**UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
INSTITUTO DE FÍSICA DE SÃO CARLOS
DEPARTAMENTO DE FÍSICA E INFORMÁTICA**

**PROCESSAMENTO DE IMAGENS
MÉDICAS UTILIZANDO A
TRANSFORMADA DE HOUGH.**

Aledir Silveira Pereira

Tese apresentada ao Instituto de
Física de São Carlos para a obtenção
do título de DOUTOR EM CIÊNCIAS
FÍSICA APLICADA
opção FÍSICA COMPUTACIONAL

Orientadora:
Profª Drª ANNIE FRANCE FRÈRE SLAETS

São Carlos - 1995

COMISSÃO JULGADORA:

Prof. Dra. Annie France F. Slaets

Prof. Dr. Luciano da Fontoura Costa

Prof. Dr. Robert Lee Zimmerman

Prof. Dr. Nelson D. D. Avila Mascarenhas

Prof. Dr. Roberto de Alencar Lotufo

Esta pesquisa teve o apoio da CAPES - Fundação
Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de
Nível Superior.

“Por um pouco, o administrador dirige os interesses do povo.

Por um pouco, o servidor obedece na subalternidade.

Por um pouco, o usurário retém o dinheiro.

Por um pouco, o infeliz padece privações.

Ah! se o homem reparasse a brevidade dos dias de que dispõem na Terra! se visse a exigüidade dos recursos com que pode contar no corpo em que se movimenta!...

Certamente, semelhante percepção, diante da eternidade, dar-lhe-ia novo conceito à oportunidade, preciosa e rápida, que lhe foi concedida no mundo.

Muita gente, contudo, vale-se dessa pequenina fração de tempo para complicar-se por muitos anos.

Onde estiveres, lembra-te de que aí permaneces “por um pouco” de tempo. Modera-te na alegria e conforma-te na tristeza, trabalhando sem cessar, na extensão do bem, porque é na demonstração do “pouco” que caminharás para o “muito” de felicidade ou de sofrimento. “

Fonte Viva

Agradeço a DEUS pela minha vida
e à HUMANIDADE pela vivência.

Num tempo longínquo, existia um sábio que orientava à todos quantos vinham aconselhar-se.

Todos o tinha na mais alta estima, porém um certo dia um jovem resolveu desafiá-lo. Este jovem conversando com um companheiro disse:

- Hoje vou provar perante a todos que este velho é um enganador. Vou colocar este pequeno pássaro dentro de minhas mãos, e colocá-las para traz, e farei a seguinte pergunta: Senhor, tenho em minhas mãos um pássaro, ele está vivo ou está morto ? Se ele responder está morto, eu soltarei o pássaro, que voará. Se responder que está vivo, com um gesto dissimulado matarei o pássaro e deixarei cair ao chão. Logo todos rirão dele.

Isto estando combinado lá foram os dois, e o rapaz esperou juntar muita gente para ouvi-lo e em tom rompante fez a tal pergunta.

O ancião fitou o rapaz e disse:

A resposta está em suas mãos.

Está em nossas mãos a nossa vida e como vivê-la.

AGRADECIMENTOS

Agradeço especialmente à minha orientadora Prof^a Dr^a Annie France Frère Slaets, pela dedicação na orientação, pelo incentivo e pelos ensinamentos, que fundamentalmente contribuíram na minha formação científica, desde o mestrado.

Gostaria de agradecer também aos amigos, principalmente: Ricardo Ferrari, Henrique Oliveira, Antônio Neves, Paulo Ceneviva, Ernany, Celso e Evelina.

Agradeço também aos Professores Dr^s. Luciano da Fontoura Costa, Adilson Gonzaga e Maria Stela Veludo de Paiva pela atenção, colaboração e pelo fornecimento de grande parte do material para revisão bibliográfica.

Agradeço também ao Prof. Dr. Homero Schiabel pela ajuda.

Não poderia esquecer de agradecer ao Antônio Marcelo pela colaboração na coleta de material.

As bibliotecárias do Instituto de Física de São Carlos e do Ibilce-Unesp pelo trabalho de solicitação de material para referência bibliográfica.

Quero agradecer : ao LADI-EESC pela infra-estrutura utilizada, ao IFSC por propiciar a realização deste trabalho, ao CETEPE pelo apoio de imagens e à UNESP-IBILCE dar condições para realização deste trabalho.

À Dr^a Selma De Pace Buabe, pela atenção e pelo aprendizado com discussões sobre microcalcificações. Ao Instituto de Rádio-diagnóstico Rio Preto pelas imagens cedidas.

Quero fazer agradecimentos especiais ao meu amigo Dr. Paulo M.A. Marques pela imprescindível ajuda no processamento de dados e pelo companheirismo; à minha esposa pelo incentivo, pela compreensão das horas ausentes do lar para realizar este trabalho, pelo companheirismo e pelo amor , que nunca me faltaram.

Dedico este trabalho à minha esposa NEUSA
e ao nosso filho LEONARDO LUCAS.

ÍNDICE DOS CAPÍTULOS

CAPÍTULO 1

INTRODUÇÃO

1.1 - OBJETIVOS DA PESQUISA	1
1.2 - METODOLOGIA.....	2
1.3 - DIVISÃO DA TESE.....	3

CAPÍTULO 2

TÉCNICAS UTILIZADAS ATUALMENTE PARA AVALIAÇÃO DE MICROCALCIFICAÇÕES DOS MAMOGRAMAS

2.1 - INTRODUÇÃO.....	5
(Importância das microcalcificações no diagnóstico do câncer)	
2.2 - NOVAS TÉCNICAS PARA OTIMIZAÇÃO DE IMAGEM E REDUÇÃO DE DOSE	
2.2.1 - Tubo e Filtro.....	6
2.2.2 - A técnica de grade.....	6
2.2.3 - Filmes, telas intensificadoras, sistema tela- filme.....	7
2.2.4 - Micro ponto focal e magnificação mamográfica.....	8

2.3 - VALOR DIAGNÓSTICO DAS MICROCALCIFICAÇÕES DESCOBERTAS PELA MAMOGRAFIA.....	9
2.3.1 - Tipos morfológicos das microcalcificações..	10
2.3.2 - Número das microcalcificações.....	11
2.3.3 - Agrupamento estreito das microcalcificações.	11
2.3.4 - Vários agrupamentos.....	11
2.3.5 - Tamanhos variados das microcalcificações..	11
2.3.6 - Localização das calcificações na mama.....	12
 2.4 - DETECÇÃO DE MICROCALCIFICAÇÕES COM AUXÍLIO DE COMPUTADOR.....	 12
2.4.1 - Detecção de agrupamentos de microcalcificações.....	14
2.4.2 - Técnica de imagem de diferença.....	16
2.4.3 - Técnica de extração de sinal.....	17
2.4.4 - Técnica de extração da características.....	17
2.4.4.1 - Análise de textura.....	18
 2.5 - MELHORIA DA RELAÇÃO SINAL-RUÍDO EM CAD (Diagnóstico Auxiliado por Computador).....	 19
 2.6 - AVALIAÇÃO DO AUXÍLIO REAL TRAZIDO POR CAD.....	 23
 2.7 - REDUÇÃO DO NÚMERO DE FALSOS POSITIVOS.....	 25

2.8 - DETECÇÃO DE AGRUPAMENTO DE MICROCALCIFICAÇÕES OU OUTROS DETALHES

2.8.1 - Usando redes neurais.....	26
2.8.2- Por processamento adaptativo à vizinhança..	27
2.9 - DETECÇÃO DE CALCIFICAÇÕES.....	32
2.10 - CONCLUSÃO.....	32

CAPITULO 3

TRANSFORMADA DE HOUGH

3.1- INTRODUÇÃO.....	33
3.2 - TRANSFORMADA DE HOUGH PARA RETAS.....	34
3.2.1 - Princípios básicos de transformada de Hough para linha reta.....	35
3.2.2 - Como executar este método computacionalmente	35
3.3 - TRANSFORMADA DE HOUGH PARA CIRCUNFERÊNCIAS.....	55
3.4 - DETECÇÃO DE ELIPSES POR TRANSFORMADA DE HOUGH MODIFICADA	
3.4.1 - Método para detecção de elipses.....	62

3.4.2 - Método para detecção de elipses concêntricas.....	66
3.5 - TRANSFORMADA DE HOUGH PARA FIGURAS IRREGULARES.....	72
3.6 - OUTRAS APLICAÇÕES DA TRANSFORMADA DE HOUGH	
3.6.1 - Aplicação da transformada de Hough com hardware.....	74
3.6.2 - Análise de curvas através da transformada de Hough.....	75
3.6.3 - Transformada de Hough em instrumentação.....	78
3.6.4 - Transformada de Hough em isomorfismo.....	78
3.6.5 - Transformada de Hough aplicada em alvos em movimento.....	79
3.6.6 - Detecção de caracteres com transformada de Hough.....	80
3.6.7 - Análise de ruídos e perturbação na imagem aplicando transformada de Hough.....	80
3.6.8 - Transformada de Hough óptica.....	81
3.6.9 - Transformada de Hough para objetos tridimensionais.....	82
3.6.10 - Reconhecimento parcial de partes oclusas com transformada de Hough.....	86
3.6.11 - Transformada de Hough na área de alimentos.....	86

3.6.12 - Transformada de Hough para detectar polígonos.....	87
3.6.13 - Transformada de Hough para estimar a discriminação e distorção.....	87

3.7 - OUTRAS VARIAÇÕES DA TRANSFORMADA DE HOUGH

3.7.1 - Transformada de Hough generalizada	88
3.7.2 - Transformada de Hough inversa	90
3.7.3 - Transformada de Hough adaptativa.....	97

3.8 - MELHORIAS NA TRANSFORMADA DE HOUGH... 99

3.9 - ESTUDO COMPARATIVO DE MÉTODOS UTILIZANDO TRANSFORMADA DE HOUGH..... 109

3.10 - CONCLUSÃO DO CAPÍTULO..... 110

CAPITULO 4

ALGORITMOS

4.1 - INTRODUÇÃO..... 112

4.2 - SEGMENTAÇÃO POR "VETOR GIRANTE 5" 114

4.3 - ALGORITMO DE SEGMENTAÇÃO DE IMAGEM. 121

4.4 - ROTINAS DE SEGMENTAÇÃO DE IMAGEM (Descrição)..... 122

4.5 - OBTENÇÃO DE RETAS E VERMIFORMES.....	127
4.6 - ALGORITMO DE DETECÇÃO DE VERMIFORMES	
.....	133
4.7 - ROTINAS (Descrição) DE DETECÇÃO DE	
VERMIFORMES	136
4.8 - ALGORITMO PARA DETECÇÃO DE ELIPSES ...	139
4.8.1 - Método para detectar elipses completas	141
4.8.2 - Algoritmo para detecção de elipse completa o	
quase completa.....	146
4.8.3 - Método para detectar elipses incompletas..	155
4.8.3.1 - Primeiro estágio.....	156
4.8.3.2 - Algoritmo do primeiro estágio (GRAD)	
(achar o centro de uma elipses mesmo	
incompleta).....	165
4.8.3.3 - Segundo estágio.....	167
4.8.3.4 - Algoritmo do segundo estágio	
(certificar-se se o centro encontrado é de uma	
elipse mesmo, ou de outra figura diferente).	174
4.8.3.5 - terceiro estágio.....	176
4.9 - ALGORITMOS AUXILIARES.....	177
4.9.1 - Algoritmo para filtragem e thresholding de	
imagem	177
4.9.2 - Visualização de arquivos segmentados e	
comparação com o original.....	186
4.9.3 - Gerador de elipse.....	187

CAPITULO 5

PROCESSAMENTO DE IMAGENS E RESULTADOS OBTIDOS

5.1 - INTRODUÇÃO.....	188
 5.2 - PROCESSAMENTO DE IMAGENS	
5.2.1 - BINARIZAÇÃO DE IMAGENS.....	188
5.2.2 - SEGMENTAÇÃO DE IMAGENS.....	189
5.2.3 - IDENTIFICAÇÃO DE VERMIFORME.....	189
5.2.4 - IDENTIFICAÇÃO DE ANELARES.....	190
5.2.4.1 - Primeiro processo para estimar o centro de elipses.....	190
5.2.4.2 - Segundo processo para estimar o centro de elipses.....	191
5.2.4.3 - Confirmação da existência de formas elípticas anelares ou não.....	191
 5.3 - RESULTADOS.....	 192
5.3.1 - Detecção de elementos de imagens simuladas.....	192
5.3.1.1 - Formas vermiformes.....	204
5.3.1.2 - Formas anelares.....	206
5.3.1.3 - Outras formas.....	210

5.3.1.4 - Resultados dos dados simulados....	212
5.3.2 - Detecção de imagens mamográficas.....	212
5.3.2.1 - Imagens de tumores malignos.....	225
5.3.2.2 - Imagens de tumores benignos.....	231
5.4 - DISCUSSÃO DO RESULTADOS.....	249
5.4.1 - Das imagens simuladas.....	249
5.4.2 - Das imagens mamográficas de tumor maligno.....	249
5.4.3 - Das imagens mamográficas de tumor benigno.....	250
5.4.4 - Dos resultados em geral.....	251

CAPÍTULO 6

CONCLUSÕES.....	252
6.1 - CONCLUSÕES PARCIAIS.....	252
6.2 - CONCLUSÕES FINAIS	253
PESQUISAS FUTURAS.....	254

CAPÍTULO 7

REFERÊNCIAS

BIBLIOGRÁFICAS.....	255
----------------------------	------------

ÍNDICE DAS FIGURAS

CAPITULO 2

FIG. 2.1 - Tipos de microcalcificações.....	10
FIG. 2.2 - Diagrama do algoritmo para detecção de agrupamento de microcalcificações.....	15
FIG. 2.3 - Máscaras de filtros.....	16
FIG. 2.4 - Elementos estruturais de erosão morfológica.....	17
FIG. 2.5 - Diagrama para melhoria da relação sinal/ruído.....	20
FIG. 2.6 - Diagrama de thresholding.....	22
FIG. 2.7 - Fluxograma do algoritmo de crescimento de região primeira parte.....	29
FIG. 2.8 - Fluxograma do algoritmo de crescimento de região segunda parte.....	30

CAPITULO 3

FIG. 3.1 - Imagem binarizada com alguns pontos.....	37
FIG. 3.2 - Retas de pontos.....	38
FIG. 3.3 - Retas no plano de parâmetros.....	39
FIG. 3.4 - Arranjo acumulador.....	42
FIG. 3.5 - Representação de ponto na forma paramétrica.....	43
FIG. 3.6 - Projeção do ponto P.....	43
FIG. 3.7 - Retas paralelas com mesmo valor de "r".....	45

FIG. 3.8a - Pontos no plano cartesiano.....	46
FIG. 3.8b - Curvas no plano de parâmetros.....	46
FIG. 3.8c - Cruzamento de três curvas em A e B.....	47
FIG. 3.8d - Cruzamento de duas curvas em A, B, C e D.....	47
FIG. 3.9 - Retas passantes por um ponto.....	51
FIG. 3.10 - Retas com ângulos diferentes.....	51
FIG. 3.11 - Imagem com uma circunferência.....	56
FIG. 3.12 - Plano de parâmetros "a" e "b" para circunferências....	56
FIG. 3.13 - Circunferências geradas com centro em ponto fora da imagem.....	57
FIG. 3.14 - Dimensões do arranjo acumulador.....	58
FIG. 3.15 - Circunferência fracionada e incompleta.....	60
FIG. 3.16 - $OP = OQ$ se duas tangentes são paralelas.....	64
FIG. 3.17 - $1/OP^2 + 1/OQ^2 = 1/R^2 - C^{te}$. Para uma elipse se $POQ = 90^\circ$	65
FIG. 3.18 - Elipse mostrando intersecção de tangentes em T e ponto médio em M.....	66
FIG. 3.19 - Curva E com o ponto A marcado.....	67
FIG. 3.20 - Diferentes traçados de E que se ajustam no ponto $P(X_i, Y_i)$	67
FIG. 3.21 - Derivação da função transformada para circunferências	96
FIG. 3.22 - Derivação da função transformada para uma elipse...	97
FIG. 3.23 - Relação entre x e (r, q)	99
FIG. 3.24 - Determinação de linha reta através de a, b e c	100
FIG. 3.25 - O filtro comparativo (matched filter) geométrico para detecção de parábolas.....	102

FIG. 3.26 - Arranjo acumulador convencional em (a) e arranjo acumulador com parametrização alargada da transformada de Hough em (b)	105/106
FIG. 3.27 - Imagem contendo duas linhas.....	107
FIG. 3.28 - Arranjos acumuladores na forma convencional em (a) e com alargamento de parametrização em (b) relativos à imagem dada pela fig. 3.27.....	107/108

CAPITULO 4

FIG. 4.1 - Imagem de microcalcificações: vermiformes, anelares e circulares.....	112
FIG. 4.2 - Um ponto e sua vizinhança de 8 pontos.....	114
FIG. 4.3 - Numerado os pontos vizinhos do ponto em estudo.....	114
FIG. 4.4 - Elipse cheia digitalizada.....	115
FIG. 4.5 - Elipse dividida em quadrantes.....	115
FIG. 4.6 - Imagem de duas retas sobrepostas.....	116
FIG. 4.7 - Vetores de direção.....	117
FIG. 4.8 - Cruzamento de retas.....	118
FIG. 4.9a - Arco de circunferência c/ ponto inicial = 1.....	120
FIG. 4.9b - Detalhe do primeiro ponto do elemento de imagem.	120
FIG. 4.10 - Retas formadas em imagens digitalizadas.....	128
FIG. 4.11a - Apenas a vermiforme.....	129
FIG. 4.11b - Vermiforme em torno de uma reta.....	130
FIG. 4.12 - Curva sobre uma reta e dentro da faixa de erro "e"..	131
FIG. 4.13 - Paralelas tangentes à uma elipse.....	141
FIG. 4.14 - Ponto tangente à elipse 90 graus.....	142
FIG. 4.15 - Ponto tangente à elipse 270 graus.....	143
FIG. 4.16 - Ponto tangente à elipse em 0 e 180 graus.....	143
FIG. 4.17 - Pontos tangentes à elipse em 45 e 225 graus.....	144
FIG. 4.18 - Pontos tangentes à elipse em 135 e 315 graus.....	145
FIG. 4.19 - Arranjo acumulador com retas traçadas.....	146

FIG. 4.20 - Varredura descendente de imagem a 45 graus.....	149
FIG. 4.21 - Varredura ascendente de imagem à 45 graus.....	151
FIG. 4.22 - Varredura descendente da imagem à 135 graus.....	152
FIG. 4.23 - Varredura ascendente da imagem à 135 graus.....	153
FIG. 4.24 - Pontos cujas tangentes se encontram a 45 graus...	157
FIG. 4.25 - Pontos cujas tangentes estão à zero grau.....	157
FIG. 4.26 - Pontos cujos ângulos de tangência são 135 graus.	157
FIG. 4.27 - Pontos com ângulos de tangência de 90 graus.....	158
FIG. 4.28 - Pontos de extremidade.....	158
FIG. 4.29 - Pontos de tangência não avaliada.....	159
FIG. 4.30 - Numeração dos pontos vizinhos.....	162
FIG. 4.31 - Ponderação de vizinhos.....	163
FIG. 4.32 - Traçado de retas pelo centro da elipse.....	166
FIG. 4.33 - Propriedade geométrica da elipse.....	167
FIG. 4.34 - Rotação de pontos numa elipse.....	168
FIG. 4.35 - Translação de pontos.....	169
FIG. 4.36 - Rotação de pontos.....	170
FIG. 4.37 - Translação de ponto após rotação.....	172
FIG. 4.38 - Cruzamento de retas sem interceptação.....	173

CAPITULO 5

FIG. 5.1 - Imagem IM3.....	194
FIG. 5.2 - Imagem 0, parte da IM3.....	194
FIG. 5.3 - Imagem 1, parte da IM3.....	194
FIG. 5.4 - Imagem 2, parte da IM3.....	194
FIG. 5.5 - Imagem 3, parte da IM3.....	194

FIG. 5.6 - Imagem 4, parte da IM3.....	195
FIG. 5.7 - Imagem 5, parte da IM3.....	195
FIG. 5.8 - Imagem 6, parte da IM3.....	195
FIG. 5.9 - Imagem IM4.....	196
FIG. 5.10 - Imagem 0, parte da IM4.....	196
FIG. 5.11 - Imagem 1, parte da IM4.....	196
FIG. 5.12 - Imagem 2, parte da IM4.....	196
FIG. 5.13 - Imagem 3, parte da IM4.....	196
FIG. 5.14 - Imagem 4, parte da IM4.....	196
FIG. 5.15 - Imagem 5, parte da IM4.....	197
FIG. 5.16 - Imagem 6, parte da IM4.....	197
FIG. 5.17 - Imagem 7, parte da IM4.....	197
FIG. 5.18 - Imagem 8, parte da IM4.....	197
FIG. 5.19 - Imagem 9, parte da IM4.....	197
FIG. 5.20 - Imagem 10, parte da IM4.....	197
FIG. 5.21 - Imagem IM5.....	198
FIG. 5.22 - Imagem IM7.....	198
FIG. 5.23 - Imagem MAT.....	198
FIG. 5.24 - Imagem IM77.....	199
FIG. 5.25 - Imagem 0, parte da IM77.....	199
FIG. 5.26 - Imagem 1, parte da IM77.....	199
FIG. 5.27 - Imagem IM8.....	200
FIG. 5.28 - Imagem 0, parte da IM8.....	200
FIG. 5.29 - Imagem 1, parte da IM8.....	200
FIG. 5.30 - Imagem 2, parte da IM8.....	200
FIG. 5.31 - Imagem 3, parte da IM8.....	200
FIG. 5.32 - Imagem 4, parte da IM8.....	201
FIG. 5.33 - Imagem 5, parte da IM8.....	201

FIG. 5.34 - Imagem 6, parte da IM8.....	201
FIG. 5.35 - Imagem 7, parte da IM8.....	201
FIG. 5.36 - Imagem 8, parte da IM8.....	201
FIG. 5.37 - Imagem MAT1.....	202
FIG. 5.38 - Imagem MAT2.....	202
FIG. 5.39 - Imagem MAT3.....	202
FIG. 5.40 - Imagem MAT4.....	202
FIG. 5.41 - Imagem MATH.....	202
FIG. 5.42 - Imagem MATV.....	202
FIG. 5.43 - Imagem IM9_2 (raio = 2).....	203
FIG. 5.44 - Imagem IM9_3 (raio = 3).....	203
FIG. 5.45 - Imagem IM9_4 (raio = 4).....	203
FIG. 5.46 - Imagem IM9_6 (raio = 6)	203
FIG. 5.47 - Imagem IM9_8_4 (raios = 8 e 4).....	203
FIG. 5.48 - Imagem IM9_8_6 (raios = 8 e 6).....	203
FIG. 5.49 - Imagem mamográfica de tumor benígno 1	214
FIG. 5.50 - Imagem mamográfica de tumor benígno 2	215
FIG. 5.51 - Imagem mamográfica de tumor malígno	216
FIGs. 5.52 à 5.66 - Fotografias de imagens mamográficas	217
FIGs. 5.67 à 5.69 - Imagens processadas de tumores malignos	226
FIGs. 5.70 à 5.84 - Imagens processadas de tumores benignos	232

ÍNDICE DAS TABELAS

CAPITULO 3

TABELA 3.1.....	39
TABELA 3.2.....	79

CAPÍTULO 5

TABELA 5.1 - Resultados de imagens vermiformes simuladas.	205
TABELA 5.2 - Resultados de imagens anelares simuladas 1 ...	207
TABELA 5.3 - Resultados de imagens anelares simuladas 2 ...	208
TABELA 5.4 - Resultados de imagens anelares simuladas 3 ...	209
TABELA 5.5 - Resultados de imagens de formas indefinidas simuladas	211

RESUMO

A detecção precoce do câncer de mama é dificultada pela falta de contraste das imagens fornecidas pelos sistemas mamográficos. Com esta pesquisa procuramos auxiliar o diagnóstico, reconhecendo a forma das microcalcificações associadas aos tumores.

As microcalcificações, principalmente as vermiformes e anelares, são indícios decisivos da presença, ou não, dos carcinomas.

O reconhecimento da forma das microcalcificações é feito por processamento computacional, aplicando algoritmos baseados na transformada de Hough.

Desenvolvemos para esta finalidade algoritmos de segmentação, detecção de formas vermiculares e elípticas anelares.

ABSTRACT

Breast cancer early detection is difficult due the problems with the mammographic systems images contrast. This research aims to aid the diagnostic by recognising the microcalcifications shape.

The microcalcifications, mainly the vermiculated and the ring-shaped, are positive indications of existence, or not, of carcinomas.

The recognition of microcalcifications shape is performed by a computer processing, by applying Hough transform-based algorithms developed to this purpose.

CAPÍTULO UM

1 - Introdução

1.1 - Objetivos da pesquisa

A mamografia, apesar de ser reconhecidamente o melhor exame para a detecção precoce do câncer de mama, fornece uma imagem com contraste pobre, o que dificulta a tarefa do radiologista.

Os tumores e os tecidos moles que os envolvem apresentam pouca diferença em termos de contraste, porque eles têm coeficientes de absorção dos raios-X semelhantes, o que não é o caso das microcalcificações associadas que, portanto, são retratadas com um contraste de imagem muito melhor.

Os estudos recentes têm utilizado as microcalcificações como fator de auxílio ao diagnóstico. Porém elas são muito pequenas e requerem um sistema mamográfico em ótimas condições para serem discerníveis nas imagens. Os pesquisadores procuram auxiliar o diagnóstico, atuando principalmente sobre dois aspectos:

- a) melhorando a eficiência do equipamento de raios-X, a qualidade do filme e o sistema de revelação;
- b) detectando e analisando os agrupamentos das microcalcificações por processamento computacional.

Estas técnicas, entretanto, são insatisfatórias, porque o sistema radiológico melhorado, apesar de fornecer imagens mais nítidas, ainda não permite retratar claramente as estruturas mamográficas de interesse, e o processamento só conseguiu até agora detectar se existem ou não agrupamentos de microcalcificações.

As formas das microcalcificações são muito importantes e decisivas para determinar se um tumor é maligno ou benigno, conforme trabalho apresentado por Le Gal, Chavanne e Pelier [LE GAL-84]. Dos resultados apresentados por este estudo, destacamos os referentes a dois tipos de microcalcificações, as anelares que são associadas a 100 % dos tumores benignos, e as vermiformes à 100% dos tumores malignos. De todos os

trabalhos analisados é o único que apresenta um critério com 100% (cem percento) de comprovação por biópsia.

Resolvemos, portanto, desenvolver uma pesquisa que detecta e analisa estas formas de microcalcificações, para auxiliar o diagnóstico do câncer da mama, através de processamento computacional.

1.2 - Metodologia

Como os métodos apresentados na literatura não demonstraram resultados satisfatórios, pelo menos no que diz respeito a detecção das formas das microcalcificações, decidimos:

Realizar o processamento para detecção e caracterização das microcalcificações acima mencionadas escolhendo o método da transformada de Hough. Tal escolha foi motivada pelo fato de que essa transformada foi a princípio desenvolvida para detecção de retas e de formas circulares, muito parecido, portanto, com as formas que queremos analisar: vermiformes e anelares.

A transformada de Hough apresenta uma flexibilidade tal que é possível modificar o método aplicado a retas para detecção de vermiformes. Além disso, foi possível, baseado nas especificações da transformada, desenvolver um método para detecção de microcalcificações anelares.

1.3 - Divisão da Tese

Este trabalho está dividido nos seguintes capítulos:

CAPÍTULO UM

Apresenta a tese.

CAPÍTULO DOIS

É feito neste capítulo uma apresentação das técnicas e dispositivos que atualmente são utilizados para auxiliar a detecção do câncer de mama tanto melhorando os sistemas radiológicos quanto apresentando algoritmos para processamento posterior .

Esta colocação é importante para a localização de nosso trabalho perante os métodos adotados atualmente.

CAPÍTULO TRÊS

Neste capítulo temos por objetivo apresentar a transformada de Hough e suas aplicações , relatando o potencial desta transformada e dando uma noção do interesse do mundo científico. No início do capítulo fizemos a colocação do desenvolvimento do método aplicado à retas, circunferências e elipses, para que pudéssemos fornecer a caracterização da transformada. Em seguida efetuamos um levantamento por classe de pesquisa da transformada de Hough e suas flexibilidades, respeitando dentro de cada classe a ordem cronológica das publicações.

CAPÍTULO QUATRO

ALGORITMOS :

Neste capítulo descreveremos todos os algoritmos para detecção e caracterização de microcalcificações, assim como os dos programas auxiliares. Relatamos as técnicas e as formas de implementação de cada programa, detalhando as inovações do sistema.

Juntamente com estes algoritmos são descritos os detalhes de implementação e suas peculiaridades.

CAPÍTULO CINCO

Neste capítulo descrevemos os procedimentos de obtenção dos resultados, os apresentamos e discutimos os resultados.

CAPÍTULO SEIS E SETE

Estes capítulos apresentam as conclusões e as referências bibliográficas.

CAPÍTULO DOIS

2 - TÉCNICAS UTILIZADAS ATUALMENTE PARA AVALIAÇÃO DE MICROCALCIFICAÇÕES NOS MAMOGRAMAS

2.1 - Introdução

Importância das microcalcificações no diagnóstico do câncer

O diagnóstico prematuro do câncer na mama é facilitado pela visualização radiológica de estruturas fibrosas e microcalcificações pequenas. Quase metade (43% - 49%) dos carcinomas em mamas clinicamente ocultos são detectados a partir da presença de microcalcificações, 21% das quais têm tamanho menores que 0,25mm; muitas não são maiores que 0,1mm. Entretanto, o diagnóstico apurado depende não apenas da percepção dessas pequenas partículas, mas também de sua interpretação correta. Por meio de análise meticulosa das formas das calcificações individuais e dos agrupamentos é possível diferenciar definitivamente os casos benignos daqueles que são malignos ou suspeitos. Dessa forma, a qualidade de imagem é um fator crítico tanto no diagnóstico em geral quanto no diagnóstico diferencial de microcalcificações em mamas.

Os pesquisadores portanto, desenvolveram técnicas tanto para aperfeiçoar a qualidade da imagem mamográfica melhorando o desempenho dos aparelhos, o quanto desenvolvendo técnicas de processamento para reconhecimento.

2.2 - Novas técnicas para otimização de Imagem e Redução de Dose

A qualidade das imagens mamográficas foi melhorada por eventos recentes que são descritos à seguir.

2.2.1 - Tubo e Filtro

A introdução do tubo de molibidênio no Primeiro Simpósio Europeu de Mama em Strasburgo foi considerada revolucionária em termos da melhoria da qualidade da imagem mamográfica. Em dois anos, entretanto, surgiram controvérsias. Segundo [LANYI-88] Mika e Reiss em 1968 demonstraram que a relação dose-contraste da radiação seletivamente filtrada do molibdênio era ótima somente para pequenas mamas.

Mamas grandes e predominantemente fibroglandulares absorvem muito do conteúdo de baixa penetração da radiação, que é importante para o contraste. O resultado é uma relação dose-contraste que não é favorável e cria no filme uma imagem relativamente pobre. Para mamas grandes seria necessário colocar um filtro de alumínio de 0,5mm para filtrar as porções da radiação que não são úteis para a formação da imagem, e que comprometem a paciente. A outra alternativa seria um retorno ao tubo de tungstênio. Lanyi em [LANYI-88] mostra que o espectro de energia de um tubo de tungstênio com filtragem de ródio e paládio dá melhor contraste em partes espessas e proporciona uma dose de radiação mais baixa do que o tubo de molibdênio. Entretanto, o contraste para as partes pouco espessas é mais pobre do que o fornecido pelo tubo de molibdênio.

2.2.2 - A Técnica de Grade

A técnica de mamografia por grade contribui tanto para a melhoria da qualidade do mamograma como para reduzir a dose de radiação para o paciente. A função da grade é diminuir a quantidade de radiação dispersiva, que é 50% da radiação incidente no paciente. O tamanho relativo da componente dispersiva depende da espessura da mama e da área do feixe útil. Antigamente em [LANYI-88] acreditava-se que a mamografia de grade não era prática porque a grade atenuava muito o feixe de

raios-X, aumentava a distância filme-objeto e degradava a nitidez da imagem no filme.

Entretanto, a grade mamográfica introduzida comercialmente em 1982 constituída por lâminas de fibras de carbono aparenta um contraste superior, melhora definição de detalhes e reduz a dose de aproximadamente $2/4$.

Essas vantagens foram confirmadas por relatórios de clínicos.

Contudo, em mamas que tem, comprimidas, uma espessura de 2 cm ou menos, o uso de uma grade não apresenta um bom resultado. O contraste, realçado pela supressão de espalhamento, é efetivo apenas em casos onde uma apreciável quantia de radiação espalhada é produzida, isto é, em mamas espessas.

2.2.3 - Filmes, telas intensificadoras, sistema tela-filme.

Uma qualidade da imagem suficiente para possibilitar a visualização de formas de 0,1 mm de diâmetro não pode ser obtida costumeiramente em filme radiográfico sem tela. Para chegar a esta qualidade, um filme de grãos excepcionalmente finos com alta sensibilidade, um excelente gradiente, e uma larga faixa de densidade é necessário. Estas propriedades somente estão presentes em filmes industriais com um alto conteúdo de prata e uma excelente curva característica, diferente dos filmes de Raio-X convencionais com as usuais telas onde a curva característica e o nível de contraste nas altas densidades não são muito bons.

A técnica convencional com anodo de molibdenio, filtragem de molibdenio, 28-41 kV, 45 DFF e filme industrial produz imagens com aceitável dose em mamas pequenas que tenham pouco tecido glandular. Filmes com um alto conteúdo de prata e uma sensível camada de emulsão (por exemplo, Kodirex, Mammoray M4) foram introduzidos para oferecer uma dose reduzida como boa alternativa para o filme mamográfico clássico. Os filmes sem tela que processam em 90 s (por exemplo, DuPont

Duplex) são recomendados para radiologistas que não possuem equipamentos de processamento lento.

As telas intensificadoras tem freqüentemente sido usadas em um esforço para reduzir a exposição a radiação e a sobrecarga do tubo enquanto aumentam o contraste da imagem. As combinações disponíveis consistem de filmes de pouca prata e pouco contraste com tela intensificadora de alta definição. Em estudos realizados segundo [LANYI-88] por Friedrich mostra que estas combinações são incapazes de realçar microcalcificações finas. E apresenta um sistema alternativo que consiste de um filme com dupla emulsão, alto contraste, granulação fina e uma tela mamográfica. Como resultado desta combinação, a nitidez é reduzida, mas há um notável aumento na sensibilidade do sistema. Em experimentos com um "phantom" feito de tecido de mama, segundo [LANYI-88] Friedrich em 1983 verificou que muitos detalhes de estruturas finas e microcalcificações muito pequenas são claramente visualizadas com o filme industrial DuPont Cronex 75 combinado com uma tela Agfa Gevaert ou Cawo MR 50. Este par proporciona uma redução da dose de aproximadamente 2/3 comparando com filme industrial sem tela, mas a habilidade para perceber microcalcificações não foi modificada.

Os sistemas de filme mamográfico correntes são tão diferentes entre si que eles podem apenas ser comparados um com outro. Recentemente, as empresas introduziram melhorias na emulsão simples do sistema tela-filme 90-s (por exemplo Kodak MinR screen/OMA filme) que agora tem características quase iguais às combinações de alta resolução tela-filme, mas com uma resolução melhor para as densidades intermediárias.

2.2.4 - Micro ponto focal de magnificação mamográfica

É desejável examinar os agrupamentos de pequenas microcalcificações com a maior magnificação possível. A solução mais simples e barata é a ampliação da imagem secundariamente com uma lente manual de 4 x mínimo. Contudo, uma imagem ruidosa pode seriamente limitar a eficácia da

magnificação secundária. Nestes casos a melhor solução é a magnificação primária com o uso de um ponto focal de raios-X fino. O ponto focal deve ser pequeno para que um detalhe pequeno seja visualizado. Em mamografia, isso quer dizer um ponto focal de tamanho 0,1 mm. Os resultados com esta técnica são muito encorajadores.

Sickles em [SICKLES-82] verificou, em laboratório, que partículas de óxido de alumínio de 0,15mm eram perceptíveis apenas em xeromamogramas magnificados. Segundo [LANYI-88] Wegener em 1977 mostrou que a detectabilidade de microcalcificações em xeroradiogramas é equivalente a dada por tubos de molibdenio em filme mamográfico mas, que microcalcificações distantes da chapa eram mais facilmente percebidas em xeromamogramas.

2.3 - VALOR DIAGNÓSTICO DAS MICROCALCIFICAÇÕES DESCOBERTAS PELA MAMOGRAFIA

O agrupamento de microcalcificações detectado na mamografia é, segundo um trabalho apresentado por Le Gal [LE GAL-84], um dos índices radiológico mais específico dos carcinomas mamários e deve portanto, levar a uma verificação patológica. Entretanto, os agrupamentos de microcalcificações correspondem à uma lesão maligna em apenas um quarto dos casos.

O trabalho de LE GAL-84 define critérios radiográficos que permitem orientar o diagnóstico afim de reservar a biópsia aos casos suspeitos e evitar a intervenção cirúrgica inútil nos casos de lesões benignas.

A partir de 227 biópsias, realizadas em material coletado desde 1976, os autores propõem diversos critérios descritos a seguir.

2.3.1 - Tipos Morfológicos das Microcalcificações (figura 2.1)

tipo 1 - São de formas anelares, que correspondem sempre à lesões benignas.

tipo 2 - Formam círculos quase regulares, no entanto cheios. E 60% correspondem à lesões benignas, e 22% à lesões malignas.

tipo 3 - São elementos pequenos que ainda não apresentam formas definidas, e se dividem igualmente entre todos os casos.

tipo 4 - São formas que lembram círculos, porém com aspecto irregular. Sendo 66% correspondente à lesões malignas e 23% à lesões benignas.

tipo 5 - A aparência é vermiforme. Estão sempre associadas a tumores malignos.

FIG. 2.1 - Tipos de microcalcificações

2.3.2 - Número das microcalcificações

Quando se encontram menos que 30 calcificações agrupadas na mamografia, 59% dos casos correspondem à uma lesão benigna e 29% à uma lesão maligna.

Ao inverso quando se encontram mais de 30 calcificações. 32% são lesões benignas e 56% de lesões malignas. A diferença é estatisticamente significativa.

2.3.3 - Agrupamento estreito das microcalcificações

57% dos agrupamentos, com mais de 30 microcalcificações em uma região de 5mm de diâmetro, apresentam lesões malignas

2.3.4 - Vários agrupamentos

Quando a mamografia apresenta vários agrupamentos de microcalcificações, a maioria dos casos (70%) são de lesões malignas. A porcentagem de lesões benignas é muito baixo (18%).

2.3.5 - Tamanhos variados das calcificações

Nas mamografias analisadas 66% apresentavam microcalcificações de tamanho diversos. Como 49% correspondiam a lesões malignas e 39% a lesões benignas, não foi possível como este critério auxiliar o diagnóstico.

2.3.6 - Localização das calcificações na mama

A distribuição foi aleatória em todas os casos estudados.

2.3.7 - Conclusões do trabalho de LE GAL

Os autores concluem que alguns fatores são conclusivos a saber:

- calcificações anelares - patologia benigna sempre;
- calcificações vermiformes - lesão maligna sempre;
- número de calcificações - mais de 10 calcificações, a probabilidade de tumor maligno é maior que 60%, mais de 30 calcificações a probabilidade de tumor maligno sobe para 75%;
- agrupamento estreito das calcificações - mais que 10 calcificações numa área de 5x5mm indica tumor maligno para 56% dos casos analisados em [LE GAL-84]. Um resultado obtido por R L Egan, citado pelos autores, acha para as mesmas condições 84% .
- existência de vários agrupamentos - [LE GAL-84] detectou 70% de câncer neste grupo.

2.4 - DETECÇÃO DE MICROCALCIFICAÇÕES COM AUXÍLIO DE COMPUTADOR

No intuito de auxiliar o diagnóstico realçando as microcalcificações na imagem, vários pesquisadores apresentaram trabalhos nos últimos 6 anos. Entre eles ressaltamos [CHAN-88], [CHAN-90], [WU-92], [NISHIKAWA-92], [JIANG-92] e [MORROW-92].

Em [CHAN-88] projetou-se um novo tipo de filtro espacial, que preserva seletivamente as frequências das microcalcificações enquanto suprime o fundo de baixa frequência e o ruído de alta frequência, de forma a melhorar a relação sinal-ruído. Os autores

utilizaram testes de extração de sinais para discriminar os sinais de microcalcificações das estruturas mamográficas normais.

Em [CHAN-90] foi estudada a detecção de microcalcificações em mamogramas, a fim de determinar se o diagnóstico auxiliado por computador (CAD) pode melhorar o desempenho dos radiologistas sob condições controladas mas normalmente realistas.

NISHIKAWA e outros em [NISHIKAWA-92] desenvolveram uma técnica computadorizada de detecção automática de microcalcificações agrupadas em mamogramas digitais. A técnica consiste de três passos : melhoria da relação sinal-ruído das microcalcificações, identificação de sinais (extração de sinais) e, por fim, redução do número de sinais falsos.

JIANG e outros em [JIANG-92] apresentam uma nova técnica de análise de característica de microcalcificações, baseada em contraste e área de sinal. Eles utilizaram esta técnica para reduzir o número de falsos-positivos detectados por um esquema de análise auxiliado por computador.

Em [WU-92], redes neurais artificiais foram aplicadas para a diferenciação entre agrupamentos de microcalcificações verdadeiros e padrões parenquimáticos normais, assim como para diferenciação entre agrupamentos reais e falsos-positivos apontados por um esquema computadorizado para detecção de microcalcificações em mamogramas digitais.

É apresentado em [MORROW-92] um método adaptativo para melhorar o contraste de objetos mamográficos de tamanhos e formas variadas, que faz crescer uma região ao redor de cada ponto da imagem. O contraste de cada região é calculado de acordo com o seu fundo individual. A técnica apresenta melhores resultados do que o contraste global, método clássico de melhoramento de imagem que não se adapta às características variadas de tamanho e forma de cada objeto.

2.4.1 - Detecção de agrupamentos de microcalcificações.

Em [NISHIKAWA-92] foram mostrados os resultados do desenvolvimento de uma técnica computadorizada para detectar automaticamente microcalcificações agrupadas em mamogramas digitais. O método consiste de três passos. Primeiramente a relação sinal-ruído das microcalcificações é melhorada filtrando-se a imagem para se reduzir a estrutura normal de fundo do mamograma. Em seguida, sinais (microcalcificações potenciais) são identificados por meio de "thresholding" (limiar) global de níveis de cinza. O terceiro passo é reduzir o número de sinais detectados erroneamente da seguinte forma :

- (a) Examinando-se o espectro de potência de sinais individuais.
- (b) Determinando-se a distribuição espacial dos sinais (i.e. como eles se agrupam).
- (c) Examinando-se a relação entre tamanho, forma e valor do ponto imagem de fundo das microcalcificações.

Usando-se essa abordagem, o esquema computadorizado foi testado usando 78 mamogramas, metade contendo agrupamentos sutis de microcalcificações e metade não contendo agrupamentos. O esquema foi capaz de detectar 87% de agrupamentos verdadeiros com uma média de 2 falsos agrupamentos detectados por imagem.

O método é esquematizado abaixo:

FIG. 2.2 - Diagrama do algoritmo para detecção de agrupamento de microcalcificações.

2.4.2 - Técnica de Imagem de Diferença

Essa técnica é usada para melhorar os sinais das microcalcificações suprimindo-se a estrutura de imagem de fundo produzida pela anatomia normal da mama.

Usam-se dois filtros lineares cujos núcleos estão representados abaixo:

FIG. 2.3 - Máscaras de filtros

O filtro "a" melhora estruturas pequenas, como as microcalcificações, enquanto o "b" suprime essas mesmas estruturas.

Assim, subtraindo-se a imagem suprimida da melhorada, tem-se a imagem de diferença.

As máscaras de filtro acima, são utilizadas em convolução de imagens conforme veremos nos capítulos três e quatro.

2.4.3 - Técnica de Extração de Sinal

Consiste de dois métodos de thresholding diferentes e de um operador morfológico.

Feita a imagem de diferença, faz-se um "thresholding" global. A escolha do nível de thresholding é baseada no histograma de níveis de cinza da imagem inteira e feita de tal forma que 98% de todos os pontos na imagem de diferença fiquem como pontos de fundo.

Em seguida, uma "erosão morfológica" é executada por meio dos elementos estruturais mostrados abaixo:

FIG. 2.4 - Elementos estruturais de erosão morfológica.

Essa operação elimina sinais com área menor que 3 pontos, porque sinais muito pequenos são provavelmente causados por ruído aleatório na imagem e não pela presença de microcalcificações verdadeiras.

Finalmente, um limiar (thresholding) local adaptativo de nível de cinza é usado. Esse limiar é baseado em estatísticas locais (média e desvio-padrão) dos valores de nível de cinza numa área de 5,1mm x 5,1mm da imagem processada. Apenas os pontos que têm valores maiores que um múltiplo específico do desvio-padrão acima do fundo são mantidos. Variando-se o valor do limiar local pode-se mudar a sensibilidade e especificidade do esquema.

2.4.4 - Técnica de Extração das Características

Os autores apresentam três técnicas diferentes: Análise de textura, análise de contraste, tamanho e fundo, e agrupamento de sinais.

2.4.4.1 - Análise de textura :

Para cada sinal que resta na imagem depois da extração, uma região de interesse de 6,4mm por 6,4mm centralizada no sinal é analisada. Primeiramente, uma correção de baixa frequência de tendência de fundo (background-trend correction) com grau polinomial 3 é aplicada.

A seguir, a partir de um espectro uma Fourier bidimensional é calculada um espectro de potência. Se o primeiro momento do espectro de potência é maior que 3,0 ciclos por milímetro, o sinal é eliminado. A distribuição espacial dos sinais restantes é então analisada. Isso é feito determinando-se o número de sinais em regiões de 3,2mm x 3,2mm da imagem. Qualquer sinal que não estiver com pelo menos dois outros sinais numa região de 3,2mm x 3,2mm é removido da imagem. Essa técnica efetivamente elimina agrupamentos relativamente difusos que foram achados pelo esquema anterior.

Usando-se a imagem original não-processada, o valor médio dos pontos tirado a partir do sinal, o tamanho deste e o valor do ponto de fundo do sinal são determinados para cada um dos sinais que restam na imagem processada. Depois disso, usando-se a curva característica do sistema tela-filme e do digitalizador de filme, a razão de radiação (medido em termos da exposição a raios X relativa) é estimado baseado no valor de ponto do sinal e de seu fundo. A conversão para exposição relativa lineariza efetivamente os dados da imagem. Três testes são então aplicados baseados nas características determinadas de sinal para remover falsos sinais da imagem processada. Primeiramente, sinais cujo ponto de fundo está abaixo de 110 são eliminados. Isso remove sinais falso-positivos nas áreas muito escuras da imagem. Depois, se o contraste do sinal é muito baixo, ele é eliminado. Esses tipos de sinais correspondem a ruído de imagem e são resultado da aplicação de "thresholding" na imagem em níveis de cinza. Por último, se o contraste de um sinal é grande mas ele tem um tamanho pequeno, então ele é eliminado. Esses sinais são normalmente causados pelo ferramental de manipulação dos filmes, como por exemplo arranhões na emulsão do filme.

Finalmente, os sinais restantes na imagem processada são então agrupados pela passagem de um quadrado de 3,2mm x 3,2mm sobre a imagem. Como foi feito com o discriminador de distribuição espacial, se houver 3 ou mais sinais no quadrado,

esses são passados à imagem de saída. A imagem final processada contém microcalcificações agrupadas.

2.5 - MELHORIA DA RELAÇÃO SINAL-RUÍDO EM CAD (Diagnóstico Auxiliado por Computador).

Em [CHAN-88] foram analisadas as características físicas de microcalcificações de um banco de dados de 39 mamogramas de pacientes submetidos a biópsia da mama. Um método de extração de sinal foi desenvolvido para determinação do tamanho, contraste e relação sinal-ruído de cada microcalcificação de mamogramas não-processados. O espectro de potência médio das microcalcificações dessa forma extraído foi comparado ao do fundo mamográfico. Baseado na análise dessas características, foi projetado um novo tipo de filtro espacial, obtido pela diferença entre um filtro comparativo e um filtro de borda quadrada, que pode preservar seletivamente o conteúdo de frequência das microcalcificações enquanto suprime o fundo de baixa frequência e o ruído de alta frequência. A relação sinal-ruído das microcalcificações é assim melhorada. Testes de extração de sinal que fazem uso do tamanho, contraste, conteúdo de frequência local e propriedades de agrupamento das microcalcificações foram empregados para posterior discriminação entre sinais verdadeiros e estruturas mamográficas normais ou acidentes de manipulação dos filmes (artefatos). De maneira a avaliar a utilidade clínica potencial dessa abordagem, o programa foi aplicado a 20 mamogramas que continham agrupamentos sutis de microcalcificações. Esses mamogramas não estavam incluídos no banco de dados mencionado acima. O esquema computadorizado de detecção forneceu uma taxa de detecção de agrupamentos falsos-positivos de 90%. E a cada duas imagens detectou um falso-positivo.

O método é esquematizado abaixo:

Esquema da extração das características das microcalcificações:

FIG. 2.5 - Diagrama para melhoria da relação sinal/ruído.

Para um mamograma de entrada, as localizações de microcalcificações individuais foram primeiramente identificadas por um radiologista experiente. O computador então extraiu as características dos sinais em cada localização como descrito a

seguir. Um fundo estruturado numa região particular centrada no sinal foi estimado por ajuste de superfície bidimensional e foi subtraído da região. O valor médio de ponto e o desvio padrão da variação de ruído na região subtraída pelo fundo foram calculados. Utilizando-se a entrada de um nível de "threshold", definido como a razão entre um contraste do "threshold" do sinal e o desvio padrão da variação de ruído local, o computador calculou o valor local de "threshold" do ponto acima do qual este era considerado pertencente à região do sinal. Uma técnica de crescimento de região foi então empregada para se localizar os pontos relacionados que tinham valores acima do "threshold". O Tamanho do sinal foi calculado como o número de pontos relacionados na região do sinal, e o contraste de sinal, como a diferença entre o valor máximo de ponto do sinal e o valor médio de ponto do fundo local. A relação sinal-ruído foi dada pela razão entre o contraste de sinal e o desvio padrão da variação de ruído. Para se obter o espectro de potência das microcalcificações, foram primeiramente isolados dos mamogramas os agrupamentos de microcalcificações utilizando-se o esquema acima. Os pontos que tinham valores abaixo do nível de "threshold" local foram estabelecidos como de valores constantes. Uma transformada de Fourier dessa imagem com fundo constante foi então determinada e o espectro de potência calculado. Tirou-se as médias dos espectros de potência obtidos de todos os agrupamentos e comparou-se à média do espectro de potência do fundo mamográfico por normalização do ruído de alta frequência para a mesma potência.

Para comparar o conteúdo de frequência de regiões determinadas com e sem microcalcificação, foi calculado o espectro de potência em uma região de 64 x 64 pontos ao redor de cada localização de sinal. A região foi primeiro corrigida para o fundo estruturado como descrito acima e então uma transformada de Fourier foi realizada. A frequência no conteúdo foi avaliada como o primeiro momento do espectro de potência.

Baseado nas características físicas das microcalcificações, foram então desenvolvidas técnicas de melhoramento da relação sinal-ruído e de extração de sinal para a detecção automatizada de microcalcificações em mamogramas. A abordagem geral usada no esquema de detecção automatizado é resumidamente a seguinte: uma técnica de imagem de diferença é empregada para melhoria da relação sinal-ruído das microcalcificações em um mamograma. Os locais com sinais potenciais são então

identificados por técnicas de "thresholding". Testes de extração de sinal projetadas com base nas características de microcalcificações agrupadas em mamogramas são usadas para se distinguir sinais verdadeiros de ruído ou acidentes (artefatos). A saída do computador indica ao radiologista as localizações de agrupamentos suspeitos.

A partir da comparação dos espectros de potência médios das microcalcificações e do fundo no mamograma, foi selecionada uma combinação de um filtro comparativo, com tamanho de núcleo de 3×3 pontos e um filtro de borda quadrada, de largura interna = 5 pontos e largura externa = 9 pontos, para melhoria da relação sinal-ruído. A diferença entre esses dois filtros é que um é filtro de passa-banda que ressalta seletivamente a extensão de frequência de um mamograma no qual a diferença entre os conteúdos de frequência entre microcalcificações e o fundo mamográfico é maior. Abaixo, a técnica de "thresholding" de níveis de cinza para isolamento dos locais de sinais potenciais da imagem de diferença (i.e., a imagem após tratamento espacial com o filtro de diferença).

FIG. 2.6 - Diagrama de thresholding.

O procedimento é similar ao descrito no esquema anterior, exceto que

- (a) Os locais de sinais são determinados por "thresholding" de níveis de cinza global na imagem de diferença em vez de por radiologistas.
- (b) A extração de sinal é realizada na imagem de diferença.

Os sinais potenciais extraídos pela técnica de "thresholding" de níveis de cinza influenciam tanto sinais verdadeiros como falsos. Baseado nas propriedades físicas das microcalcificações obtidas por análise dos mamogramas, foi imposto um limite superior de 80 pontos e um limite inferior de 4 pontos no tamanho original, um limite superior de 10 desvios padrões na relação sinal-ruído, e um limite superior de 3 ciclos/mm no primeiro momento do espectro de potência local de maneira a reduzir o número de sinais falsos causados por ruídos ou acidentes. Finalmente, foi empregado um critério para localização de agrupamentos que continham mais de 3 sinais em uma região de 1,2 cm de diâmetro.

2.6 - AVALIAÇÃO DO AUXÍLIO REAL TRAZIDO POR CAD

Em [CHAN-90] é analisada a detecção de microcalcificações por computador em mamogramas, para determinar se o diagnóstico por computador pode melhorar o desempenho de radiologistas sob circunstâncias controladas porém realistas. Os resultados do estudo mostram que a detecção auxiliada por computador, levada a cabo pelo programa dos autores em seu estado atual de desenvolvimento, melhora significativamente a exatidão em se detectar microcalcificações agrupadas sob condições que simulam a rápida interpretação de mamogramas em tela. Os resultados sugerem também que uma redução na taxa de falsos positivos do computador vai futuramente melhorar a exatidão de diagnóstico dos radiologistas, apesar desta melhoria ter pouca importância estatística neste estudo.

Sessenta mamogramas em filme foram selecionados para este estudo por um mamografista experiente, que não participou nos experimentos de desempenho dos observadores. Trinta dos mamogramas continham um único agrupamento ou microcalcificações sutis que tinham sido verificados por biópsia ou por vistas magnificadas. Esses filmes foram selecionados de um arquivo muito maior contendo agrupamentos difíceis acumulados pela Universidade de Chicago. Um agrupamento era escolhido apenas se não fosse prontamente visível. Cada agrupamento continha quatro ou mais microcalcificações, e a maioria das microcalcificações individuais tinha diâmetro menor que 0,3mm. A outra metade dos mamogramas usados no estudo eram casos "normais" que não tinham agrupamentos numa inspeção cuidadosa. Alguns desses mamogramas mostravam outras anormalidades, como áreas de densidade maior ou distorção parenquimática, mas foram classificadas normais para o propósito do estudo se ausentes de microcalcificações. Os sessenta mamogramas incluíam uma faixa típica de densidades e tamanhos de mamas.

Após digitalização os autores utilizaram o método de detecção por computador, desenvolvido anteriormente e que consiste em processar uma mamografia digital por métodos lineares ou não-lineares para melhorar a relação sinal-ruído das microcalcificações da imagem. Técnicas de "thresholding" de níveis de cinza, que combinam "thresholding" global de níveis de cinza e "thresholding" localmente adaptativo, foram empregadas para se extrair os sinais potenciais do ruído de fundo. Em seguida, critérios de extração de sinal foram impostos aos sinais potenciais para se distinguir os sinais verdadeiros de ruídos ou de acidentes de revelação. O computador, após este processamento, indica os locais que podem conter agrupamentos de microcalcificações na imagem.

Os mamogramas foram lidos em cada uma das três condições : (1) Um único mamograma era interpretado sem o computador. (2) Um par de mamogramas idênticos era apresentado lado a lado, com círculos sobrepostos em um filme para indicar localizações nas quais o computador detectou

microcalcificações agrupadas (nível 1). A exatidão do computador nessa condição foi 87 % de detecção de agrupamentos verdadeiros positivos com uma média de 4 falsos positivos por imagem. (3) Um par de mamogramas idênticos foi apresentado de maneira similar à condição 2, exceto que um nível simulado de exatidão do computador foi empregado, fornecendo 87% de verdadeiros positivos com 1 falso positivo a cada duas imagens (nível 2).

Considerando-se que o índice "A" representa a área sob a curva ROC (receiver operating characteristic) binormal melhor ajustada quando traçada em quadrado de unidade, ou os parâmetros (coeficientes angular e linear) da curva ROC binormal quando traçada em unidades normais de probabilidade, observou-se que o desempenho dos radiologistas foi mais pobre quando eles leram os mamogramas sem auxílio prévio do computador ($A=0,94$). Com nível 1 a curva mostra melhorias ($A=0,97$) e, com nível 2, ainda melhor que nível 1 ($A=0,98$).

2.7 - REDUÇÃO DO NÚMERO DE FALSOS POSITIVOS

Em [JIANG-92] apresenta-se uma nova técnica de análise de característica, que é baseada em contraste e área de sinal, que pode ser usada para reduzir o número de falsos positivos detectados pelo esquema computadorizado da equipe. O contraste radiográfico é convertido em seu contraste de radiação. A seguir é calculada a espessura do sinal e então são discriminados os falsos sinais baseados em sua espessura. A técnica de extração de característica é um processo de dois passos. O primeiro passo é correção de tendência de fundo; o segundo é extração de sinal iterativa baseada em crescimento de região. Foi avaliada a técnica em um estudo de simulação. Os resultados mostram que a técnica é efetiva para sinais com espessura maior que 0,1mm. Resultados preliminares de aplicação da técnica de análise de característica em um banco de dados com sinais de microcalcificações ambos falsos e verdadeiros indicam que esta técnica pode ser útil em reduzir a taxa de detecção de falsos positivos do esquema computadorizado.

A técnica de extração de característica descrita foi aplicada para se analisar os sinais verdadeiros e falsos detectados pelo esquema computadorizado dos autores. Foi usado um banco de dados de 39 mamogramas (cada um tendo pelo menos um agrupamento de microcalcificações) que continham um total de 41 agrupamentos. O esquema achou 33 agrupamentos verdadeiros e 100 falsos. Foi analisada a espessura efetiva de sinal e a largura efetiva de sinal (definida como a raiz quadrada da área do sinal) para sinais tanto verdadeiros como falsos antes do ajuntamento final de agrupamentos de microcalcificações. Um "threshold" da espessura efetiva de sinal maior que 0,07mm eliminou 20% dos falsos sinais analisados, com perda de 1 sinal verdadeiro. Um segundo "threshold" da espessura efetiva de sinal menos que a largura efetiva de sinal mais 0,2mm eliminou outros 10% de falsos sinais analisados, com perda de um sinal verdadeiro. Em termos de agrupamentos, que eram a saída final do esquema computadorizado, a combinação dos dois "thresholds" acima eliminou 37% dos falsos agrupamentos sem perda de nenhum agrupamento verdadeiro.

2.8 - DETECÇÃO DE AGRUPAMENTO DE MICROCALCIFICAÇÕES OU OUTROS DETALHES.

2.8.1 - Usando redes neurais.

Em [WU-92], redes neurais artificiais foram aplicadas para a diferenciação entre agrupamentos de microcalcificações verdadeiros e padrões parenquimáticos normais, assim como para diferenciação entre agrupamentos reais e falsos-positivos apontados por um esquema computadorizado para detecção de microcalcificações em mamogramas digitais. A diferenciação foi posta em prática tanto no domínio espacial como no de frequência. O desempenho das redes neurais foi avaliado quantitativamente por meio de análise ROC (receiver operating characteristic). Foi encontrado que as redes puderam distinguir microcalcificações agrupadas de áreas normais sem

agrupamentos no domínio de frequência, e que elas puderam eliminar aproximadamente 50% de agrupamentos falsos-positivos ao mesmo tempo em que preservaram 95% dos agrupamentos positivos, quando aplicadas aos resultados do esquema de detecção automatizado. É necessário um banco de dados amplo de treinamento para as redes neurais executarem confiavelmente sua tarefa em situações clínicas.

2.8.2 - Por processamento adaptativo a vizinhança

Em [MORROW-92], tem-se a descrição de que os objetos em mamogramas variam largamente em tamanho e forma. Técnicas clássicas de melhoramento de imagem não conseguem se adaptar às variadas características desses objetos. Um método adaptativo para melhorar o contraste de objetos mamográficos de tamanhos e formas diversas é apresentado. O método usa cada ponto na imagem como uma semente para fazer crescer uma região. A extensão e forma da região adapta-se a variações locais de níveis de cinza da imagem, correspondendo a um objeto. O contraste de cada região é calculado levando-se em conta seu fundo individual. O contraste é então melhorado aplicando-se uma transformação empírica baseada no valor de ponto-semente de cada região, no seu contraste e em seu fundo.

Uma medida quantitativa da melhoria do contraste da imagem é também descrita com base em um histograma de contraste de região e usada para comparação dos resultados. Usando-se imagens mamográficas digitalizadas em alta resolução (tamanho de ponto de imagem de menos que 0,1mm), mostra-se que a visibilidade de agrupamentos de microcalcificações e detalhes anatômicos é melhorada consideravelmente nas imagens processadas.

Os autores desenvolveram o processamento de imagem adaptativo à vizinhança (baseado em região). Sendo que uma vizinhança é definida em cada ponto da imagem. A extensão desta é dependente das características da porção da imagem em que o dado ponto está baseado. Essa vizinhança de pontos similares é chamada de região. Na segmentação de imagem, é estabelecido que os grupos de pontos têm algumas propriedades em comum, como níveis de cinza similares, e dessa forma esses

grupos são usados para se definir regiões de imagem descontínuas chamadas segmentos. O processamento baseado em região pode ser executado inicialmente segmentando a imagem e então processando cada segmento por vez. Alternadamente, o processamento baseado em região pode definir regiões sobrepostas para cada ponto e processar cada uma independentemente. As regiões, se apropriadamente definidas, devem corresponder aos objetos. Em seguida, objetos na imagem são processados como unidades, em vez de pontos sendo processados usando grupos arbitrários vizinhos (por exemplo, máscaras de 3×3).

O passo fundamental no algoritmo de processamento de imagem baseado em região é definir a extensão de regiões na imagem. Há dois tipos: regiões não-sobrepostas, obtidas por técnicas de segmentação, e regiões sobrepostas, obtidas por técnicas de crescimento de região. As regiões sobrepostas foram usadas neste estudo, porque regiões descontínuas resultariam em um efeito de aparecimento de bordas nos segmentos, o que prejudicaria a qualidade da imagem processada.

A técnica de crescimento de região usada por [MORROW-92] é baseada em um algoritmo gráfico simples de preenchimento por semente. Ela também é conhecida como agregação de pontos. Nesse método, regiões consistem em pontos conectados ou relacionados que se encaixam em um desvio de níveis de cinza determinado em relação ao ponto inicial ou semente. Para as imagens de mamogramas de alta resolução usadas no estudo, a conexão de 4 pontos foi determinada, por comparação visual, como adequada para permitir o crescimento de região de forma acurada, apesar de que alguns objetos pequenos foram melhor comparados a partir de regiões de 8 pontos conectados.

O fluxograma abaixo mostra o algoritmo de crescimento de região.

FIG. 2.7 - Fluxograma do algoritmo de crescimento de região - primeira parte .

FIG. 2.8 - Fluxograma do algoritmo de crescimento de região - segunda parte.

O algoritmo começa com um dado ponto, chamado de semente. Esse ponto é colocado em uma fila inicialmente vazia, para ser avaliado para inclusão ou exclusão na região que está crescendo. Entra-se então no Laço (*Loop*) principal. Se a fila estiver vazia, o programa sai do Laço (*Loop*). Caso contrário, o primeiro ponto é tirado da fila. Esse ponto é chamado de ponto corrente. Se o seu valor de nível de cinza estiver dentro do desvio especificado em relação à semente, ele é classificado como ponto de primeiro plano. Seus vizinhos imediatos (conectados em 4 ou 8) são possivelmente pontos de primeiro plano, e são adicionados à fila, se eles já não estiverem lá por estarem conectados a pontos previamente examinados. Se o ponto corrente estiver fora do limite de nível de cinza permitido, ele é marcado como ponto de

fundo, e um ponto delimitador da região foi atingido. Regiões podem ter várias bordas internas, além das bordas delimitadoras externas. Dessa forma, o fundo pode consistir em mais de um conjunto de pontos, com cada conjunto desses sendo desconexo em relação aos outros. Depois de todas as vizinhanças correntes dos pontos terem sido examinadas, o controle do programa é direcionado de volta ao início do Laço (*Loop*), para se estudar o próximo ponto na fila. O passo final consiste em se achar uma região acerca da semente e completar o fundo. Isso é feito começando com os pontos de fundo existentes, como determinado durante o crescimento do primeiro plano. Os vizinhos desse conjunto são examinados para ver se eles pertencem ao primeiro plano ou ao fundo. Se não, estabelece-se que eles são a próxima camada do fundo. A nova camada é então usada para se crescer uma outra camada e assim por diante, até que a largura de fundo especificada é atingida. O procedimento de crescimento de região como descrito acima tem de fato ineficiências, no sentido em que um dado ponto pode ser checado mais de uma vez para colocação na fila. Algoritmos mais complicados podem ser usados para fazer crescer regiões ao longo de segmentos em linha, e dessa forma parcialmente eliminando essa ineficiência. Testes preliminares de um algoritmo baseado em varredura de linha mostraram melhoria mínima para imagens mamográficas, pois o tipo de região em crescimento em mamogramas é normalmente complexo.

Em [MORROW-92] observou-se a validade da melhoria de contraste por crescimento de região em imagens mamográficas. Mais detalhes anatômicos ficaram visíveis quando se usou a técnica em mamogramas de uma biblioteca radiológica de ensino. Mostrou-se também que a técnica teve resultados superiores, quando se mediram os histogramas de contraste, quando comparada a outras técnicas conhecidas para melhoria de imagens médicas.

2.9 - DETECÇÃO DE CALCIFICAÇÕES

Shen em [SHEN-93] e [SHEN-94] apresentam um trabalho para diferenciação entre formas de microcalcificações quanto a sua rugosidade. O estudo obtém grande sucesso na caracterização em calcificações de bordas arredondadas (suaves) e bordas ásperas (rugosas). Eles classificam as calcificações indicando que as rugosas pertencem a tumores malignos e as suaves a tumores benignos.

2.10 - CONCLUSÃO

Os pesquisadores estão preocupados em auxiliar o diagnóstico, otimizando tanto a parte da obtenção da imagem quanto o processamento.

O enfoque que mais se tem dado, é na melhoria dos sistemas de imagem. Os resultados obtidos não são conclusivos, pois as imagens continuam pobres na maioria dos casos. O processamento da imagem para identificação de seus elementos constituintes não tem sido muito explorado.

Entretanto um dos dados apresentado pelo trabalho de Le Gal [LE GAL-84] nos pareceu muito promissor. O fato das microcalcificações anelares estarem associadas sempre (100%) aos tumores benignos e as vermiformes associadas sempre aos tumores malignos, nos interessou pela certeza estatística que apresenta.

Por este motivo resolvemos detectar por processamento computacional, estes dois tipos de microcalcificações.

CAPÍTULO TRÊS

3 - TRANSFORMADA DE HOUGH

3.1 - Introdução

Em 18 de dezembro de 1962 foi concedida a P.V.C. Hough [HOUGH-62] a patente de "Method and Means for Recongnizing Complex Patterns".

Ele requeriu a patente para um invento relativo ao reconhecimento de padrões complexos.

Um dos objetivos do invento de Hough é a previsão de um método para reconhecimento de padrões complexos em uma fotografia; outro objetivo é propiciar um método e um meio aperfeiçoado para o reconhecimento de trilhas de partículas em fotografias obtidas em uma câmara de bolha. Este método era muito interessante para a física moderna, onde os elementos a serem estudados e tratados são cada vez menores. A observação desses elementos torna-se cada vez mais difícil e a solução cada vez mais complexa. O dispositivo utilizado para a observação de partículas carregadas é a câmara de bolha, na qual essas partículas criam trilhas ao longo de seu percurso de deslocamento, compostas de pequeninas bolhas com tamanho aproximado de um centésimo de polegada, dependendo da ionização específica da partícula iniciante. Entretanto, estas trilhas assumem formas com padrões complexos e são facilmente fotografadas se usar um fundo preto. As fotografias necessitam de muitas horas de estudo de um observador treinado para reconhecer os padrões complexos das trilhas. A menos que um grande número de observadores sejam utilizados, o tempo de processamento dos dados fica longe da escala de produção desejável.

De forma sucinta os procedimentos do método desenvolvido por Hough consistem em:

- a) Dividir a fotografia em pequenos quadrados.
- b) Captar um quadrado por uma câmara de televisão (iconoscópio).

- c) Enviar este sinal de vídeo a um circuito eletrônico, também motivo desta patente, que produz a transformada plana de segmento de linhas retas.
- d) Enviar o sinal resultante a um osciloscópio.
- e) Captar esta imagem por uma câmera de televisão e gravar em uma fita magnética.
- f) Enviar finalmente, esta informação da fita magnética para o computador.
- g) Repetir estes procedimentos para todos pedaços (quadrados) da imagem.

O equipamento eletrônico, capaz de realizar uma transformada plana tem por objetivo calcular os coeficientes angular e linear de uma reta.

A divisão da fotografia em pequenos quadrados tem por objetivo tornar as complexas trilhas obtidas na câmara de bolhas em pequenos segmentos de retas. Obtendo para segmentos de retas seus coeficientes, pode-se guardar apenas estas informações para posterior análise, ao invés de uma imagem.

3.2 - Transformada de Hough para retas

Este método foi utilizado largamente por vários pesquisadores, porém já com modificações substanciais, ao ponto de pouco se identificar com a idéia original.

Duda e Hart [DUDA-72] desenvolvem o método aplicado à retas. Em [DUDA-72] é avaliado que um dos problemas mais constante do processamento de imagens por computador, é a detecção de segmentos de linhas retas onde constantemente uma imagem é digitalizada com um fundo branco e um conjunto de pontos pretos.

O problema principal consiste em detectar a presença de grupos de pontos colineares ou quase colineares. Fundamentalmente uma das maneiras de saber se certos pontos são colineares é calculando os coeficientes das retas dadas por cada par de pontos, efetuando a permutação entre todos eles dois a dois, em seguida comparando quais coeficientes são iguais.

Porém, em um dado ponto da imagem podem passar infinitas retas. E uma reta que passa por este ponto pode ser

definida por dois parâmetros (θ , r), onde " r " indica a distância mínima entre a reta e a origem do plano cartesiano, e onde θ é o ângulo que o segmento de reta " r " faz com o eixo " x " do plano cartesiano. Todos os pontos que caem sobre esta reta podem ser representados pela equação :

$$r = x \cdot \cos \theta + y \cdot \sin \theta \quad \text{eq. 3.1}$$

onde " r " e " θ " são os parâmetros já especificados anteriormente. Disto tira-se as propriedades :

- a) - Um ponto no plano imagem corresponde à uma curva senoidal no plano de parâmetros.
- b) - Um ponto no plano de parâmetros corresponde à uma linha reta no plano imagem.
- c) - Pontos contidos numa mesma linha reta no plano imagem correspondem a um ponto de cruzamento das curvas no plano de parâmetros.
- d) - Pontos contidos numa mesma curva no plano de parâmetros, correspondem a um ponto de cruzamento de linhas no plano imagem.

O processo para obtenção das retas contidas em um plano imagem, consiste em tomar um por um todos os pontos pertencentes a este plano e os substituir na equação supra citada. Inicialmente cria-se e zera-se um arranjo acumulador numa matriz de θ valores por " r " valores. Por exemplo, pré defini-se valores para θ , toma-se um ponto e aplica na equação para os valores de θ obtendo valores de " r ". Estes valores obtidos de " r " por θ definem uma célula do arranjo acumulador que receberá um voto. Logo, se se pré definir dez valores de θ tem-se para cada ponto do plano imagem dez valores de " r " calculados e dez votos depositados no arranjo acumulador, em seus respectivos valores. Repetindo este processo para todos os pontos do plano imagem, tem-se no final nas células do arranjo acumulador valores indicando quantos pontos são colineares, isto é, se uma célula tiver o valor oito, é porque existem oito pontos colineares cujos valores " r " e θ são conhecidos.

Duda e Hart [DUDA-72], a partir de imagem de uma caixa efetuaram os seguintes procedimentos: aplicaram um detector de bordas, binarizaram a imagem obtendo uma imagem com apenas o desenho das arestas da caixa; em seguida utilizaram o método

de transformada de Hough e encontraram as equações das arestas. Mostrando o arranjo acumulador com os diversos picos, correspondentes a cada uma das arestas.

Adrian Low [LOW-91] afirma que a combinação de pontos para detectar segmentos de retas, ou melhor, pontos colineares, convencionalmente, apresenta um grande inconveniente. É necessário determinar aproximadamente " n ao quadrado" linhas e consequentemente o processamento de " n ao cubo" comparações para cada ponto de todas as linhas. Logo o trabalho computacional torna-se muito moroso a medida que aumenta o número de pontos pertencentes à imagem.

A transformada de Hough, sendo uma técnica com grande eficiência computacional, apresenta uma nova visão para análise de imagem, quanto à detecção de padrões de formas, pois ao contrário das demais, não necessita que o modelo a ser detectado esteja completo, ou melhor dizendo, não apresente continuidade, podendo estar segmentado ou fracionado. Para a detecção de linhas retas (segmentos de retas); ao invés de utilizar-se do princípio de descoberta de pontos colineares, utiliza-se uma solução matematicamente equivalente, que consiste em encontrar segmentos de retas concorrentes. A princípio esta idéia parece absurda pois em um ponto passam infinitas retas, o que aparentemente multiplica o tempo de processamento, porém não é verdade.

A transformada de HOUGH analisa todas as possibilidades de existência de segmentos de retas que cortam cada ponto da imagem, pois ela avalia isto de maneira diferente da convencional.

Segundo [LOW-91] a transformada de HOUGH prevê que a imagem a ser analisada possua fronteiras bem definidas, isto é, necessita que os pontos sejam previamente definidos através de limites de tons de cinza ou de cores. A imagem de um determinado objeto composto de linhas retas deve apresentar níveis de contrastes definidos computacionalmente, porém não é necessário corrigir visualmente. Uma imagem binarizada, seria a ideal para a aplicação desta técnica. Para uma imagem de vários tons de cinza é necessário definir qual valor de tom é considerado fronteira, ou então aplicar qualquer técnica que possibilite delinear as fronteiras a serem pesquisadas (existem inúmeras técnicas para detecção de bordas ou fronteiras). A transformada de HOUGH é uma técnica que serve para detectar não apenas segmentos de retas, mas também curvas e segmentos de curvas, desde que as

mesmas possam ser representadas por equações paramétricas. Com isto, consegue-se detectar: retas, circunferências, elipses, parábolas, hipérboles, etc.

A figura 3.1 apresenta um exemplo de imagem após a detecção de fronteiras (bordas) e "thresholding" (apresentando apenas os pontos significativos de fronteiras).

Fig. 3.1 - imagem binarizada com alguns pontos.

3.2.1 - PRINCÍPIOS BÁSICOS DE TRANSFORMADA DE HOUGH PARA LINHA RETA

Se se tomar uma linha reta contida em um espaço e usar como referencial o plano cartesiano de eixos X e Y, tem-se que uma reta pode ser representada pela equação:

$$y = mx + c, \quad \text{eq. 3.2}$$

onde :

c = coeficiente linear da reta.

m = coeficiente angular da reta.

x = valor da projeção do ponto sobre o eixo X.

y = valor da projeção do ponto sobre o eixo Y.

Em [Low-91] a transformada de HOUGH para uma reta, consiste em transladar os pontos do plano de imagem (plano cartesiano x, y) para outro plano, o plano dos parâmetros, isto é, mudá-los do plano " x, y " para o plano " m, c ".

Quando muda-se um ponto do plano imagem para o plano de parâmetros, aquele ponto define um segmento de reta. Daí é possível extrair as seguintes propriedades:

Propriedade 1 - Um ponto no plano imagem representa uma reta no plano de parâmetros.

Propriedade 2 - Um ponto no plano de parâmetros representa uma reta no plano de imagem.
É a propriedade da reversibilidade.

Propriedade 3 - Todos os pontos colineares no plano de imagem apresentam um ponto comum de intersecção de retas no plano de parâmetros.

Tomando um exemplo prático para ilustrar melhor estas propriedades, tem-se que dada a equação de uma linha reta no plano de imagem (cartesiano x, y) é representada pelos pontos da figura 3.2 .

FIG . 3.2- reta de pontos

Os pontos da figura acima, podem ser representados pela equação no plano cartesiano e transpostos para o plano de parâmetros.

Na tabela 3.1, as coordenadas de cada um dos pontos no plano de imagem são transformadas em constantes, gerando os novos coeficientes linear e angular para a equação no plano de parâmetros, obtendo assim as novas equações neste plano.

y	x	tendo	transpondo
3	1	$3 = m \cdot 1 + c$	$c = -1 m + 3$
2	2	$2 = m \cdot 2 + c$	$c = -2 m + 2$
3	4	$3 = m \cdot 4 + c$	$c = -4 m + 3$
0	4	$0 = m \cdot 4 + c$	$c = -4 m$

TABELA 3.1

Traçando as retas no plano de parâmetros (m,c) obtem-se a figura 3.3 .

Fig. 3.3 - retas no plano de parâmetros.

Observando a figura 3.3 consegue-se perceber que três segmentos de retas se interceptam no ponto $c = 4$ e $m = -1$. As coordenadas deste ponto no plano de parâmetros $P(c,m)$ constituem os coeficientes linear e angular da equação de uma reta no plano de imagem que é :

$$y = -1 x + 4 \quad \text{eq. 3.3}$$

e como três retas se cruzam no plano de parâmetros neste ponto $P(c,m)$, conclui-se que três pontos no plano de imagem, pertencem a reta dada pela equação 3.3. Também pode-se extrair que a reta dada pelo ponto $P(4,3)$, cuja equação transposta para o plano de parâmetros é

$$c = -4 m + 3 \quad \text{eq. 3.4}$$

que intercepta outra reta, o que denota que este ponto $P(4,3)$ determina também outros segmentos de retas com outros pontos, o que era de se esperar.

Através deste método, não só é possível determinar as retas de uma imagem, por meio de sua equação, bem como executar o caminho reverso para verificar a equação, isto é, obtida a equação verificar quantos e quais pontos pertencem-na.

3.2.2 - COMO EXECUTAR ESTE MÉTODO COMPUTACIONALMENTE

[LOW-91] mostra que para realizar computacionalmente este método deve-se montar um arranjo matricial bidimensional onde as colunas determinam os valores da variável "m" e as linhas determinam os valores da variável "c". É como pegar o plano de parâmetros e o quadricular para que cada célula represente uma coordenada e uma ordenada dadas respectivamente pelos possíveis valores de "m" e "c".

Antes porém de iniciar o processamento dos dados necessita-se zerar os conteúdos de cada célula da matriz, isto é, traçar um plano de parâmetros (m,c) limpo, sem traçar qualquer coisa.

Tomando um ponto $P(x,y)$ e definindo a equação de uma reta no plano de parâmetros na forma

$$c = -x \cdot m + y \quad \text{eq. 3.5}$$

e atribuindo a "m" um valor adequado obtém-se um valor de "c". De posse desse valor procura-se a célula correspondente e soma-se 1 (um) ao antigo valor lá contido que neste caso é zero, pois o arranjo está zerado. Isto é como colocar um ponto no gráfico de parâmetros (m,c). Atribuindo todos os valores preestabelecidos para "m" obtém-se os correspondentes valores de variável "c", que da mesma forma já citada acima são um à um adicionados à matriz de acumuladores. Ao término desta operação obtém-se na matriz arranjo de acumuladores o desenho (silhueta) da reta.

Repetindo este processo para todos os pontos do plano de imagem, tem-se ao final do processo o arranjo acumulador, que se impresso mostrará os valores 1 (um) onde existir uma reta traçada, e na intersecção tem-se valores acima de 1(um), dependendo da quantidade de retas que se cruzam naquele ponto. Se duas retas se cruzarem em um mesmo ponto, a célula acumuladora conterà o valor 2 (dois), e quando três retas cruzarem-se em um mesmo ponto o valor 3(três) estará contido nesta célula, e assim por diante.

Fazendo-se computacionalmente uma análise deste arranjo acumulador, observa-se que a célula que possuir o maior valor acumulado representa uma reta no plano de imagem, com quantidade de pontos colineares dada pelo valor ali acumulado.

Para melhor ilustrar, a figura 3.4 apresenta a matriz arranjo de acumuladores expressa com seus conteúdos.

m	-3	-2	-1	0	1	2	3	4
c								
8	1	1						
7			1					
6	1	1						
5		1						
4			3					
3				2				
2				1	1			
1						1		
0				1	1		1	
-1					1			1
-2						1		
-3								
-4					1		1	

FIG. 3.4 - arranjo acumulador

Pode-se ver que para $c = 4$ e $m = -1$ existem três pontos e para $c = 3$ e $m = 0$ apenas dois pontos, ambos definem retas, sendo que o primeiro par de parâmetros define uma reta de três pontos, e o segundo uma reta de dois pontos apenas.

Logo a reta procurada é dada pela equação :

$$y = m x + c \Rightarrow y = -x + 4. \quad \text{eq 3.6}$$

A grande dificuldade em realizar um processamento usando a equação 3.5 resulta em que os valores obtidos estão num intervalo de $-\infty$ à $+\infty$, tornando o arranjo acumulador de tamanho e proporção impossíveis para o processamento computacional.

Contudo, este problema pode ser contornado, desde que se utilize outra maneira de representar a equação da reta, como por exemplo coordenadas polares. Uma reta pode ser representada por uma equação dada por duas variáveis denominadas r e θ , onde r é a menor distância algébrica entre a origem do plano cartesiano e a reta, e θ o ângulo entre o eixo x e o segmento " r ", ou coeficiente angular da reta menos 90 graus. Conforme figura 3.5.

FIG. 3.5 - representação de ponto na forma paramétrica.

reta = é uma das possíveis retas que passam através do ponto $P(x,y)$

r = menor distância da reta a origem

θ = ângulo entre a distância e o eixo x

ϕ = coeficiente angular da reta

É fácil observar que todos os pontos pertencentes a reta podem ser representados pela sua projeção no ponto Q (Figura 3.6), isto é, na sua projeção sobre a reta no local de intersecção com a normal à origem (r).

A obtenção da equação da reta usando como variável r e θ pode ser visualizada na figura 3.6.

FIG. 3.6 - projeção do ponto P

Através da figura 3.6 pode-se tirar que :

$$r = a + b$$

e logo

$$r = \frac{x}{\cos \theta} + (y - x \operatorname{tg} \theta) \operatorname{sen} \theta \quad \text{eq. 3.7}$$

$$r = \frac{x}{\cos \theta} + y \operatorname{sen} \theta - x \operatorname{tg} \theta \operatorname{sen} \theta \quad \text{eq. 3.8}$$

$$r = \frac{x}{\cos \theta} + y \operatorname{sen} \theta - \frac{x \operatorname{sen}^2 \theta}{\cos \theta} \quad \text{eq. 3.9}$$

$$r = x \left[\frac{1}{\cos \theta} - \frac{\operatorname{sen}^2 \theta}{\cos \theta} \right] + y \operatorname{sen} \theta \quad \text{eq. 3.10}$$

$$r = x \left[\frac{1 - \operatorname{sen}^2 \theta}{\cos \theta} \right] + y \operatorname{sen} \theta \quad \text{eq. 3.11}$$

$$\text{mas } \frac{1 - \operatorname{sen}^2 \theta}{\cos \theta} = \cos \theta \quad \text{logo :}$$

$r = x \cos \theta + y \operatorname{sen} \theta$

eq. 3.12

Porém [DUDA-72] lembra que esta equação não representa uma única reta.

FIG. 3.7 - retas paralelas com mesmo valor de "r"

Duas retas paralelas simétricas à origem possuem:

$\phi_1 = \phi_2$ coeficientes angulares iguais,
 $r_1 = r_2$ distâncias da reta à origem iguais.

Logo, uma única equação pode representar 2 retas, mas sempre apresentam uma defasagem entre seus ângulos θ de 180 graus. Se for restringido esse intervalo para a faixa angular de $0 \leq \theta < 180^\circ$ força-se esta equação a representar uma única reta. Tendo em vista esta restrição uma linha correspondente a um único ponto no plano de parâmetros (r, θ) , pois eliminou-se a redundância de representação.

Lembrando que na primeira proposta da transformada de Hough para obter os coeficientes das retas, transformou-se o problema de encontrar pontos colineares em encontrar intersecção de retas no plano de parâmetros. Neste caso também transforma-se o problema de encontrar pontos colineares no plano da imagem (cartesiano) em encontrar-se intersecção de curvas senoidais no plano de parâmetros (r, θ) , através da equação:

$$r = x_i \cos \theta + y_i \sin \theta. \quad \text{eq. 3.13}$$

Desta maneira obtém-se curvas que se interceptam nos pontos colineares. A figura 3.8 ilustra isto muito bem.

FIG. 3.8 a - Pontos no plano cartesiano

FIG. 3.8 b - Curvas no plano de parâmetros

FIG. 3.8 c - Cruzamentos de três curvas em A e B

FIG. 3.8 d - Cruzamentos de duas curvas em A, B, C e D

A figura 3.8a apresenta uma imagem no plano cartesiano (x,y) contando cinco pontos cujas coordenadas são:

Ponto	x	y
1	0	0
2	0	2
3	1	1
4	2	0
5	2	2

Destes obtêm-se as seguintes equações:

$$r_1 = 0 \cos \theta + 0 \sin \theta = 0 \quad \text{eq. 3.14}$$

$$r_2 = 0 \cos \theta + 2 \sin \theta = 2 \sin \theta \quad \text{eq. 3.15}$$

$$r_3 = 1 \cos \theta + 1 \sin \theta = \cos \theta + \sin \theta \quad \text{eq. 3.16}$$

$$r_4 = 2 \cos \theta + 0 \sin \theta = 2 \cos \theta \quad \text{eq. 3.17}$$

$$r_5 = 2 \cos \theta + 2 \sin \theta \quad \text{eq. 3.18}$$

Através destas cinco equações obtêm-se as curvas da figura 3.8b. Isto é o mapeamento de pontos no espaço de parâmetros (r, θ) .

Na figura 3.8c, os pontos A e B mostram a intersecção de três curvas a saber: curva 1, curva 3 e curva 5, o que denota que os pontos 1, 3 e 5 são colineares, isto é comprovado visualmente pela figura 3.8a. Também a intersecção das curvas 2, 3 e 4, analogamente denota a colinearidade entre estes três pontos.

Também pode-se ver outras intersecções entre duas curvas, pois é óbvio que pode-se definir seguramente uma reta também pela colinearidade entre dois pontos apenas. Ocorrem intersecções entre as curvas: 1 e 2, 1 e 4, 2 e 5, 4 e 5, que facilmente são identificadas na figura 3.8 d.

Esta mudança de plano de parâmetros para resolução de problemas de detecção de segmentos de linhas retas definem

quatro propriedades fundamentais anteriormente citadas por [DUDA-72].

Propriedade 1:

“ Um ponto no plano de imagem (cartesiano $-x, y$) corresponde a uma curva senoidal no plano de parâmetros $(r - \theta)$ ”.

Dada a equação:

$$r = x_i \cos \theta + y_i \sin \theta \quad \text{eq. 3.19}$$

fixando x_i e y_i tem-se r em função de θ , que gera uma curva.

Propriedade 2:

“ Um ponto no plano de parâmetros corresponde a uma linha reta no plano da imagem”. Um ponto no plano de parâmetros possui um r e um θ fixos. A partir da equação 3.1 deduz-se o valor de y .

$$y = -x \frac{\cos \theta}{\sin \theta} + \frac{r}{\sin \theta} \quad \text{eq. 3.20}$$

e consequentemente a equação da reta é dada por : $y = mx + c$, logo

$$-\cotg \theta = m \quad \text{eq. 3.21}$$

$$e \quad \frac{r}{\sin \theta} = c \quad \text{eq. 3.22}$$

e como θ é fixo tem-se :

- $\cotg \theta$ é constante, e dado que r é fixo $r/\sin \theta$ também o é, e consequentemente “ c ” também é constante.

Propriedade 3:

"Pontos contidos em uma mesma linha reta no plano da imagem correspondem a curvas que se cruzam através de um ponto comum no plano de parâmetros $(r-\theta)$ ". Na prática a figura 3.8 mostra isto ocorrendo. Teoricamente pode-se mostrar que:

$$y_i = m x_i + c \quad \text{eq. 3.23}$$

$$r = x_i \cos \theta + y_i \sin \theta \quad \text{eq. 3.24}$$

$$y_i = (-\cotg \theta) x_i + (r/\sin \theta) \quad \text{eq. 3.25}$$

a equação 3.23 define uma reta se m e c forem constantes. Então para qualquer x_i corresponde um y_i . Logo pode-se dizer que todos os valores de x_i e y_i que façam com que m e c sejam constantes são colineares.

Analisando a equação 3.25 conclui-se que um ponto no plano de parâmetros apresenta um valor para r e θ fixos e portanto $-\cotg \theta$ e $r/\sin \theta$ são constantes e definem a equação de uma reta. Então um ponto no plano de parâmetros define uma reta.

Propriedade 4:

"Pontos na mesma curva no plano de parâmetros corresponde a linhas que passam através de um mesmo ponto no plano de imagem".

A equação 3.24 para um ponto no plano imagem (x,y) define todas as retas concorrentes no ponto (x_i, y_i) (Figura 3.9).

FIG. 3.9 - retas passantes por um ponto.

Na figura 3.10 é mostrado o significado da mudança do ângulo de inclinação da reta.

FIG. 3.10 a

FIG. 3.10 b

FIG. 3.10 c

FIG. 3.10 - Retas com ângulos diferentes.

Por um único ponto $P(x_0, y_0)$ infinitas retas podem passar, e conseqüentemente se se variar o ângulo de inclinação da reta, obtém-se novos valores para r e como a equação

$$r = x_0 \cos \theta + y_0 \sin \theta \quad \text{eq. 3.26}$$

gera uma curva, então cada reta que passa por $P(x_0, y_0)$ corresponde a um ponto na curva no plano de parâmetro $(r - \theta)$. Todo ponto de uma determinada curva no plano de parâmetros (r, θ) corresponde a uma reta no plano imagem, passando para um determinado ponto.

Tendo em vista as propriedades analisadas acima e através da equação 3.25, em [GONZALES-87], pode-se dizer que o método de transformada de Hough para detectar segmentos de linha retas pode ser implementado montando um arranjo

acumulador para guardar as curvas do plano de parâmetros. O tamanho deste arranjo é dado pela precisão que deseja-se dos resultados. Este arranjo será bidimensional, sendo uma dimensão dada pelos ângulos θ e a outra dada pelos valores de r . É necessário definir de quanto varia o espaço incremental da θ , se de 20 em 20 graus tem-se dimensão de 9, se for de 10 em 10 graus a dimensão será de 18, assim por diante. A dimensão ($d\theta$) é dada por

$$d\theta = 180 / \Delta\theta$$

onde $\Delta\theta$ é o tamanho do degrau. Exemplo 10 em 10, 20 em 20, etc. A dimensão de r ($d\theta$) é dada da mesma forma, só que o intervalo explorado é dado pela equação:

$$dr = \frac{2\sqrt{2}}{\Delta r} \quad \text{Cord máx}$$

$r \text{ máx.} = \text{diagonal maior possível}$
 $r \text{ min.} = - \text{diagonal maior possível}$

A diagonal máxima é dada pelos valores máximos de x e y , isto é, Coordenada max = $y \text{ max}$ ou $x \text{ max}$, escolhendo o maior e multiplicado por $\sqrt{2}$, que gera o maior r possível.

$$r_{\text{max}} = \text{Coord}_{\text{max}} \cdot \sqrt{2} \quad \text{eq. 3.27}$$

Porém o valor de r varia de $-r \text{ máx} \leq r \leq + r \text{ máx}$; o degrau Δr pode ser escolhido de acordo com a precisão desejada.

O tempo de computação vai variar com o degrau da coordenada θ . Cada ponto do plano (cartesiano) gerará tantos pontos quantos forem os ângulos θ escolhidos para o processamento. Por exemplo, se forem usados 9 ângulos (0, 20, 40, 60, 80, 100, 120, 140, 160), então serão gerados 9 pontos no plano dos parâmetros ($r - \theta$) para cada ponto no plano imagem.

Se tivessem que ser guardados todos os pontos de todas as curvas do plano de parâmetros no arranjo, isto daria " n " curvas que se interceptariam em $n(n-1)/2$ pontos correspondendo às linhas entre todos os pares de pontos contidos no plano de imagem. Porém a discretização do plano de parâmetros em uma

grade quadriculada permite a diminuição do tempo de processamento.

Quando discretizado o plano de parâmetros, isto provoca um arredondamento dos valores das curvas permitindo que um determinado valor acumulado no arranjo de acumuladores seja referente não apenas aos pontos contidos em uma reta, mas de pontos que estejam próximos de uma reta. Para melhor esclarecer isto é importante detalhar este processo. O eixo da variável θ compreende o seguinte intervalo $[0, 180]$ graus e o eixo o da variável "r" compreende o seguinte intervalo $[-R, +R]$. Dividindo o eixo θ em $d\theta$ fatias e o eixo "r" em dr fatias, e aplicando a equação paramétrica $r = x \cos\theta + y \sin\theta$ para todos os $d\theta$ valores obtem-se a quantidade de $n \cdot d\theta$ processamentos para toda a imagem. Podemos notar que a quantidade de processamento aumenta linearmente com a qualidade de pontos.

Para obter-se as retas, basta efetuar uma análise de todas as células do arranjo acumulador e descobrir em qual delas está o maior valor, aí se encontram os parâmetros da equação da reta no plano de imagem.

Em [LOW-91] a equação paramétrica $r = x \cos\theta + y \sin\theta$ representa a projeção dos pontos contidos em uma reta L sobre sua "normal" que passa pela origem e possui ângulo de inclinação θ . Então todos os pontos próximos desta reta L darão como suas projeções, pontos próximos a intersecção da reta L com sua "normal". Em outras palavras, a equação paramétrica da reta, nos dá a projeção de cada ponto $P(x,y)$ contido em uma reta L sobre uma linha ligada à origem com uma certa distância desta e com um determinado ângulo de inclinação. Mostrando que qualquer ponto que caia próximo à alguma linha L, apresentará sua projeção sobre a "normal" praticamente coincidentes.

Considerando novamente a propriedade 4: Pontos na mesma curva no plano de parâmetros correspondem à linhas que passam através de um mesmo ponto no plano de imagem. Quando a curva corresponde ao ponto $P(x,y)$ no plano de imagem é adicionada ao acumulador, está-se realmente computando e registrando os parâmetros das $d\theta$ linhas no plano de imagem, passando através de $P(x,y)$, e por causa da variável θ ser discretizada, estas são todas as linhas no plano de imagem passando através do ponto $P(x,y)$. Todo par de parâmetros resulta do processamento de $d\theta$ linhas através de alguns outros pontos do plano de imagem, a recorrência será refletida num incremento do arranjo acumulador na célula apropriada. A grosso modo pode-

se dizer que cada ponto no plano de imagem, o método quantizado, considera somente o conjunto de todas as $d\theta$ linhas através do ponto. Considerando o mais exaustivo método estudando todas as linhas entre o dado ponto e todos os outros pontos do plano de imagem.

3.3 - Transformada de Hough para circunferências

Duda e Hart [DUDA-72] sugerem a utilização do processo acima descrito para retas, adaptado para circunferências. Pois se pode-se ter uma circunferência dada por uma equação paramétrica, então a transformada de Hough pode ser aplicada.

A equação de uma circunferência é :

$$(x - a)^2 + (y - b)^2 = c^2, \quad \text{eq. 3.28}$$

onde "a" e "b" são as coordenadas do centro da circunferência e "c" o seu raio de curvatura.

Tomando todos os pontos do plano imagem e aplicando a equação abaixo

$$(x_i - a)^2 + (y_i - b)^2 = c^2 \quad \text{eq. 3.29}$$

tem-se que cada ponto do plano imagem gerará uma circunferência no plano de parâmetros (a,b) que será armazenada no arranjo acumulador, e o cruzamento das circunferências traçadas no plano de parâmetros (a,b) define as coordenadas do centro de uma circunferência e o valor acumulado nesta célula define quantos pontos pertencem à circunferência.

Em [LOW-91] temos que para detectar circunferências utilizando Transformada de Hough, escolhendo a sua representação paramétrica definida por $(X - a)^2 + (Y - b)^2 = c^2$, a bem da verdade um ponto pertence à uma circunferência se satisfizer a igualdade dada por $(X_i - a)^2 + (Y_i - b)^2 = c^2$. Mudando do plano de imagem para o plano de parâmetros tem-se

$$(a - X_i)^2 + (b - Y_i)^2 = c^2. \quad \text{eq. 3.30}$$

A aplicação da transformada de Hough consiste em mudar a imagem do plano cartesiano para o plano de parâmetros. Isto significa que cada ponto do plano cartesiano (imagem) será convertido em circunferência no plano de parâmetros.

Dada uma imagem com cinco pontos, como a apresentada na figura 3.11.

FIG. 3.11 - Imagem com uma circunferência.

E querendo saber se existem pontos que possam compor a imagem de uma circunferência de raio $= 1/\sqrt{2}$.

Monta-se um arranjo acumulador com o plano de parâmetros, conforme figura 3.12.

FIG. 3.12 - Plano de parâmetros "a" e "b" para circunferências.

Como foi realizado no caso de detecção de retas, define-se um arranjo acumulador, onde serão armazenadas as circunferências traçadas com centro nos "pontos imagem" (plano cartesiano).

O arranjo acumulador, a princípio pode ser definido com as dimensões iguais às da imagem no plano cartesiano, com tamanho "a" x "b" onde o tamanho de "a" é igual ao tamanho de "x" e o tamanho de "b" igual ao tamanho de "y". Porém, observa-se que se existir um ponto no plano imagem (cartesiano) caindo sobre a borda (uma das quatro extremidades do plano imagem), a colocação de uma circunferência gerada com centro nele cairia parte fora do arranjo acumulador, como pode-se observar na figura 3.13.

FIG. 3.13 - Circunferências geradas com centro em pontos da imagem que ficam nas bordas.

É notório que perderia-se informações à respeito da imagem. No entanto, para solucionar esse problema, são definidas as dimensões do arranjo acumulador da seguinte forma: (Vide figura 3.14).

FIG. 3.14 - Dimensões do arranjo acumulador.

As suas dimensões estarão nas faixas:

$$- \text{raio} \leq a \leq (X_{\text{máx}} + \text{raio}) \text{ e } - \text{raio} \leq b \leq (Y_{\text{máx}} + \text{raio}).$$

Logo, as dimensões do arranjo acumulador serão dadas por :

$$\text{ARRANJO} [X_{\text{máx}} + 2 * \text{raio}] \times [Y_{\text{máx}} + 2 * \text{raio}].$$

Tomando cada um dos cinco pontos da figura 3.11, obtem-se o traçado conforme a figura 3.12, que lançados no arranjo acumulador obtém valores entre 0 (zero) e 4 (quatro). O valor quatro é exatamente onde cruzam quatro das cinco circunferências traçadas. Observa-se que o lugar onde cruzam as quatro circunferências possui coordenadas $P(3,5 ; 3,5)$, e é ponto único. Isto quer dizer que 4 (quatro) pontos no plano imagem pertencem à uma circunferência, cujo centro se encontra nas coordenadas (a, b) , que correspondem às

coordenadas $P(3,5 ; 3,5)$ e cujo raio de curvatura a é $1/\sqrt{2}$.

Neste exemplo, a imagem era composta de cinco pontos cujas coordenadas são:

$$P_1 = (3, 4)$$

$$P_2 = (4, 4)$$

$$P_3 = (5, 3,5)$$

$$P_4 = (4, 3)$$

$$P_5 = (3, 3)$$

O processamento destes pontos gerou o $P(3,5 ; 3,5)$ que é o centro da circunferência, e o raio escolhido foi de $1/\sqrt{2}$; logo, foi possível localizar uma circunferência e obter a sua equação que é dada por :

$$(X - 3,5)^2 + (Y - 3,5)^2 = (1 / \sqrt{2})^2 \quad \text{eq. 3.31}$$

$$(X - 3,5)^2 + (Y - 3,5)^2 = 0,5 \quad \text{eq. 3.32}$$

$(X - 3,5)^2 + (Y - 3,5)^2 = 0,5$	eq. 3.33
-----------------------------------	----------

Neste caso, procurava-se apenas circunferências com um determinado valor de raio $(1 / \sqrt{2})$, e para tanto utilizou-se um arranjo acumulador bidimensional, isto é, com as dimensões $(X_{\text{máx}} + 2 * \text{raio})$ por $(Y_{\text{máx}} + 2 * \text{raio})$.

Porém, quando existe uma imagem à ser analisada, e deseja-se detectar possíveis circunferências que possam ter raios de curvaturas indo de um determinado tamanho (raio mínimo) até um outro valor de raio (raio máximo). Isto obriga-se a concluir que deve-se prever um conjunto de planos de arranjos, cada um deles para um valor de raio de curvatura. Tem-se agora que trabalhar com um arranjo acumulador tridimensional, isto é, com as duas dimensões já supra citadas, mais uma referente aos possíveis raios de curvatura das circunferências, Arranjo (a, b, c) .

Tomando o exemplo dado na figura 3.11 e pesquisando se existem circunferências com raios compreendidos na

seguinte faixa : raio mínimo = 0,1 e raio máximo = 3, isto é, $0,1 \leq \text{raio} \leq 3$.

Tomando-se o ponto $P_1 (3 , 4)$ e calculando as circunferências para todos os raios possíveis na faixa supra citada, vai-se armazenar em cada plano do arranjo acumulador uma circunferência traçada com um dos valores de raio. Observando o arranjo tridimensionalmente nota-se a formação de um tronco de cone indo de raio = 0,1 até raio = 3. Então um único ponto no plano imagem gera um tronco de cone no arranjo acumulador. Ao repetir isto para os demais pontos, obtém-se a formação de cinco cones (troncos de cones) no arranjo acumulador. Tem-se também o cruzamento (interceptação) de quatro cones em um único ponto, que corresponde aos valores: $a = 3,5$ $b = 3,5$ $c = 1 / \sqrt{2}$, que são respectivamente às coordenadas do centro da circunferência e de seu raio; determinando os parâmetros já vistos anteriormente.

Este método, permite detectar circunferências no plano de imagem, mesmo que esta seja descontínua ou incompleta, como mostra a figura 3.15 .

FIG. 3.15 - circunferências fracionada e incompleta

Para esta situação geral, as dimensões do arranjo acumulador estão compreendidas entre :

$$- r_{\text{máx}} \leq a \leq (X_{\text{máx}} + r_{\text{máx}})$$

$$- r_{\text{máx}} \leq b \leq (Y_{\text{máx}} + r_{\text{máx}})$$

$$r_{\text{mín}} \leq c \leq r_{\text{máx}} \implies \text{arranjo acumulador } (a, b, c)$$

No exemplo inicial particularizado para o valor de raio = $1 / \sqrt{2}$ o arranjo acumulador tinha suas dimensões acrescidas de duas vezes o raio. Com esta nova óptica tem-se suas dimensões acrescidas de duas vezes o raio máximo e a dimensão correspondente ao raio variando de raio mínimo até raio máximo . O que propicia ter o arranjo acumulador com tamanho de dimensões de:

$$\text{ARRANJO}(X_{\text{máx}} + 2 * r_{\text{máx}}) \times (Y_{\text{máx}} + 2 * r_{\text{máx}}) \times (r_{\text{máx}} - r_{\text{mín}} + 1)$$

Para desenvolver um algoritmo que trace as circunferências no arranjo acumulador pode-se utilizar vários métodos. Um dos métodos consiste em utilizar a equação da circunferência diretamente; outro é utilizando o algoritmo de "Bresenhan". Em qualquer dos métodos o traçado da circunferência é realizado ou para um quadrante apenas ou para um octante apenas, e em seguida basta rebater ou transladar estes pontos calculados para os demais quadrantes ou octetos por simetria.

O algoritmo de Bresenhan é descrito em [LOW-91] como um método que consiste em calcular o deslocamento ponto a ponto para traçar a circunferência admitindo que do ponto anterior para o posterior (seu sucessor) deslocamos um "dx" ou um "dy" ou ambos. E sempre para o primeiro quadrante esse $dy = +1$ ou $dy = 0$ e $dx = -1$ ou $dx = 0$.

Kimme, Ballard e Sklansky [KIMME-75] propõem a implementação de outro método utilizando Hough para detecção de circunferências da seguinte maneira: dado um conjunto de pontos em que se queira detectar uma circunferência, usando a indicação de Duda em [DUDA-62] computa-se para cada ponto da imagem digitalizada as operações $r \cos \theta$, $r \sin \theta$, para um dado r fixado, enquanto θ é incrementado de um valor $\Delta\theta$. Onde $\Delta\theta$ é função de r . Para todo o processamento, isto é, para todos os valores de raio adotados, o produto $r * \Delta\theta$ é sempre constante, pois isto permite que todo comprimento de arco entre dois pontos traçados no arranjo acumulador sejam iguais. Então o processamento de cada circunferência exige um número de operações igual a $2\pi / \Delta\theta$. Como o tempo de processamento era significativo, e para minimizá-lo [KIMME-75] usou gradientes de direção para selecionar a porção de circunferência a ser traçada no arranjo acumulador. O processo consistiu em tomar um conjunto de pontos e avaliar a direção central deles, isto é, a direção do possível centro e traçar somente arcos de circunferências com seus limites voltados apenas para a posição central dos pontos da imagem. Consequentemente, ao invés de traçar uma circunferência total, traça-se os arcos com tamanhos pequenos, o que diminui o tempo de processamento e produz menos votos acumulados no arranjo acumulador. Após este procedimento, faz-se um "threshold" no arranjo acumulador e obtém-se os possíveis centros da circunferência.

3.4 - Detecção de elipses por transformada de Hough modificada.

3.4.1 - Método para detecção de elipses.

Tsuji e Matsumoto [TSUJI - 78], desenvolveram um método para detecção de elipses, porém as mesmas necessitam serem completas, isto é, não podem ser arcos de elipses.

A dificuldade em implementar a transformada de Hough diretamente para detecção de elipses, propiciou a criação do método descrito a seguir. A transformada de Hough necessita de um arranjo pentadimensional para detectar uma elipse, pois esta

possui cinco variáveis sendo: coordenadas do centro da elipse, tamanho dos raios (raio maior e raio menor) e a inclinação da elipse no plano imagem. No entanto [TSUJI-78] desenvolveram um método para detecção de elipses composto de três etapas, descritas a seguir.

a)Apagando linhas retas longas em uma imagem de borda (contorno).

Em uma imagem de contorno de objetos, sendo eliminados os demais pontos através de "thresholding", os elementos de contorno são caracterizados pelas suas localizações (x, y) e quantizado na direção θ com um campo de abrangência de 0° à 180° . Em seguida os pontos de borda são arranjados em um conjunto $e\{\theta\}$ de lista de borda, a lista de borda contém todos os pontos de uma direção θ . Agora detecta-se as linhas retas, contidas na lista de borda, que não pertencem à elipses. Efetua-se um "thresholding" para eliminar da lista todos os pontos de borda que não pertencem a uma elipse, já que pertencem a uma reta longa. A seguir inicia-se a procura de elipses na imagem binarizada.

b) Detecção de centro de elipses.

Considerando-se duas paralelas tangentes nos pontos P e Q numa elipse, conforme figura 3.16, uma simples propriedade diz que : P e Q são dois pontos equidistantes do centro da elipse, isto é, o centro de uma elipse é o ponto médio entre os pontos P e Q . É proveitoso procurar as localizações de elipses no plano imagem utilizando um arranjo acumulador bidimensional $\{a_{x,y}\}$; o arranjo é indexado por dois parâmetros (x, y) especificando a localização de uma elipse. Para cada par de pontos de borda (x_1, y_1) e (x_2, y_2) na lista de pontos de borda $e\{\theta\}$, uma célula do arranjo acumulador na posição $((x_1 + x_2) / 2, (y_1 + y_2) / 2)$ é incrementada de uma unidade. Depois de todos os pares de pontos da lista de "pontos de borda" serem processados dessa maneira, o arranjo acumulador é localmente averiguado, usando a vizinhança de 3×3 . Dessa maneira, o arranjo acumulador correspondente ao centro de uma elipse completa possui uma contagem aproximadamente proporcional ao comprimento da circunferência.

FIG. 3.16 - $OP = OQ$ se duas tangentes são paralelas

Agora procura-se pela célula do arranjo acumulador que possua o mais alto valor; os seus índices especificam as coordenadas do centro de uma elipse, de elipses concêntricas. Então todos os pontos que contribuíram para incrementar esta célula do arranjo acumulador são pontos que determinam uma elipse. A eliminação das retas longas, da imagem a ser explorada para a detecção de elipses, se dá para evitar que gerem grande quantidade de pontos paralelos, confundindo a análise da imagem.

Obs. Este método só pode ser aplicado depois de eliminado as retas.

c) Testando candidatos a elipses e avaliando parâmetros.

Denominando de **C** o conjunto de pontos selecionados como candidatos a ser uma elipse. O centro encontrado e acima mencionado procede de uma simples coleta de pontos de fronteira de modo que eles sejam uma curva simétrica ou segmentos lineares, consequentemente um membro em **C** não corresponde sempre a uma elipse. É provável que a aplicação do método dos mínimos quadrados para ajustar uma elipse em **C** gere um resultado insatisfatório, especialmente quando há elipses concêntricas. Desta maneira, consegue-se selecionar os pontos pertencentes a fronteira, que são candidatos a pertencerem a uma elipse, utilizando uma das propriedades geométricas da elipse.

Propriedade:

Tomando-se dois pontos P e Q em uma elipse de modo que os segmentos de retas OP e OQ formem um ângulo de 90° , onde O é o centro da elipse, tem-se :

FIG. 3.17 - $1/OP^2 + 1/OQ^2 = 1/R^2 = \text{cte.}$
para uma elipse se $\angle POQ = 90^\circ$

$$\frac{1}{OP^2} + \frac{1}{OQ^2} = \frac{1}{R^2} \quad \text{eq. 3.34}$$

$1/R^2 = \text{constante}$ para uma determinada elipse.

Com um arranjo acumulador unidimensional executam-se os testes nos candidatos. Assumindo que o centro O é o calculado pelo algoritmo da etapa anterior. Se dois pontos pertencentes ao conjunto C satisfizerem a disposição angular de 90° , através da equação acima obtém-se o valor de R que lança voto no arranjo acumulador, na célula correspondente. Após processar todos os membros do conjunto C desta mesma forma, dois a dois os pontos que obedeçam a propriedade citada, obtém-se um histograma de R que indica com seus picos a presença de elipses, e se são concêntricas ou não. Também indica se não existe elipse, caso surjam picos bem pequenos espalhados.'

3.4.2 - Método para detecção de elipses concêntricas.

Muammar e Nixon em [MUAMMAR-91] apresentam uma forma de extrair elipses múltiplas de uma imagem, no caso, elipses concêntricas. A dificuldade em realizar convencionalmente o reconhecimento de elipses em uma imagem, se deve ao fato que o espaço de memória requerido para tal é muito grande, pois demanda a utilização de uma matriz de arranjo acumulador pentadimensional. A forma de contornar este problema foi dividir a solução em três estágios que constitui como segue.

a) Detectando o centro da elipse

O primeiro estágio em grande parte é baseado na transformada de Hough no esquema de detecção de elipse, que é encontrar o centro da elipse. Encontrar o centro da elipse constitui o mais importante passo, para a obtenção dos outros três parâmetros. Se a extração da fronteira da elipse for obtida com grande êxito, a obtenção do centro também o será. Uma das premissas para detecção de elipse utilizada por [TSUJI-78] considera que se exista dois pontos pertencentes à uma fronteira, cujas tangentes são praticamente iguais, então o ponto médio entre os dois define o centro da elipse. Um histograma bidimensional foi utilizado para acumular a localização dos pontos médios, então os picos no histograma definem os possíveis centros de elipses. Contudo, para elipses incompletas, isto é, parcialmente fechadas, o método apresentou falhas, pois não haviam muitos pontos simétricos. Devido a habilidade de detectar objetos oclusos, o método de Yuen [YUEN-89], foi escolhido por [MUAMMAR-91] para a busca do centro de elipses. Este procedimento se baseia em uma simples propriedade geométrica da elipse e é descrito a seguir.

FIG. 3.18 - Elipse mostrando intersecção de tangentes em T e ponto médio em M.

Considerando que dois pontos pertencentes a uma fronteira de uma elipse conforme figura 3.18, se os dois pontos $P_1 (x_1, y_1)$ e $P_2 (x_2, y_2)$ possuem tangentes que se interceptam, então a linha que passa pelo ponto $T(t_x, t_y)$, da interceptação e pelo ponto médio $M(m_x, m_y)$ entre P_1 e P_2 , também passa pelo centro da elipse. A equação da linha que passa pelos pontos T e M pode ser expressa por:

$$y = c x + d \quad \text{eq. 3.35}$$

onde y e x são as coordenadas dos pontos contidos nesta linha. Os coeficientes angular e linear desta linha são dados por:

$$c = \frac{t_y - m_y}{t_x - m_x} \quad \text{e} \quad d = m_y - c m_x \quad \text{eq. 3.36}$$

As coordenadas de T são dadas por:

$$t_x = \frac{y_1 - y_2 - g_1 x_1 + g_2 x_2}{g_2 - g_1} \quad \text{eq. 3.37}$$

$$t_y = \frac{y_1 g_2 - y_2 g_1 + g_2 g_1 (x_2 - x_1)}{g_2 - g_1} \quad \text{eq. 3.38}$$

para o ponto M as coordenadas são dadas por:

$$m_x = \frac{x_1 + x_2}{2} \quad m_y = \frac{y_1 + y_2}{2} \quad \text{eq. 3.39}$$

Os valores g_1 e g_2 são os coeficientes angulares das tangentes dos pontos P1 e P2 respectivamente. Todas as linhas concebidas por todos os pares de pontos pertinentes a uma mesma elipse se interceptarão num ponto, O (x_0 , y_0), que é o centro da elipse. Na prática, cada um dos pares de pontos lançam seus votos num arranjo acumulador bidimensional, denominado arranjo de centro. Células neste arranjo que são interceptadas pela linha TM são incrementadas. No arranjo acumulador os locais de picos, são evidências da possível existência de elipse e seus prováveis centros na imagem. Votos advindo de pares de pontos de ruídos aleatórios ou outras formas não elípticas na imagem, muitas vezes, produzirão aumento na acumulação de fundo no arranjo de centro. Em determinadas situações, a acumulação propiciada por pares de pontos em diferentes elipses ou figuras, podem propiciar um pico falso no arranjo acumulador. Esses picos podem dificultar a interpretação do espaço de parâmetros falseando informações significativas de picos relativos aos centros de pequenas elipses oclusas.

O tamanho máximo esperado da elipse sendo definido, a probabilidade de surgirem picos falsos fica bem reduzida, pois defini-se assim o espaço para o processo de votação. Pares de pontos cuja separação excede esse limite são assumidos improváveis para posição no contorno da mesma elipse. Analogamente, pode-se evitar pares de pontos que fiquem muito próximos um do outro, assim como erros na direção do gradiente de borda geram provavelmente votos inválidos. Consequentemente, necessita-se incluir no processo de votação apenas pares de pontos que satisfizerem o seguinte critério:

$$d_{\min}^2 < (x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2 < d_{\max}^2 \quad \text{eq. 3.40}$$

onde $d_{\max}$ é duas vezes o raio máximo e $d_{\min}$ é igual ao raio mínimo. A escolha cuidadosa de $d_{\max}$ e $d_{\min}$ prevê o grau de

controle sobre um tamanho particular de elipse a ser detectada. Geralmente os valores de $d_{\min}$ e $d_{\max}$ são ajustados para valores que resultam no melhor processamento desejado.

Processando pares de pontos e gerando uma linha reta definida por TM, de comprimento L, cujo traçado passa através do centro da elipse. Essa reta deve começar seu traçado em M, e indo na direção do esperado centro da elipse. Na medida em que são gerados os votos suficientes para permitir estimar corretamente o centro da elipse, o comprimento L está localizado na região do maior raio esperado para elipse.

Contudo, a transformada de Hough é um procedimento incremental evidentemente de ajuntamento, portanto a extração de formas (modelos) é possível ser obtida, se apenas parte dos dados são processados.

b) Determinando a orientação da possível elipse.

O segundo estágio consiste em determinar a orientação da elipse. Após obter a localização do centro estimado da elipse, o processo de determinação da orientação desta pode ser conduzida finalmente. Se uma forma é conhecida ter um eixo de simetria com inclinação θ_0 , então as inclinações angulares em radiano de seus K eixos de simetria são dados por:

$$\theta_i = \theta_0 + (i - 1) \pi / k \quad i = 1, 2, \dots, k \quad \text{eq. 3.41}$$

Uma elipse contém dois eixos de simetria, θ_1 e θ_2 , cujas inclinações angulares são dadas por:

$$\theta_1 = \theta_0 \quad \text{e} \quad \theta_2 = \theta_0 + \pi / 2 \quad \text{eq. 3.42}$$

A maneira de se estimar a orientação da elipse envolve a identificação do conjunto de pontos médios M, e pontos T (cruzamento de pontos tangentes), que cai em qualquer um dos eixos de simetria da elipse. Sendo que o ponto de intersecção dos eixos de simetria da elipse ocorre no seu centro estimado. Dado um par de pontos P1 e P2; se as distâncias OP_1 , entre o centro e o ponto P₁, e OP_2 , entre o centro da elipse e o ponto P₂, forem iguais, então os pontos M e T são situados em qualquer um dos eixos de simetria da elipse. Pontos de simetria localizados nos eixos de simetria são então rotacionado de $\pi / 2$ em relação ao

estimado centro da elipse, assim que eles caem no primeiro quadrante de um quadro de coordenadas em que a origem fica no centro.

Os ângulos dados pelos segmentos de retas OM e OT incrementam um arranjo histograma unidimensional de orientações da elipse. O formato do histograma define a inclinação angular do maior ou do menor eixo (θ_1 ou θ_2) da elipse. Se é o maior ou o menor eixo, não importa nesta etapa, pois isto é resolvido na terceira etapa. O algoritmo para esse procedimento é apresentado a seguir.

```
DO i = 1, M ! ponto Pi
  DO j = i + 1, M ! ponto Pj
```

```
    d1 = OPi
    d2 = OPj
```

```
    IF (( d1 . EQ . d2 ) . AND . ( Pi . NE . Pj )) THEN
```

```
        { calcular M e T }
```

```
        { Rotacionar M e T em relação ao centro O por um
fator  $\pi / 2$  por esta razão eles caem no primeiro quadrante de um
quadro de coordenadas centrado por O }
```

```
        theta1 = arctan ( ( my - yo ) / ( mx - xo ) )
        theta2 = arctan ( ( ty - yo ) / ( tx - xo ) )
```

```
        acc ( theta1 ) = acc ( theta1 ) + 1
        acc ( theta2 ) = acc ( theta2 ) + 1
```

```
    ENDIF
```

```
  ENDDO
```

```
ENDDO
```

```
{ A localização com o maior valor de votos no arranjo acumulador
'acc' é obtida }
```

c) Estimando os raios maior e menor da elipse.

O terceiro estágio consiste em estimar os raios, maior e menor da elipse. Tendo extraído o valor de θ , do máximo valor do histograma de ângulos do estágio anterior, a estimativa dos raios maior e menor da elipse pode ser calculada. Pares de pontos P1 e P2 são rotacionados para $P'_1 (x'_1, y'_1)$ e $P'_2 (x'_2, y'_2)$, de ângulo θ em relação ao centro estimado da elipse conforme:

$$x' = (x - x_0) \cos \theta - (y - y_0) \sin \theta + x_0 \quad \text{eq. 3.43}$$

$$y' = (x - x_0) \sin \theta + (y - y_0) \cos \theta + y_0 \quad \text{eq. 3.44}$$

Estas equações são aplicadas nos pares de pontos da fronteira original da elipse, com o centro estimado $O (x_0, y_0)$ onde tendo:

$$\frac{(x'_1 - x_0)^2}{a^2} + \frac{(y'_1 - y_0)^2}{b^2} = 1 \quad \text{eq. 3.45}$$

$$\frac{(x'_2 - x_0)^2}{a^2} + \frac{(y'_2 - y_0)^2}{b^2} = 1 \quad \text{eq. 3.46}$$

Substituindo uma das equações na outra pode-se obter os valores de **a** e **b** como segue.

$$a = \frac{((x'_1 - x_0)^2 (y'_2 - y_0)^2 - (x'_2 - x_0)^2 (y'_1 - y_0)^2)^{1/2}}{((y'_2 - y_0)^2 - (y'_1 - y_0)^2)^{1/2}} \quad \text{eq. 3.47}$$

$$b = \frac{((x'_2 - x_0)^2 (y'_1 - y_0)^2 - (x'_1 - x_0)^2 (y'_2 - y_0)^2)^{1/2}}{((x'_2 - x_0)^2 - (x'_1 - x_0)^2)^{1/2}} \quad \text{eq. 3.48}$$

O valor de **a** e **b** determinam o maior e menor raios da elipses. Excluindo todos os pontos pertencentes a esta elipse, e aplicando o procedimento novamente, torna-se possível obter elipses concêntricas.

[MUAMMAR-91] aplicou este método em uma imagem com objetos anelares, porém elípticos, e obteve ótimos resultados.

3.5 - TRANSFORMADA DE HOUGH PARA FIGURAS IRREGULARES

Merlin e Farber [MERLIN-75] propõem um método em que, dada uma figura composta por um conjunto de pontos $\{ (x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots \}$ procurar-se o melhor ajuste de uma curva para os pontos. Por exemplo, dada uma figura curva "E" fechada qualquer (figura 3.19), onde é marcado um ponto "A". Agora o problema é procurar o melhor ponto "A'" no plano X-Y cartesiano que quando traçada a curva "E" no plano e os pontos "A" e "A'" coincidirem (figura 3.20), faz com que a maior parte dos pontos se igualem à curva "E".

FIG. 3.19 - Curva E com o ponto A marcado

FIG. 3.20 - Diferentes traçados de E que se ajustam no ponto $P(X_i, Y_i)$.

O algoritmo proposto para este método é o seguinte:

Passo 1 : Marcar um ponto referência chamado "A" em uma dada curva.

Passo 2 : Rotacionar a dada curva em 180° .

Passo 3 : Traçar a curva rotacionada, com "A" sobre cada ponto da imagem.

Passo 4 : Procurar um ponto onde o número máximo de curvas traçadas no passo 3, se interceptam.

Passo 5 : O melhor ajuste da dada curva está no traçado com A no ponto construído no passo 4.

Mas o tempo de computação solicitado pelo Passo 3 é muito extenso. Porém, como sempre é traçada a mesma curva no Passo 3 em lugares diferentes, este algoritmo é qualificado para ser utilizado em computação paralela. A implementação foi realizada pelos autores, portanto utilizando programação em computação paralela.

Este método é útil para detectar objetos com formas irregulares, em uma dada imagem. Um exemplo é procurar em uma imagem aérea um aeroporto militar, pois sabendo seu formato e escala é só utilizar este método. Mas, ele necessita de computação paralela que ainda não é convencional.

3.6 - OUTRAS APLICAÇÕES DA TRANSFORMADA DE HOUGH

3.6.1 - APLICAÇÃO DA TRANSFORMADA DE HOUGH COM HARDWARE

Stockman e Agrawala [STOCKMAN-77] propõem a implementação de um hardware que implemente a transformada de Hough usada no método proposto por [DUDA-72]. Só que, ao invés da implementação por software, eles propõem utilizar a implementação através de um hardware com células fotoelétricas para substituir o arranjo acumulador.

Timmermann e Hahn em [TIMMERMANN-89] propuseram também um sistema de aplicação de Transformada de Hough com auxílio de hardware. O sistema proposto apresenta o método da corda (cordic) utilizando transformada de Hough. A implantação do algoritmo da corda requer a utilização de um hardware dedicado, para poder obter com sucesso o processamento de imagem em tempo real. Este algoritmo requer cálculos trigonométricos e funções transcendentais, utilizando uma integração monolítica. Para tanto foi desenvolvido um circuito integrado com velocidade de 10 Mhz em tecnologia CMOS, correspondendo atualmente a 20-80 MFLOPs.[TIMMERMANN-89] mostram com este método que é possível muitas vezes utilizar a transformada de Hough interpretada como rotação de vetores ou cálculos normais.

3.6.2 - ANÁLISE DE CURVAS ATRAVÉS DA TRANSFORMADA DE HOUGH

A aplicação da transformada de Hough em computação paralela também é realizada por Shapiro em [SHAPIRO-78a], onde é enfatizado que uma das chaves característica da transformada de Hough é seu poder de aplicação em processamento paralelo de imagens digitalizadas. Em [SHAPIRO-78a] a seguinte implementação é proposta: o plano imagem pode ser dividido em pequenas áreas e cada área pode ser processada paralela e individualmente. Eles supõem por exemplo, que curvas da forma $Y = a x^2 + b x$ são procuradas e que cada vetor característico contém a informação, $Z = (x, y, y')$.

Deixando as regiões elementares do plano imagem ser indexadas em $i = 1, 2, 3, \dots$ sendo que (x_i, y_i) represente a localização da i -ésima região. Cada região opera suficientes pontos para produzir um z adequadamente estimado.

Quando a imagem está presente no arranjo, uma saída é dada para a i -ésima região se, e somente se, uma inclinação significativa existe no interior da região, que para qualquer caso a saída é

$$\hat{Z} = (\hat{X}_i, \hat{Y}_i, \hat{Y}'_i)$$

A transformada da região é então de :

$$\hat{a} = \hat{Y}'_i \hat{X}_i^{-1} - \hat{Y}_i \hat{X}_i^{-2} \quad \text{eq. 3.49}$$

$$\hat{b} = 2 \hat{Y}_i \hat{X}_i^{-1} - \hat{Y}'_i \quad \text{eq. 3.50}$$

O método baseia no seguinte:

- 1 - O total de número de pontos.
- 2 - O tamanho dos grupos associados com a procura das curvas.
- 3 - A distribuição espacial do grupo no espaço de parâmetros.
- 4 - A distribuição espacial dos pontos no espaço de parâmetros quando a transformada é aplicada incorretamente.

Esta é mais uma técnica utilizando computação paralela.

Shapiro em [SHAPIRO-78b] estuda como utilizar potencialmente a transformada de Hough para formação de curvas em imagens com dados controlados por equações diferenciais básicas. Ele concluiu que esta técnica pode ser utilizada para processamento de imagens em presença de espaço de parâmetros com mudanças de coordenadas, surtindo uma melhora de desempenho. E em [SHAPIRO-78c] o método para detecção de curvas é aplicado para curvas tendo um fundo de imagem texturizado, obtendo o máximo espalhamento da transformada de pontos texturizados enquanto preserva as propriedades de agrupamentos para a curva procurada.

Shapiro e Iannino em [SHAPIRO-79] apresentam técnicas gráficas para estimar o desempenho da transformada de Hough para detectar linhas em imagens digitais ruidosas. Os métodos apresentados tornam claras as influências do ruído próprio na quantização dos erros de um conjunto de pontos colineares. Eles apresentam também teoremas que controlam o tamanho do arranjo acumulador.

A transformada de Hough também pode ser utilizada para compressão de dados de imagens, e Shapiro em [SHAPIRO-80] apresenta a codificação de linhas curvas e formas de ondas, como sendo um conjunto básico de curvas concatenadas. Então uma dada curva ou forma de onda pode dessa forma ser representada por um conjunto de pequenas curvas, pertencentes a um grupo padrão, concatenadas. Por exemplo:

função	índice	
$y = a x + b$	$i=1$	eq. 3.51
$y = a x^2 + b x$	$i=2$	eq. 3.52
$y = a e^{-b x}$	$i = 3$	eq. 3.53

Usando esta representação é possível comprimir ou codificar dados da imagem para o uso eficiente do armazenamento em memória ou para melhorar a capacidade de um canal para transmissão de dados.

3.6.3 - TRANSFORMADA DE HOUGH EM INSTRUMENTAÇÃO

A transformada de Hough é utilizada por Dyer em [DYER-83] para análise automática de escala exata de instrumento de medição que usa agulha , usando uma técnica de transformada de Hough de dois estágios. O sistema de [DYER-83] mede e verifica a exatidão relativa com a qual um instrumento responde a um conjunto específico de sinais analógicos de entrada. Este método não requer que a posição, orientação ou tamanho do instrumento sejam conhecidos a priori e o algoritmo é muito susceptível para implementação de hardware de alta velocidade.

3.6.4 -TRANSFORMADA DE HOUGH EM ISOMORFISMO

A transformada de Hough tem gerado as mais diferentes aplicações como por exemplo a apresentada por Kasif, Kitchen e Rosenfeld em [KASIF-83]. Neste trabalho a transformada de hough generalizada , que é aplicada a figuras geométricas iguais, é utilizada como uma nova técnica por solução aproximada de problemas de isomorfismo subgráfico. As vantagens desta nova técnica é que ela pode também ser utilizada para achar isomorfismo parcial e ser imediatamente implementada em processamento paralelo, em uma rede de simples processadores.

3.6.5 -TRANSFORMADA DE HOUGH APLICADA EM ALVOS EM MOVIMENTO

Uma interessante aplicação da transformada de Hough é proposta por Cowart, Snyder e Ruedger em [COWART-83], onde tendo a imagem de um indeterminado alvo em movimento. Na aplicação aparecem distúrbios resultados de variações e vibrações em um componente sensor óptico. A variação de tempo na prática pode impedir seriamente a detecção de pequenos alvos movimentando-se contra um fundo. Estes alvos produzem padrões bem definidos de movimentos como trilhas, enquanto que os distúrbios são mais aleatórios. A diferenciação quadro a quadro pode ser usada para rejeitar e realçar a detecção de alvos em movimento. Pode-se utilizar as diferenças dos quadros combinando-os recursivamente para formar trilhas. A trilha de um alvo de velocidade constante apresenta-se como um segmento de linha que pode ser detectado utilizando a transformada de Hough. E finalmente, a posição corrente de um alvo pode ser determinada usando uma técnica baseada no filtro comparativo. Para demonstração do desempenho desta técnica um exemplo foi apresentado com seis alvos cujos resultados se apresentam na tabela abaixo.

alvos	velocidade pontos imagem/quadro	grandeza relativa
1	1,0	1,0
2	0,5	1,0
3	1,0	1,0
4	1,0	0,707
5	2,0	1,0
6	1,0	1,0

Tabela 3.2

3.6.6 - DETECÇÃO DE CARACTERES COM TRANSFORMADA DE HOUGH

Quando se trabalha com detecção de caracteres, pode-se utilizar a transformada de Hough como ferramenta fundamental. Isto foi realizado por Kushnir, Abe e Matsumoto em [KUSHNIR-83], onde eles desenvolvem um método para reconhecer, por computador, caracteres hebraicos impressos. O processo envolve a execução em dois estágios. O primeiro estágio consiste em uma classificação grosseira. O segundo estágio de classificação, por sua vez, foi dividido em duas partes: em uma parte a decisão é baseada em formas iguais no espaço transformado e na outra parte uma classificação estrutural é aplicada. O método foi testado em um conjunto de 80 letras de alfabeto impressas e simuladas, obtendo uma taxa de reconhecimento de 99,6%.

3.6.7 - ANÁLISE DE RUÍDOS E PERTURBAÇÕES NA IMAGEM APLICANDO TRANSFORMADA DE HOUGH

O surgimento de ruídos inerentes ao processamento utilizando a transformada de Hough é um fator de preocupação para muitos estudiosos do assunto. Um procedimento é apresentado por Brow em [BROW-83], que consiste em usar votos complementares (negativos) para cancelar falsos picos positivos de votos no espaço de parâmetros, desta maneira aguçando picos e reduzindo as perturbações. A transformada complementar de Hough produz votos negativos no arranjo acumulador tão bem quanto os votos positivos. É usual os votos positivos acumular formando um pico. Através da adição, os votos negativos cancelam os falsos picos, reduzindo o fundo.

Também para Maitre em [MAITRE-86] a transformada de Hough aplicada no reconhecimento de padrões, em imagens sem ruídos, produz efeitos ótimos, porém quando a imagem é ruidosa, o processamento torna-se difícil. Então [MAITRE-86] discute a aplicação da transformada de Hough sob dois aspectos:

- a) O “muitos-para-um”, onde vários pontos contribuem para o incremento de uma célula do arranjo acumulador.
- b) O “um-para-muitos”, onde um ponto contribui com várias células no arranjo acumulador.

3.6.8 - TRANSFORMADA DE HOUGH ÓPTICA

A transformada de Hough pela sua larga utilização tem suscitado discussões que Eichmann e Dong colocam muito bem em [EICHMANN-83]. A transformada de Hough é apontada como equivalente a transformada direta de RADON (FRT) de imagens binárias, sendo que a FRT já é bem conhecida a mais de meio século. [EICHMANN-83] afirma que, de fato a versão generalizada da transformada de Hough que detecta silhuetas de figuras semelhantes a retângulos, circunferências ou parábolas pode-se aparentar como sendo equivalente a versão generalizada da FRT. Neste caso a FRT generalizada traça uma função de figura bidimensional dentro de um espaço multidimensional. A teoria da transformada de RADON não tem apenas aplicações no reconhecimento de padrões, mas também em medicina nuclear, imagem por ressonância magnética, teoria de espalhamento, e plasma diagnóstico. Os autores discutem uma implementação da FRT óptica.

Steier e Shori em [STEIER-86], apresentam uma técnica de transformada óptica de Hough para sistema de vídeo. Eles discutem os casos ópticos coerentes e incoerentes, e apresentam um sistema incoerente em particular que combina realce de borda com a transformada de Hough. [STEIER-86] usa a transformada óptica de Hough para a localização de pontes e estradas, e afirma que esta técnica pode ser aplicada na área de automação industrial de manufatura.

Casasent e Chien em [CASASENT-88] demonstram uma técnica híbrida eficiente óptica/digital para gerar um código "string" (cadeia ou encadeamento) característico no espaço da silhueta ou contorno de um objeto descrito. O código "string" produz uma descrição simbólica do ângulo e comprimento dos arcos que compõem o objeto. Ele é invariavelmente distorcido no plano e admite análises características global e local.

3.6.9 - TRANSFORMADA DE HOUGH PARA OBJETOS TRIDIMENSIONAIS

A transformada de Hough tridimensional (3-D) é usada para localização no espaço tridimensional de objetos definidos em termos da organização espacial de suas formas. Em 1984 Henderson e Fai [HENDERSON-84] aplicam a transformada de Hough para a detecção de objetos tridimensionais. O uso da transformada de Hough apresentado por eles consiste de dois passos:

- a) Define o modelo de figura de Hough.
- b) Aplica-se o modelo a um conjunto de figuras detectáveis.

O modelo de figura é definido em termos de um conjunto S de pontos que o constitui. Então é feita uma seleção de um

apropriado ponto de referência, usado para definir a relação espacial entre os pontos contidos em S. Em seguida, assumindo que a silhueta dos pontos usados para formar o modelo tenha suportado um movimento de rotação e translação; e que alguns dos pontos estão no formato de "pontos do conjunto" detectado, a figura da transformada de Hough é usada pela organização espacial do "modelo de pontos" detectado para reconstruir a localização da transformada referente ao ponto. Se a referência original é escolhida corretamente, então a transformada pode ser determinada.

Silberberg, Davis e Harwood em [SILBERBERG-84] desenvolveram algoritmos para detecção de objetos tridimensionais utilizando transformada de Hough. Este método é caracterizado por ser um procedimento iterativo para o reconhecimento de imagens. Nele segmentos de linhas retas em uma imagem podem ser igualados a procura de parâmetros de uma transformação visual de um modelo tridimensional constituídos de segmentos de linhas. Assumindo que a escala do objeto é conhecida, há três parâmetros orientação e duas translações para serem estimados. Inicialmente um subconjunto regular de parâmetros e transformações é calculado para facilitar um ajuste fino, então o procedimento é repetido sucessivamente subdividindo o melhor espaço de parâmetros próximo ao corrente.

Silberberg, Harwood e Davis em [SILBERBERG-86] desenvolvem um algoritmo de dois estágios que reconhece um ou mais objetos tridimensionais em uma imagem que contém a projeção em perspectiva desses objetos. No primeiro estágio, o esquema de reconhecimento resolve por estimativa da livre rotação e

translação de parâmetros inicialmente por semelhança as bordas individuais, e então restringi essas semelhanças apenas para semelhança de vértices. Uma transformada generalizada de Hough é usada para registrar as semelhanças computadas. No segundo estágio modelos e característica de imagens são determinados usando as estimativas do primeiro estágio, e um algoritmo para quadrados mínimos linear é aplicado para computar uma melhor estimativa. Os efeitos de erros na extração do dado da imagem e na computação de parâmetros são considerados. Os autores sugerem aplicações em conjuntos complexos de objetos.

Um aspecto importante sobre detecção de imagens tridimensionais é apresentado por Wahl e Biland em [WAHL-86]. Eles apresentam um método para reconhecer objetos poliedrais tridimensionais com base em uma simples imagem bidimensional. O reconhecimento é realizado pela transformação da imagem captada no espaço de Hough e subsequente interpretação no seu domínio. A nova técnica é capaz de separar as mais complexas cenas em seus componentes, e a decomposição desses dentro das primitivas de objetos, com excelente desempenho tanto para tetraedro, como para prismas, como para paralelepípedos. Este método tem por objetivo reconhecer um poliedro em uma imagem em níveis de cinza. Para isto [WAHL-86] decompõem a imagem, em linhas retas que são detectadas através da transformada de Hough, o que permite identificar o poliedro.

Tsui e Chan em [TSUI-89] também propõem uma técnica para reconhecimento de objetos tridimensionais. O algoritmo utiliza transformada de Hough e se destina a reconhecimento de objetos que possam ser representados ou caracterizados por um conjunto de vértices e linhas retas. Conhecendo-se a escala a priori, a orientação e a translação de um objeto são determinadas sequencialmente em dois estágios. Este método é robusto e pode manipular objetos curvos ou formado por superfícies irregulares e que não seja requerida a reconstrução de superfícies. Os exemplos utilizados foram de elementos poliedrais.

Um estudo interessante é apresentado por Quan e Mohr em [QUAN-89], para determinar estruturas de perspectivas utilizando a transformada de Hough. A representação de uma estrutura tridimensional em uma imagem é nada mais do que transformar informações tridimensionais (3D) em uma imagem bidimensional (2D). O formato de apresentação de uma imagem tridimensional em um quadro bidimensional é denominado perspectiva. A imagem ou o desenho arquitetônico em perspectiva constitui-se de um conjunto de retas que convergem para um ponto denominado "ponto de fuga". Então [QUAN-89] apresenta um sistema computacionalmente eficiente para extrair informações de perspectivas baseadas em "ponto de fuga". A primeira etapa do sistema consiste determinar o "ponto de fuga" através de transformada de Hough. A segunda etapa hierarquiza a solução do problema e analisa a influência do ponto de fuga. Foram realizados testes com imagens de cenas de interiores de residências e os resultados obtidos foram satisfatórios, decompondo a imagem em conjuntos de retas paralelas verticais, horizontais e oblíquas.

3.6.10 - RECONHECIMENTO PARCIAL DE PARTES OCLUSAS COM TRANSFORMADA DE HOUGH

Turney, Mudge e Volz em [TURNERY-85] apresentam uma nova técnica para detecção de objetos parcialmente oclusos. Isto é, eles pretendem identificar, numa imagem, um objeto conhecido que apresenta-se parcialmente sob outro objeto. Os autores desenvolveram uma técnica utilizando transformada de Hough, que através de um modelo de um objeto pré definido, consegue até certo ponto detectar a presença de um objeto na imagem. O exemplo de aplicação dado é uma imagem de chaves, destas de abrir portas, espalhadas de maneira a ficarem sobrepostas parcialmente umas as outras. O algoritmo detecta a presença de cada uma das chaves. Realçando as fronteiras dos elementos contidos na imagem e processando-os.

3.6.11 - TRANSFORMADA DE HOUGH NA ÁREA DE ALIMENTOS

Em processamento de alimentos há necessidade de avaliação das dimensões e Davies, Dphil e FlinstP em [DAVIES-87] desenvolvem um método para detecção de cantos baseado na transformada de Hough generalizada. Este método detecta cantos por aproximação e tem a vantagem de poder ser utilizado para objetos de lados curvos ou cantos não totalmente retos, como freqüentemente acontece com produtos alimentares. Além disto, este método pode ser sintonizado por variações de degraus do canto suavizado. O método é inerentemente sensível, e os autores apresentam sua otimização para a obtenção da medida exata das

dimensões e das orientações de objetos. A sensibilidade do método para medição foi demonstrada neste trabalho.

3.6.12 - TRANSFORMADA DE HOUGH PARA DETECTAR POLÍGONOS

No espaço bidimensional a detecção de figuras é muito importante, e Davies em [DAVIES-89] desenvolve uma técnica utilizando transformada generalizada de Hough para detectar formas poligonais. Quando objetos poligonais são aleatoriamente orientados, a dimensão do espaço de parâmetros deve em princípio ser aumentada, o tempo de busca é acrescido. O método é projetado para minimizar este problema sem introduzir picos desnecessários no espaço de parâmetros, e exige a informação do número de lados que tem o polígono.

3.6.13 - TRANSFORMADA DE HOUGH PARA ESTIMAR A DISCRIMINAÇÃO E DISTORÇÃO

Uma outra maneira de utilizar a transformada de Hough é proposta por Krishnapuram e Casasent em [KRISHNAPURAM-87] onde desenvolvem um método hierarquicamente comparativo. Este é aplicado em exemplos de detecção de aeronaves dimensões conhecidas. O método é desenvolvido para imagens bidimensionais, e os conceitos para o espaço de Hough são:

- a) Descrição de vetor.
- b) Transformada de Hough de uma imagem em escala.
- c) Transformada de Hough de uma imagem rotacionada.
- d) Transformada de Hough de uma imagem transladada.
- e) Transformada combinada de escala, rotação e translação.

Os autores realizam a implementação da técnica, e na prática assumem que os parâmetros escala, rotação e translação são conhecidos. O banco de dados escolhido para exemplo contou

com os aviões : Mirage, DC10, B57, Mig e F105. Este método é muito interessante quando necessita-se reconhecer vários objetos de formas diferentes, porém constituídos por segmentos de retas.

3.7 - OUTRAS VARIAÇÕES DA TRANSFORMADA DE HOUGH

3.7.1 - TRANSFORMADA DE HOUGH GENERALIZADA

A transformada de Hough foi apresentada de forma generalizada por Ballard em [BALLARD-81] . Sabendo que a transformada de Hough é um método para detectar curvas explorando a dualidade entre pontos em uma curva no plano imagem e pontos desta curva no plano de parâmetros. O trabalho apresentado por [BALLARD-81] inicialmente foi concebido para detectar curvas analíticas e não analíticas, porém com restrição a bordas binárias. Posteriormente ele foi generalizado para a detecção de algumas curvas analíticas de imagens em tons de cinza, especialmente linhas, circunferências e parábolas. Neste trabalho foi também apresentada a aplicação em detecção de fronteiras de modelos arbitrários não analíticos. Desta maneira um traçado pode ser explorado para detectar casos de modelos particulares em uma imagem. Além disto, variações no modelo (molde) tal como rotação, mudança de escala, correspondem à transformações diretas de seu traçado. Contudo a mais notável propriedade é que este método pode ser composto para construir traçados de modelos (moldes) complexos através de mapeamento de figuras simples. Essa construção da transformada de Hough generalizada é uma espécie de transformada universal, a qual pode ser usada para encontrar figuras complexas arbitrárias. A transformada de Hough generalizada leva em consideração não apenas os pontos que constituem as fronteiras de um objeto, mas também o gradiente (orientação) de cada ponto. Ela não só é aplicada na

detecção de formas conhecidas como linha, circunferência, parábola, etc , mas também em imagens de formas arbitrárias.

A transformada de Hough generalizada transforma o traçado do espaço de borda para o espaço acumulador, de modo que os exemplos de figuras produzam um máximo local no espaço acumulador.

A transformada generalizada de Hough apresentam algoritmos, comparativos de padrões de pontos, rápidos os quais têm aplicações em processamento de imagens. Davis em [DAVIS-82] descreve duas extensões para a transformada de Hough generalizada . A primeira admite padrões comparativos de pontos hierarquicamente organizados. Um exemplo contendo um registro de imagem usando padrões de pontos hierárquicos é descrito. A segunda extensão concerne padrões comparativos de simples objetos geométricos, mais semelhantes a segmentos de linhas, do que a padrões de pontos. [DAVIS-82] conclui que :

- a) O algoritmo para transformada de Hough para figuras, proposto em [BALLARD-81], é um algoritmo generalizado de comparação de padrão de pontos.
- b) Que os algoritmos de comparação de padrões de pontos podem ser largamente utilizado para comparar padrões de pontos hierárquicos.
- c) Que a transformada generalizada de Hough pode ser ainda mais generalizada para comparar outros padrões de objetos geométricos do que pontos , isto é, segmentos de linhas. Claramente, os padrões podem incluir também objetos semelhantes a áreas circulares, etc, e pode conter igualmente uma mistura de objetos geométricos.

3.7.2 - TRANSFORMADA DE HOUGH E INVERSA

Casasent e Krishnapuram em [CASASENT-86] apresentam uma nova técnica usando transformada de Hough para linhas retas para localizar objetos curvos ou trilhas de objetos numa imagem bidimensional. A transformada de Hough generalizada para realizar esta operação é muito cara computacionalmente. A técnica proposta por [CASASENT-86] envolve um "thresholding" do espaço de Hough e realiza transformações e uma transformada de Hough inversa. Picos neste espaço final inverso prevêm a identificação de objetos curvos e a determinação dos parâmetros destes.

A transformada de Hough e suas transformações e inversa são apresentadas pelos autores da seguinte maneira. Na transformada de Hough os pontos de linhas retas produzem senoides. Se (x_0, y_0) é um ponto na imagem de entrada, ele vota ao longo de uma curva senoidal no domínio (θ, r) de Hough dado por

$$r = x_0 \cos \theta + y_0 \sin \theta \quad \text{eq. 3.54}$$

usando identidades trigonométricas, a equação acima pode ser reescrita como :

$$r = \sqrt{x_0^2 + y_0^2} \cos (\theta - \text{ARCTAN} (y_0 / x_0)) \quad \text{eq. 3.55}$$

Como alguns objetos curvos podem ser considerados como compostos de pequenos segmentos e tangenciais segmentos de linhas retas, eles podem ser descritos através da transformada de Hough para linha reta. Esta representação do objeto curvo por um

conjunto de segmentos de linhas retas é particularmente verdadeira quando o objeto curvo é apresentado em uma grade retangular, como é o caso de imagem digitalizada.

O processamento apropriado da imagem de entrada pode realçar este efeito. Cada um dos pequenos segmentos de linha reta na imagem de entrada traça um ponto (θ, r) no espaço de Hough, com um valor proporcional ao comprimento do segmento de linha reta. Desde que haja um grande número de pequenos segmentos de linhas retas na imagem de entrada e desde que esses segmentos tracem diferentes pequenos picos no espaço de Hough, esses picos formarão um padrão (figura) no espaço de Hough. Se o objeto de entrada é uma curva contínua, então esse padrão no espaço de Hough também o será. Esse padrão no espaço de Hough após Thresholding é descrito por

$$p = T(\alpha_1, \dots, \alpha_n, \theta), \quad \text{eq. 3.56}$$

onde $\alpha_1 \dots \alpha_n$ são os parâmetros da curva. Conforme [CASASENT-86] surgiram no espaço $H(\theta, r)$ muitos picos pequenos de duas unidades na altura e a extensão dos picos descrevem uma curva $T(\alpha_1, \dots, \alpha_n, \theta)$. Os picos pequenos surgem desde que quaisquer dois pontos no plano caiam em uma linha reta. Esses picos de altura dois, correspondem a cada combinação de dois pontos na curva da imagem de entrada. Se fizer a remoção desses pequenos picos através de "thresholding", o espaço da curva será descrito pela equação $T(\alpha_1, \dots, \alpha_n, \theta)$. Se consegue-se prever este padrão para um objeto de entrada, então é possível realizar, na imagem de entrada, transformações de escala e rotação no domínio de Hough e então uma transformada inversa de Hough reconhece o objeto curvo. Essas transformadas são detalhadas a seguir.

Seja (θ, p) um ponto no espaço de Hough correspondendo a um segmento de reta no objeto de entrada centrado na origem. Se o objeto de entrada é rotacionado por um ângulo φ , o segmento de linha agora é traçado para um ponto (θ', r') diferente no espaço de Hough é dado por

$$p' = p \text{ e } \theta' = \theta + \varphi \quad \text{eq. 3.57}$$

Pode-se também mostrar que se o objeto de entrada é transladado por (x_o, y_o) , o ponto (θ, p) agora traçará o ponto (θ', p') dado por

$$p' = -p - t \cos(\theta - \alpha) \text{ e } \theta' = \theta + \pi$$

$$\text{se } p + t \cos(\theta - \alpha) < 0 \quad \text{eq 3.58}$$

$$p' = p + t \cos(\theta - \alpha) \text{ e } \theta' = \theta$$

$$\text{se } p + t \cos(\theta - \alpha) \geq 0, \quad \text{eq. 3.59}$$

onde

$$t = \sqrt{x_o^2 + y_o^2} ; \alpha = \text{ARCTAN}(y_o / x_o) \quad \text{eq. 3.60}$$

Geralmente, o objeto curvo rotacionará no plano de entrada sobre a origem por um ângulo φ , e obtem-se $T(\alpha_1, \dots, \alpha_n, \theta' - \varphi)$ das equações 3.56 e 3.57. Se esse objeto curvo é transladado por (x_o, y_o) , seu espaço de Hough $H(\theta', p')$ é

$$p' = t \cos(\theta' - \alpha) + T(\alpha_1, \dots, \alpha_n, \theta' - \varphi) \quad \text{eq. 3.61}$$

ou

$$\begin{aligned}
 p' &= -t \cos(\theta' - \alpha - \pi) - T(\alpha_1, \dots, \alpha_n, \theta' - \varphi - \pi) \\
 &= t \cos(\theta' - \alpha) - T(\alpha_1, \dots, \alpha_n, \theta' - \varphi - \pi), \quad \text{eq. 3.62}
 \end{aligned}$$

que fornece um valor positivo para p' . Deixando assumir que o objeto distorcido (transladado e rotacionado) é descrito pela equação 3.61. Para uma dada curva, $T(\alpha_1, \dots, \alpha_n, \theta)$ conhecida esse algoritmo usa essa transformação no espaço transformado de Hough que traça o espaço $H(\theta', p')$ para um novo $H(\theta, p)$ definido por

$$p = p' - T(\alpha_1, \dots, \alpha_n, \theta' - \varphi) \quad \text{eq. 3.63}$$

Para simplificar a notação, evitou-se os índices sobrescritos nos novos p e θ na equação 3.63 e não deve-se fazer confusão entre essa transformada no espaço $H(\theta, p)$ e o espaço original da transformada de Hough com o objeto distorcido.

Substituindo p' da equação 3.61 na equação 3.63, a curva do objeto no espaço original agora será descrita por $p = t \cos(\theta - \alpha)$ no espaço de Hough, isto é usando a equação 3.60 na equação 3.55, tem-se que a curva na imagem de entrada agora é traçada pelo mesmo tipo de senoide que resulta da transformada de Hough de um ponto. Se agora realizar-se uma inversa da transformada de Hough no seu espaço transformado $H(\theta, p)$, obtem-se um pico no lugar (x_0, y_0) . Desta maneira, o algoritmo envolve a transformada de Hough, transformando o espaço transformado de Hough e realizando uma transformada de Hough inversa.

Se o espaço de Hough é descrito pela equação 3.62, a transformada aplicada ao espaço de Hough é

$$p = p' + T(\alpha_1, \dots, \alpha_n, \theta' - \varphi - \pi) \quad \text{eq. 3.64}$$

Se a curva descrita por $T(\alpha_1, \dots, \alpha_n, \theta)$ está presente na entrada, a transformação na equação 3.63 ou na 3.64 produzirá um pico no espaço inverso de Hough. Os parâmetros de T definem o tipo da curva, sua rotação ϕ e as coordenadas do pico da transformada de Hough inversa define o seu deslocamento, isto é, (x_0, y_0) . Por usar o espaço transformado de Hough inverso para determinar o deslocamento de parâmetros, [CASASENT-86] consegue reduzir dimensionalmente o espaço de Hough. Nota-se que as transformações que foram usadas no espaço de Hough são especificadas completamente por $T(\alpha_1, \dots, \alpha_n, \theta)$, que é simplesmente o "thresholding" na transformada de Hough do objeto centralizado. Somente a variável ϕ precisa ser pesquisada e isto envolve apenas um simples deslocamento do espaço transformado de Hough. As transformações requeridas são facilmente obtidas e igualmente implantadas para curvas não analíticas. Essa técnica é deste modo mais eficiente que outras para detecção de objetos curvos. Ela envolve apenas a transformada de Hough para linhas retas, simples transformações como deslocamento vertical e mudança de escala, no espaço da transformada de Hough, e uma inversa da transformada de Hough.

$$p = p' \pm T(\alpha_1, \dots, \alpha_n, \theta' - \phi) \quad \text{eq. 3.65}$$

[CASASENT-86] aplicou este método em uma circunferência. Ele considera que uma circunferência pode ser representada por um conjunto de pequenas retas formadas em cada ponto da imagem, sendo que estas retas são perpendiculares a uma linha radial "r" indo da junção destes pontos até o centro da imagem. Sendo a distância "r" entre o centro e o dado ponto constante, tem-se aí uma circunferência de raio "r". Deste modo, se o centro da circunferência está na origem da imagem de entrada, então os picos, no espaço transformado de Hough, que surgirem devido à estes segmentos de linhas retas cairão todos ao longo da linha descrita por

$$p = T_c(r, \theta) = r \quad \text{eq. 3.66}$$

no espaço transformado de Hough original e desta maneira $T(\alpha_1, \dots, \alpha_n, \theta) = T_c(r, \theta)$ e o espaço transformado de Hough é simplesmente uma linha horizontal reta. Desta forma quaisquer pontos no plano caem numa linha reta. Uma circunferência produz muitos pequenos picos, de altura igual a duas unidades para uma circunferência binarizada, no espaço de Hough. Estes picos correspondem a cada combinação de dois pontos na circunferência, isto é, pontos P1 e P2 na figura 3.21. Todos estes pequenos picos terão p-valores que serão menor que "r". Desta maneira, espera-se que o espaço $H(\theta, p)$ contenha muitos picos pequenos de duas unidades caindo entre as linhas $p=0$ e $p=r$ e grandes picos ao longo da linha $p=r$ para o caso de circunferência centrada. Pode-se remover esses picos pequenos por meio de "thresholding". O "thresholding" no espaço transformado de Hough pode ser selecionado sabendo a resolução da entrada do espaço da transformada de Hough e o tamanho do raio da circunferência a ser pesquisada. Considerando o caso onde o objeto circular não é centralizado, vê-se das equações 3.61 e 3.62 que o padrão formado no espaço de Hough $H(\theta', p')$ pode ser descrito por

$$p' = \begin{cases} r + t \cos(\theta' - \alpha) & \text{se } r + t \cos(\theta' - \alpha) \geq 0 \\ -r + t \cos(\theta' - \alpha) & \text{se } r + t \cos(\theta' + \pi - \alpha) < 0 \end{cases} \quad \text{eq 3.67}$$

Neste caso, t e α são as coordenadas polares da translação dada pela equação 3.60 e $T_c(r, \theta)$ é periódica em π . Desta maneira, as transformações na equação 3.65 torna-se

$$p = p' \pm T_c(r, \theta') = p' \pm r \quad \text{eq 3.68}$$

FIG. 3.21 - Derivação da função transformada para circunferência

Para reconhecimento de elipses usa-se um método análogo ao da circunferência e obtém-se as equações como segue:

$$\frac{x^2}{a^2} + \frac{y^2}{b^2} = 1 \quad \Rightarrow \quad p = Te(a, b, \theta) = \sqrt{a^2 \cos^2 \theta + b^2 \sin^2 \theta} \quad \text{eq. 3.69}$$

$$p' = \begin{cases} Te(a, b, \theta' - \varphi) + t \cos(\theta' - \alpha) & \text{se } Te(a, b, \theta' - \varphi) + t \cos(\theta' - \alpha) \geq 0 \\ -Te(a, b, \theta' - \varphi) + t \cos(\theta' - \alpha) & \text{se } Te(a, b, \theta' - \varphi) + t \cos(\theta' - \pi - \alpha) < 0 \end{cases} \quad \text{eq. 3.70}$$

$$e \quad p = p' \pm Te(a, b, \theta' - \varphi). \quad \text{eq. 3.71}$$

FIG. 3.22 - Derivação da função transformada para uma elipse.

Este procedimento é realizado também para parábolas, e generalizado para outras curvas.

3.7.3 - TRANSFORMADA DE HOUGH ADAPTATIVA

A adaptação da transformada de hough, como um eficiente caminho para a detecção de formas bidimensionais foi feita por Illingworth e Kittler em [ILLINGWORTH-87]. A transformada de Hough adaptativa usa um pequeno acumulador e a idéia de uma flexibilidade iterativa tipo "grosseiro ao refinado" acumulada e busca estratégica para identificar picos significativos no espaço de parâmetros de Hough. Segundo os autores, o método é substancialmente superior à implementação da transformada de Hough convencional, tanto quanto a memória requerida como ao processamento computacional. Nesta correlação eles ilustram a idéia da transformada de Hough adaptativa para atacar o problema de identificação de segmentos lineares e circulares em imagens por procura de agrupamento de evidências no espaço de

parâmetros bidimensional. Este método é robusto quanto a adição de ruídos e pode ser usado para analisar imagens complexas contendo mais que um elemento de imagem.

O reconhecimento de linhas através da transformada de Hough tem sido aplicado utilizando-se diferentes parametrizações. Risse em [RISSE-88] realiza uma comparação entre as diferentes parametrizações, em termos do uso do arranjo acumulador, que pode ser feita independentemente da quantização e do tamanho do acumulador, o qual é comparado pela alta fidelidade da quantificação. Então a detecção de agrupamentos no espaço de Hough é discutida e um novo algoritmo adaptativo é proposto por [RISSE-88], eliminando apenas as deficiências existentes no algoritmo anterior.

Os espaços paramétricos de Hough propostos são:

parametrização	local no espaço	retorno da transf.
m, c	$c = -m x + y$	$y = m x + c$
α, c	$c = (-\tan(\alpha)) x + y$	$y = (\tan(\alpha)) x + c$
r, θ	$r = x \cos \theta + y \sin \theta$	$y = \frac{r - x \cos \theta}{\sin \theta}$
a, b, duplo	$b = -x a + y$	$y = a x + b$
$s1, s2$	$s2 = 3N - s1 -$ $- N(x - s1)/y$	$y = N(x - s1)/$ $(3N - s2 - s1)$
	mais outros 5 casos	mais outros 5 casos

Nesta análise pode-se concluir que as parametrizações apresentam consideráveis divergências em suas propriedades.

3.8 - MELHORIAS NA TRANSFORMADA DE HOUGH

Sklansky em [SKLANSKY-78] tomando como referência [DUDA-72] efetuou as seguintes considerações. É usualmente possível procurar objetos geométricos em um espaço imagem que representa completamente os parâmetros de cada curva passando através de um elemento de borda. Por exemplo, uma linha reta passando através de $x = (x_1, x_2)$ é especificado por (r, θ) na equação

$$r = x_1 \cos \theta + x_2 \sin \theta \quad \text{eq. 3.72}$$

As quantidades r e θ são o comprimento e o ângulo, com respeito ao eixo x_1 , do vetor de posição que vai da origem e é perpendicular à linha que passa por x . Isto está ilustrado na figura 3.23.

FIG. 3.23 - relação entre x e (r, θ)

O conjunto de todas as linhas retas que passam através de x é desta maneira especificado pelos locais de extremidade das perpendiculares a estas linhas retas. Estes locais pertencem à uma circunferência circunscrita no segmento $(0, x)$, centrada em $x/2$. Esta circunferência, é apresentada traçada na figura 3.23, e mostra os locais no espaço imagem da senoidal de (r, θ) do espaço de parâmetros.

A geometria para a transformada de Hough na detecção de uma linha reta determinada por três pontos colineares a, b, c é ilustrada na figura 3.24. Nesta figura o ponto de intersecção P das três circunferências circunscritas é a extremidade da perpendicular da linha reta que passa através de a, b, c . Isto também pode ser feito para detectar outras formas geométricas (círculos, parábolas, elipses, etc).

FIG. 3.24 - Determinação de linha reta através de a, b e c .

A generalização da transformada de Hough como filtro "comparativo"(matched) então é proposta em Sklansky[SKLANSKY-78].

O algoritmo original da transformada de Hough foi desenvolvido para detectar subconjuntos de pontos colineares dentro de um conjunto grande de pontos. Este algoritmo foi generalizado por Duda [DUDA-72] para detecção de circunferências. Por sua vez Sklansky em [SKLANSKY-78] generaliza este para detecção de alguns subconjuntos e específicos de pontos ou um arbitrário trasladado deste subconjunto.

Deixando ζ significar algum conjunto finito de pontos no espaço Euclidiano.

Desta maneira, $\zeta = \{x(t) \mid t = 0, 1, 2, \dots, m\}$

Obs. ζ pode ser o desenho de uma linha digitalizada.
então

$$y(t) = x(t) + r \quad \text{eq. 3.73}$$

= uma translação de $x(t)$.

Sendo que b significa alguns pontos no plano imagem, o conjunto de todos $y(t)$'s passando através de b por alguns $t = t'$ é dado por " r " como uma função de " t' " e " b ". Esta função é dada pela equação

$$y(t') = b = x(t') + r. \quad \text{eq. 3.74}$$

então

$$r(t', b) = b - x(t'). \quad \text{eq. 3.75}$$

Substituindo t' por t , e desenhando r no plano imagem enquanto uma função de t , com b fixado, produz

$$r(t) = b - x(t), \quad \text{eq. 3.76}$$

o que é uma reflexão transladada de $x(t)$ sobre a origem. A origem pode ser qualquer ponto no plano de ζ . O resultado está ilustrado na figura 3.25, onde $x(t)$ é uma parábola com foco na origem, as curvas cheias são translações de $x(t)$, e a curva pontilhada é o local dos focos das translações de $x(t)$ passando através de b . Nota-se que a curva pontilhada é translação e reflexão de $x(t)$ sobre a origem.

FIG. 3.25 - O filtro comparativo(matched filter) geométrico para detecção de parábolas.

A Função $r(t)$ é o equivalente da função espalhamento de ponto de um "filtro comparativo"(matched filter) para uma imagem binária.

Na transformada de Hough da detecção de curvas, a função $r(t, b)$ é computada para todos os candidatos a ponto b caindo em uma das curvas procuradas, e cada um dos acumuladores reunidos por $r(t, b)$ é incrementado por 1. Numa técnica de moldes, vários dos $y(t)$'s passam através de todos os

candidatos a ponto b , e o número de pontos candidatos para cada $y(t)$ é medido. O molde com a grande contagem indica desta maneira a posição mais provável de uma das classes específicas de curvas.

É interessante analisar o conteúdo do acumulador na condição do ponto x . Sendo $q(x)$ o conteúdo deste acumulador. Sendo $h(x)$ a função característica de ζ , isto é, $h(x) = 1$ para $x \in \zeta$, e 0 para $x \notin \zeta$. Sendo $p(x)$ uma função imagem binária. Então

$$q(x) = \sum_y h(y-x) p(y) \quad \text{eq. 3.77}$$

Aqui tem-se que $h(y-x)$ é equivalente à $r(t, b)$ e que $h(x)$ é o "molde" ou, equivalentemente, a função de espalhamento de ponto de um filtro comparativo (matched filter).

Sklansky em [SKLANSKY-78] também desenvolveu a generalização para imagens de múltiplos valores.

Costa e Sandler em [COSTA-88] apresentam uma técnica para melhorar o espaço de parâmetros da transformada de Hough, quanto a distribuição de votos no arranjo acumulador, facilitando a identificação dos picos determinantes das retas numa imagem. A técnica prevê uma melhora no realce e detecção de picos, através do alargamento da parametrização, propiciando um melhor desempenho computacional. Este método pode ser combinado com outras técnicas previamente desenvolvidas.

Parametrização Alargada é descrita como a relação entre as coordenadas x e y dos elementos de contorno e os parâmetros R (distância normal) e θ (orientação) usados convencionalmente na transformada de Hough e que é dada por

$$R = x \cos \theta + y \sin \theta \quad \text{eq. 3.78}$$

Se $x \in \{1, 2, \dots, N_x\}$ e $y \in \{1, 2, \dots, N_y\}$, o espaço de parâmetros é totalmente definido por $0 \leq \theta < \pi$.

A maneira convencional para endereçar o espaço de parâmetros (de Hough) no arranjo acumulador, sendo um arranjo de $N_\theta \times N_R$, é através da normalização do parâmetro R entre um máximo valor global R_M e um mínimo valor global R_m , como em

$$r = \text{round} [(x \cdot c[k] + y \cdot s[k] - R_m) / \Delta R] \quad \text{eq. 3.79}$$

para $k=0,1,\dots,N_\theta - 1$

onde

$$c[k] = \text{COS}(k \cdot \Delta \theta) \quad \text{eq. 3.80}$$

$$s[k] = \text{SEN}(k \cdot \Delta \theta) \quad \text{eq. 3.81}$$

$$\Delta \theta = 180^\circ / N_\theta \quad \text{eq. 3.82}$$

$$\Delta R = (R_M - R_m) / (N_R - 1) \quad \text{eq. 3.83}$$

e, visto que $\text{SEN } \theta$ na equação 3.78 é sempre positivo ou zero para o intervalo $0 \leq \theta < \pi$, obtém-se

$$R_m = -N_x \quad \text{eq. 3.84}$$

$$R_M = \sqrt{(N_x^2 + N_y^2)} \quad \text{eq. 3.85}$$

Usualmente os valores de $s[k]$ e $c[k]$ para $k \in \{0,1,\dots,N_\theta - 1\}$ são pré calculados e armazenados na forma de tabela.

A normalização proposta considera R_M e R_m para cada ângulo discretizado indexado por k como em

$$r = \text{round} [(x \cdot c[k] + y \cdot s[k] - R_m[k]) / \Delta R[k]] \quad \text{eq. 3.86}$$

onde

$$\Delta R[k] = (R_M[k] - R_m[k]) / (N_R - 1) \quad \text{eq. 3.87}$$

$R_M[k]$ e $R_m[k]$ representam os valores máximos e mínimos de R para cada k específico. Visto que $\text{SEN } \theta$ é sempre positivo ou

zero para $0 \leq \theta < \pi$, $R_M[k]$ e $R_m[k]$ podem ser diretamente determinados a partir da equação 3.78 como nas equações 3.88 e 3.89, respectivamente:

$$R_M[k] = N_y s[k] + \begin{cases} N_x c[k] & \text{se } c[k] \geq 0 \\ c[k] & \text{se } c[k] < 0 \end{cases} \quad \text{eq. 3.88}$$

$$R_m[k] = s[k] + \begin{cases} c[k] & \text{se } c[k] \geq 0 \\ N_x c[k] & \text{se } c[k] < 0 \end{cases} \quad \text{eq. 3.89}$$

$\Delta R[k]$ e $R_m[k]$ podem ser calculados previamente e armazenados em uma tabela. Estes cálculos necessitam ser feitos apenas uma vez, durante a inicialização do programa, ou armazenado em memória não volátil.

R	0	0	9	4	0	0	0	0	0
	0	60	70	69	41	0	0	0	0
	120	129	141	135	122	89	14	0	0
	120	127	126	130	122	121	90	23	0
	120	81	53	60	110	122	139	95	32
	40	3	1	2	5	68	118	150	119
	0	0	0	0	0	0	39	102	129
	0	0	0	0	0	0	0	30	105
	0	0	0	0	0	0	0	0	15
	θ								

a

i

R	40	7	6	6	11	11	6	6	7
	40	35	27	30	50	50	30	27	35
	40	62	51	54	54	54	54	51	62
	60	63	73	73	57	57	73	73	63
	40	66	86	74	56	56	74	86	66
	60	63	73	73	57	57	73	73	63
	40	62	51	54	54	54	54	51	62
	40	35	27	30	50	50	30	27	35
	40	7	6	6	11	11	6	6	7
	θ								

b

FIG. 3.26 - Arranjo acumulador convencional em (a) e arranjo acumulador com parametrização alargada da transformada de Hough em (b) .

Alguns resultados simples foram apresentados por [COSTA-88] que utilizou uma resolução grosseira ($\Delta R = 2$ e $\Delta \theta = 20^\circ$). A imagem é um pequeno arranjo de 20 x 20 pontos.

Primeiro, supondo uma imagem completamente satisfatória, os arranjos acumuladores obtidos pela aplicação do método convencional e pela aplicação do método de alargamento de parâmetros são apresentados na figuras 3.26a e 3.26b respectivamente, onde:

Votos na figura 3.26a são alongados, mais concentrados ao longo de uma principal forma semelhante a 's'. Na figura 3.26b um alargamento quase que total e uma distribuição homogênea é plenamente realizada.

R	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	1	1	1	0	0	1	1	1	0
	2	2	2	3	5	3	2	2	3
	6	5	2	6	6	6	2	2	2
	4	7	13	9	5	5	12	13	7
	5	5	2	2	4	5	3	2	8
	2	0	0	0	0	0	0	0	0
	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	0	0	0	0	0	0	0	0	0
θ									

b

FIG. 3.28 - Arranjos acumuladores na forma convencional em (a) e com alargamento de parametrização em (b) relativos à imagem dada pela figura 3.27.

[COSTA-88] conclui que o método tem permitido uma melhoria significativa da determinação de picos como pode ser visto no exemplo apresentado aqui, com a redução do espaço de parâmetros de Hough para uma dada resolução e sugerindo um potencial para melhorar a detecção de picos na maioria das imagens. Os cálculos extras para determinação dos valores máximos e mínimos de R para cada θ são realizados uma única vez e representam um pequeno acréscimo no total do processamento. O uso desta técnica pode ser considerada para outras parametrizações, arranjo de acumuladores com maior dimensão e outros algoritmos de transformada de Hough.

3.9 - ESTUDO COMPARATIVO DE MÉTODOS UTILIZANDO TRANSFORMADA DE HOUGH

Um estudo comparativo de métodos utilizando transformada de Hough para detectar formas circulares foi desenvolvido por Yuen, Princen, Illingworth e Kittler em [YUEN-89], onde quatro métodos foram analisados e comparados. Os métodos escolhidos por [YUEN-89] foram:

- a) Transformada de Hough Padrão, desenvolvida por [DUDA-72], utilizando o espaço de parâmetros tridimensional (a, b, r) .
- b) Transformada de Hough por Gering, método desenvolvido por Gerig e Klein [GERIG-86], que reduz o espaço de parâmetros tridimensional N^3 para um espaço de três planos N^2 . Sendo que um plano é o arranjo acumulador rascunho e os outros dois são utilizados para armazenar apenas as informações importantes do arranjo acumulador rascunho. Pois este arranjo acumulador é utilizado para o processamento de todos os possíveis valores de raios, sendo que após cálculo de cada raio o arranjo é reinicializado, e apenas as informações importantes são retidas.
- c) Transformada de Hough em dois estágios, baseados em [DUDA-72] e [ILLINGWORTH-87], utiliza conceitos da transformada padrão, levando em consideração as direções dos pontos de bordas, obtendo no primeiro estágio o centro da circunferência. O segundo estágio utiliza o centro obtido no primeiro estágio para, através da equação da circunferência, construir um histograma para cada candidato a centro e analisar os picos deste histograma.
- d) Transformada Rápida de Hough, foi proposta por Li, Lavin e LeMaster em [LI-86], e é um método baseado em estruturas de árvores e utiliza um processo iterativo para conseguir por antecipação separar os valores importantes e os possíveis picos. Este método utiliza o conceito de hipercubo no seu processamento e também o subdivide em subhipercubos iterativamente.

Os resultados experimentais da aplicação destes métodos mostraram que todos apresentaram um bom desempenho e em

muitos casos o erro foi em torno de 0 ou 1 ponto (pixel). A imagem utilizada foi de bolhas circulares de diversos tamanhos, sendo esta imagem artificial.

3.10 - CONCLUSÃO DO CAPÍTULO

Os métodos apresentados possuem as seguintes características:

- a) Alguns requerem a implementação utilizando hardware, o que inviabiliza nossos propósitos dada a complexidade e o ferramental utilizado para tal intento.
- b) Outros requerem uma plataforma de paralelismo computacional, o que não é trivial para aplicações práticas nos dias de hoje. Estes métodos sugerem um melhor desempenho de processamento.
- c) Métodos para melhoria do desempenho da transformada de Hough são apresentados com sucesso para o espaço amostral determinado pelos autores, isto nos estimula a aplicá-los em espaço amostral mais complexo.
- d) Alguns métodos utilizam transformada de Hough para detecção de objetos tridimensionais em uma imagem bidimensional, que para nosso trabalho não mostrou aplicação direta.
- e) Grande variedade de aplicações direcionadas aos mais diversos fins, mostrando a flexibilidade da transformada de Hough.

O que mais nos chamou a atenção foi que na maior parte das vezes, os métodos propostos não discutem a sua aplicação em uma imagem com padrões desconhecidos, para poder se avaliar a existência ou não de um objeto. Sempre é pressuposta a existência de um objeto e suas características são detectadas através do maior pico de votos no arranjo acumulador no espaço de parâmetros de Hough. Ou a existência de vários objetos caracterizados por vários picos de votos no arranjo acumulador do espaço de Hough. No entanto, se tivermos em uma imagem duas retas de valores discrepantes, por exemplo uma constituída por 100 pontos e outra por 5 pontos, isto pressupostamente mostrará

no arranjo acumulador um pico de votos acumulados com o valor 100 e outro com o valor 5; porém, próximo ao pico 100 teremos outros valores no arranjo acumulador com magnitudes muito maiores que 5 e o pico de votos indicando 5 fica perdido. Consequentemente não se consegue detectar a pequena reta. Mas sempre é considerado não existir este problema. Se uma imagem contiver um objeto circular também vai ocorrer um local no arranjo acumulador com picos de votos, o que caracteriza a existência de retas onde na realidade não existem. Portanto, há necessidade de estipular certas considerações de contorno e limitações. Logo, fica difícil afirmar se existem ou não determinados objetos, pois não se define um nível mínimo de votos para que um pico possa ser considerado representante de um objeto. Por outro lado, os objetos tratados nestes trabalhos são sempre extensos, isto é, são definidos por um grande conjunto de pontos.

CAPÍTULO QUATRO

4 - ALGORITMOS

4.1 - Introdução

A busca de métodos para solucionar o nosso problema de reconhecimento de microcalcificações, nos remeteu a “TRANSFORMADA DE HOUGH” e suas variações, que apresenta um custo computacional relativamente baixo, permitindo sua execução em máquinas convencionais. Porém, como veremos mais adiante, a “Transformada de Hough” para detecção de segmentos de retas em uma dada imagem mamográfica apresenta alguns problemas de ordem de implementação, pois as formas de figuras que queremos detectar são muito pequenas e numa imagem apresenta falsas retas. Na figura 4.1 temos um exemplo de imagem que nos permite caracterizar bem o problema.

Fig. 4.1 - Imagem de microcalcificações: vermiformes, anelares e circulares

Observemos que a linha imaginária pontilhada, pode ser detectada como uma reta com dezenas de pontos e na realidade esta reta não existe. Notamos que o conjunto de pontos, que estão sob a linha pontilhada, são colineares; determinando desta maneira uma reta, porém para nós visualmente ela não existe.

Um sistema para detecção de retas, aplicado à esta imagem nos dá falsas retas, inclusive com maior quantidade de pontos do que os pequenos seguimentos de retas que deveríamos detectar.

O método de "Transformada de Hough" tinha portanto muito a ser trabalhado para nos servir. Analisamos que se segmentássemos a imagem, separando cada elemento de imagem formado por um grupo de pontos contíguos, em imagens secundárias e estudássemos cada uma individualmente, o método funcionaria com eficiência.

Os métodos apresentados na literatura não eram adequados, pois tínhamos que separar regiões que as vezes eram apenas seguimentos de retas, ou até mesmo cruzamento de retas, pois as imagens de duas retas que seriam separadas no espaço 3D, na imagem plana 2D estariam sobrepostas. No entanto se as figuras pudessem ser analisadas apenas pelo seu contorno, os métodos aplicados seriam muito mais eficientes e seguros. Precisávamos neste momento, aplicar um algoritmo que pegasse apenas o contorno de um elemento da imagem e também tomasse esse elemento totalmente, isto é, se a figura fosse um círculo teríamos a circunferência e o círculo pertinentes a um mesmo elemento.

Desenvolvemos um algoritmo que pudesse pegar o contorno do elemento e posteriormente todos os pontos internos a esta fronteira que denominamos "vetor girante 5".

4.2 - SEGMENTAÇÃO POR “VETOR GIRANTE 5”

Um ponto na imagem é circundado por 8 (oito) outros pontos possíveis, como vemos na figura 4.2. Notamos que um ponto pode ter como vizinho outros 8 (oito) pontos.

Fig. 4.2 Um ponto e sua vizinhança de 8 pontos.

Se numerássemos no sentido horário a partir de sua direita para frente, teríamos os seus vizinhos identificados por um número, como vemos na figura 4.3 logo abaixo.

Fig. 4.3 - Numerado os pontos vizinhos do ponto em estudo.

Cada um dos pontos recebeu um número de 0 (zero) à 7 (sete), que nos permite analisar de perto, qual deles dá continuidade na fronteira do elemento de imagem.

Vamos a seguir analisar a formação de vários tipos possíveis de elementos de imagem.

Iniciamos pela imagem de uma elipse cheia como na figura 4.4

Fig. 4.4 - Elipse cheia digitalizada

Como podemos observar, na figura acima temos uma elipse digitalizada que possui seu raio maior " $a = 9$ " e seu raio menor " $b = 4$ ". Dividindo esta figura em quatro partes obteremos o que chamamos de quadrantes que são iguais e simétricos como podemos observar na figura 4.5.

Fig. 4.5 - elipse dividida em quadrantes

Para detectarmos os pontos de fronteira vamos imaginar que efetuamos uma varredura de cima para baixo e da esquerda para a direita e detectamos assim o ponto 1 (um), note que o próximo ponto de fronteira que estará a seu lado poderá ser seu vizinho de número 0,1,2 ou 3, isto porque não temos nenhum ponto acima deste. Os pontos subsequentes que pertencem ao primeiro quadrante podem ter os vizinhos 0, 1 ou 2. No quarto quadrante os pontos subsequentes de fronteira são vizinhos de posições 2, 3 ou 4. No terceiro quadrante, teremos os vizinhos 4, 5 ou 6. E finalmente no segundo quadrante teremos vizinhos 6, 7 ou 0. Posto isto, tínhamos que os pontos da fronteira mudavam de direção de valor anterior a mais ou menos um (1). Isto é, se o vizinho atual está na posição 4, por exemplo, então o próximo estaria nas posições 4, 3 ou 5. Então se buscássemos na fronteira sempre um vizinho que fosse de número atual menos 1(um) até o número atual mais um, pegaríamos todos os pontos de fronteira. Depois é só retirarmos todos os pontos contidos nesta região. Para as retas, entretanto é possível ter elementos de imagem (regiões) que não são convexas.

Dando continuidade à análise de elementos de imagem, vamos ver o cruzamento de duas retas. Na figura 4.6 vemos isto.

Fig. 4.6 - Imagem de duas retas sobrepostas

Para retirarmos de uma imagem composta uma região exclusivamente de cruzamento de retas a regra acima descrita não é válida. Pois o cruzamento de duas ou mais retas pode resultar em ângulos entre elas de quaisquer valores (0 - 180 graus). Então abordamos a imagem como

um conjunto de pontos que tem oito direções de vizinhanças. Caminhando de um ponto de fronteira para outro temos que o percurso entre dois pontos subsequentes pode ser indicado por números, como os pontos anteriormente, mas em forma de direção de percurso. Se vamos de um determinado ponto imagem para o seu próximo, caminhamos para uma direção de valor entre 0 (zero) e 7 (sete). Utilizamos um sistema de numeração parecido com o usado por Freeman na cadeia de códigos. Na figura 4.7 temos que ao caminhar de um ponto para outro assumimos as direções de 0 (zero) à 7 (sete).

FIG. 4.7 - Vetores de direção

Para contornarmos um elemento de imagem devemos procurar o próximo ponto de fronteira à partir da direção anterior adicionada de 5 (cinco). Vamos exemplificar isto na figura 4.8.

FIG. 4.8 - Cruzamento de retas

Se caminhamos do ponto "B" para o ponto "C", a direção tomada foi a 1 (um) ou sudeste, e para localizarmos o próximo ponto de fronteira (ponto "D") começamos a analisar a vizinhança do ponto "C" à partir da posição 6 (seis) ou norte, isto é, o vizinho de número 5 (cinco) noroeste é o próprio ponto anterior, de onde viemos, e o ponto 6 (seis) ou norte é por onde iniciamos a nossa busca do próximo ponto de fronteira. Desta maneira qualquer que seja o ângulo entre duas retas pegamos o próximo ponto no sentido horário do elemento de imagem. Este método é dinâmico, pois a medida em que vai mudando a direção do vetor de caminhada sobre o contorno, o primeiro vizinho a ser pesquisado também muda, permitindo que percorramos qualquer recôncavo num elemento de imagem e este seja detectado. Para exemplificar melhor isto, vamos pegar na figura 4.8 o próximo ponto e analisarmos. Quando fomos do ponto "C" para o ponto "D", mudamos a direção do nosso vetor de fronteira pois o ponto "D" está à nordeste (direção 7) do ponto "C". Somando-se

“cinco” na direção 7 (sete) nordeste, obtemos o valor 4 (quatro), direção oeste, que será o primeiro vizinho a ser pesquisado para saber se pertence à fronteira, caso não seja ponto de contorno, tomamos sempre os seis vizinhos no sentido horário para pesquisar até encontrar o ponto desejado.

Desta maneira caminhamos até o ponto “F” e retornamos sobre esta reta até o ponto “C”. Quando estamos no ponto “F” buscando o próximo vizinho, iniciamos a busca pela direção oeste (direção quatro) e só vamos achar outro ponto de fronteira na direção sudoeste (direção três) que é o ponto “E”, o seu antecessor. Nesta caminhada do ponto “F” até o ponto “C” nós pesquisamos o próximo ponto de fronteira a partir do lado direito desta reta e não pelo lado esquerdo como fizemos da primeira vez (na vinda), pois a direção do vetor de caminhada sobre a fronteira é oposta, antes era sete (nordeste) e agora é três (sudoeste). Quando chegamos no ponto “C”, desta vez vamos procurar seu sucessor de fronteira a partir da direção zero (leste), pois viemos do ponto “D” para o ponto “C” na direção três (sudoeste), e na primeira vez que chegamos ao ponto “C” viemos da direção um (sudeste) e iniciamos a busca de seu sucessor a partir da direção seis (norte).

Quanto ao ponto “C” que é o cruzamento das duas retas, notamos que na pesquisa de fronteira passamos quatro vezes por ele, e cada vez a partir dele achamos um ponto diferente, como seu sucessor, pois se achássemos o mesmo, entraríamos num ciclo infinito (looping). Na primeira vez chegamos ao ponto “C” pela direção sudeste (direção um), na segunda vez pela direção sudoeste (direção três), na terceira vez pela direção noroeste (direção cinco) e já na quarta vez pela direção nordeste (sete).

Até aqui concluímos que o ponto de parada é o ponto inicial, por onde começamos a pesquisa da fronteira.

Com esta técnica conseguimos extrair da imagem composta o contorno de um elemento de imagem, o que para nossos propósitos é fundamental.

À partir da decomposição da imagem original em elementos de imagens obtemos duas imagens secundárias por elemento de imagem. Uma é a imagem do contorno do

“elemento imagem” e outra é a fronteira com todos os pontos internos à esta.

Este método também satisfaz a captura de elementos de imagens que sejam regiões, como no caso da elipse cheia ou vazia. Quando o elemento de imagem for uma figura vazia, as duas imagens secundárias são exatamente iguais. Assim também podemos dizer que as imagens secundárias de “elementos de imagem” que sejam retas ou arcos são idênticas. Retas formadas por até dois conjuntos de pontos contíguos e paralelos (reta grossa), apresentam da mesma forma imagens secundárias iguais. Porém, num elemento de imagem, nem sempre iniciamos a busca de fronteira por uma extremidade. Na figura 4.9 temos a imagem exemplo.

Fig. 4.9 a - arco de circunferência c/ pto. inicial =1

Fig. 4.9 b - detalhe do primeiro pto. do elem. de imag

Neste caso o algoritmo detectava o semicírculo a direita do número 1 (um) na figura 4.9 a, que era o ponto inicial. E em seguida detectava o semicírculo à esquerda do ponto inicial (ponto 1), como se fosse outro elemento de

imagem. Isto ocorria porque para detectarmos o primeiro ponto de fronteira, efetuamos nossa pesquisa de cima para baixo e da esquerda para a direita.

Para resolver este problema, nós analisamos se existe continuidade de fronteira à esquerda do primeiro ponto, e então invertemos o processo de busca de ponto de fronteira totalmente. Nós usamos agora o método com busca, no sentido antihorário e detectamos o semi-arco da esquerda. Desta feita o algoritmo passou a ser eficaz e completo.

4.3 - ALGORITMO DE SEGMENTAÇÃO DE IMAGEM

- 1 - Ler arquivo de imagem composta (binarizada) e armazenar em uma matriz.
- 2 - Apresentar esta imagem no vídeo.
- 3 - Apresentar possibilidade de impressão desta imagem.
- 4 - Varrer a imagem até detectar um elemento de imagem.
- 5 - Extrair fronteira do elemento de imagem e gravar em arquivo.
- 6 - Completar o elemento de imagem com todos os seus pontos internos e gravar nova imagem.
- 7 - Apagar na imagem original (imagem composta) os pontos capturados para o elemento de imagem.
- 8 - Repetir os itens 4,5,6 e 7 até o último elemento ser extraído da imagem.

4.4 - ROTINAS DE SEGMENTAÇÃO DE IMAGEM (descrição)

Principal (main) :

- * Chama rotina para inicialização do vídeo no modo gráfico (Inicializa).
- * Limpa a tela de vídeo para desenhar imagem posteriormente.
- * Chama rotina que zera conteúdo da matriz que armazenará a imagem (Zera_Matriz).
- * Abre arquivo de imagem, contendo a imagem composta a ser segmentada em elementos de imagem.
- * Ler todo o arquivo de imagem composta e armazenar na Matriz Imagem.
- * Fecha arquivo de imagem.
- * Mostra a "Imagem Composta " na tela de vídeo, através da chamada da rotina para este fim (Mostra_Imagem).
- * Aguarda intervenção do operador .
- * Limpa a tela de vídeo.
- * Coloca mensagem "quer imprimir imagem (s/n) ?"
- * Após resposta do operador.
- * Se for "sim" efetua impressão da imagem (Impressora).
- * Chama novamente rotina para mostrar a "imagem composta" . (Mostra_Imagem).

- * Limpa tela de vídeo.
- * Chama rotina que mostra imagem tela do vídeo.(Mostra_Imagem).
- * Chama rotina que segmenta imagem, isto é , extrai um elemento de imagem da "imagem composta" , se houver . (Segmenta).
- * Se existe elemento detectado : Chamar rotina que grava todo o elemento de imagem (Grava_Arq)- Grava imagem secundária com seus pontos internos (completa).
- * Atualiza imagem da "Matriz Imagem" (retirando elemento detectado e gravado).
- * Repete o bloco acima para todos elementos de imagem.
- * Abre arquivo "Quantia.dat".
- * Grava arquivo "Quantia.dat" , que indica quantos arquivos de elementos de imagem temos gravados.
- * Fecha arquivo "Quantia.dat".
- * Limpa tela de vídeo.
- * Finaliza programa.

INICIALIZA

- * Rotina própria para cada sistema e/ou linguagem, para preparar o vídeo para apresentar imagem gráfica.

MENSAGEM

- * Mostra uma das mensagens abaixo: (dependendo da ocasião)
 - . "Pressione qualquer tecla" .
 - . "final de programa" .
 - . "Quer jogar na impressora (s/n)?" .
- * Aguarda intervenção do operador.

MOSTRA IMAGEM

- * Transporta da Matriz Imagem para a tela de vídeo a “Imagem” .
- * Dado o número de colunas da matriz.
- * Dado o número de linhas da matriz.
- * Coloca todos os pontos da “matriz Imagem” na tela de vídeo através da função que coloca um ponto na tela de vídeo.

ZERA IMAGEM

- * Dado o número de colunas da matriz.
- * Dado o número de linhas da matriz.
- * Coloca o valor 0 (zero) em todos as células da matriz.

IMPRIME

- * Dado o número de colunas e linhas da matriz.
- * Imprime a matriz (coloca na impressora).

SEGMENTA

- * Efetua pesquisa na “imagem composta” de cima para baixo e da esquerda para a direita até encontrar o primeiro ponto de elemento de imagem.
- * Caso não encontre, retorna valor indicando que não há elemento de imagem nesta “imagem composta” .
- * Define como direção inicial para o vetor de fronteira a direção LESTE (direção zero), pois é o sentido em que vinha sendo realizada a varredura.
- * Define então início de busca de pontos de fronteira (contorno).

- * Toma o ponto vizinho, segundo regra já estipulada anteriormente, e verifica se é ponto válido.(se existe um ponto ali).

. se válido : Pega o ponto e copia.

Atualiza coordenadas para o próximo ponto.

Atualiza vetor de direção.

Atualiza ponto de início de busca somando 5 (cinco) à orientação anterior.

Sai se ponto encontrado for igual ao ponto inicial, trata-se neste caso de captura da fronteira completada.

. se não válido: Atualiza índice para busca do ponto da próxima vizinhança.

Porém se já explorou toda vizinhança e não encontrou ponto de fronteira, sai por erro, pois trata-se de elemento de imagem formado de um único ponto.

- * Repete o bloco acima até sair por uma das duas opções:

1 - Completou elemento de imagem (Ponto inicial igual Ponto final).

2 - Saída de erro, que volta ao programa principal.

- * Apagar da “imagem composta” (original) os pontos copiados para a imagem secundária.

- * Repetir o trecho acima modificado para capturar os pontos da esquerda do “ponto inicial” , caso haja

trecho de elemento de imagem à esquerda deste conforme já descrito na teoria.

- * Chamar rotina para gravar arquivo com imagem secundária apenas da fronteira do elemento imagem (GRAVA_ARQA).
- * Chamar rotina que copia os pontos internos a fronteira encontrada e apaga o seu correspondente na imagem original composta.
- * Retornar com código de operação bem sucedida.

COPIA :

- * Pega a imagem da fronteira do “elemento de imagem” e copia da imagem composta (original) todos os pontos internos à referida fronteira.
- * Apaga todos os pontos do elemento de imagem na imagem composta (original) . Subtraindo assim este elemento de imagem completamente.

GRAVA_ARQ : “Grava arquivo com elemento de imagem completo”.

- * Calcula nome do arquivo à ser gravado.
- * Abre arquivo “ARQxx.DAT” (onde xx = 00 à 99).
- * Pega todos os pontos pertencentes a matriz do elemento de imagem e grava-os em disco.(todas as células da imagem).
- * Fecha arquivo.

GRAVA_ARQA : “Grava arquivo com fronteira do elemento de imagem”.

- * Calcula o nome do arquivo de dados à ser gravado.
- * Abre arquivo “ARQxxA.DAT” (idem ao similar).
- * Pega agora apenas a matriz dos pontos que constituem a fronteira do elemento de imagem e grava-a no arquivo em disco.

- * Fecha o arquivo de dados de fronteira de uma elemento de imagem.

A implementação deste programa foi feita em linguagem "C" e se encontra no anexo.

A escolha e implementação de um método para segmentação de uma imagem pode ser feita de várias maneiras, e esta pareceu-nos ser a mais adequada, pelo custo de processamento ser barato em função do benefício obtido. Este algoritmo de segmentação pode ser útil para qualquer aplicação gráfica que requeira tal função.

O fato de obtermos duas imagens secundárias de um mesmo elemento, constitui fator fundamental para detecção de elementos de imagem anelares. A tarefa de detectar uma elipse ou particularmente um círculo é muito mais fácil, como veremos mais adiante, quando temos apenas a fronteira de tal elemento de imagem. Porém, se excluíssemos o seu conteúdo interno, não conseguiríamos distinguir um círculo de uma circunferência, pois todos seriam circunferências apenas.

4.5 - Obtenção de retas e vermiformes

O segundo passo é obter um algoritmo que detecte linhas vermiformes, após utilizarmos o método de "transformada de Hough" para obtenção de retas. Vamos desenvolver então mais a miude a "transformada de Hough" para retas, que descrevemos no capítulo 3.

Dada uma imagem digitalizada (discretizada), por exemplo, onde temos uma certa quantidade de pontos discretos sobre um fundo, queremos detectar se lá existe um subconjunto de pontos colineares.

Este método, quando fornecíamos como dados os valores de coordenadas de pontos que compunham uma

imagem, parecia excelente. No entanto, quando o adaptamos para capturar os pontos de uma imagem digitalizada, começaram a surgir os problemas. Pois os pontos de uma imagem discretizada não apresentam a mesma fidelidade colinear que temos quando fornecemos o valor das coordenadas de pontos manualmente.

Na aplicação do método obtínhamos a informação de que existiam várias retas, onde na realidade tínhamos apenas uma. Analisando bem de perto os pontos que constituem uma reta pudemos perceber que o método era bom, o que era ruim, era a discretização da imagem desta. Dependendo do coeficiente angular da reta, ela pode apresentar maior ou menor problema de linearidade na discretização.

Vamos analisar, então a construção de uma reta em uma imagem digitalizada, formada por pontos discretos. Na figura 4.10 temos exemplos de formação de retas.

Fig. 4.10 a

Fig. 4.10 b

Fig. 4.10 c

FIG. 4.10 - Retas formadas em imagens digitalizadas

Na figura 4.10 a temos uma reta legítima, formada por pontos colineares. Já na figura 4.10 b vemos que a reta está segmentada como se fossem duas retas paralelas. Isto nos faz observar que podemos descobrir aí várias retas, pois os quatro primeiros pontos são colineares e formam uma reta, já os três seguintes formam outra reta. A combinação entre todos os pontos definem várias retas. Na figura 4.10 c a situação é ainda mais crítica, pois os pontos, devido ao ângulo de inclinação da reta primitiva representada na figura por uma linha fina, não alinham-se, mas apresentam oscilações em torno da referida reta primitiva.

Quando a quantidade de pontos pertencentes à uma reta é grande, esta tem grande probabilidade de ser detectada com valores menores de erro.

Porém, nosso universo é formado por retas com pequenas quantidades de pontos.

Um outro fator importante é a construção do arranjo acumulador. Este arranjo é constituído de valores discretizados, o que nos leva a colocar dois pontos em uma única célula do arranjo acumulador ao invés de duas distintas, devido a aproximação dos valores discretizados, tanto para os ângulos θ como para os valores de "r".

Por outro lado podemos nos utilizar destas desvantagens em nosso benefício. Nós necessitamos na realidade reconhecer padrões vermiformes. E o método de "transformada de Hough" nos permite analisar os pontos contidos em uma determinada reta a menos de um erro de distância. Possibilitando uma curva polinomial em torno de uma reta, ser detectada como uma reta. Como na figura 4.11.

FIG. 4.11 a - apenas a vermiforme

FIG. 4.11 b - vermiforme em torno de uma reta

FIG. 4.11 - linha vermiforme

Dependendo do valor incremental atribuído a “r” e “theta”, nós teremos mais ou menos pontos da figura acima como contribuinte no arranjo acumulador. Após a detecção da reta e obtenção dos seus coeficientes linear e angular, nós reverteremos o processo, para verificação dos pontos pertinentes ou não à reta desejada. Quando temos os coeficientes angular e linear de uma reta, podemos calcular quantos pontos do elemento de imagem pertencem-na, simplesmente substituindo suas coordenadas na equação :

$$y = m x + c \quad \text{eq. 4.1}$$

onde m = coeficiente angular da reta.

c = coeficiente linear da reta.

Atribuindo o valor de X_i à equação, verificamos se o valor de “ Y_i ” satisfaz a equação, caso contrário não pertence à reta.

Por outro lado, se ao invés de considerarmos a reta dada pela equação :

$$Y = m X + c \iff Y - m X - c = 0 \quad \text{eq. 4.2}$$

e ao invés de igualarmos a zero, o fizéssemos por valores menores ou igual a um determinado erro “e”, teríamos:

$$|Y - mX - c| < e. \quad \text{eq. 4.3}$$

Estaríamos desta forma aceitando como parte desta reta qualquer ponto próximo da “reta efetiva” (aquela dada pela equação igualada à zero).

Tendo em mãos a quantidade de pontos da “reta efetiva”, dada pela equação 4.2, e tendo também a quantidade de pontos dados pela equação 4.3, a sua diferença indica que existe uma vermiforme. Na figura 4.12 vemos mais em detalhe a reta e a vermiforme.

FIG. 4.12 - Curva sobre uma reta e dentro da faixa de erro “e”

Todos os pontos pertencentes à reta dada pela equação 4.1 e todos pertencentes as retas: $Y = mX + (c+e)$

e $Y = m X + (c-e)$ e todos internos às duas últimas são computados na equação 4.3 .

Demonstração:

reta $Y = m X + c$ eq. 4.4

A paralela acima desta é :

$$Y = m X + (c + e)$$
 eq. 4.5

Paralela abaixo da reta da eq. 4.4 é:

$$Y = m X + (c - e)$$
 eq. 4.6

Da equação 4.5 temos :

$$Y = m X + (c + e) \implies Y - m X - c = e$$
 eq. 4.7

As equações de todas as retas internas são dadas por:

$$0 < Y - m X - c < e$$
 eq. 4.8

Da equação 4.6 temos:

$$Y = m X + (c - e) \implies Y - m X - c = -e$$
 eq. 4.9

As equações de todas as retas internas à reta efetiva são dadas por :

$$0 > Y - m X - c > -e$$

eq. 4.10

Das duas equações 4.8 e 4.10 temos que:

$$-e < Y - m X - c < e \iff$$

$$|Y - m X - c| < e$$

eq. 4.11

Portanto, desenvolvemos um algoritmo que permite através da transformada de HOUGH obter os parâmetros da equação de reta (coeficientes angular e linear) e a partir dos mesmos, detectar as tipos vermiformes , definindo antes de mais nada o valor de erro “e” . Nós devemos observar que, dada uma imagem digitalizada, discretizada no entanto, a grandeza de medida dos elementos da mesma é dada em pontos ativos ou não. Isto é, a imagem é toda quadriculada, e sua unidade de medida é a quantidade de células da grade que ela representa.

Considerando tudo isto, implementamos o algoritmo descrito a seguir.

4.6 - Algoritmo de detecção de vermiformes

- 1 - Limpar matriz (zerar todos os elementos da matriz) para guardar imagem.
- 2 - Ler arquivo de imagem contendo um elemento de imagem apenas e guardar na matriz.

- 3 - Efetuar quatro varreduras na imagem para encontrar os limites do elemento de imagem. Achando ordenadas máxima e mínima e abcissas máxima e mínima.
- 4 - Montar vetores X e Y com as coordenadas de todos os pontos constituintes do elemento de imagem com "n" células.
- 5 - Montar vetor teta (θ) com todos os valores de ângulos utilizados para o cálculo dado por $\theta_i = (360/f_\theta) * i$, sendo que "i" varia de 0 (zero) até um valor que gere um ângulo ligeiramente inferior a 180 graus. Isto é, na faixa $0 < i < (f_\theta / 2)$, onde f_θ = número de fatias à dividir os 360 graus.
- 6 - Montar vetor com todos os valores de "ro" contidos no intervalo de $-dm_{\text{máx}} < ro < dm_{\text{máx}}$, onde temos:

$$dm_{\text{máx}} = \sqrt{2} \text{ Máx}$$
, sendo Máx o maior valor entre $X_{\text{máximo}}$ e $Y_{\text{máximo}}$.
 Calcular $ro_i = ((2i)/fr - 1) \times dm_{\text{máx}}$, sendo que "i" varia de 0 (zero) até $ro_i = dm_{\text{máx}}$, isto é, quando $i = fr \Rightarrow 0 < i < fr$. fr = número de fatias a dividir o eixo "ro".
 E armazenar em um vetor com "tn" elementos.
- 7 - Limpar arranjo (matriz) acumulador, que possui $tm \times tn$ elementos.
- 8 - Calcular para todos os valores de θ (do vetor teta), os valores de "ro" pela fórmula: $ro = X_i \cos \theta_j + Y_i \sin \theta_j$.
 Encontrar no arranjo acumulador o valor de "ro" mais próximo do calculado e incrementar o conteúdo da célula correspondente.
 variar i de 0 à n
 variar j de 0 à $f_\theta / 2$
 $ro = X_i \cos (\text{vetor teta } (j)) + Y_i \sin (\text{vetor teta } (j))$
 quando vetor ro (k) = ro $\Rightarrow$ arranjo (k,j) é incrementado

repete $i \times j$ vezes.

Desta forma calcula-se para todos os valores de θ , os valores de "ro".

9 - Pesquisar o maior valor contido no arranjo acumulador (Maior).

10- Se houver mais de cinco picos máximos, então não é uma considerada uma reta, nem uma vermiforme.

11- Achado o "Maior" valor do arranjo acumulador, temos aí os valores de "ro" e " θ " correspondentes, e à partir deles calcular os parâmetros (coeficientes angular e linear) de uma reta.

$m = \text{coeficiente angular} = - \cotg \theta$

$c = \text{coeficiente linear} = ro / \sen \theta$

12- Calcular e contar quantos pontos da imagem pertencem a reta, isto é, satisfaz a equação

$$Y = m X + c .$$

13- Calcular e contar quantos pontos da imagem pertencem a vermiforme dada pela equação $|Y - m X - c| < e$.

14- Se a quantidade de pontos que contribuíram para a vermiforme for inferior a uma determinada percentagem de todos os pontos que compõem a imagem, então não é reta e nem vermiforme. Esta percentagem obedece o seguinte critério: para imagens constituídas de 5 (cinco) pontos adota-se 58,8 % e para 108 pontos, adota-se 100%. Para valores intermediários usar percentagens proporcionais, porém para valores superiores usar 100%.

- 15- Se a quantidade de pontos da reta for diferente da quantidade de pontos da vermiforme, então temos uma vermiforme, caso contrário, temos uma reta.
- 16- Temos a opção de imprimir o arranjo acumulador (na impressora).
- 17- Gravar arranjo acumulador em arquivo (disco).
- 18- Imprimir uma das informações :
- É uma vermiforme.
 - É uma reta.
 - Não é vermiforme nem reta.

4.7 - Rotinas (descrição) de detecção de vermiformes.

PRINCIPAL:

- * Zera o conteúdo da matriz.
- * Operador entra com nome do arquivo de elemento de imagem (binarizada).
- * Lê-se o arquivo e coloca na matriz imagem.
- * Varre a matriz de baixo para cima e acha o menor valor de ordenada (Y_{min}).
- * Varre a matriz de cima para baixo e acha o maior valor de ordenada ($Y_{máx}$).
- * Varre a matriz da esquerda para a direita e acha o menor valor de abcissa ($X_{mín}$).
- * Varre a matriz da direita para a esquerda e acha o maior valor de abcissa ($X_{máx}$).

- * Calcula $dmáx = \sqrt{2} * Máx$, onde Máx é o maior valor entre $Xmáx$ e $Ymáx$.
- * Define erro "e".
- * Chama rotina (ENTRA) que captura todos os pontos de imagem de matriz imagem e coloca suas coordenadas nos vetores X e Y. E conta quantos pontos possui (n).
- * Chama rotina [monta] para criar vetores "Teta" e "Ro" onde armazenarão ângulos e valores de ρ .
- * Chama rotina [calcula] para calcular para todos os valores de teta os seus correspondentes em "Ro" e incrementa no arranjo acumulador a célula correspondente ao ângulo teta e ro calculados.
- * Chama rotina [resulta] que extrai do arranjo acumulador informações para saber se existe reta, vermiforme ou nada disto.

ENTRA:

- * Lê matriz Imagem e toda vez que encontra um ponto coloca suas coordenadas nos vetores X e Y.
- * Calcula o numero de pontos da matriz que compõe o elemento de imagem.
- * Imprime a informação: " quantidade de pontos = n "

MONTA:

- * Calcula elementos e monta o vetor "ro" com valores de - d_{max} à $+d_{max}$.
- * Calcula elementos e monta vetor "teta" com valores entre 0 e 180 graus.
- * Zera o conteúdo do arranjo acumulador.

CALCULA:

- * Calcula para os valores de “teta” contidos no vetor “teta”, os respectivos valores de “ro”.
- * $ro = x(m) * \cos \theta_i + y(m) * \sin \theta_i$.
- * Procura no vetor “ro” o valor mais próximo ao calculado.
- * Define índices de “teta” e “ro” e incrementa a célula correspondente no arranjo acumulador.
- * Se houver algum valor de ro fora do vetor de “ro”, imprime mensagem de erro.

RESULTA:

- * Acha o maior valor do arranjo acumulador.
- * Calcula a quantidade de valores máximos existentes no arranjo acumulador.
- * Chama rotina para gravar arquivo com arranjo
- * Calcula os parâmetros da reta : coeficientes angular (m) e linear (c), pela fórmula $m = -\cotang \text{ de } \theta$ e $c = ro / \sin \theta$.
- * Calcula quantidade de ponto pertencentes à reta $Y = m X + c$
- * Calcula a quantidade de pontos pertencentes à vermiforme dada por $Y - m X - c < e$.
- * Se quantidade de pontos da reta for igual a quantidade de pontos da vermiforme informa : Isto é uma reta.
Caso contrário : Isto é uma vermiforme.
- * Oferece opção ao operador para imprimir arranjo acumulador ou não.

IMPRIME:

- * Rotina que trata a informação e joga na impressora.
- * Imprime todas as células do arranjo acumulador.

GRAVA ARQ:

- * Abre arquivo com nome ARRANJO.DAT para gravação (saída de dados).
- * Grava em disco todos valores das células do arranjo acumulador.
- * Fecha arquivo ARRANJO.DAT.

4.8 - ALGORITMO PARA DETECÇÃO DE ELIPSES

Para detectar a silhueta de uma circunferência em uma imagem que é bidimensional, porém, relativa a objetos tridimensionais, notamos que os métodos apresentados na revisão bibliográfica não eram totalmente satisfatórios para aplicação pretendida. Pois uma circunferência, que podemos imaginar ser um anel quando fotografada na direção “normal” (perpendicular) ao seu plano, apresenta uma imagem que é uma circunferência. Mas quando este anel sofre uma rotação, a sua imagem é de uma elipse, devido à angulação. Então precisamos de um método que seja capaz de detectar também elipses.

Um método que vem logo na cabeça para ser implementado é o da aplicação direta da transformada de HOUGH à equação paramétrica da elipse :

$$\frac{(X-X_0)^2}{a^2} + \frac{(Y-Y_0)^2}{b^2} = 1 \quad \text{eq. 4.12}$$

Porém, este método encontra uma grande dificuldade para ser implementado, pois requer uma matriz de arranjo pentadimensional, porque possui cinco variáveis, ao invés de três da circunferência.

Temos então as variáveis como seguem:

X_0 , Y_0 = coordenadas do centro da elipse.

a , b = Raio Maior e Raio Menor respectivamente.

θ = ângulo de inclinação da elipse no plano imagem.

Conforme pode-se notar, este método necessita de uma quantidade de memória descomunal para armazenar as possíveis elipses, e isto nos daria um custo computacional elevadíssimo e uma memória gigantesca para este processamento.

Portanto propomos dois métodos modificados da transformada de HOUGH para detectar elipses com que pudéssemos ter um custo computacional menor e uma área de memória pequena para que possamos utilizá-los em um simples Microcomputador PC.

Estes dois métodos utilizam como apoio as propriedades geométricas da elipse. Desta maneira podemos aplicar seus algoritmos mais facilmente.

4.8.1 - Método para detectar elipses completas.

Este método é baseado na idéia de [TSUJI - 78], descrita no capítulo três, de que a elipse possui a seguinte propriedade:

Se duas retas tangentes à elipse são paralelas, então o possível centro da elipse se encontra na posição mediana da linha que liga estes dois pontos de tangências, como vemos na figura 4.13.

Este método possibilita a detecção de arcos de elipses que possuam pelo menos 270 graus. Melhor ainda se for completa. Este consiste no aproveitamento da propriedade geométrica citada acima.

FIG. 4.13 - Paralelas tangentes à uma elipse.,

Se escolhermos várias retas utilizando esta propriedade, elas se cruzarão no centro da elipse.

Desenvolvemos um algoritmo que possa encontrar várias retas tangentes à uma possível elipse e traçar retas interligando os pontos de tangências à elipse cujos coeficientes angulares sejam iguais. Pois, se sabemos que o possível centro de uma elipse é o ponto médio (P_0) entre dois pontos tangentes (P_1 e P_2) à mesma, quando seus coeficientes angulares são iguais, então

se obtivermos várias tangentes à elipse, e juntarmos duas à duas com coeficientes angulares iguais e traçarmos as retas interligando cada par de pontos, teremos sempre o cruzamento destas retas no centro da elipse. Como uma imagem nem sempre constitui uma elipse perfeita, estatisticamente teremos o centro da elipse onde o maior número de retas se cruzarem. Em uma elipse podemos traçar infinitas retas tangentes, porém teremos que restringir a quantidade delas, com a finalidade de diminuir o tempo de processamento.

Se apenas duas retas tangentes já são satisfatórias para determinar o centro de uma elipse, então vamos optar por traçamos oito tangentes à elipse e determinarmos seu possível centro. Escolhemos as retas tangentes à possível elipse nos seguintes ângulos: 0, 45, 90, 135, 180, 225, 270 e 315. Com estas tangentes vamos fatiar a elipse em oito partes. Caso a elipse apresente-se em forma regular teremos no seu centro o cruzamento de quatro retas. Porém três já seria um valor satisfatório.

Para a obtenção do centro de uma elipse, não precisamos mais do que o proposto acima.

Desenvolvemos então um algoritmo para atingir tal finalidade. Primeiramente realizamos uma varredura na imagem de cima para baixo e da esquerda para a direita, e encontramos o primeiro ponto tangente a elipse no ângulo de 90 graus. Na figura 4.14 vemos o ponto tangente à elipse à 90 graus que é denominado P_{90} .

Fig. 4.14 - Ponto tangente à elipse 90 graus

Numa segunda etapa realizamos uma varredura na imagem de baixo para cima e da direita para a esquerda. Detectamos o

ponto P_{270} que é tangente à elipse no ângulo 270 graus conforme vemos na figura 4.15.

Fig. 4.15 - Ponto tangente à elipse a 270 graus

Em uma terceira etapa efetuamos a varredura na imagem da direita para a esquerda e de cima para baixo e encontramos o ponto tangente à elipse no ângulo 180 graus como na figura 4.16.

E numa quarta etapa efetuamos uma varredura nesta imagem da esquerda para a direita e de baixo para cima obtendo assim o ponto P_0 que é tangente à elipse no ângulo zero. Como na figura 4.16.

Fig. 4.16 - Pontos tangentes nos ângulos 0 e 180

Até aqui conseguimos obter os pontos P90 e P270 que possuem tangentes à elipse e paralelas. Também temos os pontos P0 e P180 que possuem retas tangentes à elipse que são paralelas. Agora processa-se a busca dos pontos da elipse cujas tangentes são paralelas, nos ângulos : 45, 225, 135, e 315 graus.

Tomando como referência os eixos x e y e fazendo uma trajetória de 45 graus podemos encontrar pontos tangentes à elipse nos ângulos 45 e 225 graus. Conforme a figura 4.17 abaixo,

FIG 4.17 - Pontos tangentes à elipse em 45 e 225 graus

Como a imagem é quadrada, efetuamos uma varredura na imagem com inclinação de 45 graus indo da região nordeste para sudoeste e de noroeste para sudoeste, e encontramos o ponto P45 que tangência a elipse em 45 graus. Repetindo o procedimento, só que indo de sudoeste para nordeste e de sudeste para noroeste, temos uma varredura que vai encontrar o ponto de tangência P225 que está no ângulo 225 graus.

Conforme podemos observar, na figura 4.18 um processo análogo ao acima descrito é realizado.

Fig. 4.18 - Pontos tangentes à elipse em 135 e 315 graus.

A varredura para detectar o ponto P135 se processa de noroeste a sudeste e de sudoeste à nordeste. Já para encontrar o ponto P315 a varredura se dá de sudeste a noroeste e de nordeste a sudoeste.

Conseguimos desta forma obter quatro pares de pontos, cada qual paralelo entre si.

Montando um arranjo acumulador de dimensões do elemento de imagem, pelo ao menos, podemos traçar retas ligando cada par de pontos, constituindo assim um conjunto de quatro retas conforme figura 4.19.

Fig. 4.19 - Arranjo acumulador com retas traçadas.

Temos que no arranjo acumulador as quatro retas devam cruzar um único ponto. Então o arranjo acumulador deve possuir uma célula sua que conterà o valor 4 ou 3 se a figura for uma elipsóide. Neste local temos o centro da elipse. Consequentemente, não apenas descobrimos a existência de elipse, como calculamos o seu centro.

4.8.2 - Algoritmo para detecção de elipse completa ou quase completa.

- Ler uma imagem de um arquivo (imagem apenas do contorno do elemento de imagem)
- Armazenar esta imagem em uma matriz
- Mostrar a imagem no vídeo
- Efetuar varredura na imagem no eixo horizontal

y - varia de 0 até tamanho_da_imagem

x - varia de 0 até tamanho_da_imagem

(faz varredura de cima para baixo e da esquerda para a direita) em busca do primeiro ponto tangente á elipse no ângulo 90 .

Se no topo da elipse possuir mais de um ponto, calculo o "x" como o valor

médio entre o primeiro e o último ponto
pertencente à esta primeira linha.
obtém-se as coordenadas x_1 e y_1 .

$Y \Rightarrow 0$ à tamanho da imagem
 $X \Rightarrow 0$ à tamanho da imagem
Se encontrar um ponto sair do laço
Fecha laço

$X_1 \leftarrow X$

$X \Rightarrow X_1$ a tamanho da imagem
se encontrar um ponto não verdadeiro sair
do laço
Fecha laço

$X_1 \leftarrow (X_1 + X)/2$; acha média
 $Y_1 \leftarrow Y$

obs.: X_1 e $Y_1 \Rightarrow$ coordenadas do ponto tangente a
elipse no ângulo de 90 graus.

Efetuar varredura na imagem no eixo horizontal, porém de
baixo para cima e da esquerda para a direita, em busca do
segundo ponto tangente à elipse no ângulo 270 graus. Se na base
da elipse tiver mais de um ponto tangente, calcula-se o valor de
"x" médio entre o primeiro e o último ponto contido nesta linha.
Obtém-se então o ponto de coordenadas X_2 e Y_2 .

$Y \Rightarrow$ tamanho da imagem até 0
 $X \Rightarrow$ tamanho da imagem até 0
Se encontrar um ponto válido sair do laço
Fecha laço

$X_2 \leftarrow X$

$X \Rightarrow X_2$ à 0
se encontrar um ponto não verdadeiro sair do laço
Fecha laço

$X2 \leftarrow (X2 + X) / 2$; acha-se a média
 $Y2 \leftarrow Y$

. Traça-se uma linha indo de P90(X_1, Y_1) até P270(X_2, Y_2) incrementando o arranjo acumulador nas células correspondentes à reta de P90 à P270.

. Para o eixo vertical efetua-se também duas varreduras para obter os pontos de tangência nos ângulos 0 (zero) e 180 graus.

. Primeiramente efetua-se uma varredura da esquerda para direita e de cima para baixo, pesquisando a existência de um ponto no ângulo 180 graus da elipse. Caso haja mais de um ponto nesta mesma linha tangente, calcula o ponto médio deles.

$X ==> 0$ a tamanho_da_imagem
 $Y ==> 0$ a tamanho_da_imagem
 Se encontrar um ponto válido sai do laço
 Fecha laço

$Y1 \leftarrow Y$

$Y ==> Y1$ a tamanho da imagem
 Se encontrar ponto não válido sair do laço
 Fecha laço

$Y1 \leftarrow (Y1 + Y) / 2$
 $X1 \leftarrow X$

. Obtem-se assim o ponto P180 no ângulo 180 graus da elipse.

. Após isto procede-se a procura do ponto tangente à elipse no ângulo 0(zero) grau
 Para tanto procede-se a varredura da direita para a esquerda e de baixo para cima, para encontrar o ponto tangente à elipse no ângulo 0 (zero) grau.

Neste caso também, quando houver mais de um ponto nesta mesma linha (tangente a elipse), calcula-se o ponto médio dentre eles.

```

X ==> tamanho da imagem a X1.
Y ==> tamanho da imagem a Y1.
    se encontrar um ponto que seja válido
    (existente) sair do laço
Fecha laço

Y2 ← Y

Y ==> Y2 à 0 (zero)
    Se encontrar ponto não válido sair do laço
Fecha laço

Y2 ← (Y2 + Y) / 2
X2 ← X

```

O ponto P0 também é detectado, e com os pontos P0 e P180 traça-se uma reta unindo-os. Os pontos P0 (X2, Y2) e P180 (X1, Y1) geram uma reta que é armazenada no arranjo acumulador, incrementando as suas células de coordenadas calculadas pela reta.

Obtenção de pontos tangentes a elipse nos ângulos 45 e 225 graus com tangentes no eixo oblíquo de 45 graus.

Analogamente aos anteriores vamos obter os pontos P45 e P225 usando o algoritmo de varredura.

Fig. 4.20 - Varredura descendente de imagem a 45 graus.

Como na figura 4.20 a varredura se dá em duas etapas, a primeira até o centro da imagem e a outra após o centro. Varre-se diagonalmente a 45 graus de nordeste ao centro no sentido noroeste-sudeste.

ax ==> tamanho imagem -2 à zero

x ==> ax a tamanho imagem

y ==> 0, incrementando

Se encontrar ponto que tenha validade sair do
laço e ir p/ L1

Fecha laço

. Varre diagonalmente à 45 graus do centro até
sudoeste no sentido noroeste-sudeste.

ay ==> 1 à tamanho imagem -1

y ==> ay à tamanho imagem

x ==> 0 incrementando

Se encontrar ponto que tenha validade sai do laço e
ir p/ L1

Fecha laço

L1:

X1 ← X

Y1 ← Y

X ==> X1 à tamanho imagem e Y ==> Y1 à tamanho
da imagem se achar ponto não válido sair do
laço

Fecha laço

X1 ← (X1 + X) / 2

Y1 ← (Y1 + Y) / 2

. Obtem-se o ponto P45 no ângulo 45 graus da elipse

. No entanto, o algoritmo para detectar pontos
tangentes à elipse no ângulo 225 graus se processa de maneira
inversa, isto é, indo de sudoeste para nordeste, em duas etapas.

A primeira vai de sudoeste até o centro e a segunda do centro até nordeste, como mostra a figura 4. 21.

FIG. 4.21 - varredura ascendente de imagem à 45 graus.

. Varrendo de sudoeste ao centro e depois do centro ao nordeste.

ay ==> tamanho imagem -2 à zero

y ==> ay à tamanho da imagem

x ==> 0 e incrementando

. Se encontra ponto sair do laço para L2

Fecha laço

ax ==> 1-à tamanho da imagem

x ==> ax à tamanho da imagem

y ==> 0 e incrementando

Se encontra um ponto sair do laço para L2

Fecha laço

L2:

$X2 \leftarrow \dot{X}$
 $Y2 \leftarrow Y$

$X \Rightarrow X_1$ a tamanho da imagem e $Y \Rightarrow Y_1$ a tamanho da imagem

Se encontrar ponto não válido sair do laço

Fecha laço

$X2 \leftarrow (X2 + X) / 2$

$Y2 \leftarrow (Y2 + Y) / 2$

. Traçar no arranjo acumulador uma linha reta indo de P45 (X_1, Y_1) à P225 (X_2, Y_2) incrementando-as células correspondentes.

. A obtenção dos pontos P135 e P315 ocorre através de varreduras oblíquas a 135 graus.

. Como anteriormente temos que a busca do ponto no ângulo 135 graus da elipse, a pesquisa no sentido noroeste a sudeste, em duas etapas, de noroeste ao centro e do centro a sudeste como na fig. 4.22.

FIG. 4.22 - Varredura descendente de imagem à 135 graus.

$ay \Rightarrow 1$ a tamanho da imagem

$y \Rightarrow ay$ a zero

$x \Rightarrow 0$ e incrementado

Se encontrar o ponto imagem sair do laço para L3

Fecha o laço

$ax \Rightarrow 1$ à tamanho da imagem -1
 $x = ax$ à tamanho da imagem
 $y =$ tamanho da imagem -1 e decrementando
 Se encontrar ponto válido sair do laço p/ L3
 Fecha laço

$X1 \leftarrow X$
 $Y1 \leftarrow Y$

$X \Rightarrow X1$ à tamanho da imagem e $Y \Rightarrow Y1$ à zero
 Se encontrar ponto inválido sair do laço
 Fecha laço

$X1 \leftarrow (X1 + X) / 2$
 $Y1 \leftarrow (Y1 + Y) / 2$

A obtenção do ponto de tangência a 315 graus se dá com a pesquisa diagonal em 135 graus, porém no sentido de sudeste a noroeste, em duas etapas, isto é, de sudeste ao centro e do centro a noroeste, figura 4.23.

FIG. 4.23 - Varredura ascendente de imagem à 135 graus.

$ax \Rightarrow$ tamanho imagem -2 à zero
 $x \Rightarrow ax$ a tamanho imagem
 $y \Rightarrow$ tamanho imagem decrementando
 Se encontrar ponto sair do laço e ir para L4
 Fecha laço

```

ay ==> tamanho imagem -2 a zero
y ==> ay à zero
x ==> 0, incrementando
    Se achar ponto sair do laço e ir para L4
Fecha laço

```

L4:

```

X2 ← X
Y2 ← Y

```

```

x ==> x2 à tamanho imagem e Y => Y2 à zero
    Se encontrar ponto não válido sair do laço
Fecha laço

```

```

X2 <== (X2 + X) / 2
Y2 <== (Y2 + Y) / 2

```

Traça-se uma reta de P135(X1 , Y1) ao ponto P135(X2 , Y2) no arranjo acumulador incrementando-as células correspondentes.

Após a composição do arranjo acumulador, efetua-se uma inspeção e descobre-se qual a célula que possui o maior valor acumulado, pois ela representa o local de cruzamento das quatro retas. Se o conteúdo desta célula for quatro, significa que a elipse existe e é regular. Se o valor desta célula for três, temos aí uma possível elipse porém com uma certa irregularidade. Se por ventura o maior valor for dois ou menos, consideramos que não existe aí uma elipse.

Imprimimos então a mensagem com o diagnóstico da obtenção ou não das coordenadas do centro da possível elipse.

Também calculamos as coordenadas da média dos picos do arranjo acumulador e sugerimos outro possível centro de elipse.

Tendo em vista que queremos analisar apenas imagens com microcalcificações vermiformes e elípticas numa imagem mamográfica, logo, podemos auxiliar o diagnóstico. Porém na prática pudemos perceber que as imagens além de apresentar ruídos, também apresentavam agrupamentos de

microcalcificações , que assumiam formas estranhas e inviabilizavam esta análise direta. No entanto, para nos certificarmos da existência de elipses incorporamos neste método os segundo e terceiro estágios do método que veremos a seguir para detectar elipses incompletas.

Este método deveria ter apenas dois estágios, sendo o primeiro estágio o descrito acima , onde encontra-se o centro da possível elipse, e o segundo apenas o terceiro estágio do método seguinte.

O segundo estágio então, confirma o centro como pertencente ou não à uma elipse; e o terceiro trata de distinguir uma elipse anelar de uma elipse cheia.

4.8.3 - Método para detectar elipses incompletas.

O processamento da imagem utilizando o método de tangentes para detectar elipse, se revelou rápido e eficaz para detectar elipses completas e quase completas. No entanto, faltava detectar elipse incompleta ou com o contorno mal traçado.

Então, tomando como referência [MUAMMAR-91], desenvolvemos um algoritmo próprio para detectar o possível centro da elipse e utilizamos a técnica de verificação de centro de elipse de [TSUJI-78]. Em ambos os caso tivemos que desenvolver um algoritmo, pois os artigos estudados apenas citavam o processo.

Conforme já visto no capítulo três, o método utilizado por [MUAMMAR-91] é composto de três estágios:

- 1º - Determinar o centro da elipse.
- 2º - Encontrar a inclinação da elipse.
- 3º - Calcular os parâmetros da elipse.

Deste método aproveitamos apenas o primeiro estágio, que é encontrar o possível centro da elipse.

Já, de [TSUJI - 78] que consiste de dois estágios:

- 1º- Determinar o centro da elipse completa.
- 2º- Verificar se o centro é verdadeiro.

Deste método aproveitamos o segundo estágio, que confirma se o centro é verdadeiro.

Como método de detecção de elipses incompletas utilizamos a composição híbrida das idéias dos dois autores acima. Ficando portanto o novo método composto por três estágios:

- 1º- Determinar o centro da elipse [MUAMMAR-91].
- 2º- Verificar se o centro é verdadeiro [TSUJI-78].
- 3º- Distinguir uma elipse anelar de uma cheia.

Vejamos então como desenvolvemos o algoritmo para implementar o novo método de três estágios.

4.8.3.1 - Primeiro estágio

Primeiramente desenvolvemos um algoritmo para detecção do centro da possível elipse. Baseado na teoria de que duas retas tangentes à uma elipse nos pontos P_1 e P_2 se cruzam num ponto T e que o ponto médio entre P_1 e P_2 é M , a reta que passa pelos pontos T e M , também passa pelo centro da elipse.

Devemos traçar retas num arranjo acumulador indo de M , no sentido contrário a T , até uma distância igual ao raio máximo (a) da elipse que queremos detectar. Teremos sempre, as retas definidas desta maneira cruzando-se no centro da elipse. Pesquisando o arranjo acumulador vamos detectar que o ponto onde tiver o maior número acumulado define as coordenadas do centro da elipse.

Para desenvolver o algoritmo desta primeira parte é necessário fazer algumas considerações. Inicialmente temos que calcular a tangente de todos os pontos componentes da fronteira da imagem. Analisando um ponto de contorno de imagem e seus vizinhos de oito possíveis temos, as seguintes possibilidades:

FIG. 4.24 - Pontos cujas tangentes se encontram a 45 graus

Nas figuras acima temos o ponto cuja tangente encontra-se a 45 graus em relação ao plano cartesiano. À estes casos daremos o número um (1).

FIG. 4.25 - Pontos cujas tangentes estão à zero grau.

Os casos acima cuja tangente se encontra a zero grau receberão o número dois.

FIG. 4.26 - Pontos cujos ângulos de tangência são 135 graus.

A figura 4.26 mostra que os pontos possuem as tangências com ângulos de 135 graus. Estes casos receberão o numero três.

FIG. 4.27 - Pontos com ângulos de tangência de 90 graus.

O quarto tipo de situação de pontos apresenta tangências de 90 graus, e recebe o numero quatro.

Podemos ter ainda oito outras possibilidades da vizinhança de um ponto.

FIG. 4.28 - Pontos de extremidades.

Na figura acima temos que o ponto central é um ponto de extremidade da figura e não o consideramos para tangências.

Também temos outros pontos, como na figura abaixo que são pontos de difícil análise local de tangência, e também os excluimos. Estes pontos são considerados como número zero.

Fig. 4.29 - Pontos de tangência não avaliada.

Se um ponto em análise tiver mais de dois vizinhos, ele será indesejado. Restringindo as tangentes para os ângulos: 0, 45, 90 e 135 graus os parâmetros das retas tangentes ficam assim definidos:

Equações das retas tangentes

$$\text{tg } 0^\circ = 0 \Rightarrow y = \text{constante} = y_p. \quad \text{eq. 4.13}$$

$$\text{tg } 45^\circ = 1 \Rightarrow y = x + c \text{ onde } c = y_p - x_p \quad \text{eq. 4.14}$$

$$\text{tg } 90^\circ = \infty \Rightarrow x = \text{constante} = x_p \quad \text{eq. 4.15}$$

$$\text{tg } 135^\circ = -1 \Rightarrow y = -x + c \text{ onde } c = y_p + x_p \quad \text{eq. 4.16}$$

onde teremos:

$$\text{tg } 0^\circ = \text{caso dois} \Rightarrow y = y_p. \quad \text{eq. 4.17}$$

$$\text{tg } 45^\circ = \text{caso um} \Rightarrow y = x + y_{p45} - x_{p45} \quad \text{eq. 4.18}$$

$$\text{tg } 90^\circ = \text{caso quatro} \Rightarrow x = x_{p90} \quad \text{eq. 4.19}$$

$$\text{tg } 135^\circ = \text{caso três} \Rightarrow y = -x + y_{p135} + x_{p135} \quad \text{eq. 4.20}$$

Estas são equações das retas tangentes aos pontos $P(x_p, y_p)$ onde: $x_{p0} \Rightarrow$ coordenada x do ponto cuja tangente é zero grau,

$x_{p45} \Rightarrow$ coordenada x do ponto cuja tangente é quarenta e cinco graus, e a assim sucessivamente.

Dados dois pontos da fronteira do elemento imagem, estes são classificados como pertencentes aos casos: 0,1,2,3 ou 4. Para calcular as coordenadas (x,y) dos pontos T (cruzamento das retas tangentes) e M (ponto médio entre os dois pontos), temos que efetuar a seguinte análise:

Só utilizamos pontos de casos 1,2,3 ou 4.

Se os dois pontos forem de casos iguais, não os consideramos, pois as retas tangentes são paralelas e não iremos calcular o ponto de cruzamento das mesmas.

Porém sendo ambas de casos diferentes, teremos seis possibilidades para os dois pontos:

a) caso 2 e caso 1:

cruzamento das retas de 0° e 45° definimos o que denominaremos de primeiras equações

$$y_t = y_{p0} \text{ e } x_t = y_{p0} - y_{p45} + x_{p45} \quad \text{eq. 4.21}$$

$$Y_m = \frac{y_{p0} + y_{p45}}{2} \quad X_m = \frac{x_{p0} + x_{p45}}{2} \quad \text{eq. 4.22}$$

b) caso 2 e caso 4 :

cruzamento das retas 0° e 90° , as equações ficarão assim:

$$y_t = y_{p0} \quad x_t = x_{p90} \quad \text{eq. 4.23}$$

$$Y_m = \frac{y_{p0} + y_{p90}}{2} \quad X_m = \frac{x_{p0} + x_{p90}}{2} \quad \text{eq. 4.24}$$

c) caso 2 e caso 3 :

cruzamento das retas 0° e 135° , teremos o terceiro grupo de equações:

$$y_t = y_{p0} \quad x_t = -y_{p0} + y_{p135} + x_{p135} \quad \text{eq. 4.25}$$

$$Y_m = \frac{Y_{p0} + Y_{p135}}{2} \quad X_m = \frac{X_{p0} + X_{p135}}{2} \quad \text{eq. 4.26}$$

d) caso 1 e caso 4 :

cruzamento das retas 45° e 90° , as equações que definem os pontos de tangência $T(x_T, y_T)$ e o médio $M(x_m, y_m)$ serão denominadas de quarto grupo de equações e dadas por:

$$y_T = x_{p90} + y_{p45} - x_{p45} \quad x_T = x_{p90} \quad \text{eq. 4.27}$$

$$Y_m = \frac{Y_{p45} + Y_{p90}}{2} \quad X_m = \frac{X_{p45} + X_{p90}}{2} \quad \text{eq. 4.28}$$

e) caso 1 e caso 3 :

cruzamento das retas 45° e 135°
As equações serão dadas por:

$$Y_t = \frac{Y_{p45} - X_{p45} + Y_{p135} + X_{p135}}{2} \quad \text{eq. 4.29}$$

$$X_t = \frac{X_{p45} + Y_{p135} + X_{p135} - Y_{p45}}{2} \quad \text{eq. 4.30}$$

$$Y_m = \frac{Y_{p45} + Y_{p135}}{2} \quad X_m = \frac{X_{p45} + X_{p135}}{2} \quad \text{eq. 4.31}$$

f) caso 4 e caso 3:

cruzamento das retas 90° e 135°

O sexto e último grupo de equações é:

$$y_T = -x_{p90} + y_{p135} + x_{p135} \quad x_T = x_{p90} \quad \text{eq. 4.32}$$

$$Y_m = \frac{Y_{p90} + Y_{p135}}{2} \quad X_m = \frac{X_{p90} + X_{p135}}{2} \quad \text{eq. 4.33}$$

Além destas considerações, temos que, para efeito de desenvolvimento de algoritmo, usar algum recurso para classificar os pontos de fronteira quanto aos seus ângulos de tangências.

Definimos duas maneiras para classificar um ponto como pertencentes à um determinado "caso". O primeiro é o mais óbvio, numerar os seus vizinhos seqüencialmente como mostrado na figura 4.30:

5	6	7
4	P	0
3	2	1

FIG. 4.30 - Numeração dos pontos vizinhos

e para classificá-lo bastaria verificar se seus vizinhos são:

para caso 1: $tg \quad 45^\circ \Rightarrow$ se 0 e 2, 4 e 6 ou 3 e 7

para caso 2: $tg \quad 0^\circ \Rightarrow$ se 5 e 7, 1 e 3 ou 0 e 4

para caso 3: $tg \quad 135^\circ \Rightarrow$ se 0 e 6, 2 e 4 ou 1 e 5

para caso 4: $tg \quad 90^\circ \Rightarrow$ se 1 e 7, 3 e 5 ou 2 e 6

e caso 0: para outros valores.

Porém, neste caso não basta verificar se os pares de vizinhos existem, temos que certificar-nos de que os outros vizinhos não existam. Então, por exemplo, teremos que testar se os vizinhos 0 e 2 existem e os vizinhos 1, 3, 4, 5, 6 e 7 não existem. Consequentemente esta maneira tornou-se de um custo computacional muito elevado.

Uma segunda maneira é atribuir aos pontos vizinhos os valores mostrados na figura 4.31:

32	64	128
16	P	1
8	4	2

FIG. 4.31 - Ponderação de vizinhos

Considerando que um ponto existente em uma imagem binária vale "1" (um) e o ponto inexistente vale "0" (zero), multiplicamos todos os pontos por seus pesos, conforme citado acima. Obtemos então um valor que expressa a existência ou não de pontos.

Se o valor resultante for:

5, 80 ou 136 $\Rightarrow$ caso 1 $\Rightarrow$ $\text{tg } 45^\circ$

10, 17 ou 160 $\Rightarrow$ caso 2 $\Rightarrow$ $\text{tg } 0^\circ$

20, 34 ou 65 $\Rightarrow$ caso 3 $\Rightarrow$ $\text{tg } 135^\circ$

40, 68 ou 130 $\Rightarrow$ caso 4 $\Rightarrow$ $\text{tg } 90^\circ$

caso contrário $\Rightarrow$ caso 0

Desta forma conseguimos eliminar os complexos testes para calcular o caso de um ponto.

A análise feita acima foi tomando como referência a imagem no primeiro quadrante.

Porém, a imagem a ser analisada foi tida como uma imagem no espaço da tela de vídeo do computador que é:

Apresentando uma defasagem do eixo y de 180 graus, o que nos leva a concluir que os casos escolhidos anteriormente sofrem modificações. Como a rotação ocorre apenas no eixo Y, temos que, os casos 2 e 4 ficam inalterados. Já os casos 1 e 3 serão permutados, pois o ângulo de 45° rotacionado torna-se um ângulo de 135° e vice-versa. Então a classificação dos casos fica da seguinte forma:

se o valor resultante for:

20, 34 ou 65 $\Rightarrow$ caso 1 $\Rightarrow \text{tg } 45^\circ$

10, 17 ou 160 $\Rightarrow$ caso 2 $\Rightarrow \text{tg } 0^\circ$

5, 80 ou 136 $\Rightarrow$ caso 3 $\Rightarrow \text{tg } 135^\circ$

40, 68 ou 130 $\Rightarrow$ caso 4 $\Rightarrow \text{tg } 90^\circ$

para outros valores $\Rightarrow$ caso 0

Diante destas premissas temos que desenvolver um algoritmo para:

- . capturar uma imagem de um arquivo (imagem apenas do contorno de um elemento de imagem)
- . gerar uma matriz substituindo cada ponto pelo número do seu “caso” (0 à 4).
- . Tomar pares de pontos efetuando todas as combinações possíveis entre eles.
- . calcular para cada par de pontos os valores das coordenadas dos pontos $T(x_T, y_T)$ e $M(x_m, y_m)$.
- . traçar reta que passa pelos pontos T e M, porém calculando apenas os pontos a partir de M, em sentido contrário a T e com dimensão igual ao raio máximo da elipse que queremos detectar.

4.8.3.2 - Algoritmo do primeiro estágio **(“GRAD.C”)**

(achar o centro de uma elipse, mesmo sendo incompleta)

- . Ler um arquivo e guardar numa matriz
- . Achar limites de coordenadas (x_{min} , x_{max} , y_{min} , y_{max}).
- . Limpar conteúdo de arranjo acumulador
- . Definir ponto inicial no topo da fronteira do elemento imagem
- . Localizar seus pontos adjacentes
- . Se for um só $\Rightarrow$ é extremo
- . Aplicamos a máscara binária na vizinhança e obtemos o valor para classificá-lo. Isto é tomamos um a um seus oito vizinhos e multiplicamos pelo valor da máscara para cada ponto (1, 2, 4, 8, 16, 32, 64, 128) e somamos, obtendo um valor que se for:

20, 34 ou 65 $\Rightarrow$ caso 1

10, 17 ou 160 $\Rightarrow$ caso 2

5, 80 ou 136 $\Rightarrow$ caso 3

40, 68 ou 130 $\Rightarrow$ caso 4

para outros valores $\Rightarrow$ caso 0

. Identificando o caso lançamos o valor (0 a 4) num vetor "aa[]" e guardamos também as coordenadas em outros dois vetores xx[] yy[].

. Pegamos dois pontos e em função das suas tangentes (casos) calculamos os valores dos pontos de cruzamento das retas T (x_T, y_T) e o médio entre os dois pontos M(x_m, y_m).

. Calcular os parâmetros da reta e traçá-la.

FIG. 4.32 - traçado de retas pelo centro da elipse

obs.: Conforme vemos na figura acima os pontos P_1 e P_2 são os pontos que pegamos. Calculamos os pontos T e M conforme visto na figura. Em seguida traçamos uma reta dada

pelos pontos T e M, porém esta será traçada a partir do ponto M e até a borda do quadro da imagem no arranjo acumulador. Então a reta será traçada no arranjo acumulador. Esta reta passa pelo centro da elipse.

. Repetimos este procedimento para todos os pares de pontos cujas tangentes sejam diferentes. Estes pares de pontos são constituídos de todas as combinações possíveis entre eles.

. Varrer todo o arranjo acumulador e detectar a célula que possui o maior valor acumulado. As coordenadas desta células são as coordenadas do possível centro da elipse.

4.8.3.3 - Segundo estágio

O segundo estágio consiste em: dado um elemento de imagem e seu centro (coordenadas X_o e Y_o), verificar se ele é uma elipse ou não.

Baseado em [TSUJI - 78], que diz, uma elipse obedece a seguinte propriedade geométrica: dados os pontos P e Q pertencentes a fronteira da elipse e formando com o centro um ângulo de 90 graus, temos que

FIG. 4.33 - propriedade geométrica da elipse

$$\frac{1}{OP^2} + \frac{1}{OQ^2} = \frac{1}{R^2}, \quad \text{eq. 4.34}$$

onde R é uma constante.

Dado o centro e a fronteira de um elemento de imagem, se tomarmos todos os pontos e seus correspondentes a 90 graus, obtemos os valores de R . Lançando votos em um arranjo acumulador unidimensional, correspondente aos valores de R obtidos no cálculo segundo a equação acima, teremos no final do processo, uma célula que deverá conter um valor correspondente ao número de pontos que fazem parte da elipse e as demais conterão zero. Porém, como a elipse não é perfeita, teremos vários R com valores diferentes de zero, e a célula que tiver maior valor, indica a constante característica da elipse. Para avaliar a existência ou não da elipse, temos de considerar que a imprecisão do traçado da elipse permite um erro da constante R , sendo válida " $R \pm \text{erro}$ ".

Tendo-se em uma "Matriz Imagem" a figura "elemento imagem", devemos efetuar todos os cálculos de R .

Teríamos que tomar todos os pontos e localizar para cada um o outro ponto da fronteira que fizesse 90 graus conforme figura 4.33.

Observando a figura, notamos que, conforme vemos na figura 4.34 abaixo; dado o ponto "P", podemos rotacioná-lo de 90 graus, obtendo "P'", e achar a reta dada pelos pontos "O" e "P'" e pesquisar a existência de um ponto (Q) imagem.

FIG. 4.34 -Rotação de pontos numa elipse.

Encontrando o ponto "Q" à partir dos pontos "P" e "O", calculamos a constante R e depositamos voto na célula correspondente no vetor arranjo acumulador. Repetindo isto para todos os pontos, teremos um arranjo acumulador que define ou não uma elipse, dependendo do seu espalhamento.

Para rotacionar um ponto de um ângulo θ , podemos usar a seguinte expressão:

$$\begin{vmatrix} x' \\ y' \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{vmatrix} \begin{vmatrix} x \\ y \end{vmatrix}$$

logo temos:

$$x' = x \cos \theta - y \sin \theta \quad \text{e} \quad y' = x \sin \theta + y \cos \theta \quad \text{eq. 4.35}$$

Mas como temos que efetuar a rotação em torno do ponto C (X_c, Y_c), e no entanto as equações acima são para rotação em torno da origem, temos que transladar o ponto "C" para a origem do plano cartesiano, assim como transladar o ponto P, isto é, deslocamos os dois pontos, tanto no sentido das ordenadas, como no das abscissas. Para transladar ambos os pontos, basta subtrair de suas abscissas o valor " X_c " e de suas ordenadas o valor " Y_c ". Então os pontos transladados ficam como mostra a figura 4.35 abaixo.

FIG. 4.35 - Translação de pontos

Onde

$$x_1 = x - X_c \quad \text{eq. 4.36}$$

$$\text{e } y_1 = y - Y_c, \quad \text{eq. 4.37}$$

$$\text{logo : } P_1 (x - X_c, y - Y_c)$$

O ponto C fica então assim : O (0,0).

Para efetuar a rotação do ponto P_1 de um ângulo θ , agimos da seguinte maneira:
dada a figura abaixo, onde P_2 é o ponto P transladado e rotacionado de um ângulo θ

1

FIG. 4.36 - Rotação de ponto

As coordenadas do ponto P_2 são determinadas usando as equações da rotação de um ponto, que fica como segue.

$$\begin{vmatrix} x_2 \\ y_2 \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{vmatrix} \begin{vmatrix} x_1 \\ y_1 \end{vmatrix}$$

Como queremos rotacionar este ponto de 90 graus temos como dados:

$$\cos \theta = \cos 90^\circ = 0 \text{ (zero)} , \text{ sen } \theta = \sin 90^\circ = 1 ,$$

então

$$x_1 = x - X_c \quad \text{e} \quad y_1 = y - Y_c \text{ temos:} \quad \text{eq. 4.38}$$

$$\begin{vmatrix} x_2 \\ y_2 \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{vmatrix} \begin{vmatrix} x - X_c \\ y - Y_c \end{vmatrix}$$

Podemos então tirar as equações que fornecem as coordenadas do ponto rotacionado.

$$x_2 = x_1 \cos \theta - y_1 \sin \theta = x_1 \cdot 0 - y_1 \cdot 1 = -y_1 = -y + Y_c$$

$$y_2 = x_1 \sin \theta + y_1 \cos \theta = x_1 \cdot 1 + y_1 \cdot 0 = x_1 = x - X_c$$

$$x_2 = -y + Y_c \quad \text{eq. 4.39}$$

$$\text{e} \quad y_2 = x - X_c \quad \text{eq. 4.40}$$

O ponto encontrado está posicionado em relação ao centro do plano cartesiano e não em relação ao centro da possível elipse. Para tanto temos que transladar o ponto rotacionado de volta.

Na figura abaixo vemos como isto deve ser realizado.

FIG. 4.37 - Translação de ponto após rotação

Para transladar o ponto P_2 de volta, basta efetuar a soma deste com o centro da elipse .

$$P_3 (x_3 , y_3) = P_2 (x_2 , y_2) + C (X_c , Y_c) \quad \text{eq. 4.41}$$

$$x_3 = x_2 + X_c = -y + Y_c + X_c \quad \text{eq. 4.42}$$

$$y_3 = y_2 + Y_c = x - X_c + Y_c \quad \text{eq. 4.43}$$

$$P_3 (-y + Y_c + X_c , x - X_c + Y_c) \quad \text{eq. 4.44}$$

Então, dado um ponto de coordenadas $P(x , y)$ e o possível centro da elipse $C (X_c , Y_c)$, calculamos o ponto $P_3 (x_3 , y_3)$ que é o próprio ponto P rotacionado de 90 graus .

O algoritmo de Bresenham para traçar uma reta em um sistema gráfico matricial nos pareceu muito interessante, pois ele permite traçar uma reta indo de um ponto $P_1 (x_1 , y_1)$ até o ponto $P_2 (x_2 , y_2)$. Este algoritmo porém, apenas traça uma reta, o que nos levou a estudar modificações, porque o objetivo era percorrer o traçado em linha reta e encontrar um ponto já desenhado numa matriz . Procedendo as modificações o algoritmo permitiu percorrer em linha reta de um ponto "C" até outro ponto P_3 , e se

neste percurso encontrasse um ponto existente, aí teríamos o ponto Q. Mas, como podemos observar na figura 4.34 (a), o ponto Q pode estar em linha reta com os pontos "C" e P_3 , porém não necessariamente neste intervalo, isto é, estar após o ponto P_3 . Isto nos levou a proceder modificações relevantes no algoritmo, para efetuar a busca do ponto Q, que poderia também não existir (caso fosse uma elipse incompleta).

Entretanto a linha reta percorrida, as vezes não encontrava o ponto Q, no entanto este existia. Depois de exaustiva procura de falhas notamos, que em um sistema matricial, duas retas podem cruzarem-se, sem no entanto interceptarem-se. Isto parece absurdo, mas vejamos pela figura abaixo com isto ocorre.

FIG. 4.38 - Cruzamento de retas sem interceptação

Notamos que as duas retas se cruzam, porém não se interceptam, pois não temos nenhum ponto comum às duas retas. E numa busca do ponto Q, ele jamais seria encontrado. No entanto, estando-se caminhando sobre a reta mais clara, ponto a ponto, sendo estes pontos imaginários, pois a figura de uma possível elipse é apenas composta pelos pontos mais escuros; efetuamos o seguinte procedimento: Verificamos se na sua vizinhança de oito existe ao menos um ponto, caso isto ocorra é porque temos uma interceptação. Desta forma eliminamos os desencontros. O erro de avaliação das coordenadas é de + ou - 0,5, pois este sistema trabalha apenas com coordenadas inteiras. Este valor vai refletir no erro que devemos considerar na obtenção da constante "R". Feito isto, o algoritmo, como veremos mais à frente, está apto a calcular todos os valores de R. Em seguida, fazemos uma pesquisa da busca do valor de R do arranjo acumulador vetorial, que possui o maior número de votos, este é o valor da constante característica da figura. Tomando-se todos os

votos dos valores de R e seus vizinhos, que estão dentro da margem de erro já especificada e somando, teremos o número de pontos pertencentes a uma possível elipse. Se noventa percento dos pontos pertencentes a figura fizerem parte da elipse, então ela é uma elipse. Esta percentagem foi usada tendo em vista a detecção de elipses incompletas.

4.8.3.4 - algoritmo do segundo estágio (certificar-se se o centro encontrado é de uma elipse mesmo, ou de outra figura diferente)

. Dado que no primeiro estágio já montamos numa matriz a figura da fronteira de um elemento de imagem e já obtivemos as coordenadas do centro de uma possível elipse definida por C(X_c , Y_c) podemos proceder o segundo estágio com estes dados.

. Usando o mesmo algoritmo utilizado na segmentação de imagem, quando na detecção de fronteira de um elemento imagem, só que desta vez modificado para apenas localizar os pontos da fronteira, um a um.

. Localizado um ponto procedemos assim:

. Este ponto encontrado será o ponto P (x , y) e calcula-se o ponto P_3 (x_3 , y_3) segundo as equações

$$x_3 = -y + Y_c + X_c \quad \text{eq. 4.45}$$

$$\text{e } y_3 = x - X_c + Y_c. \quad \text{eq. 4.46}$$

. Tendo os pontos C (X_c , Y_c) e P_3 (x_3 , y_3) acha-se o ponto Q, através do algoritmo Acha_Ponto.

. Calcula-se o valor da constante R da seguinte maneira:

$$\text{se } \frac{1}{OP^2} + \frac{1}{OQ^2} = \frac{1}{R^2} \quad \text{eq. 4.47}$$

e chamando OP^2 de p_2 , OQ^2 de q_2 e R^2 de r_2 podemos transformar esta equação em :

$r2 = (p2 * q2) / (p2 + q2)$, e ao invés de calcular a raiz quadrada de $r2$ para achar o valor de R , resolvemos utilizar o próprio valor de $r2$ como constante, e depositamos no arranjo acumulador o voto para a célula correspondente. Logo, o vetor de arranjo acumulador definiu os valores de R ao quadrado, ao invés de R . Portanto, se $r2 = 5$, deposito voto no arranjo acumulador de índice 5 (cinco).

Verificamos a quantidade de pontos pertencente à elipse tomando todos os valores de R e sua vizinhança distante até dez percento para a direita e para a esquerda, da seguinte forma:

Acha-se a célula no vetor arranjo acumulador $r2$ que possui a maior quantidade de votos.

Calcula-se $R = \sqrt{r2}$, obtem-se $R0 = R \cdot 0,9$ e $R1 = R \cdot 1,1$

Define-se o intervalo do arranjo acumulador em $r0 = R0^2$ e $r1 = R1^2$.

Soma-se todos os votos das células do arranjo acumulador que estiver no intervalo $r0$ e $r1$, e aí temos a quantidade de pontos que faz parte da possível elipse.

Se a quantidade de pontos dada por esta soma for maior ou igual a setenta percento da quantidade total de pontos da figura, então temos aí uma elipse. Caso contrário não será considerada uma elipse.

Algoritmo para achar o ponto $Q (Xq, Yq)$ à partir dos pontos $P(x, y)$ e $C(Xc, Yc)$.

. $dx = x3 - Xc = -y + Yc + Xc - Xc = -y + Yc$

. $dy = y3 - Yc = x - Xc + Yc - Yc = x - Xc$

. $ix = |dx|$

. $iy = |dy|$

. $inc = \text{máximo valor entre } ix \text{ e } iy$

. $plotx = \text{valor de coordenada inicial "Xc"}$

. $ploty = \text{valor de coordenada inicial "Yc"}$

. $x = y = \text{zero}$

. executar o bloco :

. incrementar "x" de "ix"

- . incrementar "y" de "iy"
- . se x maior que "inc", decrementar x de "inc" e incrementar plotx de um valor : zero se $dx = 0$ de valor um se dx for positivo e de valor -1 se valor de dx for negativo.
- . se "y" for maior que "inc", decrementar "y" de "inc" e incrementar ploty de 0, 1 ou -1 como acima.
- . se valores de plotx ou ploty estiverem fora do tamanho da matriz_imagem, terminar operação informando não ter achado ponto imagem.
- . se existe ponto na matriz imagem nas coordenadas plotx e ploty, então o ponto $Q(Xq, Yq)$ está encontrado. $Xq = plotx$ e $Yq = ploty$.
- . repetir este bloco por uma quantidade de vezes até no máximo igual ao tamanho da matriz imagem.

4.8.3.5 - terceiro estágio

Este é o mais fácil de ser implementado, pois dada as coordenadas do centro da figura (elemento de imagem) e confirmada ser uma elipse, temos que pesquisar na figura original, se nestas coordenadas existe um ponto. Isto nos leva a concluir, se a elipse é um anel ou se se trata de uma elipse cheia.

Este procedimento, às vezes pode nos induzir a erros, pois na figura original, pode ocorrer um ruído justamente neste ponto e propiciar um equivoco.

A maneira mais fácil de avaliar este centro é considerar como parte do centro também sua vizinhança de oito, e apenas considerarmos uma elipse cheia se esta tiver mais que quatro pontos dentre os nove possíveis.

4.9 - Algoritmos auxiliares

Para que uma imagem possa ser processada e identificado cada um de seus elementos, é necessário o desenvolvimento de alguns programas auxiliares, que possam produzir o melhor interfaceamento entre os programas identificadores (programas principais), assim como propiciar maior flexibilidade no tratamento dos dados em curso.

Alguns programas auxiliares são importantes por permitir a visualização dos dados em processamento, o que nos dá certeza do correto funcionamento dos procedimentos executados.

Vamos apresentar aqui apenas os programas auxiliares mais importantes, pois quando do desenvolvimento dos programas principais (programas identificadores), tivemos que desenvolver vários programas para gerar imagens simuladas, avaliar essas imagens e rastrear os resultados.

4.9.1 - Algoritmo para filtragem e thresholding de imagem(th4)

Até agora, temos um algoritmo que toma uma imagem vinda em um arquivo e efetua as seguintes operações:

- 1 - Segmenta , isto é, separa todos os seus elementos componentes.
- 2 - Detecta a presença de formas vermiformes e dá um veredicto para cada elemento de imagem analisado.
- 3 - Detecta presença de elipsóides completas.
- 4 - Detecta presença de elipsóides incompletas.

Porém, a imagem é digitalizada de uma mamografia, no padrão "pcx", e se encontra na forma bruta.

Um primeiro passo consiste em desenvolvermos um programa que possa tratar essa imagem e fornecer um arquivo com a imagem binarizada, para ser processada conforme já visto anteriormente. Os procedimentos são os seguintes:

A) Ler um arquivo contendo uma imagem mamográfica que foi digitalizada através de um digitalizador de filmes e gravada no padrão "pcx".

Uma imagem quando é guardada em um arquivo, normalmente é armazenada, por uma questão de espaço, através de um dos padrões de compactação de imagens existentes e largamente empregados no meio gráfico. Os principais padrões são: pcx, img, tif, gif, bmp, etc . Optamos pelo padrão "pcx" por ser um padrão próprio para microcomputadores tipo "pc". O padrão "pcx" apresenta um cabeçalho de cento e vinte e oito bytes que antecede a imagem. Este cabeçalho descreve os dados a respeito da imagem como veremos a seguir.

nº do byte	descrição
1	caracteriza o padrão pcx vale sempre 10
2	versão , indica a versão normalmente 5
3	valor sempre fixo vale 1
4	quantidade de bits por ponto da imagem 1 à 8 para nossa imagem que é em 256 níveis de cinza o valor é 8.
5-6	Xmin indica o valor mínimo da abcissa.
7-8	Xmáx indica o valor máximo da abcissa.
9-10	Ymín indica o valor mínimo da ordenada.
11-12	Ymáx indica o valor máximo da ordenada.
13-14	resolução horizontal quando digitalizou a imagem.
15-16	resolução vertical da imagem digitalizada.
17-64	pallette da imagem que para nosso caso é tudo zero.
65	reservado para futuras implementações.
66	plano de cores - > indica a quantidade de planos de cores da imagem, que para nosso caso é apenas 1.
67-68	quantidade de bytes por linha de imagem.
69-70	tipo de pallette (se colorida ou níveis de cinza) para 256 níveis de cinza o valor é 2 (dois).
71-128	livre

Seguido a este cabeçalho são gravados os dados compactados da seguinte forma:

Um byte indica quantos pontos seguidos possuem o mesmo nível de cinza (no máximo 64 pontos por vez) , sendo tornados "um" os dois bits mais significativos deste byte; e outro byte com o valor do nível de cinza dos pontos imagem. Isto se repete para toda a imagem, sendo encadeados bytes dois à dois, sempre o primeiro indicando a quantidade de pontos e o segundo o nível de cinza.

Após estes dados, temos um byte com o valor decimal "12" e mais 768 (setecentos e sessenta e oito bytes) com a pallette RGB para os 256 (duzentos e cinquenta e seis) níveis de cinza.

B) Desempacota a imagem (descompacta), armazenando-a num arranjo matricial e mostra no vídeo a imagem lida e a da matriz, que na realidade são a mesma.

C) Faz uma cópia desta imagem para outra matriz. Temos aí duas matrizes, onde uma armazena a imagem e a mantém inalterada, para se necessário recuperá-la e também para a usarmos como referência, já que a outra matriz terá sua imagem modificada constantemente pelo processamento.

D) Mostrar no vídeo três imagens em níveis de cinza:

- . imagem 1, para trabalho
- . imagem 2, original
- . imagem 3, trabalhada binarizada (apenas 2 níveis de cinza).

A imagem 1 é utilizada para efetuarmos as filtrações, eliminação dos ruídos e "thresholding".

A imagem 2 fica sempre no vídeo como referência visual no tratamento da imagem 1.

A imagem 3 é nada mais que a imagem 1, porém binarizada, permitindo a visualização final da imagem. Como a imagem 1 está em níveis de cinza alguns pontos da imagem podem ser muito tênues, de difícil diferenciação pela nossa visão. Já com a binarização estes ficam bem claros.

Também usamos para auxiliar a visualização de detalhes tênues da imagem seis tipos de processamentos de imagens, fornecendo as seis respectivas imagens modificadas. Baseado nos livros de [BALLARD-82], [GONZALES-87] e [LOW-91], desenvolvemos os seguintes algoritmos:

D1) Suavização da imagem pela média.

Este procedimento consiste em efetuarmos o somatório dos valores (níveis de cinza) de um ponto e seus oito vizinhos, dividindo por nove e atribuindo este novo valor de nível de cinza para este ponto. Repetimos este procedimento para todos os pontos, gerando uma nova imagem.

Dada uma imagem $f(x, y)$ de $N \times N$ pontos temos:

$$g(x, y) = \left\{ \sum_{(n,m) \in S} f(n, m) \right\} / 9 \quad \text{eq. 4. 48}$$

D2) Realce da imagem.

O método que desenvolvemos consiste em caminhar ao longo de uma linha de imagem, e toda vez que a diferença entre os valores de níveis de cinza de dois pontos consecutivos for superior a um determinado valor, por exemplo vinte, temos aí uma borda. Se os valores dos dois pontos estiverem na ordem crescente, significa que temos uma borda crescente. Reforçamos então este ponto e todos os seus consecutivos que não fugirem a diferença de "vinte". Quando ocorrer a diferença superior a vinte entre dois pontos consecutivos deixamos de reforçar os pontos seguintes, até encontrarmos novamente um degrau crescente significativo (valor acima de vinte). O realce consiste em adicionarmos um determinado valor ao do ponto em estudo, no nosso caso escolhemos 20 (vinte) também. Isto foi feito, tendo em vista que alguns elementos de imagem são destacados num fundo

de nível zero, porém a imagem não possui para o nível de fundo o mesmo valor, sendo por vezes muito discrepantes.

Este procedimento tem por objetivo reforçar imagem que possuem baixo nível de cinza, porém com fundo muito menor. Já que as imagens não apresentam fundos homogêneos.

D3) Realce de borda e detalhes da imagem por diferenciação.

Para tal, obtemos uma matriz dos gradientes da imagem, ditado pela diferenciação em x e y .

seja $f(x, y)$ uma função imagem, então o gradiente é dado por:

$$G \equiv |f(x, y) - f(x + 1, y)| + |f(x, y) - f(x, y + 1)| \text{ eq. 4.49}$$

Este procedimento consiste em obtermos o valor absoluto (em módulo) da diferença entre o ponto em questão e seu sucessor na direção "x", assim como o valor absoluto da diferença entre o ponto em questão e seu sucessor na direção "y", e efetuando a soma destes dois valores obtemos o gradiente.

D4) Detector de borda de Robert.

Este procedimento consiste em efetuarmos a convolução de uma matriz 3×3 na imagem. Essa matriz é constituída de:

$$\begin{matrix} 1 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & -1 \end{matrix}$$

onde a matriz de borda M_b é constituída a partir da matriz imagem M_i pela equação:

$$Mb_{i,j} = | Mi_{i-1,j-1} - Mi_{i+1,j+1} | + | Mi_{i+1,j-1} - Mi_{i-1,j+1} | \quad \text{eq. 4.48}$$

Neste caso teremos os novos pontos dados pelos seus vizinhos de quatro, porém diagonais.

D5) Detector de borda de Sobel.

Este procedimento consiste em aplicarmos sobre a imagem duas matrizes 3 x 3, uma para o eixo "x" e outra para o eixo "y".

em x

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$$

em y

$$\begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}$$

A construção da matriz de borda Mb é obtida aplicando estes operadores em x e y da seguinte forma:

$$\begin{aligned} Mb_{i,j} = & | Mi_{i-1,j-1} + 2 \cdot Mi_{i-1,j} + Mi_{i-1,j+1} - Mi_{i+1,j-1} + \\ & - 2 \cdot Mi_{i+1,j} - Mi_{i+1,j+1} | + | Mi_{i-1,j-1} + 2 \cdot Mi_{i,j-1} + \\ & + Mi_{i+1,j-1} - Mi_{i-1,j+1} - 2 \cdot Mi_{i,j+1} - Mi_{i+1,j+1} | \quad \text{eq. 4.51} \end{aligned}$$

Efetuada o processamento desta equação obtemos a imagem de borda.

D6) Detetor de borda de Prewitt.

É um procedimento muito semelhante ao do detector de borda de Sobel, com a diferença que as duas matrizes 3 x 3 são ligeiramente diferentes. Portanto vamos apresentar apenas as novas matrizes, para não repetir todo o procedimento anterior.

em x

```
-1 0 1
-1 0 1
-1 0 1
```

em y

```
1 1 1
0 0 0
-1 -1 -1
```

Todos os seis procedimentos são realizados, e as imagens resultantes são visualizadas na tela de vídeo, o que nos permite usar como referência de observação ou para efetuar uma função lógica “ou” bit à bit da imagem processada com uma das seis imagens de borda. A utilização da função lógica não foi necessária, porém foi de grande importância, na visualização e “thresholding”, ao detectarmos elementos de imagem tênues e de pouco contraste.

E) Oferecer a opção de inverter a imagem de trabalho ou não, isto é, como a imagem é composta de 256 (duzentos e cinquenta e seis) níveis de cinza, significa obter valores para os pontos em complemento de 256 (duzentos e cinquenta e seis) . Por exemplo, o nível zero passaria a ser 255 (duzentos e cinquenta e cinco) e vice-versa, já o nível “um” passaria a ser 254 (duzentos e cinquenta e quatro) e vice-versa, e assim sucessivamente.

F) Oferecemos a opção de obter o histograma da imagem em processamento.

Este histograma possui os dois eixos dados por:
 primeiro eixo - composto dos 256 níveis de cinza possíveis.
 segundo eixo - composto pela quantidade de pontos pertencentes à imagem para cada um dos níveis de cinza.
 É respeitada aqui a escala de amostragem, que exclui os pontos de nível zero.

G) Oferecemos a opção de efetuar um “thresholding”.

Se a opção for aceita, são solicitados os valores inferior e superior para “thresholding”. Isto é, dado um histograma, podemos pegar todos os pontos de valores de níveis de cinza menores que o valor de “threshold” inferior e maiores que o valor de “threshold” superior e convertê-los em nível zero. Porém mantemos os valores de níveis de cinza restantes inalterados, para podermos visualizar no histograma os cortes e mostrar a imagem em processamento com os níveis de cinza.

H) Volta-se e mostra-se a imagem processada, a original, a binarizada desta imagem agora processada, e as seis imagens do item D , porém agora aplicadas sobre a nova imagem processada.

I) Caso não se deseja visualizar o histograma mais, isto é, estando o operador satisfeito com a imagem processada, oferecemos a opção de cancelar o “thresholding” ou não.

J) Podemos rever a imagem e reiniciar o processamento se assim desejarmos.

L) Também podemos optar por gravar um arquivo da imagem já realizado o “thresholding” e binarizada (todos os valores acima de zero serão considerados “um”).

M) Podemos retornar ao início do programa e processar outro arquivos se quisermos.

Este algoritmo de threshold foi implementado e surtiu grande efeito no tratamento da imagem. Outros métodos podem ser utilizados , porém , não é meu objetivo implementá-los , haja vista, que temos muitos deles já prontos em pacotes comerciais.

4.9.2 - VISUALIZAÇÃO DE ARQUIVOS SEGMENTADOS E COMPARAÇÃO COM O ORIGINAL.

Um outro programa útil para o processamento de imagens é este que vamos descrever. Quando o programa de filtragem da imagem é executado, ele gera um arquivo com a imagem binarizada e que normalmente atribuímos por sistematização o sufixo ".MED". O programa "segmentador" toma este arquivo e o divide em vários outros arquivos com nomes "ARQxx.DAT", onde xx é um número de zero (00) à noventa e nove (99), colocando em cada um deles um elemento de imagem. Onde um elemento de imagem é nada mais que um grupo de pontos de nível "um" contíguos.

O programa de visualização permite mostrarmos na tela do computador a imagem tipo "MED" e ao seu lado um por um todos os arquivos tipo "ARQxx.DAT" para podermos checar cada um dos arquivos de elementos de imagem com àquele que lhe deu origem.

Então o programa de visualização é estruturado para :

- a) Ler um arquivo tipo MED, binarizado.
- b) Mostrar na tela do micro a imagem deste arquivo.
- c) Solicitar um número dentre 0 - 99.
- d) Ler um arquivo tipo ARQxx.DAT onde xx é o número fornecido pelo operador no item (c).
- e) Mostrar na tela do computador a imagem deste arquivo ao lado da imagem do arquivo tipo MED.
- f) Retornar ao item (c) até que o número do arquivo digitado esteja fora da faixa 00 à 99.
- g) Permitir também a opção de processar outros arquivos.

Esse programa ajuda na seleção de arquivos de elementos de imagem que sejam apenas ruídos, facilitando o processamento subsequente.

Também foi desenvolvido um outro programa que permite a visualização na tela do computador de uma imagem qualquer, desde que gravada no padrão que escolhi, que é o matricial. Isto

é, gravado byte à byte na seqüência como normalmente fica armazenado na memória.

4.9.3 - GERADOR DE ELIPSE

O programa gerador de elipse , como o próprio nome diz, gera uma elipse completa ou parcial, sendo possível definir qual o ângulo que começa o arco de elipse e qual ângulo ele acaba. Também é possível definir o tamanho dos dois raios "a" e "b" da elipse. Com estes dados fornecidos, o programa gera uma imagem de um arco de elipse que pode ser gravado em um arquivo no padrão matricial.

Este programa é muito útil para gerar imagens para simulação, avaliando os programas para detecção de elipses, tanto pelo primeiro método como pelo segundo método.

CAPÍTULO CINCO

5 - PROCESSAMENTO DE IMAGENS E RESULTADOS OBTIDOS

5.1 - Introdução

O processamento das imagens foi realizado em mamografias contendo microcalcificações dos tipos anelares e vermiformes. Estas mamografias possuíam o diagnóstico patológico definido. Sendo diagnosticados tumores benignos e tumores malignos.

As imagens foram digitalizadas por um equipamento digitalizador MicroTek Scan Maker 35T, que gerou arquivos com estas imagens gravadas.

Cada imagem digitalizada compreendia uma grande região, então nós a subdividimos em pequenas imagens de dimensões 120 x 120 pontos, que gravamos em arquivos no padrão "pcx".

5.2 - PROCESSAMENTO DAS IMAGENS

5.2.1 - Binarização de imagens

Aplicamos nos arquivos obtidos o programa de limpeza e binarização de imagens.

Cada um dos arquivos passou pelo processo de desempacotamento do padrão "pcx" e amostragem na tela do computador. Este programa permitiu visualizarmos a imagem, o seu histograma e obter um "thresholding" de maneira a termos uma imagem binária que melhor expresse a original. A nova imagem, já binarizada é então gravada em um arquivo no padrão "matricial", isto é, byte à byte seguidos. Este novo arquivo recebeu o sufixo ".MED". Nesta etapa, as vezes, tivemos que optar por criar, de uma única imagem mãe (sufixo pcx), duas secundárias (sufixos MED) por entender que um valor de "thresholding" às vezes distingue alguns elementos da imagem, porém perde

outros. Daí a necessidade de ter-se duas imagens com valores de “thresholding” diferentes.

5.2.2 -Segmentação das imagens

Para cada uma das imagens com sufixo “MED”, o programa de segmentação obtinha vários outros arquivos dos tipos “ARQxx.DAT” e “ARQxxA.DAT” de elementos de imagens já segmentadas. O xx assume valores numéricos que vão desde 00 (zero) até 99 (noventa e nove). O programa segmentador toma a imagem binária e separa todos os grupos de pontos de valor “um” (lembramos que numa imagem binária só existem valores 0 e 1) e gera duas cópias, sendo uma apenas do contorno do elemento de imagem e gravada como “ARQxxA.DAT” e outra com o contorno do elemento de imagem e seu conteúdo interno que é gravado como “ARQxx.DAT”. Estes arquivos são utilizados pelos programas identificadores e caracterizadores das formas vermiformes e anelares.

No processo de segmentação desprezamos todos os elementos de imagens compostos por até cinco pontos, considerando-os apenas ruídos, e portanto indesejáveis.

5.2.3 - Identificação de vermiformes

O programa “RT” é responsável pela identificação das formas vermiformes existentes em uma imagem mamográfica. Ele lê um arquivo tipo “ARQxxA.DAT” , contendo um elemento de imagem já binarizado e verifica a existência de retas, obtendo os parâmetros que as definem. De posse destes parâmetros, que podem ser de mais de uma reta, porém limitados em cinco retas no máximo, efetuamos dois tipos de cálculos. No primeiro verificamos quantos pontos pertencem à cada uma das retas. No segundo verificamos quantos pontos pertencem à cada uma das retas a menos de um desvio. No primeiro cálculo estamos quantizando os pontos pertencentes de fato à uma reta, já no

segundo cálculo estamos quantizando os pontos pertencentes à uma vermiforme que tem como espinha dorsal esta reta. Se a quantidade de pontos pertencentes a uma determinada vermiforme for superior a $k\%$ (onde k = coeficiente visto anteriormente) do total de pontos pertencentes ao elemento de imagem, então temos uma vermiforme. Utilizamos este percentual para avaliar uma vermiforme tendo em vista, que no momento de realizar um "thresholding" pode ocorrer que alguns pontos ruidosos se agreguem ao elemento de imagem sem dele fazer parte de fato.

Este programa faz a avaliação de cada arquivo contendo um elemento de imagem cada e fornece um veredicto sobre este elemento. Se satisfizer nossas considerações acima e a quantidade de pontos pertencentes a reta for menor que a quantidade de pontos da vermiforme então a imagem é definida como vermiforme. Se satisfizer as condições acima de percentagem, porém a quantidade de pontos pertencentes a reta for a mesma dos pertencentes a vermiforme, trata-se de uma reta. Mas, se não for satisfeita as condições de percentuais estipuladas então não é nem reta e nem vermiforme.

O desvio lateral da reta para definir uma vermiforme é calculado em função do comprimento do elemento de imagem porém nunca excedendo três pontos, e nunca inferior a 1 ponto.

5.2.4 - Identificação de anelares

A identificação de anelares é realizada através de programas identificadores de elipses.

5.2.4.1 - Primeiro processo para estimar o centro de elipses

O programa "ELIPSE" através de propriedades geométricas da elipse estima um centro de um elemento de imagem que poderá ser uma elipse ou não. Este programa à partir da leitura de um arquivo, tipo ARQxxA.DAT, que contem a imagem de um

único elemento, portanto um segmento de uma imagem, estima dois possíveis centros. Ele nos fornece as coordenadas destes centros para os utilizarmos na etapa seguinte. O primeiro centro é obtido se o arranjo acumulador indicar um pico de pelo ao menos 3 (três) elementos. O segundo, é obtido pela média das coordenadas dos picos do arranjo acumulador.

5.2.4.2 - Segundo processo para estimar o centro de elipses

Neste processo o programa "GRAD" também estima o centro da possível elipse, porém utilizando outra propriedade geométrica. Este programa, obtém a imagem de um elemento, à partir de um arquivo, tipo ARQxxA.DAT, gerado pelo programa segmentador. Como descrito no capítulo 4.

5.2.4.3 - Confirmação da existência de formas elípticas anelares ou não

Com as coordenadas dos centros estimados da possível elipse, o programa "BUSCA", utilizando o arquivo da imagem segmentada tipo ARQxx.DAT, extrai sua fronteira e verifica se seus pontos constituem uma elipse. Se isso ocorrer é porque temos aí uma elipse cheia ou anelar. Utilizando todos os pontos do arquivo supra citado, verificamos se, nas coordenadas do centro estimado, existe um ponto imagem e vizinhos seus. Contamos então todos pontos vizinhos do centro existentes e o próprio centro. Se existir mais de cinco pontos dentre os possíveis nove pontos então consideramos uma elipse cheia com alguns ruídos. Existindo menos que cinco pontos, consideramos uma anelar com alguns ruídos presentes.

Desta maneira, este programa fornece uma mensagem que pode ser :

- a) Elipse cheia.
- b) É uma Anelar.
- c) Não é uma Elipse.

Esta terceira mensagem ocorre se a quantidade de pontos calculados como pertencentes à elipse for superior a setenta e cinco por cento dos pontos existentes na imagem. Escolhemos este coeficiente para podermos detectar formas elípticas incompletas, pois utilizando este método, temos alguns pontos da fronteira que não encontrarão seu par à noventa graus, já que a elipse é incompleta.

5.3 - RESULTADOS

Os resultados foram classificados em dois grupos maiores: os obtidos com dados simulados e os obtidos com dados de mamografias. O primeiro foi útil para avaliar o sistema em toda a sua complexidade, haja vista que um espaço amostral real nem sempre é tão diversificado.

5.3.1 - Detecção de elementos de imagens simuladas

As imagens para simulação foram geradas através do utilitário do "Windows" denominado "Paintbrush" e são apresentadas da seguinte forma:

Imagem IM3 mostrada na figura 5.1, que foi segmentada pelo programa segmentador e gerou as imagens filhas apresentadas nas figuras 5.2 à 5.8. Esta imagem é formada por um conjunto de elementos vermiformes, uma "cruz" e uma outra forma estranha.

Imagem IM4 representada na figura 5.9 que gerou suas filhas conforme figuras 5.10 à 5.20. Nesta imagem temos uma variedade de formas elípticas, quanto a suas dimensões e características.

Nas figuras 5.21 à 5.23 temos varias retas cruzadas de vários tamanhos e orientações, objetivando avaliar o desempenho do sistema para rejeitar formas estranhas às procuradas.

As figuras 5.24 à 5.26 e 5.37 à 5.42, mostram retas de vários tamanhos e orientações para avaliar o desempenho do programa para detectar vermiforme e o desempenho de rejeição dos programas para detectar anelares.

As imagens IM9, conforme figuras 5.43 a 5.48, apresentam formas elípcas bem pequenas.

Também geramos a imagem IM8 conforme figura 5.27, que contém elementos de imagem de forma elíptica e circulares, porém incompletas. Isto para apresentar um espaço amostral o mais abrangente possível na detecção de microcalcificações.

FIG. 5.1 - Imagem IM3

FIG. 5.2 - Imagem 0
parte da IM3 FIG. 5.3 - Imagem 1
parte da IM3 FIG. 5.4 - Imagem 2
parte da IM3 FIG. 5.5 - Imagem 3
parte da IM3

FIG. 5.6 - Imagem 4
parte da IM3

FIG. 5.7 - Imagem 5
parte da IM3

FIG. 5.8 - Imagem 6
parte da IM3

FIG. 5.9 - Imagem IM4

FIG. 5.10 - Imagem 0
parte da IM4 FIG. 5.11 - Imagem 1
parte da IM4 FIG. 5.12 - Imagem 2
parte da IM4 FIG. 5.13 - Imagem 3
parte da IM4 FIG. 5.14 - Imagem 4
parte da IM4

FIG. 5.15 - Imagem 5
parte da IM4

FIG. 5.16 - Imagem 6
parte da IM4

FIG. 5.17 - Imagem 7
parte da IM4

FIG. 5.18 - Imagem 8
parte da IM4

FIG. 5.19 - Imagem 9
parte da IM4

FIG. 5.20 - Imagem 10
parte da IM4

FIG. 5.21 - Imagem IM5

FIG. 5.22 - Imagem IM7

FIG. 5.23 - Imagem MAT

FIG. 5.24 - Imagem IM77

FIG. 5.25 - Imagem 0
parte da IM77

FIG. 5.26 - Imagem 1
parte da IM77

FIG. 5.27 - Imagem IM8

FIG. 5.28 - Imagem 0
parte da IM8 FIG. 5.29 - Imagem 1
parte da IM8 FIG. 5.30 - Imagem 2
parte da IM8 FIG. 5.31 - Imagem 3
parte da IM8

FIG. 5.32 - Imagem 4
parte da IM8

FIG. 5.33 - Imagem 5
parte da IM8

FIG. 5.34 - Imagem 6
parte da IM8

FIG. 5.35 - Imagem 7
parte da IM8

FIG. 5.36 - Imagem 8
parte da IM8

FIG. 5.37 - Imagem MAT1

FIG. 5.38 - Imagem MAT2

FIG. 5.39 - Imagem MAT3

FIG. 5.40 - Imagem MAT4

FIG. 5.41 - Imagem MATH

FIG. 5.42 - Imagem MATV

FIG. 5.43 - Imagem IM9_2
raio = 2

FIG. 5.44 - Imagem IM9_3
raio = 3

FIG. 5.45 - Imagem IM9_4
raio = 4

FIG. 5.46 - Imagem IM9_6
raio = 6

FIG. 5.47 - Imagem IM9_8_4
raios = 8 e 4

FIG. 5.48 - Imagem IM9_8_6
raios = 8 e 6

5.3.1.1 - Formas Vermiformes

As imagens de objetos vermiformes foram processadas, utilizando o programa "RT" para detectar formas vermiculares e obtivemos os resultados citados na coluna "DIAGNÓSTICO DO RT". Para verificar se estas imagens não são também detectadas como anelares foi aplicado o programa BUSCA (reconhecimento de anelares) após ter estimado o centro através dos programas ELIPSE e GRAD. Estes resultados estão colocados na coluna "DIAGNÓSTICO DE ANELARES". Em função das informações das colunas diagnósticos obtivemos as colunas "RESULTADOS OBTIDOS" e "VEREDICTOS" que relatam os resultados.

IMAGEM	PARTE	Nº DE PONTOS	DIAGNÓSTICO DO RT	DIAG. DE ANELARES	RESULTADOS OBTIDOS	VEREDICTOS
IM3	0	37	Vermiforme	Não anelar	Vermiforme	vermiforme verdadeira detectada
	2	25	Vermiforme	Não anelar	Vermiforme	vermiforme verdadeira detectada
	3	28	Vermiforme	Não anelar	Vermiforme	vermiforme verdadeira detectada
	4	7	Reta	Não anelar	Vermiforme	vermiforme verdadeira detectada
	5	135	Vermiforme	Não anelar	Vermiforme	vermiforme verdadeira detectada
MAT1		41	Reta	Não anelar	Vermiforme	vermiforme verdadeira detectada
MAT2		41	Reta	Não anelar	Vermiforme	vermiforme verdadeira detectada
MAT3		11	Reta	Não anelar	Vermiforme	vermiforme verdadeira detectada
MAT4		11	Reta	Não anelar	Vermiforme	vermiforme verdadeira detectada
MATH		11	Reta	Não anelar	Vermiforme	vermiforme verdadeira detectada
MATV		11	Reta	Não anelar	Vermiforme	vermiforme verdadeira detectada

TABELA 5.1 - Resultados de imagens vermiformes simuladas

5.3.1.2 - Formas Anelares

As imagens de elementos anelares e elipses cheias, simulados, foram processadas e os resultados estão apresentados nas tabelas 5.2 , 5.3 e 5.4 . A maneira de processar as imagens anelares é idêntica a de processar as imagens vermiformes.

IMAGEM	PARTE	Nº DE PONTOS	DIAGNÓSTICO DO RT	DIAG. DE ANELARES	RESULTADOS OBTIDOS	VEREDICTOS
IM4	0	28	Não vermiforme	Anelar	Anelar	Anelar verdadeira detectada
	1	28	Não vermiforme	Cheia	Elipse cheia	Elipse cheia verdadeira
	2	48	Não vermiforme	Anelar	Anelar	Anelar verdadeira detectada
	3	28	Não vermiforme	Anelar	Anelar	Anelar verdadeira detectada
	4	20	Não vermiforme	Cheia	Elipse cheia	Elipse cheia verdadeira
	5	60	Não vermiforme	Anelar	Anelar	Anelar verdadeira detectada
	6	40	Não vermiforme	Anelar	Anelar	Anelar verdadeira detectada
	7	72	Não vermiforme	Anelar	Anelar	Anelar verdadeira detectada
	8	84	Não vermiforme	Anelar	Anelar	Anelar verdadeira detectada
	9	148	Não vermiforme	Cheia	Elipse cheia	Elipse cheia verdadeira
	10	92	Não vermiforme	Não anelar	Nenhuma forma	Anelar não detectada

TABELA 5.2 - Resultados de imagens anelares simuladas

IMAGEM	PARTE	Nº DE PONTOS	DIAGNÓSTICO DO RT	DIAG. DE ANELARES	RESULTADOS OBTIDOS	VEREDICTOS
IM8	0	32	Não vermiforme	Anelar	Anelar	Anelar verdadeira detectada
	1	32	Não vermiforme	Anelar	Anelar	Anelar verdadeira detectada
	2	32	Não vermiforme	Anelar	Anelar	Anelar verdadeira detectada
	3	46	Não vermiforme	Anelar	Anelar	Anelar verdadeira detectada
	4	33	Não vermiforme	Anelar	Anelar	Anelar verdadeira detectada
	5	56	Não vermiforme	Anelar	Anelar	Anelar verdadeira detectada
	6	66	Não vermiforme	Anelar	Anelar	Anelar verdadeira detectada
	7	107	Não vermiforme	Anelar	Anelar	Anelar verdadeira detectada
	8	50	Não vermiforme	Anelar	Anelar	Anelar verdadeira detectada

TABELA 5.3 - Resultados de imagens anelares simuladas

IMAGEM	PARTE	Nº DE PONTOS	DIAGNÓSTICO DO RT	DIAG. DE ANELARES	RESULTADOS OBTIDOS	VEREDICTOS
IM9	2	12	Não vermiforme	Anelar	Anelar	Anelar verdadeira detectada
	3	16	Não vermiforme	Anelar	Anelar	Anelar verdadeira detectada
	4	24	Não vermiforme	Anelar	Anelar	Anelar verdadeira detectada
	6	32	Não vermiforme	Anelar	Anelar	Anelar verdadeira detectada
	8/4	36	Não vermiforme	Anelar	Anelar	Anelar verdadeira detectada
	8/6	40	Não vermiforme	Anelar	Anelar	Anelar verdadeira detectada

TABELA 5.4 - Resultados de imagens anelares simuladas

5.3.1.3 - Outras formas

As imagens que fogem aos padrões vermiformes e anelares foram processadas para verificação das rejeições dos programas RT e BUSCA para as mesmas. Mantendo os padrões de análises anteriores, montamos a tabela 5.5 com a tabulação dos resultados, que apresentamos a seguir.

IMAGEM	PAR TE	Nº DE PONTOS	DIAGNÓSTICO DO RT	DIAG. DE ANELARES	RESULTADOS OBTIDOS	VEREDICTOS
IM3	1	19	Não vermiforme	Não anelar	Nenhuma forma	Outras formas verdadeiras
	6	365	Não vermiforme	Não anelar	Nenhuma forma	Outras formas verdadeiras
IM5		20	Não vermiforme	Não anelar	Nenhuma forma	Outras formas verdadeiras
IM7		170	Não vermiforme	Não anelar	Nenhuma forma	Outras formas verdadeiras
MAT		140	Não vermiforme	Não anelar	Nenhuma forma	Outras formas verdadeiras

TABELA 5.5 - Resultados de imagens de formas indefinidas simuladas

5.3.1.4 - Resultados dos dados simulados

Os resultados das imagens de formas simuladas após, processamento, apresentaram as seguintes percentagens :

- 95,7 % - Anelares verdadeiras detectadas.
- 100 % - Vermiformes verdadeiras detectadas.
- 100 % - Outras formas verdadeiras detectadas.
- 100 % - Elipses cheias verdadeiras detectadas.
- 0 % - Anelares falsas detectadas.
- 0 % - Vermiformes falsas detectadas.
- 0 % - Elipses cheias falsas detectadas.
- 4,3 % - Anelares não detectadas.
- 0 % - Vermiformes não detectadas.
- 0 % - Elipses cheias não detectadas.
- 0 % - Detectadas tanto como vermiformes, como anelares.

5.3.2 - Detecção de imagens mamográficas

As imagens mamográficas utilizadas foram cedidas pela Dra. Selma De Pace Buabe do INSTITUTO DE RÁDIO-DIAGNÓSTICO RIO PRETO da cidade de São José do Rio Preto, médica radiologista, junto ao Hospital Nossa Senhora da Paz, e são de mamas com tumores benígnos conforme fotografias das figuras 5.49 e 5.50 e de tumores malignos como a da fotografia da figura 5.51. Nestas fotos, em tamanho natural, podemos notar

claramente a presença de formas anelares nas primeiras e vermiformes na última.

Para o processamento foram escolhidas regiões de 2,2 por 3,4 cm, de mamografias em tamanho natural, das imagens utilizadas foram fotografadas e ampliadas para o tamanho 7 por 10,5 cm .

As figuras 5.51 à 5.54 foram extraídas de uma mamografia de péssima qualidade, que fazia parte de um arquivo do grupo de pesquisa.

As figuras 5.55 à 5.59 foram extraídas das mamografias apresentadas nas figuras 5.49 e 5.50 .

As figuras 5.60 à 5.66 foram extraídos da figura 5.51.

FIG. 5.49 - Imagem mamográfica de tumor benígno 1

FIG. 5.50 - Imagen mamográfica de tumor benigno 2

FIG. 5.51 - Imagem mamográfica de tumor maligno

FIG. 5.52 - Imagem parte de uma mamografia 3B

FIG. 5.53 - Imagem parte de uma mamografia 5A

FIG. 5.54 - Imagem parte de uma mamografia 10D

FIG. 5.55 - Imagem parte de uma mamografia 19AD

FIG. 5.56 - Imagem parte de uma mamografia 30

FIG. 5.57 - Imagem parte de uma mamografia 31

FIG. 5.58 - Imagem parte de uma mamografia 34

FIG. 5.59 - Imagem parte de uma mamografia 35

FIG. 5.60 - Imagem parte de uma mamografia 113

FIG. 5.61 - Imagem parte de uma mamografia 115

FIG. 5.62 - Imagem parte de uma mamografia 117

FIG. 5.63 - Imagem parte de uma mamografia 118

FIG. 5.64 - Imagem parte de uma mamografia 119

FIG. 5.65 - Imagem parte de uma mamografia 120

FIG. 5.66 - Imagem parte de uma mamografia 121

5.3.2.1 - IMAGENS DE TUMORES MALIGNOS

O processamento foi feito com 101 elementos de 28 imagens das quais três são aqui apresentadas nas figuras 5.67 à 5.69. Estas figuras são partes das fotografias 5.60 e 5.66 ampliadas e que mostram :

1º) No canto superior esquerdo uma parte ampliada da mamografia.

2º) No canto superior direito esta imagem após thresholding.

3º) Nas demais localizações, os segmentos desta imagem com os respectivos resultados dos programas verificadores de se são anelares ou vermiformes.

Após as figuras, apresentamos um resumo dos resultados obtidos com todos os dados.

FIG. 5.67 - Processamento da imagem 113ve2x derivada da fotografia 113 - figura 5.60

FIG. 5.68 - (a) Processamento da imagem 113ve2y derivada da fotografia 113 - figura 5.60

FIG. 5.68 - (b) Processamento da imagem 113ve2y derivada da fotografia 113 - figura 5.60

FIG. 5.69 - (a) Processamento da imagem 121vm2xx derivada da fotografia 121 - figura 5.66

FIG. 5.69 - (b) Processamento da imagem 131vm2xx derivada da fotografia 121 - figura 5.66

Apresentamos à seguir os resultados dos processamentos das imagens de tumores malignos.

Foram processados 101 elementos de 28 imagens e detectamos a existência de :

43,58 % - Vermiformes.

1,98 % - Formas elípticas vazadas (elipses anelares).

9,9 % - Formas elípticas cheias (elipses cheias).

19,8 % - Formas indefinidas.

5,94 % - Formas detectadas como anelares e vermiformes.

18,8 % - Formas detectadas como elipses cheias e vermiformes

5.3.2.2 - IMAGENS DE TUMORES BENIGNOS

Foram processados 131 elementos de 36 imagens, das quais 13 estão aqui apresentadas nas figuras 5.70 à 5.84. Estas figuras são partes das fotografias 5.53, 5.54, 5.56 e 5.57, ampliadas e mostram:

1º) No canto superior esquerdo, uma parte ampliada da mamografia.

2º) No canto superior direito, estas imagens após thresholding.

3º) Nas demais localizações, os segmentos destas imagens com os respectivos resultados dos programas verificadores de se são anelares ou vermiformes.

4º) O resumo dos resultados obtidos.

FIG 5.70 (a) - Processamento da imagem 30a4x derivada da fotografia 30 - figura 5.56

FIG. 5.70 - (b) Processamento da imagem 30a4x derivada da fotografia 30 - figura 5.56

FIG. 5.70 - (c) Processamento da imagem 30a4x derivada da fotografia 30 - figura 5.56

FIG. 5.71 - Processamento da imagem 30a4y derivada da fotografia 30 figura 5.56

FIG. 5.72 - (a) Processamento da imagem 30a4z derivada da fotografia 30 da figura 5.56

FIG. 5.72 (b) Processamento da imagem 30a4z derivada da fotografia 30 - figura 5.56

FIG. 5.73 (a) Processamento da imagem 30a4w derivada da fotografia 30 - figura 5.56

FIG. 5.73 (b) Processamento da imagem 30a4w derivada da fotografia 30 - figura 5.56

FIG. 5.74 - Processamento da imagem 5a2x derivada da fotografia 5A - figura 5.53

FIG. 5.75 - Processamento da imagem 5a2y derivada da fotografia 5A

FIG. 5.76 - Processamento da imagem 5a2z derivada da fotografia 5A - figura 5.53

FIG. 5.77 - Processamento da imagem 10d2x derivada da fotografia 10d - figura 5.54

FIG. 5.78 - Processamento da imagem 10d2w deriva da fotografia 10d - figura 5.54

FIG. 5.79 - Processamento da imagem 10d2yz derivada da fotografia 10d - figura 5.54

FIG. 5.80 - Processamento da imagem 31a2y derivada da fotografia 31 - figura 5.57

FIG. 5.81 - Processamento da imagem 31a4y derivada da fotografia 31 - figura 5.57

FIG. 5.82 - Processamento da imagem 31a4zz derivada da fotografia 31 - figura 5.57

FIG. 5.83 - Processamento da imagem 31a4v v derivada da fotografia 31 - figura 5.57

FIG. 5.84 - processamento da imagem 31a4z derivada da fotografia 31 - figura 5.57

Apresentamos os dados obtidos após processamento de imagens de tumores benignos, com 131 elementos de 36 imagens.

17,11 % - Formas elípticas vazadas (elipses anelares).

11,96 % - Vermiformes.

38,46 % - Formas elípticas cheias (elipses cheias).

25,64 % - Formas indefinidas.

2,56 % - Detectadas como vermiformes e anelares.

4,27 % - Detectadas como vermiformes e elipses cheias.

5.4 - DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

5.4.1 - Das imagens simuladas

O programa BUSCA reconheceu muito bem as imagens simuladas, exceto a mostrada na figura 5.20 por tratar-se de uma forma anelar de baixa excentricidade. O algoritmo foi desenvolvido com esta limitação para evitar falso reconhecimento de vermiformes.

Nas imagens simuladas foram detectadas formas elípticas de raio maior ou igual a dois pontos de comprimento. Todas as formas foram detectadas em qualquer localização e posição com mínimo de 4 pontos de comprimento.

5.4.2 - Das Imagens mamográficas de tumor maligno

As imagens apresentadas nas figuras 5.67 a 5.69 representam uma área da mamografia original de 12 x 12 mm e correspondem a uma matriz de 120 x 120 pontos.

Vermiformes de 0,9 mm, como aquela mostrada no quinto elemento de imagem da figura 5.69 (b), foram detectadas com segurança.

De todas as imagens processadas, apenas duas microcalcificações anelares foram apontadas pelo algoritmo. A primeira, mostrada pelo primeiro elemento da figura 5.67, está numa posição da imagem que foi cortada na digitalização e pode ser parte de uma estrutura maior. A segunda, mostrada pela figura 5.68 (b) quarto elemento, foi detectada como anelar incompleta. Esta imagem é muito pequena, ela é formada por oito pontos que é o limite de corte do programa.

5.4.3 - Das imagens mamográficas de tumor benigno

As figuras 5.70, 5.71, 5.72, 5.73, 5.81, 5.82, 5.83 e 5.84 correspondem a uma área de 6 x 6 mm na imagem mamográfica para uma matriz de 120 x 120 pontos. As figuras 5.76 a 5.79 e 5.80 representam uma área da mamografia original de 12 x 12 mm para a mesma matriz de 120 x 120 pontos.

A detecção das microcalcificações anelares apresenta alguns problemas. Se por um lado detectamos formas anelares, não perfeitamente elípticas, como podemos ver na figura 5.57 (a) quinto elemento, por outro lado, pode-se notar que uma anelar que era bem visível na imagem original, figura 5.73(a), foi substituída por uma elipse cheia pela aplicação do "thresholding". Entretanto, esta opção de nível de "thresholding" se deu para evidenciar uma estrutura anelar praticamente invisível na imagem original, que foi detectada, como visto na figura 5.73 (b) último elemento. Um caso semelhante ocorreu com o apresentado na figura 5.82, onde o "thresholding" transformou uma anelar em elipse cheia, porém também evidenciou uma anelar quase invisível. Um outro nível de thresholding foi aplicado na mesma imagem, salientando a anelar visível, permitindo a sua detecção, mas não permitindo a visualização de outros elementos da imagem.

O programa apresentou um bom desempenho para detectar anelares incompletas, como aquela de aproximadamente 120 graus de curvatura mostrada pela figura 5.72 (a) último elemento.

Microcalcificações anelares pequenas também foram evidenciadas, como aquela de 1,75 mm² (raio menor que 0,8 mm) mostrada na imagem 5.83, último elemento.

O sistema detectou uma percentagem grande de vermiformes nos tumores classificados como benignos. Entretanto, pode-se observar que estas imagens apresentam realmente formas com características vermiformes.

5.4.4 - Dos resultados em geral

Nas imagens simuladas foram detectadas 95,7 % das formas anelares e 100 % das formas vermiformes.

Nas imagens mamográficas de tumor maligno, para 43,58 % de detecção de vermiformes foram obtidos 5,94 % de “anelar e vermiforme”, 18,8 % de “elíptica cheia e vermiforme” simultaneamente, e 1,98 % de anelares que, após análise, foram identificadas como correspondentes a casos limites.

Nas imagens mamográficas de tumor benigno foram detectadas 17,11 % de microcalcificações anelares, 2,56 % de “vermiformes e anelares”, 4,27 % de “formas elípticas cheias e vermiformes” contra 11,96 % de vermiformes.

O que permite uma análise conclusiva no caso de tumores malignos, mas deixa dúvidas quanto à aplicação do critério de Le Gal para a detecção de tumores benignos.

Shen esteve 100% de detecção das microcalcificações que ele pesquisou mas a forma de classificação em tumores benignos e malignos baseado na rugosidade das bordas das microcalcificações é um critério que não apresenta do ponto de vista médico 100% de certeza.

CAPÍTULO SEIS

6 - CONCLUSÕES

6.1 - Conclusões parciais

Para detecção de microcalcificações anelares e vermiformes seguindo o critério de Le Gal, obtivemos ótimos resultados na detecção de vermiformes e resultados não tão satisfatórios na detecção de estruturas anelares. Isto deve-se ao fato deste critério basear-se em resultados de biópsias e não em imagens mamográficas.

Na biópsia, o material é fatiado e colocado numa lâmina para análise microscópica. Desta forma, o estudo é feito por camada ou plano do material. Na imagem mamográfica, as microcalcificações superpostas em vários planos são projetadas na mesma região do filme. Assim, algumas que são anelares e estão em planos diferentes da mama podem aparecer na imagem com uma estrutura semelhante a uma vermiforme. Um outro fato também a ser considerado é que uma microcalcificação anelar, dependendo do ângulo em que for radiografada pode resultar uma imagem achatada que pode ser interpretada como uma vermiforme. Desse modo, podem surgir em tumores benignos microcalcificações anelares evidenciadas na biópsia mas que, na mamografia, parecem vermiformes. Porém, a recíproca não é verdadeira: entre as formas vermiformes dificilmente surgirão formas anelares.

Encontramos outra dificuldade na aquisição de dados. A maioria das mamografias são documentos médicos, que foram emprestados para o processamento. Como o nosso digitalizador apenas trabalha com diapositivos (slides) e as mamografias não

podiam ser cortadas, tivemos que fotografá-las. Neste processo, algumas imagens anelares ficaram saturadas e transformadas em elipses cheias prejudicando sua real identificação.

No pré-processamento da imagem foi utilizada a técnica de "threshold", que pode acarretar o surgimento de estruturas falsas inerentes a ruídos. As imagens médicas não apresentam um fundo homogêneo. Existem elementos em níveis de cinza dentro de uma região preta muito realçados para nossa visualização, que serão cortados no processo de "thresholding", por estarem abaixo do nível de fundo do restante da imagem.

6.2 - CONCLUSÕES FINAIS

O sistema apresenta um excelente desempenho para detecção de microcalcificações muito pequenas, pois conseguimos detectar com segurança o formato de microcalcificações da ordem de 0,9 mm como vermiforme e de raio de 0,8 mm como anelar.

O limite de detecção que alcançamos é dado mais pela resolução do filme do que pelos sistemas de digitalização e processamento.

Nos últimos anos os pesquisadores se interessaram pela identificação das microcalcificações, entretanto os resultados apresentados na literatura são pouco conclusivos. Contudo os resultados que obtivemos são encorajadores, visto que reconhecemos a maioria das vermiformes presentes na mamografia, enquanto que a percentagem obtida de anelares é insignificante.

Acreditamos que com cuidados melhores no processo de aquisição de dados e no pré-processamento de imagens, a identificação segura das estruturas anelares pode ser muito melhorada. Parece-nos, no entanto, que os resultados obtidos permitem um auxílio ao diagnóstico médico.

PESQUISAS FUTURAS

Para pesquisas futuras sugerimos:

- Melhorar o desempenho dos algoritmos desenvolvidos através do aperfeiçoamento do pré-processamento das imagens.
- Estudar a aplicação dos mesmos algoritmos em imagens obtidas a partir de sistemas de mamografia digital.
- Desenvolver algoritmos que detectem a quantidade de microcalcificações por cm^2 .
- Adaptar e aplicar os algoritmos desenvolvidos para detecção de microcalcificações, no controle de qualidade de fabricação, em imagens industriais.
- Estudar a aplicação destes algoritmos, desenvolvidos por nós, em imagens patológicas geradas através de microscópios, para classificação, medição e quantificação de elementos, visando, por exemplo, analisar o desenvolvimento de determinadas colônias.
- Aplicar estes algoritmos na detecção de outras particularidades de imagens médicas.

CAPÍTULO SETE

7 - REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

[BALLARD-81]

BALLARD, D.H. Generalizing the Hough transform to detect arbitrary shapes. *Pattern recognition Society*. v. 13, n. 2, pp. 111-122. 1981.

[BALLARD-82]

BALLARD, D.H. & BROWB C.M. Computer vision. *Prentice-Hall Inc.*, Englewood cliffs, New Jersey, 1982.

[BROWN-83]

BROW, C.M. Inherent bias and noise in the Hough transform. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*. v. pami-5, n. 5, Set. 1983.

[CASASENT-86]

CASASENT, D. & KRISIIPURAM, R. Curved object location by Hough transformations and inversions. *Pattern recognition society*. v. 20, n. 2, pp. 181-188, 1987.

[CASASENT-88]

CASASENT, D. & CHIEN, S. Efficient (f,s) string code symbolic feature generation. *Optics communications*. v. 67, n. 2, pp. 103-106, Jun. 1988.

[CHAN-88]

CHAN, H.P.; DOI, K.; LAM, K.L.; VYBORNÝ, C.J.; SCHMIDT, R.A.; METZ, C.E. Digital characterization of clinical mammographic microcalcifications: applications in computer-aided detection. *Medical imaging II, SPIE*. v. 914, pp. 591-593. 1988.

[CHAN-90]

CHAN, H.P.; DOI, K.; VYBORNÝ, C.J.; SCHMIDT, R.A.; METZ, C.E.; LAM, K.L.; OGURA, T.; WU, Y.; MACMAHON, H. Improvement in radiologists' Detection of clustered microcalcifications on mammograms. *Investigative radiology*. v. 25, n. 10, pp. 1102-1110. Oct. 1990.

[COSTA-89]

COSTA, L.F.; SANDLER, M.B. Improving parameter space for Hough transform. *Electronic letters*. v. 25, n. 2, pp.134-136. Jan. 1989.

[COWART-83]

COWART, A.E.; SNYDER, W.E.; RUEDGER, W.H. The detection of unresolved targets using the Hough transform. *Computer vision, graphics, and image processing*. v. 21, pp. 222-238. 1983.

[DAVIES-88]

DAVIES, E.R.; DPHIL, M.A.; FLNSTP, C. Applications of the generalised Hough transform to corner detection. *IEE proceedings* v. 135, n. 1, pp. 49-54. Jan. 1988.

[DAVIES-89]

DAVIES, E.R. Minimising the search space for polygon detection using the generalised Hough transform. *Pattern recognition letters*. v. 9, n. 3, pp. 181-192. Apr. 1989.

[DAVIS-82]

DAVIS, L.S. Hierarchical generalized Hough transforms and line-segment based generalized Hough transforms. *Pattern recognition society*. v. 15, n. 4, pp. 277-285. 1982.

[DUDA-72]

DUDA, R. O.; HART, P.E. Use of the Hough transformation to detect lines and curves in pictures. *Graphics and image processing*. v. 15, n. 1, pp. 11-15. Jan. 1988.

[DYER-83]

DYER, C.R. Gauge inspection using Hough transforms. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*. v. pami-5, n. 6, pp. 621-623. Nov. 1983.

[EICHMANN-83]

EICHMANN, G. & DONG, B.Z. Coherent optical production of the Hough transform. *Applied optics*. v. 22, n. 6, pp. 830-834. Mar. 1983.

[GERIG-86]

GERIG, G. & KLEIN, F. Fast contour identification through efficient Hough Transform and simplified interpretation strategy. *8th Int. Joint Conf. Pattern recognition*. Paris, France. pp 498-500, 1986.

[GONZALES-87]

GONZALES, R.C. & WINTZ, P. Digital image processing. Addison-Wesley publishing company. Ed. 2, EUA, 1987.

[HENDERSON-84]

HENDERSON, T.C. & FAI, W.S. The 3-D Hough shape transform. *Pattern recognition letters*. v.2, pp. 235-238. 1984.

[HOUGH-62]

HOUGH, P.V.C. Method and means for recognizing complex patterns. *U.S. Patent*. 3.069.654. Dec. 1962.

[ILLINGWORTH-87]

ILLINGWORTH, J. & KITTLER, J. The adaptive Hough transform. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*. v. pami-9, n. 5, p. 690-698. Sep. 1987.

[JIANG-92]

JIANG, Y.; NISHIKAWA, R.M.; GIGER, M.L.; DOI, K.; SCHMIDT, R.A.; VYVORNY, C.J. Method of extracting signal area and signal area thickness of microcalcifications from digital mammograms. *Imaging technologies and applications-SPIE*. v. 1778, p. 28-36. 1992.

[KASIF-83]

KASIF, S.; KITCHEN, L.; ROSENFELD, A. A Hough transform technique for subgraph isomorphism. *Patterns recognition letters*. v.2, p.83-88. 1983.

[KIMME-75]

KIMME, C.; BALLARD, D.; SKLANSKY, J. Finding circles by an array of accumulators. *Communications of the ACM*. v.18, n.2, p.120-122. Feb. 1975.

[KRISHNAPURAM-86]

KRISHNAPURAM, R. & CASASNET, D. Hough space transformations for discrimination and distortion estimation. *Computer vision, graphics and image processing*. v.38, p. 299-316. 1987.

[KUSHNIR-83]

KUSHNIR, M.; ABE, K. & MATSUMOLO, K. An application of the Hough transform to the recognition of printed Hebrew characters. *Pattern recognition society*. v.16, n. 2, p. 183-191. 1983.

[LANYI-88]

LANYI, M. Diagnosis and Differential Diagnosis of Breast Calcifications. *Springer-Verlag Berlin Heidelberg*. Alemanha, 1988.

[LE GALL-84]

LE GALL, M. , CHAVANNE, G. & PELLIER, D. Valeur diagnostique des microcalcifications groupées découvertes par mammographies . *Bull Cancer (Paris)*. v.71, n(1), pp 57-64. 1984.

[LI-86]

LI, H. , LAVIN, M.A. & LEMASTER, R.J. *Fast Hough Transform: a hierarchical approach. Computer Vision, Graphics & Image Process.* v. 36, pp. 139-161, 1986.

[LOW-91]

LOW, A. *Introductory computer vision and image processing. McGraw-hill book company.* 1991.

[MAITRE-86]

MAITRE, H. Contribution to the prediction of performances of the Hough transform. *IEEE trasactions on pattern analysis and machine intelligence*. v. pami-8, n.5, p. 669-674. Sep. 1986.

[MERLIN-75]

MERLIN, P.M. & FARBER, D.J. A parallel mechanism for detecting curves in pictures. *IEEE transactions on computers*. v.24, p. 96-98. Jan. 1975

[MORROW-92]

MORROW, W.M.; PARANJAPE, R.B.; RANGAYYAN, R.M.; DESAUTELS, J.E.L. Region-Based contrast enhacement of mammograms. *IEEE transactions on medical imaging*. v. 11, n. 3, p. 392-405. Sep. 1992.

[MUAMMAR-91]

MUAMMAR, H.K. & NIXON, M. Tristage Hough transform for multiple ellipse extraction. *IEE proceedings-E*. v. 138, n. 1, p. 27-35. Jan. 1991.

[NISHIKAWA-92]

NISHIKAWA, R.M.; JIANG, Y.; GIGER, M.L.; DOI, K.; BYBORNY, C.J.; SCHMIDT, R.A. Computer-Aided detection of clustered microcalcifications. *Conference Proceedings of IEEE international conference on system man and cybernetics*. August 1, 1992.

[QUAN-89]

QUAN, L. & MOHR, R. Determining perspective structures using hierarchical Hough transform. *Pattern recognition letters*. v.9, p.279-286. 1989.

[RISSE-88]

RISSE, T. Hough Transform for line recognition: Complexity of evidence accumulation and cluster detection. *Academic Press*. 1989.

[SHAPIRO-78a]

SHAPIRO, S.D. Feature space transforms for curve detection. *Pattern recognition society*. v. 10, p. 129-143. Jan. 1978.

[SHAPIRO-78b]

SHAPIRO, S.D. Curve formation using transforms for pictures governed by differential equations. *IEEE Transactions on systems man and cybernetics*. v. smc-8, n. 10, p. 763-765. oct. 1978.

[SHAPIRO-78c]

SHAPIRO, S.D. Transform Method of curve detection for textured image data. *IEEE transactions on computers*. v. c-27, n. 3, p. 254-255. Mar. 1978.

[SHAPIRO-79]

SHAPIRO, S.D. Geometric constructions for predicting Hough transform performance. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*. v. PAMI-1, n. 3, p. 310-317. Jul. 1979.

[SHAPIRO-80]

SHAPIRO, S.D. Use of the Hough transform for image data compression. *Pattern recognition society*. v. 12, p. 333-337. Jan. 1980.

[SHEN-93]

SHEN, L. ; RANGAYYAN, R. ; DESAUTELS, J.E.L. Detection and classification of mammographic calcifications. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*. v. 7, n. 6, p.1403-1416. 1993.

[SHEN-94]

SHEN, L. ; RANGAYYAN, R. ; DESAUTELS, J.E.L. Applications of Shape Analysis to Mammographic Calcifications. *IEEE Transactions on medical imaging*. v. 13, n. 2, p. 264-275, 1994.

[SICKLES-82]

SICKLES, E.A. Mammographic detectability of breast microcalcifications. *American Journal Radiology*. pp 139-913, 1982.

[SILBERBERG-84]

SILBERBERG, T.M.; DAVIS, L.; DAVID, H. An iterative Hough procedure for three-dimensional object recognition. *Pattern recognition society*. v. 17, n. 6, p. 621-629. 1984

[SILBERBERG-86]

SILBERBERG, T.M.; DAVID, H.; DAVIS, L. Object recognition using oriented model points. *Computer vision, graphics and image processing*. v. 35, p. 47-71. 1986.

[SKLANSKY-78]

SKLANSKY, J. On the Hough Technique for curve detection. *IEEE transactions computers*. v.27, n. 10, p. 923-926. Oct. 1978.

[STEIER-86]

STEIER, W.H. & SHORI, R.K. Optical Hough transform. *Applied optics*. v. 25, n. 16, p. 2734-2738. Aug. 1986.

[STOCKMAN-77]

STOCKMAN, G.C. & AGRAWALA, A.K. Equivalence of Hough curve detection to template matching. *Communication of the ACM*. v. 20, n. 11, p. 820-822. Nov. 1977.

[TIMMERMANN-89]

TIMMERMANN, D. & HAHN, H. Hough Transform using cordic method. *Eletronics Letters*. v.25, n.3, p. 205-226. Feb. 1989

[TSUI-89]

TSUI H.T. & CHAN C.K. Hough Technique for 3D object recognition. *IEE proceedings*. v. 136, n. 6, p. 565-568. Nov. 1989.

[TSUJI-78]

TSUJI, S. & MATSUMOTO, F. Detection of ellipses by a midified Hough transformation. *IEEE Trasactions of computer*. v. c-27, n. 8, p.777-781. Aug. 1978.

[TURNEY-85]

TURNEY, J.L.; MUDGE, T.N.; VOLZ, R.A. Recognizing partially occluded parts. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*. v. PAMI-7, n. 4, p. 410-421. Jul. 1985

[WAHL-86]

WAHL, F.M.; & BILAND, H.P. Decomposition of polymedral scenes in Hough space. *IEEE Eighth Int. Conf, on Patl. Paris-France*. p. 27-31. 1986.

[WU-92]

WU, Y.; DOI, K.; GIGER, M.L.; NISHIKAWA, R.M. Computerized detection of clustered microcalcifications in digital mammograms: Applications of artificial neural network. *Am. Assoc. Phys. Med.* v. 19, n. 3, p. 555-560. Jun. 1992.

[YUEN-89]

YUEN, H.K.; PRINCEN, J.; ILLINGWORTH, J.; KITTLER, J. Comparative study of Hough transform methods for circle finding. *Image and vision computing.* v. 8, n. 1, p. 71-77. Feb. 1990.