEPTUM	SYSTOLISCH	06	K0808403.	88	113	17	17
16	SEPTUM	SYSTOLISCH	06	K0808403.	89	129	17	17
23	SEPTUM	SYSTOLISCH	06	K0808405.	91	113	17	17
24	SEPTUM	SYSTOLISCH	06	K0808405.	91	129	17	17
31	SEPTUM	SYSTOLISCH	06	K0808407.	90	113	17	17
32	SEPTUM	SYSTOLISCH	06	K0808407.	91	129	17	17
39	SEPTUM	SYSTOLISCH	06	K0808409.	94	113	17	17
40	SEPTUM	SYSTOLISCH	06	K0808409.	95	129	17	17
47	SEPTUM	SYSTOLISCH	06	K0808411.	93	113	17	17
48	SEPTUM	SYSTOLISCH	06	K0808411.	94	129	17	17
55	SEPTUM	SYSTOLISCH	06	K0808413.	96	113	17	17
56	SEPTUM	SYSTOLISCH	06	K0808413.	96	129	17	17
63	SEPTUM	SYSTOLISCH	06	K0808415.	95	113	17	17
64	SEPTUM	SYSTOLISCH	06	K0808415.	96	129	17	17
71	SEPTUM	SYSTOLISCH	06	K0808417.	95	113	17	17
72	SEPTUM	SYSTOLISCH	06	K0808417.	96	129	17	17
79	SEPTUM	SYSTOLISCH	06	K0808419.	96	113	17	17
80	SEPTUM	SYSTOLISCH	06	K0808419.	95	129	17	17

APÉNDICE II

BMD07M
STEPWISE DISCRIMINANT ANALYSIS

GENERAL DESCRIPTION

- a. This program performs a multiple group discriminant analysis. A set of linear classification functions is computed by choosing the independent variables in a stepwise manner. The variable entered at each step is selected by one of four available criteria, and a variable is deleted when its F-value becomes too low. Using these functions and prior probabilities the posterior probabilities of each case belonging to each group is computed. The program also computes the coefficients for canonical variables and plots the first two canonical variables to give an optimal two-dimensional picture of the separation of groups.

- b. The output consists of:
 - (1) Group means and standard deviations
 - (2) Within groups covariance matrix
 - (3) Within groups correlation matrix
 - (4) At each step:
 - (a) Variables included and F to remove
 - (b) Variables not included and F to enter
 - (c) Wilks' Λ (or U statistic) and approximate F statistic to test equality of group means
 - (d) Matrix of F statistics to test the equality of means between each pair of groups
 - (5) At certain specified steps and after the last step:
 - (a) Classification functions
 - (b) Classification matrix
 - (6) For each case:
 - (a) The posterior probability of coming from each group (optional)
 - (b) Square of the Mahalanobis distance from each group

- (7) Summary table. For each step of the procedure the following is tabulated:
- (a) Variable entered or removed
 - (b) F value to enter or remove
 - (c) Number of variables included
 - (d) Wilks' Λ (or U) statistic
- (8) Eigenvalues, canonical variables and coefficients of canonical variables are printed and, optionally written on a tape. The number of canonical variables written on tape is equal to the number of original variables included in the last step.
- (9) Plot of the first canonical variable against the second
- (10) Residuals and canonical coefficients
- c. Limitations per problem:
- (1) p, number of variables ($1 \leq p \leq 80$)
 - (2) t, total number of groups ($2 \leq t \leq 80$)
 - (3) j, number of Variable Format Card(s) ($1 \leq j \leq 16$)

- d. Estimation of running time and output pages per problem:

$$\text{Number of seconds} = .0006 p^2 (mp + 2n) + 60 \quad (\text{for IBM 7094})$$

$$\text{Number of pages} = .02n(m + 2k) + .01 (pg^2 + p^2) + p + 10$$

where

- p = number of variables
- n = total number of cases
- m = 1 if the canonical analysis is to be performed
0 otherwise
- k = number of steps at which the cases are to be classified

2. ORDER OF CARDS IN JOB DECK

Cards indicated by letters enclosed in parentheses are optional.
All other cards must be included in the order shown.

- a. System Cards [Introduction, IV]
- b. Problem Card

UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
Pró-Reitoria Para Assuntos do Interior
Coordenação Geral de Pós-Graduação
Rua Aprígio Vellozo, 881 - Tel. (033) 331 7222 - 4 355
58.100 - Campina Grande - Paraíba

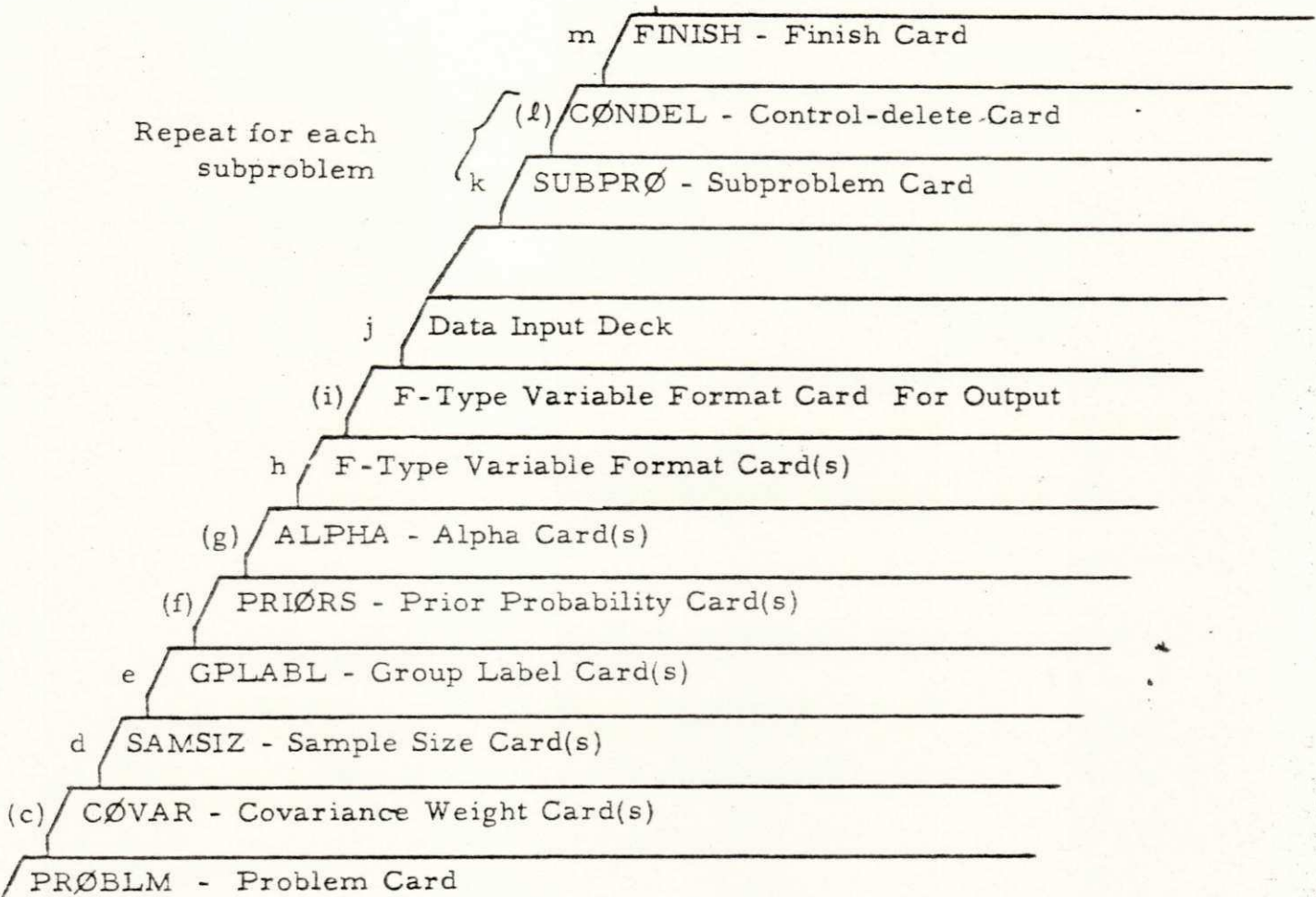
-) Covariance Weight Card(s)--COVAR
 - Sample-size Card(s)
 - Group Label Card(s)
-) Prior Probabilities Card(s)
-) Alpha Card(s)
- . F-type Variable Format Card(s) [Introduction, III-C]
-) F-type variable format for the optional output of the canonical variables and/or for the coefficients of the canonical variables [Introduction III-D]
- . Data Input Cards [Introduction II]
- . Subproblem Card
-) Control-Delete Card
 - Repeat (k.) and (l.) as specified on Problem Card
 - ...
 - Repeat b. through (l.) as desired
 - ...
 - Finish Card [Introduction III]

CARD PREPARATION (SPECIFIC FOR THIS PROBLEM)

Preparation of the cards listed below is specific for this program. All other cards listed in the preceding section are prepared according to instructions in the Introduction.

b. Problem Card (One Problem Card for each problem)

Col. 1-6	PROBLM	(Mandatory)
Col. 7-12	Alphanumeric problem name	
Col. 13, 14	Number of variables ($1 \leq p \leq 80$)	
Col. 15, 16	Number of groups ($2 \leq t \leq 80$)	
Col. 17, 18	Number of Subproblem Cards	
Col. 19, 20	Number of Variable Format Cards ($1 \leq j \leq 16$)	
Col. 21, 22	Tape number if data is from tape (\neq logical 1, 2 or 6); otherwise leave blank	

Deck Set-up:

Col. 23,24	Number of groups to be plotted on each page if the canonical analysis is to be done. Leave blank otherwise.
Col. 25-27	YES if group means are to be printed.
Col. 28-30	YES if standard deviations are to be printed.
Col. 31-33	YES if within groups covariance matrix is to be printed.
Col. 34-36	YES if within groups correlation matrix is to be printed.
Col. 37-39	YES if weighting of covariance matrix is desired.
Col. 40	Tape number of optional output for canonical variables.
Col. 41,42	NO if alternate input tape is not to be rewound.
Col. 43	Tape number of optional output for coefficients of canonical variables.

- Col. 44 Blank: The variable selected has largest F-to-enter.
- 1 Criterion C_1 is used for selection. See Section 4, Step 3.
 - 2 Criterion C_2 is used for selection. See Section 4, Step 3.
- Values α_{fm} must be specified on an ALPHA Card.
- 3 The variable selected maximizes the smallest F between pairs of groups.
- Col. 45-47 YES if the plot of the first two canonical variables is to be stratified on the basis of the third.
- Col. 48 Blank: if prior probabilities are equal.
- 1 if prior probabilities are n_i/n .
 - 2 if prior probabilities are read from Prior Probabilities Card.

.) Covariance Weight Card(s)

- Col. 1-5 COVAR (Mandatory)
- Col. 6 Blank
- Col. 7-12 Weight for first group (keypunch decimal): z_1
- Col. 13-18 Weight for second group (keypunch decimal): z_2
- ⋮
- Col. 67-72 Weight for eleventh group (keypunch decimal): z_{11}
- Additional cards may be used if needed.

l. Sample-size Card

- Col. 1-6 SAMSIZ (Mandatory)
- Col. 7-12 Number of cases in the first group: n_1
- Col. 13-18 Number of cases in the second group: n_2
- ...
- Col. 67-72 Number of cases in the eleventh group: n_{11}

If required, additional cards of the same form are used until all the groups are specified.

If the number of cases for a group is preceded by a minus sign, that group is deleted from the computation of everything except the group means and standard deviations, classification, and plotting. This allows classification of new cases.

e. Group Label Card

Col. 1-6 GPLABL (Mandatory)
 Col. 7-12 Alphameric name of the first group
 Col. 13-18 Alphameric name of the second group
 ...
 Col. 67-72 Alphameric name of the eleventh group

If required, additional cards of the same form are used until all the groups have been labeled. The first non-blank character of each group name is used for plotting.

(f.) Prior Probabilities Card(s)

Col. 1-6 PRIORS
 Col. 7-12 Probability of group 1 : p_1
 Col. 13-18 Probability of group 2 : p_2
 ...
 Col. 67-72 Probability of group 11: p_{11}

Additional cards may be used as needed.

(g.) ALPHA Card(s)

Col. 1-5 ALPHA
 Col. 6 Blank
 Col. 7-10 {
 Col. 11-14 { Values of α_{fm} in the order
 Col. 14-17 { $\alpha_{21}, \alpha_{31}, \alpha_{32}, \alpha_{41}, \alpha_{42}, \alpha_{43}, \dots, \alpha_{g, g-1}$
 ...
 Col. 75-78 }

Additional cards may be used as needed.

k. Subproblem Card

Col. 1-6 SUBPRØ (Mandatory)
 Col. 7-10 Maximum number of steps (if blank, 2p is assumed).
 Col. 11-16 F value for inclusion (F to enter). Keypunch decimal.
 (If blank, .01 is assumed.)
 Col. 17-22 F value for deletion (F to remove). Keypunch decimal.
 (If blank, .005 is assumed.)
 Col. 23-28 Tolerance level. Keypunch decimal. (If blank, .0001
 is assumed.)
 Col. 29-31 YES if a Control-Delete Card is present.
 Col. 32-34 YES if the posterior probabilities are to be printed.
 Col. 35, 36 {
 : { A list of integers. When the number of variables in the
 : { set of discriminating variables is equal to one of these
 : { numbers, the discriminant functions are printed, evalu-
 Col. 71, 72 { ated for each case, and a classification matrix is printed.

(e.) Control-Delete Card

Col. 1-6	CONDEL	(Mandatory)
Col. 7	Control value for the first variable	
Col. 8	Control value for the second variable	
...		
Col. 72	Control value for the sixty-sixth variable	

If required, a second card of the same form is used to specify control values for the remaining variables. The control values specify the following:

0 or blank - Variable is not used for this subproblem

1 - Free variable

2 - Low level forced variable

.

9 - High level forced variable

If no Control-Delete Card is indicated on the Subproblem Card, a value of 1 will be assigned to each variable.

4. COMPUTATIONAL PROCEDURE

Notation: p = number of variables
 g = number of groups used for the analysis. This excludes those with negative group size (see 3. d.)
 t = total number of groups
 n_m = number of cases in group m
 n = total number of cases
 x_{mki} = value of variable i for case k of group m

Assume for simplicity that the first g of the t groups are used for the analysis.

Step 1. The data are read and the following are formed:

$$\text{Means } \bar{x}_i = \frac{1}{n} \sum_{m=1}^g \sum_{k=1}^{n_m} x_{mki} \quad i = 1, 2, \dots, p$$

$$\text{Group means } \bar{x}_{mi} = \frac{1}{n_m} \sum_{k=1}^{n_m} x_{mki} \quad \begin{array}{l} i = 1, 2, \dots, p \\ m = 1, 2, \dots, t \end{array}$$

Group standard deviations

$$s_{mi} = \sqrt{\frac{1}{n_m - 1} \sum_{k=1}^{n_m} (x_{mki} - \bar{x}_{mi})^2} \quad \begin{array}{l} i = 1, 2, \dots, p \\ m = 1, 2, \dots, t \end{array}$$

Within and total cross-product matrices

$$W = \{w_{ij}\}; w_{ij} = \sum_{m=1}^g z_m \sum_{k=1}^{n_m} (x_{mki} - \bar{x}_{mi})(x_{mkj} - \bar{x}_{mj})$$

$$T = \{t_{ij}\}; t_{ij} = \sum_{m=1}^g \sum_{k=1}^{n_m} (x_{mki} - \bar{x}_i)(x_{mkj} - \bar{x}_j)$$

where z_m is the covariance weight of

group m ,

$$i = 1, 2, \dots, p$$

$$j = 1, 2, \dots, p$$

Within groups covariance matrix

$$V = \{v_{ij}\}; v_{ij} = \frac{1}{n-g} w_{ij} \quad \begin{array}{l} i = 1, 2, \dots, p \\ j = 1, 2, \dots, p \end{array}$$

Within groups correlation matrix

$$R = \{r_{ij}\}; r_{ij} = \frac{w_{ij}}{\sqrt{w_{ii} w_{jj}}} \quad \begin{array}{l} i = 1, 2, \dots, p \\ j = 1, 2, \dots, p \end{array}$$

Step 2. At each step of the procedure the variables are divided into two disjoint sets; those included in the discriminant functions and those not included. Assume for simplicity that the first r are included.

$$\text{Let } W = \begin{bmatrix} W_{11} & W_{12} \\ W_{21} & W_{22} \end{bmatrix} \quad \text{and} \quad T = \begin{bmatrix} T_{11} & T_{12} \\ T_{21} & T_{22} \end{bmatrix}$$

where W_{11} and T_{11} are $r \times r$.

$$\text{Let } A = \begin{bmatrix} W_{11}^{-1} & W_{11}^{-1} W_{12} \\ W_{21} W_{11}^{-1} & W_{22} - W_{21} W_{11}^{-1} W_{12} \end{bmatrix} = \{a_{ij}\}$$

$$\text{and } B = \begin{bmatrix} T_{11}^{-1} & T_{11}^{-1} T_{12} \\ T_{21} T_{11}^{-1} & T_{22} - T_{21} T_{11}^{-1} T_{12} \end{bmatrix} = \{b_{ij}\}$$

The following statistics are computed:

- a) Coefficients and constant terms of the classification functions

$$c_{ki} = (n-g) \sum_{j=1}^r \bar{x}_{kj} a_{ij} \quad \begin{array}{l} i = 1, 2, \dots, r \\ k = 1, 2, \dots, g \end{array}$$

$$c_{k0} = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^r c_{ki} \bar{x}_{ki} \quad k = 1, 2, \dots, g$$

- b) The square of the Mahalanobis distance between each pair of groups

$$D_{m\ell}^2 = \sum_{i=1}^r (c_{mi} - c_{\ell i}) (\bar{x}_{mi} - \bar{x}_{\ell i}) \quad m, \ell = 1, \dots, g$$

- c) The F values for testing differences between each pair of groups

$$F_{m\ell} = \frac{(n-g-r+1)n_m n_\ell}{r(n-g)(n_m+n_\ell)} D_{m\ell}^2 \quad m, \ell = 1, \dots, g$$

with r and $n-g-r+1$ degrees of freedom.

- d) F values for each variable

- (1) If variable j has been entered

$$F_j = \frac{a_{jj} - b_{jj}}{b_{jj}} \frac{n-r-g+1}{g-1}$$

with degrees of freedom $g-1$ and $n-r-g+1$

- (2) If variable j has not been entered

$$F_j = \frac{b_{jj} - a_{jj}}{a_{jj}} \frac{n-r-g}{g-1}$$

with degrees of freedom $g-1$ and $n-g-r$

Under the usual normality assumptions these are the likelihood ratio tests of the equality over all g groups of the conditional distribution of variable j given the (remaining) entered variables.

- e) Wilks' Λ to test equality of group means

$$U = \text{Det}(W_{11}) / \text{Det}(T_{11})$$

with degrees of freedom $(r, g-1, n-g)$

- f) Approximate F statistic to test equality of group means

$$F = \frac{1 - U^{1/s}}{U^{1/s}} \cdot \frac{ms + 1 - rq/2}{rq}$$

$$\text{where } s = \sqrt{\frac{r^2 q^2 - 4}{r^2 + q^2 - 5}}, \text{ if } r^2 + q^2 \neq 5$$

$$s = 1, \text{ if } r^2 + q^2 = 5$$

$$m = n - \frac{r + q + 3}{2}$$

$$q = g - 1$$

Its degrees of freedom are rq and $ms + 1 - rq/2$. If either r or q is 1 or 2, the approximation is exact.

- g) Tolerance values

$$w_i = a_{ii} / t_{ii}, \quad i = r + 1, \dots, p$$

A variable passes the tolerance test if and only if w_i and t_i equal or exceed the value specified on the Subproblem Card.

Step 3. To move from one step to the next, one variable is added or removed from the discriminating set according to one of the following rules:

- a) If there are one or more variables which have entered and have a control value of 1 and an F value less than "F to remove," the one with the smallest F will be deleted.
- b) If no variable satisfies a), then from among those variables which have not been included, which pass the tolerance test and have greatest control value, one is selected according to the rule specified on column 44 of the PROBLEM Card.

If column 44 of the PROBLEM Card is blank, the variable selected has greatest F-to-enter;

If column 44 of the PRØBLM Card contains 1, the variable selected is the one which, after entering, minimizes

$$C_1 = \frac{1}{h_1} \sum_{l \neq m} \frac{1}{1 + D_{lm}/4}$$

when $h_1 = g(g-1)/2$. The motivation for this formula is that it tends to separate groups which are close together. Each term corresponds to an estimate of one minus the square of the multiple correlation between the classification variables and a dummy variable which identifies the corresponding pair of groups.

If column 44 of the PRØBLM Card contains 2, the variable selected is the one which, after entering, minimizes

$$C_2 = \frac{1}{h_2} \sum_{l \neq m} \frac{\alpha_{lm}}{1 + D_{lm}/4}$$

where $h_2 = \sum_{l \neq m} \alpha_{lm}$. The α_{lm} are specified on the ALPHA Card.

This criterion is a simple generalization of C_1 .

If column 44 of the PRØBLM Card contains 3, the variable selected is the one which, after entering, maximizes the smallest F between pairs of groups.

Step 4. When the number of variables entered is equal to one of the numbers indicated on the Subproblem Card and after the last step the following are computed for $l = 1, 2, \dots, t$; $m = 1, 2, \dots, g$; $k = 1, 2, \dots, n_l$:

- a) Value of the m^{th} classification function evaluated at case k of group l

$$s_{lmk} = c_{m0} + \sum_{j=1}^r c_{mj} x_{lkj}$$

- b) Posterior probability of case k in group l having come from group m

$$P_{lmk} = \frac{p_m \exp(s_{lmk})}{\sum_{i=1}^g p_i \exp(s_{lik})}$$

where p_m is the prior probability of group m .

- c) Square of Mahalanobis distance of case k in group m from group l

$$D_{lmk}^2 = (n-g) \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^r (x_{mki} - \bar{x}_{li}) a_{ij} (x_{mkj} - \bar{x}_{lj})$$

This may be used as a chi-square variable with r degrees of freedom for classification purposes.

Step 5: At this point let p denote the number of variables which are included after the last step and let W and T be their within and total sum of product matrices. Let B = T - W. The eigenvalue problem

$$Bu_i = \lambda_i Wu_i \quad i = 1, 2, \dots, p$$

is solved to find coefficients, u_i , of canonical variables and the amount of dispersion λ_i explained by each canonical variable.

The vectors are normalized so that

$$u_i' W u_j = \delta_{ij}$$

The canonical correlations $\rho_1, \rho_2, \dots, \rho_p$ relative to the groups are then computed

$$\rho_i = (\lambda_i / (1 + \lambda_i))^{1/2}$$

For each case the first three canonical variables are computed

$$z_{mki} = \sum_{j=1}^r u_{ji} (x_{mkj} - \bar{x}_j) \quad \begin{array}{l} m = 1, \dots, g \\ k = 1, \dots, n_m \\ i = 1, 2, 3 \end{array}$$

The first two of these are plotted on a scattergram. If called for it is stratified onto g separate plots on the basis of the value of z_{mk3} . The cutpoints used are the average of adjacent values,

$$\text{after ordering, of } \bar{z}_{m3} = \frac{1}{n_m} \sum_{k=1}^{n_m} z_{mk3}$$

UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
Pró-Reitoria Para Assuntos do Interior
Coordenação Setorial de Pós-Graduação
Rua Aprígio Veloso 882 Tel (383) 321-7222-R 355
58.100 - Campina Grande - Paraíba

5. REFERENCES

Anderson, T. W., Introduction to Multivariate Statistical Analysis,
Wiley, 1958.

Efroymson, M. A., "Multiple Regression Analysis," Mathematical
Methods for Digital Computers, Part V, (17). Edited by A.
Ralston and H.S. Wilf, Wiley, 1960.

Rao, C. R., Linear Statistical Inference and Its Applications,
Wiley, 1965, section 8e.

This program was written by Paul Sampson, a member of the staff of
Health Sciences Computing Facility, UCLA.

PROBLMIRIS 4 3 1 1 3YESYESYESYES
SAMSIZ 50 50 50
GPLABL S E I
(5F4.0)

5.1 3.5 1.4 0.2 1
4.9 3.0 1.4 0.2 1
4.7 3.2 1.3 0.2 1
4.6 3.1 1.5 0.2 1
5.0 3.6 1.4 0.2 1
5.4 3.9 1.7 0.4 1
4.6 3.4 1.4 0.3 1
5.0 3.4 1.5 0.2 1
4.4 2.9 1.4 0.2 1
4.9 3.1 1.5 0.1 1
5.4 3.7 1.5 0.2 1
4.8 3.4 1.6 0.2 1
4.8 3.0 1.4 0.1 1
4.3 3.0 1.1 0.1 1
5.8 4.0 1.2 0.2 1
5.7 4.4 1.5 0.4 1
5.4 3.9 1.3 0.4 1
5.1 3.5 1.4 0.3 1
5.7 3.8 1.7 0.3 1
5.1 3.8 1.5 0.3 1
5.4 3.4 1.7 0.2 1
5.1 3.7 1.5 0.4 1
4.6 3.6 1.0 0.2 1
5.1 3.3 1.7 0.5 1
4.8 3.4 1.9 0.2 1
5.0 3.0 1.6 0.2 1
5.0 3.4 1.6 0.4 1
5.2 3.5 1.5 0.2 1
5.2 3.4 1.4 0.2 1
4.7 3.2 1.6 0.2 1
4.8 3.1 1.6 0.2 1
5.4 3.4 1.5 0.4 1
5.2 4.1 1.5 0.1 1
5.5 4.2 1.4 0.2 1
4.9 3.1 1.5 0.2 1
5.0 3.2 1.2 0.2 1
5.5 3.5 1.3 0.2 1
4.9 3.6 1.4 0.1 1
4.4 3.0 1.3 0.2 1
5.1 3.4 1.5 0.2 1
5.0 3.5 1.3 0.3 1
4.5 2.3 1.3 0.3 1
4.4 3.2 1.3 0.2 1
5.0 3.5 1.6 0.6 1
5.1 3.8 1.9 0.4 1
4.8 3.0 1.4 0.3 1
5.1 3.8 1.6 0.2 1
4.6 3.2 1.4 0.2 1
5.3 3.7 1.5 0.2 1
5.0 3.3 1.4 0.2 1
7.0 3.2 4.7 1.4 2
6.4 3.7 4.5 1.5 2
6.9 3.1 4.9 1.5 2
5.5 2.3 4.0 1.3 2
6.5 2.8 4.6 1.5 2
5.7 2.8 4.5 1.3 2
6.3 3.3 4.7 1.6 2
4.9 2.4 3.3 1.0 2
6.6 2.9 4.6 1.3 2
5.2 2.7 3.9 1.4 2
5.0 2.0 3.5 1.0 2

5.9 3.0 4.2 1.5 2
6.0 2.2 4.0 1.0 2
6.1 2.9 4.7 1.4 2
5.6 2.9 3.6 1.3 2
6.7 3.1 4.4 1.4 2
5.6 3.0 4.5 1.5 2
5.8 2.7 4.1 1.0 2
6.2 2.2 4.5 1.5 2
5.6 2.5 3.9 1.1 2
5.9 3.2 4.8 1.8 2
6.1 2.8 4.0 1.3 2
6.3 2.5 4.9 1.5 2
6.1 2.8 4.7 1.2 2
6.4 2.9 4.3 1.3 2
6.6 3.0 4.4 1.4 2
6.8 2.8 4.8 1.4 2
6.7 3.0 5.0 1.7 2
6.0 2.9 4.5 1.5 2
5.7 2.6 3.5 1.0 2
5.5 2.4 3.8 1.1 2
5.5 2.4 3.7 1.0 2
5.8 2.7 3.9 1.2 2
6.0 2.7 5.1 1.6 2
5.4 3.0 4.5 1.5 2
6.0 3.4 4.5 1.6 2
6.7 3.1 4.7 1.5 2
6.3 2.3 4.4 1.3 2
5.6 3.0 4.1 1.3 2
5.5 2.5 4.0 1.3 2
5.5 2.6 4.4 1.2 2
6.1 3.0 4.6 1.4 2
5.8 2.6 4.0 1.2 2
5.0 2.3 3.3 1.0 2
5.6 2.7 4.2 1.3 2
5.7 3.0 4.2 1.2 2
5.7 2.9 4.2 1.3 2
6.2 2.9 4.3 1.3 2
5.1 2.5 3.0 1.1 2
5.7 2.8 4.1 1.3 2
6.3 3.3 6.0 2.5 3
5.8 2.7 5.1 1.9 3
7.1 3.0 5.9 2.1 3
6.3 2.9 5.6 1.8 3
6.5 3.0 5.8 2.2 3
7.6 3.0 6.6 2.1 3
4.9 2.5 4.5 1.7 3
7.3 2.9 6.3 1.8 3
6.7 2.5 5.8 1.8 3
7.2 3.6 6.1 2.5 3
6.5 3.2 5.1 2.0 3
6.4 2.7 5.3 1.9 3
6.8 3.0 5.5 2.1 3
5.7 2.5 5.0 2.0 3
5.8 2.8 5.1 2.4 3
6.4 3.2 5.3 2.3 3
6.5 3.0 5.5 1.8 3
7.7 3.8 6.7 2.2 3
7.7 2.6 6.9 2.3 3
6.0 2.2 5.0 1.5 3
6.9 3.2 5.7 2.3 3

5.6 2.8 4.9 2.0 3
7.7 2.8 6.7 2.0 3
6.3 2.7 4.9 1.8 3
6.7 3.3 5.7 2.1 3
7.2 3.2 6.0 1.8 3
6.2 2.8 4.8 1.8 3
6.1 3.0 4.9 1.8 3
6.4 2.8 5.6 2.1 3
7.2 3.0 5.8 1.6 3
7.4 2.8 6.1 1.9 3
7.9 3.8 6.4 2.0 3
6.4 2.8 5.6 2.2 3
6.3 2.8 5.1 1.5 3
6.1 2.6 5.6 1.4 3
7.7 3.0 6.1 2.3 3
6.3 3.4 5.6 2.4 3
6.4 3.1 5.5 1.8 3
6.0 3.0 4.8 1.8 3
6.9 3.1 5.4 2.1 3
6.7 3.1 5.6 2.4 3
6.9 3.1 5.1 2.3 3
5.8 2.7 5.1 1.9 3
6.8 3.2 5.9 2.3 3
6.7 3.3 5.7 2.5 3
6.7 3.0 5.2 2.3 3
6.3 2.5 5.0 1.9 3
6.5 3.0 5.2 2.0 3
6.2 3.4 5.4 2.3 3
5.9 3.0 5.1 1.8 3

SUBPRD
FINISH YES

Problem IRIS

4 variables
3 groups
1 subproblem
1 variable format card
Canonical analysis is to be performed
and all three groups are to be plotted.

Sample sizes

50 cases in each group.

Group labels

S is the name of the first group
E is the name of the second group
I is the name of the third group

Subproblem

Number of steps, F-limits and tolerance
set by the program.
No control-delete card present.
Posterior probabilities are to be printed.

BMD07M - STEPWISE DISCRIMINANT ANALYSIS - REVISED JUNE 2, 1972
 HEALTH SCIENCES COMPUTING FACILITY, UCLA

PROBLEM CODE IRIS
 NUMBER OF VARIABLES 4
 NUMBER OF GROUPS 3
 NUMBER OF CASES IN EACH GROUP 50 50 50
 PRIOR PROBABILITIES C.3333 C.3333 0.3333
 VARIABLE FORMAT (5F4.C)

DATA INPUT FROM CARDS

MEANS (THE LAST COLUMN CONTAINS THE GRAND MEANS OVER THE GROUPS USED IN THE ANALYSIS)

VARIABLE	GROUP			
	S	E	I	
1	5.00599	5.53558	6.58797	5.84332
2	3.42799	2.76999	2.97399	3.05733
3	1.46200	4.25559	5.55199	3.75799
4	0.24600	1.32599	2.02599	1.19933

STANDARD DEVIATIONS

VARIABLE	GROUP		
	S	E	I
1	0.35249	0.51617	0.63588
2	0.37506	0.31380	0.32250
3	0.17266	0.46991	0.55189
4	0.10539	0.19775	0.27465

WITHIN GROUPS COVARIANCE MATRIX

VARIABLE	VARIABLES			
	1	2	3	4
1	0.26501			
2	0.09272	0.11539		
3	0.16751	0.05524	0.18519	
4	0.03640	0.03271	0.04266	0.04188

WITHIN GROUPS CORRELATION MATRIX

VARIABLE	VARIABLES			
	1	2	3	4
1	1.00000			
2	0.53024	1.00000		
3	0.75616	0.37791	1.00000	
4	0.36451	0.47053	0.48446	1.00000

UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
Pró-Reitoria Para Assuntos do Interior
Coordenação Geral de Pós-Graduação
Rua Aprício Veloso 822 T.1 (180) 321-7222-R 355
58.100 - Campina Grande - Paraíba

SUPPLEMENT 1
F-LEVEL FOR INCLUSION 0.0100
F-LEVEL FOR DELETION 0.0050
TOLERANCE LEVEL 0.0001
CONTROL VALUES 1111

STEP NUMBER 0
VARIABLE ENTERED
VARIABLES NOT INCLUDED AND F TO ENTER - DEGREES OF FREEDOM 2 147
1 119.2625 2 49.1601 31180.1619 4 960.0061

STEP NUMBER 1
VARIABLE ENTERED 3
VARIABLES INCLUDED AND F TO REMOVE - DEGREES OF FREEDOM 2 147
31180.1631
VARIABLES NOT INCLUDED AND F TO ENTER - DEGREES OF FREEDOM 2 146

1 34.3238 2 43.0351 4 24.7671
U-STATISTIC 0.05663 DEGREES OF FREEDOM 1 2 147
APPROXIMATE F 1180.16187 DEGREES OF FREEDOM 2 147.00
F MATRIX - DEGREES OF FREEDOM 1 147

GROUP S E
1 1756.87866
2 2259.26563 225.34641

STEP NUMBER 2
VARIABLE ENTERED 2
VARIABLES INCLUDED AND F TO REMOVE - DEGREES OF FREEDOM 2 146
2 43.0351 31112.5509
VARIABLES NOT INCLUDED AND F TO ENTER - DEGREES OF FREEDOM 2 145

1 12.2691 4 34.5702
U-STATISTIC 0.03688 DEGREES OF FREEDOM 2 1 2 147
APPROXIMATE F 307.10425 DEGREES OF FREEDOM 4 292.00
F MATRIX - DEGREES OF FREEDOM 2 146

GROUP S E
1 804.51172
2 1473.22047 116.03792

 STEP NUMBER 3
 VARIABLE ENTERED 4
 VARIABLES INCLUDED AND F TO REMOVE - DEGREES OF FREEDOM 2 145
 2 54.5765 3 38.7261 4 34.5703
 VARIABLES NOT INCLUDED AND F TO ENTER - DEGREES OF FREEDOM 2 144

1 4.7222
 U-STATISTIC 0.0245E DEGREES OF FREEDOM 3 2 147
 APPROXIMATE F 257.5048E DEGREES OF FREEDOM 6 290.00
 F MATRIX - DEGREES OF FREEDOM 3 145

GROUP S E
 S 592.01416
 E 1381.18357 133.37375

 STEP NUMBER 4
 VARIABLE ENTERED 1
 VARIABLES INCLUDED AND F TO REMOVE - DEGREES OF FREEDOM 2 144
 1 4.7222 2 21.9360 3 35.5933 4 24.9064
 U-STATISTIC 0.02344 DEGREES OF FREEDOM 4 2 147
 APPROXIMATE F 199.14853 DEGREES OF FREEDOM 8 288.00
 F MATRIX - DEGREES OF FREEDOM 4 144

GROUP S E
 S 550.15019
 E 1098.27612 105.21256

F LEVEL INSUFFICIENT FOR FURTHER COMPUTATION

FUNCTION S E I
 VARIABLE 1 23.54445 15.64827 12.44586
 2 23.58778 7.07253 3.68531
 3 -16.43080 5.21152 12.76666
 4 -17.39845 6.43420 21.07921
 CONSTANT -86.30879 -72.85271 -104.36847

GROUP WITH LARGEST PROB. SQUARE OF DISTANCE FROM AND POSTERIOR PROBABILITY FOR GROUP -

GROUP	S	E	I
1	0.291	56.885	191.790
2	2.031	60.972	169.188
3	0.553	67.290	177.071
4	2.087	75.294	160.725
5	0.596	100.924	193.855
6	1.945	55.941	183.115
7	1.314	84.012	170.058
8	0.118	89.511	179.576
9	3.850	71.641	155.927
10	1.642	84.124	174.435
11	1.509	107.175	201.878
12	1.414	83.341	170.594
13	1.803	83.941	174.436
14	2.366	85.643	181.418
15	10.648	145.398	249.265
16	9.993	133.868	229.403
17	4.419	115.728	208.947
18	0.367	54.195	184.170
19	2.533	102.700	194.077
20	1.470	100.878	191.375
21	1.055	88.668	177.714
22	1.007	52.346	179.236
23	2.287	113.651	210.025
24	2.769	67.472	145.701
25	5.282	74.227	156.000
26	2.403	74.227	160.000
27	0.85	76.000	160.000
28	0.000	0.000	0.000
29	0.000	0.000	0.000
30	0.000	0.000	0.000
31	0.000	0.000	0.000
32	0.000	0.000	0.000
33	0.000	0.000	0.000
34	13.000	119.000	1.895
35	175.567	21.253	7.236
36	215.462	21.132	15.833
37	206.849	34.806	8.708
38	161.275	34.312	6.444
39	134.172	13.325	3.160
40	166.678	6.962	4.094
41	207.919	16.533	2.344
42	173.185	31.750	6.451
43	174.083	26.562	11.048
44	209.031	16.653	2.390
45	215.205	29.515	1.940
46	183.564	36.547	6.163
47	166.919	26.172	7.169
48	158.983	14.457	4.203
49	188.876	12.752	1.235
50	153.763	28.193	5.625
51	153.763	11.978	3.927

NUMBER OF CASES CLASSIFIED INTO GROUP -

GROUP	S	E	I
5	50	0	0
E	0	48	2
I	0	1	45

SUMMARY TABLE

STEP NUMBER	VARIABLE ENTERED	VARIABLE REMOVED	F VALUE TO ENTER OR REMOVE	NUMBER OF VARIABLES INCLUDED	U-STATISTIC
1	3		1180.1631	1	0.0586
2	2		43.0351	2	0.0369
3	4		34.5703	3	0.0250
4	1		4.7222	4	0.0234

EIGENVALUES

32.19211	0.28541	0.00004	0.00000
----------	---------	---------	---------

CUMULATIVE PROPORTION OF TOTAL DISPERSION

0.99121	1.00000	1.00000	1.00000
---------	---------	---------	---------

CANONICAL CORRELATIONS

0.98482	0.47121	0.00652	0.00142
---------	---------	---------	---------

COEFFICIENTS FOR CANONICAL VARIABLE -

ORIGINAL VARIABLE	1	2	3	4
1	-0.82940	-0.02430	2.73640	-1.63318
2	-1.53446	-2.16427	-2.65926	-0.35163
3	2.20123	0.53221	-2.95625	-0.57914
4	2.81047	-2.83961	3.68249	2.69253

GROUP	CANONICAL VARIABLES EVALUATED AT GROUP MEANS			
1	-7.60762	-0.21513	-0.00002	0.0
2	1.82506	0.72791	0.00005	0.00001
3	5.78257	-0.51277	-0.00004	-0.00002

CHECK ON FINAL U-STATISTIC 0.02344

UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
 Pró-Reitoria Para Assuntos do Interior
 Coordenação Especial de Pós-Graduação
 Rua Aprício Veloso 602-741 (CCE) 301-7222-R 355
 58.100 - Campina Grande - Paraíba

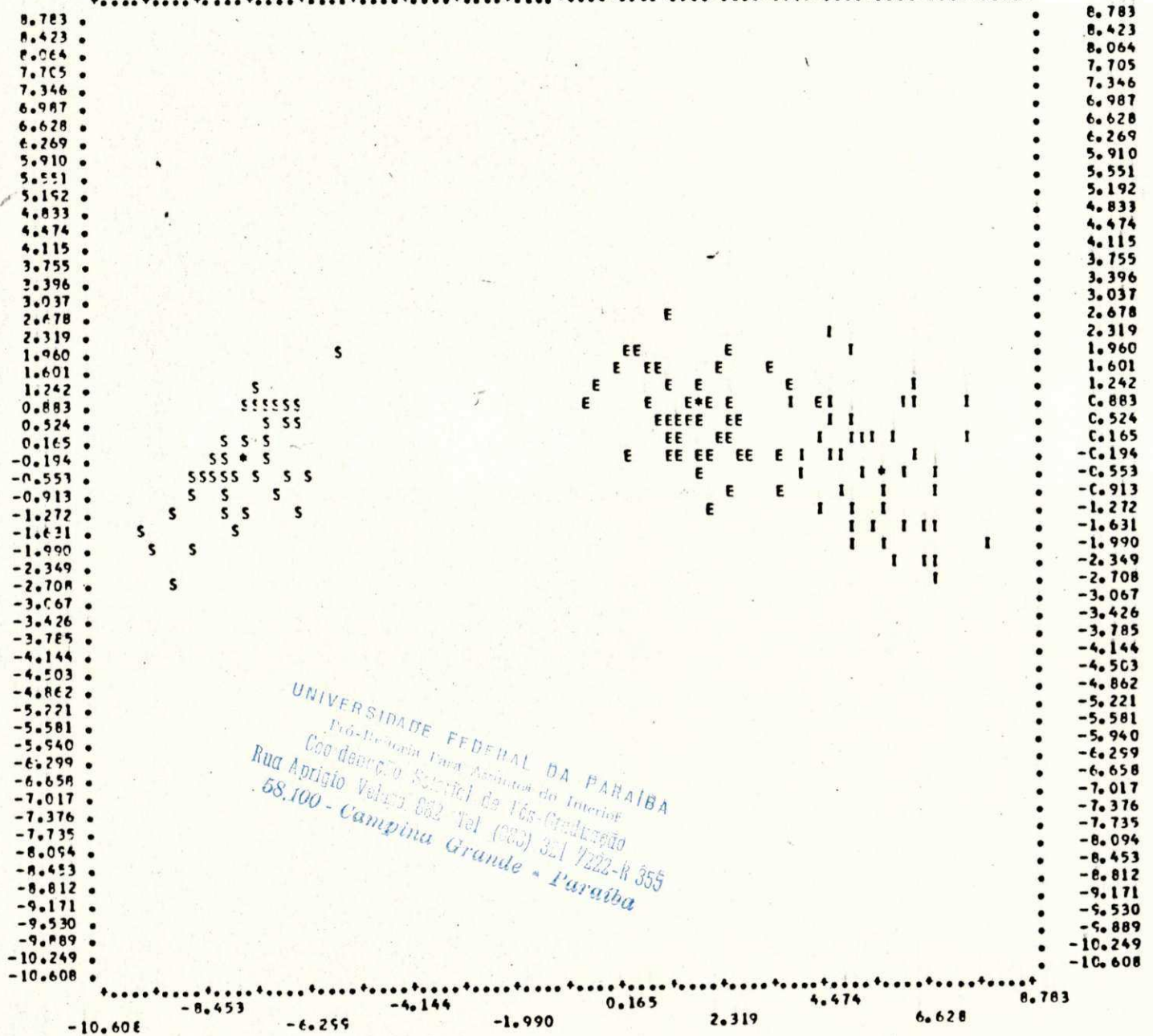
BMD07M
 Page 19
 Sample Output

POINTS PLOTTED ON THE FOLLOWING GRAPH
 X = FIRST CANONICAL VARIABLE
 Y = SECOND CANONICAL VARIABLE
 CASE NUMBER FOLLOWED BY * INDICATES THE POINT IS OFF THE GRAPH

GROUP 5		MEAN COORDINATES		-7.608 -0.215	
CASE	X	Y	CASE	X	Y
1	-8.062	-0.309	11	-8.397	-0.647
2	-7.129	0.787	12	-7.215	0.110
3	-7.490	0.265	13	-7.327	1.073
4	-6.413	0.671	14	-7.572	0.805
5	-8.132	-0.514	15	-6.850	-1.586
6	-7.702	-1.462	16	-9.158	-2.738
7	-7.213	-0.356	17	-8.562	-1.835
8	-7.605	0.012	18	-7.781	-0.584
9	-6.561	1.015	19	-6.078	-0.969
10	-7.363	0.947	20	-9.021	-1.140
30			30	-6.829	0.545
29			29	-7.991	-0.096
28			28	-7.925	-0.210
27			27	-6.823	-0.463
26			26	-6.771	0.971
25			25	-6.559	0.389
24			24	-6.251	-0.460
23			23	-8.681	-0.878
22			22	-7.587	-1.208
21			21	-7.437	0.188
31			31	-6.759	0.759
32			32	-7.375	-0.566
33			33	-9.126	-1.224
34			34	-9.468	-1.825
35			35	-7.062	0.663
36			36	-7.959	0.165
37			37	-8.614	-0.403
38			38	-8.330	-0.228
39			39	-6.934	0.705
40			40	-7.688	0.009
41			41	-6.759	0.759
42			42	-7.241	-1.536
43			43	-7.241	0.273
44			44	-6.414	-1.247
45			45	-6.659	-1.052
46			46	-6.765	-1.505
47			47	-8.082	-0.763
48			48	-7.187	-0.361
49			49	-8.214	-0.645
50			50	-7.472	-0.135

GROUP E		MEAN COORDINATES		1.825 0.728	
CASE	X	Y	CASE	X	Y
1	1.459	-0.029	11	1.194	2.634
2	1.798	-0.494	12	1.859	-0.319
3	2.417	0.093	13	1.158	2.643
4	2.262	1.587	14	2.665	0.643
5	2.549	0.472	15	0.378	-0.087
6	2.430	0.956	16	1.201	-0.085
7	2.449	-0.796	17	2.768	-0.032
8	0.223	1.585	18	0.777	1.659
9	1.750	0.821	19	3.498	1.685
10	1.958	0.352	20	1.090	1.627
30			30	-0.307	1.319
29			29	2.590	0.175
28			28	3.519	-0.161
27			27	2.459	0.935
26			26	1.438	0.134
25			25	1.256	0.546
24			24	2.257	1.427
23			23	3.835	1.406
22			22	0.998	0.490
21			21	3.716	-1.044
31			31	1.107	1.752
32			32	0.606	1.943
33			33	0.899	0.905
34			34	4.478	0.883
35			35	2.934	-0.027
36			36	2.104	-1.191
37			37	2.143	-0.089
38			38	2.479	1.941
39			39	1.326	0.163
40			40	1.956	1.154
41			41	1.752	1.549
42			42	2.253	0.333
43			43	1.272	1.215
44			44	0.293	1.759
45			45	2.006	0.505
46			46	1.182	0.538
47			47	1.616	0.470
48			48	1.422	0.551
49			49	-0.476	0.800
50			50	1.549	0.593

GROUP I		MEAN COORDINATES		5.783 -0.513	
CASE	X	Y	CASE	X	Y
1	7.840	-2.140	11	4.441	-1.347
2	5.508	0.036	12	5.450	0.208
3	6.292	-0.467	13	5.660	-0.833
4	5.625	0.341	14	5.958	0.026
5	6.851	-0.830	15	6.759	-1.600
6	7.418	0.173	16	5.807	-2.010
7	4.678	0.499	17	5.066	0.026
8	6.317	0.969	18	6.609	-1.751
9	6.328	1.383	19	9.172	0.748
10	6.853	-2.718	20	4.765	2.156
30			30	4.584	0.857
29			29	6.519	-0.297
28			28	4.077	-0.523
27			27	4.081	-0.186
26			26	5.279	0.043
25			25	5.723	-1.293
24			24	4.372	0.121
23			23	7.581	0.981
22			22	5.361	-0.646
21			21	6.273	-1.650
31			31	6.228	0.713
32			32	6.800	-0.581
33			33	3.815	0.943
34			34	5.108	2.131
35			35	6.797	-0.863
36			36	6.525	-2.445
37			37	4.996	-0.188
38			38	4.568	-0.821
39			39	3.940	-0.614
40			40	5.204	-1.145
41			41	6.653	-1.805
42			42	5.106	-1.592
43			43	5.508	0.036
44			44	6.796	-1.461
45			45	6.447	-2.429
46			46	5.645	-1.678
47			47	5.180	0.363
48			48	4.568	-0.821
49			49	5.886	-2.345
50			50	4.683	-0.332



OVERLAP IS INDICATED BY *, GROUP MEANS BY *

BMD07M
 Page 21
 Sample Output

REFERÊNCIAS

- [1] M.D. McFarlane
Digital pictures fifty years ago.
Proceedings of the IEEE 60, 1972, 768-770.
- [2] A.C. Zobrist and G. Nagy
Pictorial information processing of Landsat for geographic
analysis.
Computer 14, 1981, 34-41.
- [3] E.E. Triendl
Landsat image processing.
in [16], 165-175.
- [4] A. Rosenfeld
Picture processing by computer.
Academic Press, 1969.
- [5] B.S. Lipkin and A. Rosenfeld
Picture processing and psychopictorics.
Academic Press, 1970.
- [6] R.O. Duda and P.E. Hart
Pattern classification and scene analysis.
John Wiley & Sons, 1973.
- [7] T.S. Huang, Ed.
Picture processing and digital filtering.
Springer-Verlag, 1975.
- [8] A. Rosenfeld, Ed.
Digital picture analysis.
Springer-Verlag, 1976.
- [9] K.S. Fu, Ed.
Digital pattern recognition.
Springer-Verlag, 1976.
- [10] A. Rosenfeld and A.C. Kak
Digital picture processing.
Academic Press, 1976.
- [11] T. Pavlidis
Structural pattern recognition.
Springer-Verlag, 1977.
- [12] K.S. Fu, Ed.
Syntactic pattern recognition.

- Springer-Verlag, 1977.
- [13] R.C. Gonzalez and P. Wintz
Digital image processing.
Addison-Wesley, 1977.
- [14] W.K. Pratt
Digital image processing.
John Wiley & Sons, 1978.
- [15] R.C. Gonzalez and M.G. Thomason
Syntactic pattern recognition.
Addison-Wesley, 1978.
- [16] P. Stuck, Ed.
Advances in digital image processing: theory, application,
and implementation.
Plenum Press, 1979.
- [17] V. Cappellini and A.G. Constantinides
Digital signal processing.
Academic Press, 1980.
- [18] H. Niemann
Pattern analysis.
Springer-Verlag, 1981.
- [19] J. Nussbaumer
Fast Fourier tranform and convolution algorithms.
Springer-Verlag, 1981.
- [20] T.S. Huang, Ed.
Image sequence analysis.
Springer-Verlag, 1981.
- [21] T.S. Huang, Ed.
Image sequence processing and dynamic scene analysis.
Springer-Verlag, 1983.
- [22] R.M. Haralick, Ed.
Pictorial data analysis.
Springer-Verlag, 1983.
- [23] C.H. Chen, Ed.
Issues in acoustic signal - image processing
and recognition.
Springer-Verlag, 1983.
- [24] N.D.A. Mascarenhas e F.R.D. Velasco
Processamento digital de imagens.
IV Escola de Computação - IME, 1984.

UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
Pró-Reitoria Para Assuntos do Interior
Coordenação Setorial de Pós-Graduação
Rua Aprigio Veloso, 882 Tel (700) 331 7222-R 355
58.100 - Campina Grande - Paraíba

- [25] M.D. Levine
Feature extraction: a survey.
Proceedings of the IEEE 57, 1969, 1391-1407.
- [26] T.S. Huang, W.F. Schreiber, and O.J. Tretiak
Image Processing.
Proceedings of the IEEE 59, 1971, 1586-1609.
- [27] P.A. Wintz
Transform picture coding.
Proceedings of the IEEE 60, 1972, 809-820.
- [28] H.C. Andrews, A.G. Tescher, and R.P. Kruger
Image processing by digital computer.
Spectrum 9, 1972, 20-32.
- [29] D.A. O'Handley, E.S. Beckenbach, K.R. Castleman,
R.H. Selzer, and R.J. Wall
Picture analysis applied to biomedicine.
Computer Graphics and Image Processing 2, 1973, 417-432.
- [30] H.C. Andrews
Digital image restoration: a survey.
Computer 7, 1974, 36.
- [31] B.R. Hunt
Digital image processing.
Proceedings of the IEEE 63, 1975, 693-708.
- [32] H.C. Andrews
Digital image processing.
Spectrum 15, 1979, 38.
- [33] R. Williams
Image processing and computer graphics.
Computer Graphics and Image Processing 10, 1979, 183-193.
- [34] E. Klein and H.J. Metz
Evolution in image science.
in [16], 3-20.
- [35] T.S. Huang
Trends in digital image processing research.
in [16], 21-31.
- [36] H. Niemann
Digital image analysis.
in [16], 77-122.
- [37] K. Preston Jr.
Biomedical image processing.
in [16], 125-144.

- [38] A. Rosenfeld
Image pattern recognition.
Proceedings of the IEEE 69, 1981, 586-605.
- [39] L.R. Davis and A. Rosenfeld
Cooperating processes for low-level vision: a survey.
Artificial Intelligence 17, 1981, 245-263.
- [40] A. Rosenfeld
Image analysis: problems, progress, and prospects.
Pattern Recognition 17, 1984, 3-12.
- [41] A. Rosenfeld
Computer vision research at the university of Mariland:
a 20-year retrospective.
Pattern Recognition 17, 1984, 373-375.
- [42] A. Rosenfeld
Picture processing: 1974.
Computer Graphics and Image Processing 4, 1975, 133-155.
- [43] A. Rosenfeld
Picture processing: 1975.
Computer Graphics and Image Processing 5, 1976, 215-237.
- [44] A. Rosenfeld
Picture processing: 1976.
Computer Graphics and Image Processing 6, 1977, 157-183.
- [45] A. Rosenfeld
Picture processing: 1977.
Computer Graphics and Image Processing 7, 1978, 211-242.
- [46] A. Rosenfeld
Picture processing: 1978.
Computer Graphics and Image Processing 9, 1979, 354-393.
- [47] A. Rosenfeld
Picture processing: 1979.
Computer Graphics and Image Processing 13, 1980, 46-79.
- [48] A. Rosenfeld
Picture processing: 1980.
Computer Graphics and Image Processing 16, 1981, 52-89.
- [49] A. Rosenfeld
Picture processing: 1981.
Computer Graphics and Image Processing 19, 1982, 35-75.
- [50] A. Rosenfeld
Picture processing: 1982.
Computer Graphics and Image Processing 22, 1983, 339-387.

- [51] Special issue on feature extraction and selection in pattern recognition.
IEEE T. on Computers 20, 1971.
- [52] Special issue on two-dimensional signal processing.
IEEE T. on Computers 21, no. 7, 1972.
- [53] Special issue on digital picture processing.
Proceedings of the IEEE 60, no. 7, 1972.
- [54] Special issue on digital image processing.
Computer 7, no. 5, 1974.
- [55] Special issue on digital filtering and image processing.
IEEE T. on Circuits and Systems 2, no. 3, 1975.
- [56] Special issue on pattern recognition and image processing.
Proceedings of the IEEE 67, no. 5, 1979.
- [57] Special issue on machine perception for industrial applications.
Computer 13, no. 5, 1980.
- [58] Special issue on pictorial information systems.
Computer 14, no. 11, 1981.
- [59] Special issue on computer analysis of time-varying images.
Computer 14, no. 8, 1981.
- [60] Special issue on array processor architecture.
Computer 14, no. 9, 1981.
- [61] Special issue on picture communication systems.
IEEE T. on Communications 29, no. 12, 1981.
- [62] Special issue on computer architecture for pattern analysis and image database management.
IEEE T. on Computers 31, no. 10, 1982.
- [63] Special issue on human-computer interaction.
Computer 15, no. 11, 1982.
- [64] Special issue on robotics and automation.
Computer 15, no. 12, 1982.
- [65] Special issue on computer architectures for image processing.
Computer 16, no. 1, 1983.
- [66] Special issue on applications for array processors.
Computer 16, no. 6, 1983.
- [67] Special issue on digital image archiving in medicine.
Computer 16, no. 7, 1983.

- [68] Special issue on knowledge representation.
Computer 16, no. 10, 1983.
- [69] Special issue on visual communications systems.
Proceedings of the IEEE 73, no. 4, 1985.
- [70] N.D.A. Mascarenhas and W.K. Pratt
Digital image restoration under a regression model.
IEEE T. on Circuits and Systems 22, 1975, 252-266.
- [71] T.M. van Veen, F.C.A. Groen, and P.W. Verbeek
Noise suppression in iterative restoration.
Proceedings, International Conference on Pattern
Recognition, 1978, 505-508.
- [72] T. Katayama and H. Tsuji
Restoration of noisy images by using a two-dimensional
linear model.
Proceedings, International Conference on Pattern
Recognition, 1978, 509-511.
- [73] B. Chanda, B.B. Chanduri, and D.D. Majunder
Some algorithms for image enhancement incorporating human
visual response.
Pattern Recognition 17, 1984, 423-428.
- [74] B.R. Hunt
The application of constrained least squares estimation
to image restoration by digital computer.
IEEE T. on Computers 22, 1973, 805-812.
- [75] J.W. Goodman
Some fundamental properties of speckle.
Journal of the Op. Soc. of America 66, 1976, 1145-1150.
- [76] L.J. Porcello, N.G. Massey, R.B. Innes, and J.M. Marks
Speckle reduction in synthetic-aperture radars.
Journal of the Op. Soc. of America 66, 1976, 1305-1311.
- [77] V.S. Frost, J.A. Stiles, K.S. Shanmugan, and J.C. Holtzman
A model for radar images and its application to adaptive
digital filtering of multiplicative noise.
IEEE T. on Pattern Analysis and Machine Intelligence 4,
1982, 157-166.
- [78] R.A. Hummel
Histogram modification techniques.
Computer Graphics and Image Processing 4, 1975, 209-224.
- [79] R.A. Hummel
Image enhancement by histogram transformation.
Computer Graphics and Image Processing 6, 1977, 184-195.

- [80] W. Frei
Image enhancement by histogram hyperbolization.
Computer Graphics and Image Processing 6, 1977, 286-294.
- [81] E. Alparslan and F. Ince
Image enhancement by local histogram stretching.
IEEE T. on Systems, Man, and Cybernetics 11, 376-385.
- [82] W. Kubalski, N. Heuck, W. Schneider, H. Susanto,
A. de A. Araújo, und P. Campos
Vorschlag für Forschungs- und Arbeitsschwerpunkte der Gruppe
Bildverarbeitung im Rahmen der Zusammenarbeit mit der
Abteilung Innere Medizin II.
Publicação interna do Rogowski-Institut, RWTH Aachen, RFA,
1983.
- [83] W. Kubalski, N. Heuck, W. Schneider, H. Susanto,
A. de A. Araújo, und P. Campos
Arbeitsschwerpunkte im Forschungsgebiet Bildverarbeitung.
Publicação interna do Rogowski-Institut, RWTH Aachen, RFA,
1984.
- [84] W. Ameling
Digitale Bildverarbeitung und Echokardiographie:
3D-Rekonstruktion und Texturanalyse.
in: Fortschritte in der Echo-Kardiographie,
Springer Verlag, 1985, 3-15.
- [85] R.N. Sutton and E.L. Hall
Texture measures for automatic classification of pulmonary
disease.
IEEE T. on Computers 21, 1972, 667-676.
- [86] R.P. Kruger, W.B. Thompson, and F. Turner
Computer diagnosis of pneumoconiosis.
IEEE T. on Systems, Man, and Cybernetics 4, 1974, 40-49.
- [87] Y.P. Chien and K.S. Fu
Recognition of x-ray picture patterns.
IEEE T. on Systems, Man, and Cybernetics 4, 1974, 145-156.
- [88] E.L. Hall, W.O. Crawford Jr., and F.E. Roberts
Computer classification of pneumoconiosis from radiographs
of coal workers.
IEEE T. on Biom. Eng. 22, 1975, 518-527.
- [89] H.J. Trussell
Processing of x-ray images.
Proceedings of the IEEE 69, 1981, 615-627.

- [90] R.M. Haralick and J.D. Bissel
Texture-tone study with application to digitized imagery.
CRINC-TR-182-1, Lawrence Research Center Inc. -
Kansas Univ., Dec. 1970.
- [91] R.M. Haralick and D.E. Anderson
Texture-tone study with application to digitized imagery.
CRINC-TR-182-2, Lawrence Research Center Inc. -
Kansas Univ., Nov. 1971.
- [92] I.H. Dinstein, R.M. Haralick, S.h. Shanmugan, and D. Goel
Texture-tone study. Classification experiments.
CRES-TR-182-4, Lawrence Research Center Inc. -
Kansas Univ., Dec. 1972.
- [93] E.B. Troy, E.S. Deutsch, and A. Rosenfeld
Gray-level manipulation experiments for texture analysis.
IEEE T. on Systems, Man, and Cybernetics 3, 1973, 91-98.
- [94] K.C. Hays Jr., A.N. Shah, and A. Rosenfeld
Texture coarseness: further experiments.
IEEE T. on Systems, Man, and Cybernetics 3, 1973, 467-472.
- [95] A. Rosenfeld
A note on automatic detection of texture gradients.
IEEE T. on Computers 24, 1975, 988-993.
- [96] T.H. Hong, A.Y. Wu, and A. Rosenfeld
Feature value smoothing as an aid in texture analysis.
IEEE T. on Systems, Man, and Cybernetics 10, 1980, 519-524.
- [97] Z.L. Budrikis
Visual fidelity criterion and modeling.
Proceedings of the IEEE 60, 1972, 771-779.
- [98] T.G. Stockham Jr.
Image processing in the context of a visual model.
Proceedings of the IEEE 60, 1972, 828-842.
- [99] D.J. Granrath
The role of the human visual models in image processing.
Proceedings of the IEEE 69, 1981, 552-561.
- [100] M.E. Jernigan and R.W. Wardell
Does the eye contain optimal edge detection mechanisms?
IEEE T. on Systems, Man, and Cybernetics 11, 1981, 441-444.
- [101] T. Caeli and M. Hübner
Coding images in the frequency domain: filter design and
energy processing characteristics of the human visual
system.
IEEE T. on Systems, Man, and Cybernetics 13, 1983, 1018-1021.

- [102] B. Julesz
Visual pattern discrimination.
IRE T. on Information Theory 8, 1962, 84-92.
- [103] R.M. Pickett
The perception of a visual texture.
J. Experimental Psychol. 68, 1964, 13-20.
- [104] R.M. Pickett
Perceiving visual texture: a literature survey.
TR-68-12, Harvard Univ., March 1968.
- [105] I. Pollack
Visual discrimination thresholds for one and two-dimensional spatial constraints.
Perception Psychophys. 13, 1973, 276-280.
- [106] B. Julesz
Experiments in the visual perception of texture.
Scientific American 232, 1975, 34-44.
- [107] W.K. Pratt, O.D. Faugeras, and A. Gagalowicz
Visual discrimination of stochastic texture fields.
IEEE T. on Systems, Man, and Cybernetics 8, 1978, 796-804.
- [108] W.K. Pratt and O.D. Faugeras
Development and evaluation of stochastic-based visual texture features.
Proceedings, International Conference on Pattern Recognition, 1978, 545-548.
- [109] O.D. Faugeras
Texture analysis and classification using a human visual model.
Proceedings, International Conference on Pattern Recognition, 1978, 549-552.
- [110] M. Hassner and J. Sklansky
Markov random fields models of digitized image texture.
Proceedings, International Conference on Pattern Recognition, 1978, 538-540.
- [111] H. Tamura, S. Mori, and T. Yamawaki
Textural features corresponding to visual perception.
IEEE T. on Systems, Man, and Cybernetics, 1978, 460-472.
- [112] T. Caeli and B. Julesz
Psychophysical evidence for global feature processing in visual texture discrimination.
Journal of the Op. Soc. of America 69, 1979, 675-678.

- [113] J. Monne, F. Schmitt, and D. Massaloux
Bidimensional texture synthesis by Markov chains.
Computer Graphics and Image Processing 17, 1981, 1-23.
- [114] G.R. Kross and A.K. Jain
Markov random field texture models.
IEEE T. on Pattern Analysis and Machine Intelligence 5,
1983, 25-38.
- [115] J.R. Bergen and B. Julesz
Rapid discrimination of visual patterns.
IEEE T. on Systems, Man, and Cybernetics 13, 1983, 857-863.
- [116] P.A. Kolers
Some features of visual forms.
Computer Graphics and Image Processing 23, 1983, 15-41.
- [117] T. Shipley and P. van Houten
Perception of order within disorder: 1. visual ranking of
random textures.
Pattern Recognition 17, 1984, 465-473.
- [118] E.C. Hall, R.P. Kruger, S.J. Dwier III, L.D. Hall, R.W.
Mclaren, and G.S. Lodwick
A survey of preprocessing and feature extraction techniques
for radiographic images.
IEEE T. on Computers 20; 1971, 1032-1044.
- [119] R.M. Haralick
Statistical and structural approaches to texture.
Proceedings of the IEEE 67, 1979, 736-804.
- [120] N.J. Pressman, R.M. Haralick, H.W. Tyrer, and J.K. Frost
Texture analysis for biomedical imagery.
in: Biomedical pattern recognition and image processing,
Verlag Chemie, 1979, 153-177.
- [121] J.S. Weszka, C.R. Dyer, and A. Rosenfeld
A comparative study of texture measures for terrain
classification.
IEEE T. on Systems, Man, and Cybernetics 6, 1976, 269-285.
- [122] R.W. Connors and C.A. Harlow
A theoretical comparison of texture algorithms.
IEEE T. on Pattern Analysis and Machine Intelligence 2,
1980, 204-222.
- [123] R.M. Haralick and K. Shanmugan
Computer classification of reservoir sandstones.
IEEE T. on Geosc. Electron. 11, 1973, 171-177.

- [124] E.M. Darling Jr. and R.D. Joseph
Pattern recognition from satellite altitudes.
IEEE T. on Systems Science and Cybernetics 4, 1968, 38-46.
- [125] E.S. Deutsch and N.J. Belknap
Texture descriptors using neighborhood information.
Computer Graphics and Image Processing 1, 1972, 145-168.
- [126] R.M. Haralick, K. Shanmugan, and I. Dinstein
Textural features for image classification.
IEEE T. on Systems, Man, and Cybernetics 3, 1973, 610-621.
- [127] M.M. Galloway
Texture analysis using gray level run lengths.
Computer Graphics and Image Processing 4, 1975, 172-179.
- [128] R. Bajscy and L. Lieberman
Texture gradient as a depth cue.
Computer Graphics and Image Processing 5, 1976, 52-67.
- [129] C.R. Dyer and A. Rosenfeld
Fourier texture features: suppression of aperture effects.
IEEE T. on Systems, Man, and Cybernetics 6, 1976, 703-705.
- [130] O.R. Mitchel, C.R. Myers, and W. Boyne
A max-min measure for image texture analysis.
IEEE T. on Computers 26, 1977, 408-414.
- [131] W.B. Thompson
Textural boundary analysis.
IEEE T. on Computers 26, 1977, 272-275.
- [132] A. Gagalowicz
Analysis of texture using a stochastic model.
Proceedings, International Conference on Pattern
Recognition, 1978, 541-544.
- [133] K. Deguchi and I. Morishita
Texture characterization and texture-based image partition-
ing using two-dimensional linear estimation techniques.
IEEE T. on Computers 27, 1978, 739-745.
- [134] R.A. Hummel
Feature detection using basis functions.
Computer Graphics and Image Processing 9, 1979, 40-55.
- [135] S.Y. Lu and K.S. Fu
Stochastic tree grammar for texture synthesis and
discrimination.
Computer Graphics and Image Processing 9, 1979, 234-245.

- [136] L.S. Davis, S.A. Johns, and J.K. Aggarwal
Texture analysis using generalized co-occurrence matrices.
IEEE T. on Pattern Analysis and Machine Intelligence 1,
1979, 251-259.
- [137] B. Schneider
Statistical approaches to biomedical data analysis.
in: Biomedical pattern recognition and image processing,
Verlag Chemie, 1979, 49-68.
- [138] H. Wechsler and M. Kidode
A random walk procedure for texture discrimination.
IEEE T. on Pattern Analysis and Machine Intelligence 1,
1979, 272-280.
- [139] H.C. Shen and A.K.C. Wong
Generalized texture representation and metric.
Computer Graphics and Image Processing 23, 1983, 187-206.
- [140] M. Pietikäinen, A. Rosenfeld, and L.S. Davis
Experiments with texture classification using averages of
local pattern matches.
IEEE T. on Systems, Man, and Cybernetics 13, 1983, 421-426.
- [141] C. Sun and W.G. Wee
Neighboring gray level dependence matrix for texture
classification.
Computer Graphics and Image Processing 23, 1983, 341-352.
- [142] J.S. Read and S.N. Jayaramamurth
Automatic generation of texture feature detectors.
IEEE T. on Computers 21, 1972, 803-812.
- [143] S. Tsuji and F. Tomita
A structural analyser for a class of textures.
Computer Graphics and Image Processing 2, 1973, 216-231.
- [144] S.W. Zucker
Toward a model of texture.
Computer Graphics and Image Processing 5, 1976, 190-202.
- [145] S.Y. Lu and K.S. Fu
A syntactic approach to texture analysis.
Computer Graphics and Image Processing 7, 1978, 303-330.
- [146] B.J. Scharter, A. Rosenfeld, and L.S. Davis
Random mosaic models for texture.
IEEE T. on Systems, Man, and Cybernetics 8, 1978, 694-702.
- [147] J.I. Toriwaki and T. Fukumura
Extraction of structural information from grey pictures.
Computer Graphics and Image Processing 7, 1978, 30-51.

- [148] F. Tomita, Y. Shirai, and S. Tsuji
 Classification of textures by a structural analysis.
 Proceedings, International Conference on Pattern
 Recognition, 1978, 556-558.
- [149] R.W. Connors and C.A. Harlow
 Toward a structural textural analyser based on statistical
 methods.
 Computer Graphics and Image Processing 21, 1980, 224-256.
- [150] K.S. Fu
 A step towards unification of syntactic and statistical
 pattern recognition.
 IEEE T. on Pattern Analysis and Machine Intelligence 5,
 1983, 200-205.
- [151] R.C. Chivers
 Tissue characterization.
 Ultrasound in Med. and Bio. 7, 1981, 1-20.
- [152] L. Joynt, R. Martin, and A. Macovski
 Techniques for in vivo tissue characterization.
 Acoustical imaging 8, 1980, 527-538.
- [153] D.J. Skorton, S.M. Collins, and H.E. Melton
 Approaches to myocardial tissue characterization using
 ultrasound echo amplitude information.
 in: Advances in noninvasive cardiology, Martinus Nijhoff
 Publishers, 1983, 211-221.
- [154] S.M. Collins, D.J. Skorton, N.V. Prasad, B.O. Olshansky,
 and J.A. Bean
 Image texture in two dimensional echocardiography.
 Proceedings, Computers in Cardiology Conference, 1983,
 113-116.
- [155] M. Linzer, Ed.
 Ultrasonic tissue characterization II.
 National Bureau of Standards, Spec. Publ. 525, 1979.
- [156] M. O'Donnell, J.W. Mimbs, B.E. Sobel, and J.G. Miller
 Ultrasonic attenuation in normal and ischemic myocardium.
 in [155], 63-71.
- [157] J.M. Reid and K.K. Shung
 Quantitative measurements of scattering of ultrasound by
 heart and liver.
 in [155], 153-156.
- [158] S.A. Johnson, J.F. Greenleaf, and B. Rajagopalan
 High spatial resolution ultrasonic measurements techniques

UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
 Pró-Reitoria Para Assuntos do Interior
 Coordenação Setorial de Pós-Graduação
 Rua Aprígio Veloso, 832 Tel (032) 321 7222-R 355
 58.100 - Campina Grande - Paraíba

- for characterization of static and moving tissues.
in [155], 235-246.
- [159] L. Joynt, D. Boyle, H. Rakowski, R. Popp, and W. Boaver
Identification of tissue parameters by digital processing
of real-time ultrasonic clinical cardiac data.
in [155], 267-273.
- [160] J. Fraser, G.S. Kino, and J. Birnholz
Cepstral signal processing for tissue signature analysis.
in [155], 287-295.
- [161] W. von Seelen, A. Gaca, E. Loch, W. Scheiding,
and G. Wessels
Recognition of patterns in ultrasonic sectional pictures of
the prostate for tumor diagnosis.
in [155], 297-302.
- [162] K. Preston Jr., M.J. Czerwinski, M.C. Skolnick,
and D.E. Leb
Recent developments in obtaining histopathological
information from ultrasound tissue signatures.
in [155], 303-313.
- [163] L. Weiss
Damage and death in tissues and associated changes in their
mechanical properties.
in [155], 317-322.
- [164] J.P. Jones
Quantitative characterization of tissue using ultrasound.
IEEE T. on Nuclear Science 27, 1980, 1168-1175.
- [165] R. Brennecke, H.J. Hahne, A. Wessel, and P.H. Heintzen
Computerized enhancement techniques for echocardiographic
sector scans.
Proceedings, Comput. in Cardiology Conf., 1981, 7-11.
- [166] P.J. Fitzgerald, L.F. Joynt, S.E. Green, and R.L. Popp
Computerized echocardiographic tissue characterization.
Proceedings, Comput. in Cardiology Conf., 1981, 395-398.
- [167] F.L. Mikell, R.W. Asinger, J. Elspenger, R. Anderson,
and M. Hodges
Tissue acoustic properties of fresh left ventricular
thrombi and visualization by two dimensional echocardiography:
experimental observations.
American Journal of Cardiology 49, 1982, 1157-1165.
- [168] R.D. Cohen, J.G. Miller, P.B. Kurnik, and B.E. Sobel
Detection of ischemic myocardium in vivo through the chest

- wall by quantitative ultrasonic tissue characterization.
American Journal of Cardiology 50, 1982, 838-843.
- [169] P. Jensch, J. Meyer, P. Schweizer, R. Erbel, W. Kubalski,
W. Krebs, W. Ameling, and S. Effert
Digital analysis of echo-signals for tissue
characterization.
in: Advances in noninvasive cardiology, Martinus Nijhoff
Publishers, 1983, 223-235.
- [170] P. Jensch, W. Kubalski, A. de A. Araújo, W. Ameling,
R. von Essen, H. Lambertz, and S. Effert
Pattern analysis approaches to ultrasound tissue
characterization using an image sequence processing system.
Proceedings, Computers in Cardiology Conference, 1983,
27-32.
- [171] A. de A. Araújo, W. Kubalski, P. Jensch und W. Ameling
Einflüsse von "Moving-window"-Verfahren auf Texturdiskri-
minanzeigenschaften in echocardiogrammen.
Proceedings, 7. Deutsche Arbeitsgemeinschaft Muster-
erkennung Symposium, 1985, 213-217.
- [172] P.J. Burt
Fast algorithm for estimating local image properties.
Computer Graphics and Image Processing 21, 1983, 368-382.
- [173] R.T. Chin and C.L. Yeh
Quantitative evaluation of some edge-preserving noise-
smoothing techniques.
Computer Graphics and Image Processing 21, 1983, 67-91.
- [174] D.C.C. Wang, A.H. Vagnucci, and C.C. Li
Digital image enhancement: a survey.
Computer Graphics and Image Processing 24, 1983, 363-381.
- [175] J.M. Prewitt
Object enhancement and extraction.
in [5], 75-149.
- [176] L.S. Davis, A. Rosenfeld, and J.S. Weszka
Region extraction by averaging and thresholding.
IEEE T. on Systems, Man, and Cybernetics 5, 1975, 383-388.
- [177] R.E. Graham
Snow removal - a noise-stripping process for picture signal.
IRE T. on Information Theory 8, 1966, 129-144.
- [178] D.W. Brown
Digital computer analysis and display of the radionuclide
scan.

Journal of Nuclear Medicine 7, 1966, 740-753.

- [179] A. Lev, S.W. Zucker, and A. Rosenfeld
Iterative enhancement of noisy images.
IEEE T. on Systems, Man, and Cybernetics 7, 1977, 435-442.
- [180] L.S. Davis and A. Rosenfeld
Noise cleaning by iterated averaging.
IEEE T. on Systems, Man, and Cybernetics 8, 1978, 705-710.
- [181] A. Scher, F.R.D. Velasco, and A. Rosenfeld
Some new image smoothing techniques.
IEEE T. on Systems, Man, and Cybernetics 10, 1980, 153-158.
- [182] K.A. Narayama and A. Rosenfeld
Image smoothing by local use of global information.
IEEE T. on Systems, Man, and Cybernetics 11, 1981, 826-831.
- [183] L. Kitchen, M. Pietikäinen, A. Rosenfeld, and C.Y. Wang
Multispectral image smoothing guided by global distribution
of pixel values.
IEEE T. on Systems, Man, and Cybernetics 13, 1983, 626-631.
- [184] M.J. McDonnell
Box-filtering techniques.
Computer Graphics and Image Processing 17, 1981, 65-70.
- [185] J.S. Lee
Digital image enhancement and noise filtering by use of
local statistics.
IEEE T. on Pattern Analysis and Machine Intelligence 2,
1980, 165-168.
- [186] J.S. Lee
Refined filtering of image noise using local statistics.
Computer Graphics and Image Processing 15, 1981, 380-389.
- [187] J.S. Lee
Speckle analysis and smoothing of synthetic aperture radar
images.
Computer Graphics and Image Processing 17, 1981, 24-32.
- [188] J.S. Lee
Digital image smoothing and the sigma filter.
Computer Graphics and Image Processing 24, 1983, 255-269.
- [189] J.S. Lee
A simple speckle smoothing algorithm for synthetic aperture
radar images.
IEEE T. on Systems, Man, and Cybernetics 13, 1983, 85-89.

- [190] D.C.C. Wang, A.H. Vagnucci, and C.C. Li
Gradient inverse smoothing scheme and the evaluation of its performance.
Computer Graphics and Image Processing 15, 1981, 167-181.
- [191] G. Heygster
Rank filters in digital image processing.
Computer Graphics and Image Processing 19, 1982, 148-164.
- [192] Y. Nakagawa and A. Rosenfeld
A note on the use of local min and max operations in digital picture processing.
IEEE T. on Systems, Man, and Cybernetics 8, 1978, 632-635.
- [193] B. Justusson
Noise reduction by median filtering.
Proceedings, International Conference on Pattern Recognition, 1978, 502-504.
- [194] G.J. Yang and T.S. Huang
The effect of median filtering on edge location estimation.
Computer Graphics and Image Processing 15, 1981, 224-245.
- [195] P.E. Danielsson
Getting the median faster.
Computer Graphics and Image Processing 17, 1981, 71-78.
- [196] J.M. Lester, J.F. Brenner, and W.D. Selles
Local transforms for biomedical image analysis.
Computer Graphics and Image Processing 13, 1980, 17-30.
- [197] G.L. Anderson and A.N. Netravali
Image restoration based on a subjective criterion.
IEEE T. on Systems, Man, and Cybernetics 6, 1976, 845-853.
- [198] H.J. Trussel
A fast algorithm for noise smoothing based on a subjective criterion.
IEEE T. on Systems, Man, and Cybernetics 7, 1977, 677-678.
- [199] F. Tomita and S. Tsuji
Extraction of multiple regions by smoothing in selected neighborhoods.
IEEE T. on Systems, Man, and Cybernetics 7, 1977, 107-109.
- [200] M. Nagao and T. Matsuyama
Edge preserving smoothing.
Computer Graphics and Image Processing 9, 1979, 394-407.
- [201] A. de A. Araújo
Sum of absolute grey level differences: an edge-preserving

- smoothing approach.
Electronics Letters 21, 1985, 1219-1220.
- [202] A. de A. Araújo
Sum of absolute difference values smoothing: evaluation and application.
Proceedings, European Signal Processing Conference, 1986, 773-776.
- [203] S.K. Pal and R.A. King
Image enhancement using smoothing with fuzzy sets.
IEEE T. on Systems, Man, and Cybernetics 11, 1981, 494-501.
- [204] S. Ranade and M. Shneier
Using quadrees to smooth images.
IEEE T. on Systems, Man, and Cybernetics 11, 1981, 373-376.
- [205] S.L. Hurt and A. Rosenfeld
Noise reduction in three-dimensional digital images.
Pattern Recognition 17, 1984, 407-421.
- [206] A. Kundu, S.K. Mitra, and P.P. Vaidynathan
Application of two-dimensional generalized mean filtering for removal of impulse noises from images.
IEEE T. on Acoustics, Speech, and Signal Processing 32, 1984, 600-609.
- [207] C. Mohwinkel and L. Kurz
Computer picture processing and enhancement by localized operations.
Computer Graphics and Image Processing 5, 1976, 401-424.
- [208] R.E. Woods and R.C. Gonzalez
Real-time digital image enhancement.
Proceedings of the IEEE 69, 1981, 643-654.
- [209] R. Kirsch
Computer determination of the constituent structure of biological images.
Computers and Biomedical Research 4, 1971, 315-328.
- [210] G.S. Robinson
Edge detection by compass gradient masks.
Computer Graphics and Image Processing 6, 1977, 492-501.
- [211] M.H. Hueckel
An operator which locates edges in digital pictures.
Journal of the ACM 18, 1971, 113-125.
- [212] M.H. Hueckel
A local visual operator which recognizes edges and lines.
Journal of the ACM 20, 1973, 634-647.

- [213] R. Nevatia
Evaluation of a simplified Hueckel edge-line detector.
Computer Graphics and Image Processing 6, 1977, 582-588.
- [214] J.F. Abramatic
Why the simplest "Hueckel" edge detector is a Roberts operator.
Computer Graphics and Image Processing 17, 1981, 79-83.
- [215] R. Hummel
Feature detection using basis functions.
Computer Graphics and Image Processing 9, 1979, 40-55.
- [216] D.G. Morgenthaler
A new hybrid edge detector.
Computer Graphics and Image Processing 16, 1981, 166-176.
- [217] A.L. Shipman, R.R. Bitmead, and G.H. Allen
Diffuse edge fitting and following: a location-adaptive approach.
IEEE T. on Pattern Analysis and Machine Intelligence 6, 1984, 96-102.
- [218] R.M. Haralick
Edge and region analysis for digital image data.
Computer Graphics and Image Processing 12, 1980, 60-73.
- [219] R.M. Haralick
A facet model for image data.
Computer Graphics and Image Processing 15, 1981, 634-647.
- [220] R.M. Haralick
Ridges and valleys on digital image.
Computer Graphics and Image Processing 22, 1983, 28-38.
- [221] R.M. Haralick
Digital step edges from zero crossing of second directional derivatives.
IEEE T. on Pattern Analysis and Machine Intelligence 6, 1984, 58-68.
- [222] A. Habibi
Two-dimensional bayesian estimates of images.
Proceedings of the IEEE 60, 1972, 878-883.
- [223] M.W. Smith and W.A. Davis
A new algorithm for edge detection.
Computer Graphics and Image Processing 4, 1975, 55-62.
- [224] Y. Yakimowsky
Boundary and object detection in real world images.
Journal of the ACM 23, 1976, 599-618.

- [225] N.D.A. Mascarenhas and L.O.C. Prado
Edge detection in images: a hypothesis testing approach.
Proceedings, International Conference on Pattern
Recognition, 1978, 707-709.
- [226] P. de Souza
Edge detection using sliding statistical tests.
Computer Graphics and Image Processing 23, 1983, 1-14.
- [227] A. Rosenfeld, Y. Lee, and R. Thomas
Edge and curve detection for texture discrimination.
in [5], 381-393.
- [228] A. Rosenfeld and E.B. Troy
Visual texture analysis.
TR 70-116, Comp. Sc. Center, Univ. of Maryland, 1970.
- [229] A. Rosenfeld and M. Thurston
Visual texture analysis, 2.
TR 70-129, Comp. Sc. Center, Univ. of Maryland, 1970.
- [230] A. Rosenfeld
A nonlinear edge detection technique.
Proceedings of the IEEE 58, 1970, 814-816.
- [231] A. Rosenfeld and M. Thurston
Edge and curve detection for visual scene analysis.
IEEE T. on Computers 20, 1971, 562-569.
- [232] A. Rosenfeld, M. Thurston, and Y.H. Lee
Edge and curve detection, further experiments.
IEEE T. on Computers 21, 1972, 677-701.
- [233] S.W. Zucker, A. Rosenfeld, and L.S. Davis
Picture segmentation by texture discrimination.
IEEE T. on Computers 24, 1975, 1228-1233
- [234] D.P. Panda and A. Rosenfeld
Image segmentation by pixel classification in (gray level,
edge value) space.
IEEE T. on Computers 27, 1978, 875-879.
- [235] W.B. Thompson
Textural boundary analysis.
IEEE T. on Computers 26, 1977, 272-274.
- [236] L.S. Davis and A. Mitiche
Edge detection in textures.
Computer Graphics and Image Processing 12, 1980, 25-39.
- [237] L.S. Davis and A. Mitiche
Edge detection in textures - maxima selection.

- Computer Graphics and Image Processing 16, 1981, 158-165.
- [238] E. Argyle
Techniques for edge detection.
Proceedings of the IEEE 59, 1971, 285-287.
- [239] I.D.G. Macleod
Comments on "Techniques for edge detection".
Proceedings of the IEEE 60, 1972, 344.
- [240] R. Stefanelli and A. Rosenfeld
Some parallel thinning algorithms for digital pictures.
Journal of the ACM 18, 1971, 255-264.
- [241] C.R. Dyer, T.H. Hong, and A. Rosenfeld
Texture classification using gray level cooccurrence based on edge maxima.
IEEE T. on Systems, Man, and Cybernetics 10, 1980, 158-163.
- [242] T.H. Hong, C.R. Dyer, and A. Rosenfeld
Texture primitive extraction using an edge-based approach.
IEEE T. on Systems, Man, and Cybernetics 10, 1980, 659-675.
- [243] R.B. Eberlein
An iterative gradient edge detection algorithm.
Computer Graphics and Image Processing 5, 1976, 245-253.
- [244] T. Kasvand
Iterative edge detection.
Computer Graphics and Image Processing 4, 1975, 279-286.
- [245] E.U. Ramer
The transformation of photographic images into stroke arrays.
T. on Circuits and Systems 22, 1975, 363-373.
- [246] R. Nevatia
Locating objects boundaries in textured environments.
IEEE T. on Computers 25, 1976, 1170-1175.
- [247] T. Pavlidis
A thinning algorithm for discrete binary images.
Computer Graphics and Image Processing 13, 1980, 142-157.
- [248] W.A. Perkins
Area segmentation of images using edge points.
IEEE T. on Pattern Analysis and Machine Intelligence 2, 1980, 8-15.
- [249] R. Nevatia and K.R. Babu
Linear feature extraction and description.
Computer Graphics and Image Processing 13, 1980, 257-269.

- Computer Graphics and Image Processing 9, 1979, 82-88.
- [285] P.C. Chen and T. Pavlidis
Segmentation by texture using a co-occurrence matrix and a split-and-merge algorithm.
Computer Graphics and Image Processing 10, 1979, 172-182.
- [286] P. Lemkin
An approach to region splitting.
Computer Graphics and Image Processing 10, 1979, 281-288.
- [287] G.M. Hurter and K. Steigtlitz
Linear transformation of pictures represented by quad trees.
Computer Graphics and Image Processing 10, 1979, 289-296.
- [288] M. Shneier
Calculations of geometric properties using quadtrees.
Computer Graphics and Image Processing 16, 1981, 296-302.
- [289] M. Shneier
Two hierarchical linear feature representations: edge pyramids and edge quadtrees.
Computer Graphics and Image Processing 17, 1981, 214-224.
- [290] H.J. Antonisse
Image segmentation in pyramids.
Computer Graphics and Image Processing 19, 1982, 367-383.
- [291] M. Li, W.I. Grosky, and R. Jain
Normalized quadtrees with respect to translations.
Computer Graphics and Image Processing 20, 1982, 72-81.
- [292] M. Pietikäinen, A. Rosenfeld, and I. Walter
Split-and-link algorithms for image segmentation.
Pattern Recognition 15, 1982, 287-298.
- [293] K.A. Narayanan and A. Rosenfeld
Approximation of waveforms and contours by one-dimensional pyramid linking.
Pattern Recognition 15, 1982, 389-396.
- [294] S. Kasif and A. Rosenfeld
Pyramid linking is a special case of ISODATA.
IEEE T. on Systems, Man, and Cybernetics 13, 1983, 84-85.
- [295] T.H. Hong, M.O. Shneier, R.L. Hartley, and A. Rosenfeld
Using pyramids to detect good continuation.
IEEE T. on Systems, Man, and Cybernetics 13, 1983, 631-635.
- [296] T.H. Hong and A. Rosenfeld
Compact region extraction using weighted pixel linking

- in a pyramid.
IEEE T. on Pattern Analysis and Machine Intelligence 6,
1984, 222-229.
- [297] T.H. Hong and M. Shneier
Extracting compact objects using linked pyramids.
IEEE T. on Pattern Analysis and Machine Intelligence 6,
1984, 229-237.
- [298] S. Ando and Y. Doi
Region segmentation and classification by
textural features.
Proceedings, International Conference on Pattern
Recognition, 1978, 553-555.
- [299] W.H. Tsai and K.S. Fu
Image segmentation and recognition by texture
discrimination: a syntactic approach.
Proceedings, International Conference on Pattern
Recognition, 1978, 560-564.
- [300] P.C. Chen and T. Pavlidis
Segmentation by texture using correlation.
IEEE T. on Pattern Analysis and Machine Intelligence 5,
1983, 64-69.
- [301] N. Otsu
Discriminant and least squares threshold selection.
Proceedings, International Conference on Pattern
Recognition, 1978, 592-596.
- [302] G.B. Coleman and H.C. Andrews
Image segmentation by clustering.
Proceedings of the IEEE 67, 1979, 773-785.
- [303] D.C. Milgram and M. Herman
Clustering edges values for threshold selection.
Computer Graphics and Image Processing 10, 1979, 272-280.
- [304] R. Kohler
A segmentation system based on thresholding.
Computer Graphics and Image Processing 15, 1981, 319-338.
- [305] A. Rosenfeld and P. de la Torre
Histogram concavity analysis as an aid in
threshold selection.
IEEE T. on Systems, Man, and Cybernetics 13, 1983, 231-235.
- [306] S. Ranade
Use of quadtrees for edge enhancement.
IEEE T. on Systems, Man, and Cybernetics 11, 1981, 370-373.

- [307] P. Jensch, J. Grotepass, and W. Ameling
Decomposed analysis of ultrasound images by a computer with
conventional and data-flow processors.
Proceedings, IV Mediterranean Conference on Medical and
Biological Engineering, 1986, 25-28.
- [308] W. Kubalski
Ein Verfahren zur schnellen Texturanalyse in Halbtonen-
bildern.
Dissertação de Doutorado, Rogowski-Institut, RWTH Aachen,
RFA, 1986.
- [309] A. de A. Araújo, J.M. de Carvalho, J.E.B. Martinez
e N.J. Leite
PICTOREA: um sistema didático de processamento digital de
imagens.
Anais, VII Congresso da SBC, 1987, 398-400.