

UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E DA NATUREZA
DEPARTAMENTO DE INFORMÁTICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM INFORMÁTICA

ANÁLISE COMPUTACIONAL DE IMAGENS
DE SIMULADORES RADIOGRÁFICOS DE
MAMA

ELTON DA NÓBREGA MASCENA

JOÃO PESSOA-PB
Julho-2010

UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E DA NATUREZA
DEPARTAMENTO DE INFORMÁTICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM INFORMÁTICA

**ANÁLISE COMPUTACIONAL DE IMAGENS DE
SIMULADORES RADIOGRÁFICOS DE MAMA**

ELTON DA NÓBREGA MASCENA

JOÃO PESSOA-PB
Outubro-2010

ELTON DA NÓBREGA MASCENA

**ANÁLISE COMPUTACIONAL DE IMAGENS DE
SIMULADORES RADIOGRÁFICOS DE MAMA**

DISSERTAÇÃO APRESENTADA AO CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E
DA NATUREZA DA UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA, COMO
REQUISITO PARCIAL PARA OBTENÇÃO DO TÍTULO DE MESTRE EM
INFORMÁTICA (SISTEMAS DE COMPUTAÇÃO).

Orientador: Prof. Dr. Leonardo Vidal Batista

JOÃO PESSOA-PB
Outubro-2010

Agradecimentos

A Deus, pela sua infinita bondade, por ter me dado força, coragem e ânimo para, em meio as dificuldades, seguir em frente e alcançar esta vitória.

Ao Professor Leonardo Vidal Batista, por sua incomensurável paciência e excelente orientação durante toda esta trajetória.

Ao José Fernando Gomes de Carvalho e a todos os outros técnicos da AGEVISA-PB, por suas atenções e enormes colaborações.

Ao Dr. João Emílio Peixoto, pela sua cooperação e confiança na importância deste trabalho.

Aos meus pais, que além da dedicação e incentivo à educação, estiveram presentes em todos os momentos da minha vida.

A todos os meus amigos e irmãos que contribuíram de maneira direta e indireta para a conclusão deste trabalho.

Resumo

O emprego de um simulador radiográfico de mama, denominado phantom, permite aplicar os testes de aceitação do mamógrafo e realizar os testes de constância diários, mensais e anuais do programa de controle de qualidade em mamografia, de acordo com as normas do Ministério da Saúde. Neste contexto, o presente trabalho tem como objetivo pesquisar e desenvolver um sistema computadorizado de controle de qualidade em mamografias, através do processamento e análise de imagens digitais de phantoms. Inicialmente é realizada uma análise das estruturas que compõem a imagem do phantom e observando-se suas características é elaborado um estudo sobre quais são as possíveis técnicas que melhor se adéquam ao seu processamento. A partir desse estudo, tem-se um entendimento melhor sobre as técnicas utilizadas e quais as dificuldades de suas aplicações na imagem de phantom. Os resultados são apresentados e com base neles, há uma discussão a respeito das técnicas abordadas. Por fim, são descritas as vantagens da utilização de um sistema computadorizado para efetuar o controle de qualidade em mamografias.

Palavras-chave: Processamento Digital de Imagens; Mamografia; Controle de Qualidade; Phantom.

Abstract

In order to assure a quality control in mammography, according to the rules of the Brazilian Ministry of Health, the use of a mamma's radiographic simulator, called phantom is used to test the mammography device in a consistent daily, monthly and annual basis. In this context, this paper aims to research and develop a computerized system for mammographers quality control using digital image processing and analysis techniques over the phantom images. Initially an analysis was made of the structures that make up the image of the phantom and observing its features is an elaborated study of what are the possible techniques that best fit its processing. From this study, we have a better understanding about the techniques used and what are the difficulties of its applications in image phantom. The results are presented and based on them, there is a discussion about the used techniques. Finally, we describe the advantages of using a computerized system to perform mammographers quality control.

Key-words: Digital image processing; Mammography; Control of Quality; Phantom.

Sumário

Índice de figuras	3
Índice de tabelas	6
Índice de equações.....	8
Introdução.....	9
Objetivo.....	11
Objetivos específicos	11
1. Fundamentação Teórica.....	12
1.1. Controle de qualidade de mamógrafos.....	12
1.1.1. Controle automático de exposição	13
1.1.2. Qualidade da imagem	14
1.1.3. Qualidade do processamento	21
1.2. Processamento e análise de imagens digitais	23
1.2.1. Imagem digital.....	25
1.2.2. Histograma	26
1.2.3. Limiarização.....	27
1.2.4. Transformadas.....	28
1.2.5. Segmentação e reconhecimento por textura	30
1.2.6. Crescimento de regiões (<i>Region Growing</i>) por agregação de pixels.....	30
1.2.7. Padrões e classes de padrões.....	31
1.2.8. Casamento por correlação	32
1.3. Adaptação ao brilho e discriminação	34
2. Materiais e Métodos.....	36
2.1. Controle de qualidade de mamógrafos.....	36
2.2. Utilização de uma imagem-gabarito.....	36
2.2.1. Ajustes na imagem	36
2.2.2. Procura por regiões na imagem	40
2.2.3. Problemas.....	40
2.3. Imagem com regiões pré-definidas	41

2.3.1.	Estruturas de localização global	41
2.3.2.	Estruturas de localização relativas	42
2.4.	Crescimento de regiões por agrupamento de pixels.....	43
2.5.	Segmentação por textura	45
2.6.	Filtro casado/Correlação por casamento de máscara	49
2.6.1.	Massas.....	49
2.6.2.	Discos e densidades ópticas	50
2.6.3.	Microcalcificações	52
2.6.4.	Fibras	52
2.6.5.	Grades (Malhas)	52
2.7.	Reconhecimento por características	53
2.8.	Utilizando DFT para realce das estruturas.....	54
3.	Resultados	58
3.1.	Resultados com a utilização de uma imagem gabarito	58
3.2.	Resultados sem a utilização de uma imagem gabarito	65
3.2.1.	Encontrando estruturas de localização global	66
3.2.2.	Encontrando estruturas de localização relativa.....	66
3.2.3.	Filtro casado	67
3.2.4.	Filtro casado para o caso específico das grades.....	71
3.2.5.	Realçando estruturas com DFT	75
4.	Discussões.....	80
5.	Considerações finais.....	83
	Referências	84

Índice de figuras

Figura 1 - Diversas espessuras do Phantom e resultado do teste do controle automático de exposição.....	13
Figura 2 - Simulador radiográfico para mama. (A) Massas; (B) Microcalcificações; (C) Discos de baixo contraste; (D) Fibras; (E) Escala de contraste; (F) Grades metálicas de alto contraste.....	15
Figura 3 - Imagem do phantom digitalizada por um scanner.	15
Figura 4 - Limites de aceitação para visualização da estruturas do phantom.	16
Figura 5 - Corte transversal de uma grade e sua imagem de raios-X.	17
Figura 6 - Corte transversal da microcalcificação.	17
Figura 7 - Imagem de raios-X das microcalcificações.....	18
Figura 8 – Imagem de raios-X dos discos.	19
Figura 9 – Imagem de raios-X das fibras.	20
Figura 10 - Corte transversal das calotas (Representação das massas).....	20
Figura 11 – Imagem de raios-X de uma calota.....	21
Figura 12 - Degraus de tons de cinza.	22
Figura 14 - Seta indicando o degrau base mais velamento.	23
Figura 15 - Fundamentos do processamento de imagens.	25
Figura 16 - Exemplo de histograma.....	26
Figura 17 - Exemplo de geração de histograma.....	27
Figura 18 – Exemplo de limiarização. a) Malha. b) Malha após limiarização. c) Definição do limiar T como 17766.....	27
Figura 19 - Exemplo do espectro de Fourier. a) Traço inclinado. b) Espectro de Fourier do traço.	29
Figura 20 - Exemplo de transformada de Hotelling. a) Imagem deslocada e com rotação, autovetores P_{c1} e P_{c2} . b) Imagem ajustada a partir dos autovetores.	30
Figura 21 - Correlação de $f(x,y)$ e $w(x,y)$ no ponto (s,t)	33
Figura 22 - Um exemplo de correlação. a) Imagem original. b) Imagem utilizada como máscara. c) Resultado da aplicação da máscara.	34
Figura 23 - Demonstração de que o brilho é maior no local onde as duas imagens casam. a) Imagem na qual os níveis de cinza mais altos foram pintados de vermelho. b) Histograma da imagem (a).	34
Figura 24 - Arranjo experimental para caracterizar a discriminação do brilho.	35
Figura 25 - Exemplo de contraste simultâneo. Todos os quadrados menores possuem exatamente a mesma intensidade, mas parecem progressivamente mais escuros ao passo que o fundo fica mais claro.	35
Figura 26 - a) Imagem padrão; b) exemplo de uma imagem de entrada.	37
Figura 27 - Procura pelas diagonais. a) b) e c) Primeira diagonal. d) e) e f) Segunda diagonal. g) h) e i) Terceira diagonal. j) k) e l) Quarta diagonal.....	39
Figura 28 - a) Imagem de gabarito; b) imagem de gabarito ajustada e c) imagem a ser analisada.	40

Figura 29 - Processo de posicionamento da imagem. a) Imagem de entrada. b) Imagem rotacionada para o posicionamento padrão.....	42
Figura 30 - Exemplo de limiarização para diminuir o tempo na busca de uma estrutura. a) Imagem de entrada. b) Imagem após limiarização. c) Valor do limiar T igual 62214.	42
Figura 31 - Exemplo de localização relativa de estruturas. A primeira massa estará localizada próxima a coordenada $(x+ \Delta x, y+ \Delta y1)$	43
Figura 32 - Exemplo de Region Growing. a) Imagem original. b) Local da imagem onde será aplicado o algoritmo. c) Resultado do Region Growing sobre (b). d) e e) Mostram como os pixels com valores mais altos estão distribuídos na imagem.	44
Figura 33 - Segundo exemplo de aplicação do algoritmo de Crescimento de Regiões (<i>Region Growing</i>). Nota-se que neste exemplo ocorre um erro devido a uma má distribuição dos pixels que possuem valores mais altos.	45
Figura 34 - Exemplo de calculo do código LBP.	46
Figura 35 - Exemplo de binarização.	46
Figura 36 - a) b) c) e d) Imagens das malhas após o filtro da média e a aplicação do método LBP. e) f) g) e h) Imagens da malhas após o filtro da média e a aplicação do método de binarização por votação.	47
Figura 37 - Exemplo de aplicação do método LBP em um disco presente na imagem do phantom. a) Imagem após o filtro da média e a aplicação do método LBP. b) Imagem da região externa ao disco após o filtro da média e a aplicação do método LBP.....	47
Figura 38 - a) Imagem das malhas. b) d) f) e h) reconhecimento utilizando PPM em conjunto com o método LBP. c) e) g) e i) reconhecimento utilizando PPM em conjunto com o método de binarização por votação.	48
Figura 39 - a) b) c) e d) Percorrendo a imagem em linhas. e) f) g) e h) Percorrendo a imagem em círculos.	49
Figura 40 - Gráfico da função gaussiana.	50
Figura 41 - Exemplo do filtro $g(x,y)$ com raio da estrutura igual a 1, primeiro raio externo igual a 3 e segundo raio externo igual a 4.	51
Figura 42 - Exemplo do filtro $g(x,y)$ com raio da estrutura igual a 1, primeiro raio externo igual a 3 e segundo raio externo igual a 4.	51
Figura 43 - Exemplo do filtro da fibra.....	52
Figura 44 - a) Filtro casado. b) Filtro casado repartido e o seu vetor.	53
Figura 45 – a) Imagem de uma fibra. b) Espectro da fibra. c) Zoom do centro do espectro da fibra.	55
Figura 46 - a) Imagem da fibra. b) Reta que contem a localização da fibra (Imagem após realce das freqüências associadas à fibra). c) Region Growing baseado na localização da fibra para determinar sua posição dentro da reta.	56
Figura 47 – a) Imagem de um disco. b) Realce de algumas freqüências. c) Realce de algumas freqüências. d) Region Growing sobre a imagem (c). e) Média de imagens entre (b) e (c). f) Média de imagens entre (a) e (e).	57
Figura 48 - a) Imagem do disco realçado. b) Região do disco. c) Média entre (a) e (b).	57
Figura 49 - (a) Imagem de gabarito; (b) imagem de gabarito ajustada e (c) imagem a ser analisada (sem ruído e com alteração de luminosidade (+150).	58
Figura 50 - Imagem com 100 de ruído e sem variação de luminosidade.....	61

Figura 51 - Imagem com ruído de desvio padrão 50 e com (+)100 de variação de luminosidade.	65
Figura 52 - Exemplo de estruturas localizadas globalmente.....	66
Figura 53 - Exemplos de imagens em que foram definidas regiões de busca.	67
Figura 54 - a) Imagem do phantom. b) Regiões de procura das estruturas. c) Localização das estruturas.	68
Figura 55 - Grade com 4 pl/mm.	72
Figura 56 - Espectro de Fourier de uma das linhas da grade com 4 pl/mm.	72
Figura 57 - Grade com 6 pl/mm.	73
Figura 58 - Espectro de Fourier de uma das linhas da grade com 6 pl/mm.	73
Figura 59 - Grade com 8 pl/mm.	74
Figura 60 - Espectro de Fourier de uma das linhas da grade com 8 pl/mm.	74
Figura 61 - Grade com 12 pl/mm.	75
Figura 62 - Espectro de Fourier de uma das linhas da grade com 12 pl/mm.	75
Figura 63 - Exemplo de realce das fibras utilizando DFT.....	76
Figura 64 - Exemplo de realce das fibras utilizando DFT.....	76
Figura 65 - Exemplo de realce dos discos utilizando DFT.....	77
Figura 66 - Exemplo de realce dos discos utilizando DFT.....	77
Figura 67 - Exemplo da aplicação do filtro casado após realce das fibras.	78
Figura 68 - Exemplo da aplicação do filtro casado após realce dos discos.	79

Índice de tabelas

Tabela 1 - Exemplo de densidades ópticas obtidas.	22
Tabela 2 - Imagem sem ruído e sem variação de luminosidade.	59
Tabela 3 - Imagem com ruído de desvio padrão 10 e sem variação de luminosidade.	59
Tabela 4 - Imagem com ruído de desvio padrão 20 e sem variação de luminosidade.	59
Tabela 5 - Imagem com ruído de desvio padrão 30 e sem variação de luminosidade.	59
Tabela 6 - Imagem com ruído de desvio padrão 40 e sem variação de luminosidade.	59
Tabela 7 - Imagem com ruído de desvio padrão 50 e sem variação de luminosidade.	60
Tabela 8 - Imagem com ruído de desvio padrão 60 e sem variação de luminosidade.	60
Tabela 9 - Imagem com ruído de desvio padrão 70 e sem variação de luminosidade.	60
Tabela 10 - Imagem com ruído de desvio padrão 80 e sem variação de luminosidade.	60
Tabela 11 - Imagem com ruído de desvio padrão 90 e sem variação de luminosidade.	60
Tabela 12 - Imagem com ruído de desvio padrão 100 e sem variação de luminosidade (Figura 50).	61
Tabela 13 - Imagem sem ruído e com (+)10 de variação de luminosidade.	61
Tabela 14 - Imagem sem ruído e com (+)20 de variação de luminosidade.	62
Tabela 15 - Imagem sem ruído e com (+)30 de variação de luminosidade.	62
Tabela 16 - Imagem sem ruído e com (+)40 de variação de luminosidade.	62
Tabela 17 - Imagem sem ruído e com (+)50 de variação de luminosidade.	62
Tabela 18 - Imagem sem ruído e com (+)60 de variação de luminosidade.	62
Tabela 19 - Imagem sem ruído e com (+)70 de variação de luminosidade.	63
Tabela 20 - Imagem sem ruído e com (+)80 de variação de luminosidade.	63
Tabela 21 - Imagem sem ruído e com (+)90 de variação de luminosidade.	63
Tabela 22 - Imagem sem ruído e com (+)100 de variação de luminosidade.	63
Tabela 23 - Imagem sem ruído e com (+)150 de variação de luminosidade.	63
Tabela 24 - Imagem sem ruído e com (-)10 de variação de luminosidade.	64
Tabela 25 - Imagem sem ruído e com (-)20 de variação de luminosidade.	64
Tabela 26 - Imagem sem ruído e com (-)30 de variação de luminosidade.	64
Tabela 27 - Imagem sem ruído e com (-)40 de variação de luminosidade.	64
Tabela 28 - Imagem sem ruído e com (-)50 de variação de luminosidade.	64
Tabela 29 - Imagem sem ruído e com (-)60 de variação de luminosidade.	65
Tabela 30 - Imagem com ruído de desvio padrão 50 e com (+)100 de variação de luminosidade (Figura 51).	65
Tabela 31 - Comparação sobre a quantidade de Discos encontrados pela a AGEVISA e pelo Sistema.	69
Tabela 32 - Comparação sobre a quantidade de Microcalcificações encontradas pela a AGEVISA e pelo Sistema.	69
Tabela 33 - Comparação sobre a quantidade de Fibras encontradas pela a AGEVISA e pelo Sistema.	70
Tabela 34 - Comparação sobre a quantidade de Massas encontradas pela a AGEVISA e pelo Sistema.	70

Tabela 35 - Comparação sobre a quantidade de Grades encontradas pela a AGEVISA e pelo Sistema.....	71
Tabela 36 - Resumo das compareções.....	71

Índice de equações

Equação 1	14
Equação 3	27
Equação 4	28
Equação 5	31
Equação 6	32
Equação 7	32
Equação 8	33
Equação 9	50
Equação 10	51

Introdução

A mamografia é um método utilizado na detecção e no diagnóstico das doenças da mama e é freqüentemente realizada para rastreamento em mulheres assintomáticas. Como qualquer exame diagnóstico ou de rastreio, este tipo de exame tem limitações e o rastreio pode resultar em conseqüências adversas. Um problema comum é o exame falso positivo, em que a suspeita da lesão maligna não se comprova após exames histopatológicos. Constitui-se também uma limitação o resultado falso negativo que pode levar ao adiamento de uma ação adequada em relação ao câncer de mama.

Considerando estes problemas, o desenvolvimento de Programas de Garantia da Qualidade é uma necessidade em termos de eficiência e uma obrigação em termos éticos e morais. A qualidade do exame reduz, embora não elimine a freqüência dos resultados falsos positivos e negativos.

Assim, todo Serviço de Mamografia, dada sua relação com a saúde da mulher, deve estar voltado para um melhoramento permanente, de forma que se consiga uma integração harmônica das áreas médicas, tecnológicas, administrativas, econômicas, assistenciais e, se for o caso, também das áreas docentes e de pesquisa.

O maior risco imposto a uma mulher que se submete a uma mamografia é o de que um tumor maligno não seja identificado por causa da baixa qualidade do exame mamográfico. Este risco é dezena de vezes maior que o risco de câncer mamário rádio-induzido.

A Organização Mundial de Saúde recomenda o rastreamento em massa para enfermidades que constituam problemas sérios de saúde pública, desde que, como ocorre com o câncer de mama, a detecção precoce leve à redução da morbidade e da mortalidade. Os programas de rastreamento objetivam reduzir a mortalidade através da identificação e tratamento dos cânceres em estágios mais precoces do que seria feito sem o rastreamento. O diagnóstico precoce e a coleta de informações sistemáticas sobre a patologia são

imperativos para a aplicação adequada de recursos e para mensuração dos progressos associados às políticas de saúde pública, trazendo grandes benefícios à expectativa, qualidade de sobrevivência e redução de custos laborais, sociais e de tratamento.

A Agência Estadual de Vigilância Sanitária da Paraíba (AGEVISA-PB) mantém um Programa de Controle de Qualidade em Mamografia de renome nacional devido ao seu impacto técnico-científico e social no auxílio à detecção precoce do câncer de mama. A metodologia do Programa implantado pela AGEVISA-PB contempla uma visita anual aos estabelecimentos que fornecem o serviço de exame mamográfico, onde são realizados testes com o objetivo de avaliar o equipamento e a qualidade das imagens. Ao se constatar alguma irregularidade realiza-se orientação e intervenção. Os serviços são também monitorados mensalmente, por intermédio da análise de radiografias de phantoms, obtidos pelos aparelhos a serem inspecionados e enviados pelos próprios estabelecimentos à AGEVISA-PB. A análise é efetuada por profissionais da AGEVISA-PB, capacitados para esta finalidade, que seguem um procedimento metodológico que vem sendo desenvolvido e empregado há alguns anos. Com os devidos ajustes ao longo dos anos de utilização, o procedimento se encontra em um estágio consistente. O resultado da avaliação é registrado em um relatório e enviado aos serviços para que sejam tomadas medidas corretivas quando necessário.

A qualidade da imagem em mamografia pode ser avaliada usando-se um phantom. Este objeto de teste simula uma mama comprimida entre 4 e 5 cm e possui detalhes que produzem imagens radiograficamente semelhantes a estruturas normais e anormais presentes na mama (microcalcificações, fibras e massas tumorais).

O trabalho está organizado da seguinte forma: o Capítulo 1 contém as descrições dos objetivos gerais e específicos. O Capítulo 2 apresenta conceitos fundamentais sobre o problema, além de métodos e técnicas de processamento que podem ser adotados para um melhor controle de qualidade de imagens mamográficas. O Capítulo 3 expõe as principais características e problemas dos materiais e métodos utilizados no trabalho, O Capítulo 4 traz alguns resultados de testes realizados no sistema através da comparação com

os laudos obtidos por meio da percepção visual dos técnicos da AGEVISA-PB. O Capítulo 5 oferece uma discussão sobre os métodos utilizados no trabalho. O Capítulo 6 contém as considerações finais sobre o objetivo principal do trabalho. Nele há também a discussão sobre algumas das técnicas utilizadas.

Objetivo

Este trabalho tem como objetivo geral desenvolver um sistema computadorizado de auxílio ao controle de qualidade em imagens mamográficas.

Objetivos específicos

- Efetuar revisão de literatura na área de processamento e análise de imagens, com ênfase em imagens radiográficas.
- Efetuar revisão de literatura na área de controle de qualidade de mamógrafos.
- Pesquisar, aplicar e analisar métodos de detecção das estruturas presentes em imagens de phantoms.
- Examinar os resultados obtidos pelo sistema, partindo da análise comparativa entre a visão humana e a computacional.

1. Fundamentação Teórica

Neste capítulo serão abordados três temas: o primeiro refere-se ao controle de qualidade de mamógrafos, o segundo ao processamento e análise de imagens digitais e o terceiro diz respeito à adaptação ao brilho e a discriminação de tons de cores. Todos expõem conceitos que ajudam a compreender melhor as atividades realizadas neste trabalho.

1.1. Controle de qualidade de mamógrafos

O controle de qualidade de mamógrafos é realizado por meio de um conjunto de testes que assegura a qualidade da imagem mamográfica (Ministério da Saúde, 2007). Os testes têm como base os requisitos técnicos da mamografia estabelecidos na Portaria nº 453/98 (Agência Nacional de Vigilância Sanitária), ANVISA/Ministério da Saúde (MS), e a experiência de grupos que já realizam esse controle de qualidade.

Os requisitos que devem apresentar conformidade, tendo em vista os itens correspondentes na Portaria nº 453/98, são:

- Fabricante e modelo dos mamógrafos e processadoras;
- Operação do controle automático de exposição;
- Alinhamento do campo de raios X;
- Força de compressão;
- Alinhamento da placa de compressão;
- Integridade dos chassis;
- Padrão de qualidade de imagem;
- Padrão de desempenho da imagem em mamografia;
- Qualidade do processamento;
- Sensitometria e limpeza dos chassis.

Dentre esses requisitos, os que podem ser automatizados com o auxílio do processamento digital de imagens são: operação do controle automático de exposição, padrão de qualidade de imagem e qualidade do processamento. A seguir é explicado como podem ser realizados os testes nesses três requisitos, utilizando-se o modelo de phantom adotado pela AGEVISA-PB.

1.1.1. Controle automático de exposição

O desempenho do sistema do controle automático de exposição pode ser determinado através de repetições da densidade óptica (Optical density - OD) sob condições variáveis, tais como: diferentes espessuras do objeto e diferentes tensões no tubo de raios X. Uma exigência essencial para medir essas densidades consiste na utilização de uma processadora de filmes que funcione de modo estável.

Uma das maneiras de se obter essas variadas densidades é através da exposição de placas de acrílico com espessuras de 20, 30, 40 e 50 mm (Figura 1), que simulariam diferentes espessuras do objeto. Deste modo tem-se:

- Espessura de acrílico 20mm: apenas o próprio phantom.
- Espessura de acrílico 30mm: o phantom mais uma placa de 10mm.
- Espessura de acrílico 40mm: o phantom mais duas placas de 10mm.
- Espessura de acrílico 50mm: o phantom mais três placas de 10mm.

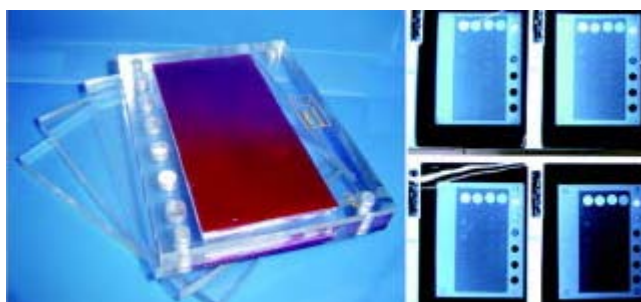


Figura 1 - Diversas espessuras do Phantom e resultado do teste do controle automático de exposição.
Fonte: (Ministério da Saúde, 2007)

A densidade óptica obtida com a espessura de 50mm é chamada de densidade óptica de referência. Os demais valores das densidades nas espessuras restantes são utilizados para calcular as variações percentuais que são responsáveis por determinar a qualidade do sistema de controle automático de exposição. O cálculo é dado por

$$\Delta\%_{o(i)mm} = \left(\frac{OD_{referência} - OD_{(i)mm}}{OD_{referência}} \right) * 100$$

Equação 1

Onde $OD_{referência} = OD_{50mm}$ e $i = 20, 30, 40$.

Todas as variações de densidade óptica ($\Delta\%_{o(i)mm}$) devem estar compreendidas no intervalo de $\pm 20\%$ do valor da densidade óptica de referência, sendo desejável que as mesmas tenham uma variação menor do que 10%, ou seja:

- Requisito ou exigência (qualidade normal): $0,8 * OD_{referência} < \Delta\%_{o(i)mm} < 1,2 * OD_{referência}$.
- Desejável (qualidade boa): $0,9 * OD_{referência} < \Delta\%_{o(i)mm} < 1,1 * OD_{referência}$.

1.1.2. Qualidade da imagem

A qualidade da imagem em mamografia deve ser avaliada usando-se um simulador radiográfico de mama (phantom, Figura 2 e Figura 3), similar ao adotado pelo Colégio Brasileiro de Radiologia. Esse objeto de teste simula uma mama comprimida entre quatro e cinco centímetros e possui, no interior, detalhes que produzem imagens radiograficamente semelhantes às estruturas normais e anormais presentes na mama (microcalcificações, fibras, discos de baixo contraste e massas tumorais).

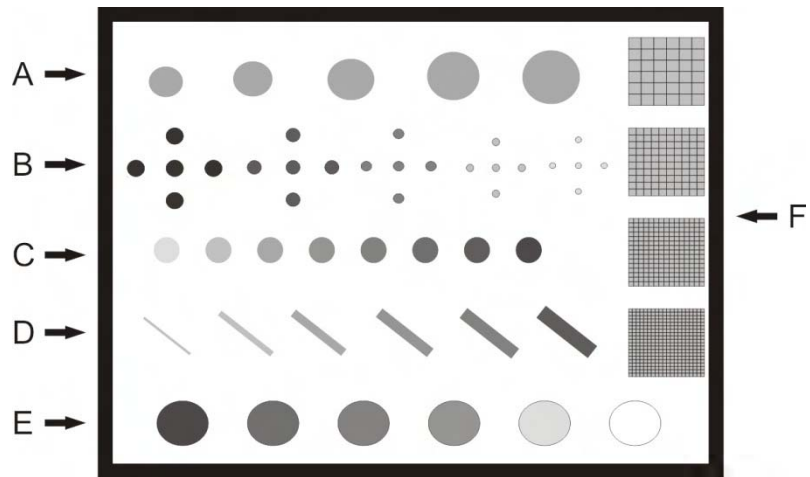


Figura 2 - Simulador radiográfico para mama. (A) Massas; (B) Microcalcificações; (C) Discos de baixo contraste; (D) Fibras; (E) Escala de contraste; (F) Grades metálicas de alto contraste.

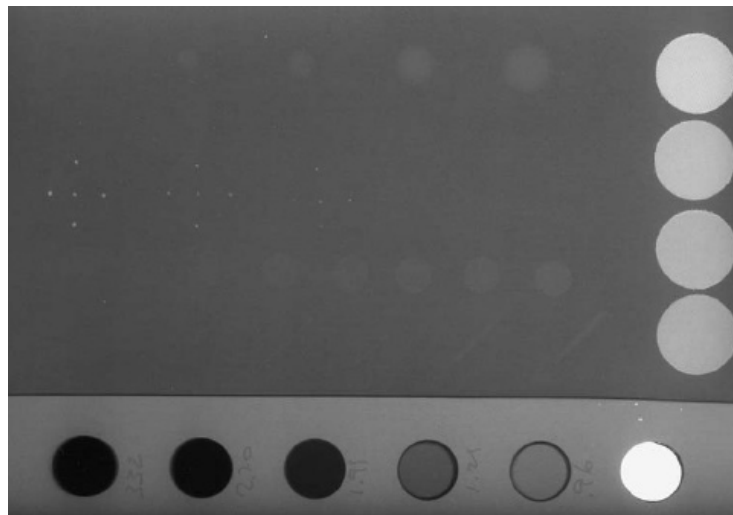


Figura 3 - Imagem do phantom digitalizada por um scanner.

Para analisar a qualidade, são avaliados na imagem obtida do simulador radiográfico: definição (resolução espacial), detalhes de alto contraste, limiar de baixo contraste, detalhes lineares de baixo contraste (tecido fibroso), massas tumorais e densidade óptica de fundo (Figura 4).

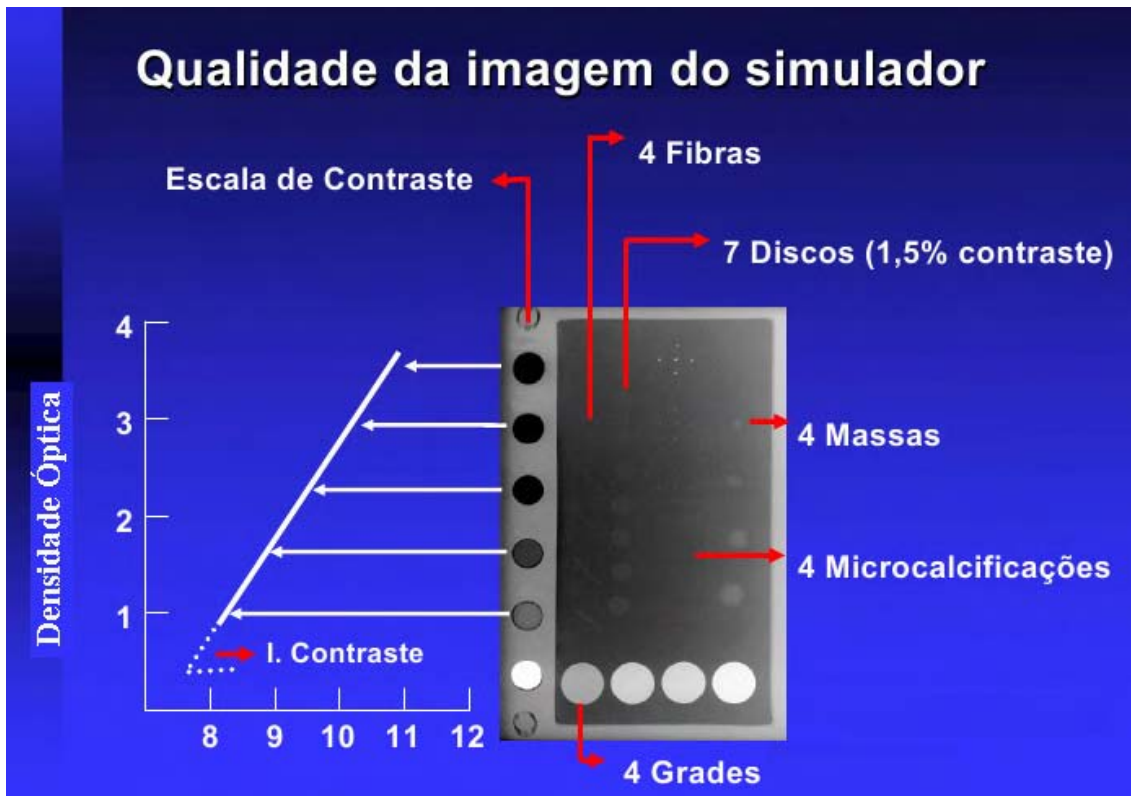


Figura 4 - Limites de aceitação para visualização da estruturas do phantom.
 Fonte: (Ministério da Saúde, 2007)

1.1.2.1. Resolução espacial da imagem

Um dos parâmetros que determinam a qualidade da imagem clínica é a resolução espacial, cuja medida pode ser efetuada radiografando-se o simulador de mama com quatro grades metálicas com definições de aproximadamente doze, oito, seis e quatro pares de linhas por milímetro (pl/mm) (Figura 5).

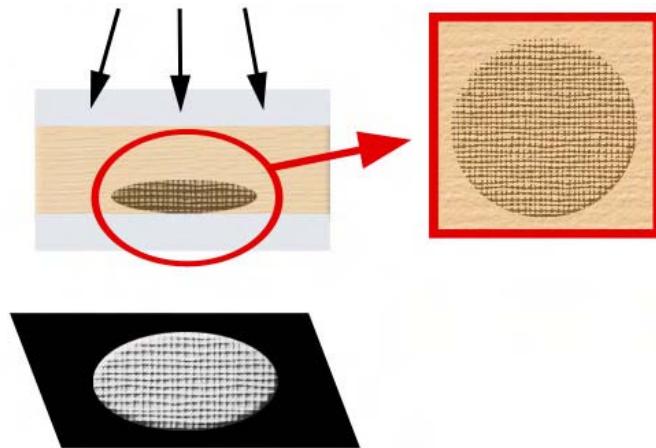


Figura 5 - Corte transversal de uma grade e sua imagem de raios-X.

A imagem será considerada adequada se a sua resolução espacial for maior que 12 $\mu\text{l}/\text{mm}$, deste modo, as quatro grades metálicas devem ser visualizadas com definição.

1.1.2.2. Detalhes de alto contraste

Utilizados com a finalidade de avaliar a habilidade de visualizar objetos de pequeno tamanho e alto contraste, tais como microcalcificações. Os simuladores radiográficos de mama possuem diversos conjuntos de objetos de material denso que simulam microcalcificações de tamanhos variados (Figura 6).

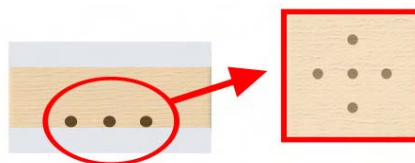


Figura 6 - Corte transversal da microcalcificação.

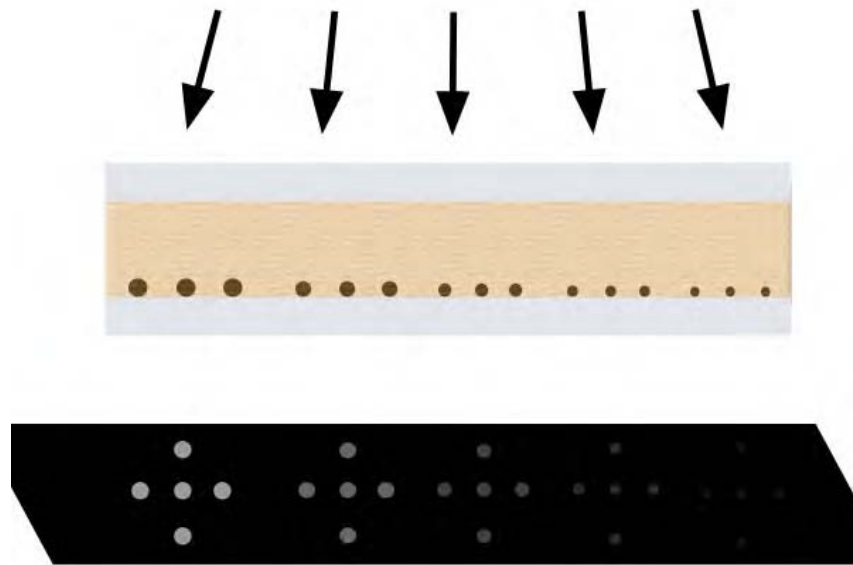


Figura 7 - Imagem de raios-X das microcalcificações.

A imagem do phantom possui cinco grupos de objetos de pequeno tamanho e alto contraste. Desses grupos, deve-se visualizar no mínimo até o quarto conjunto de microcalcificações.

1.1.2.3. Limiar de baixo contraste

Esta medida deve proporcionar uma indicação do limiar detectável para objetos de baixo contraste e com alguns milímetros de diâmetro. É realizada radiografando-se o simulador de mama (phantom), o qual possui na sua superfície alguns discos de poliéster com cinco mm de diâmetro e de espessuras entre 0,5 e 3,0 mm (Figura 8). O percentual de variação do contraste é estabelecido em função da densidade óptica das regiões do filme dentro e fora dos discos de poliéster. Sugere-se 1,5% como limiar de contraste para discos de 5 mm de diâmetro.

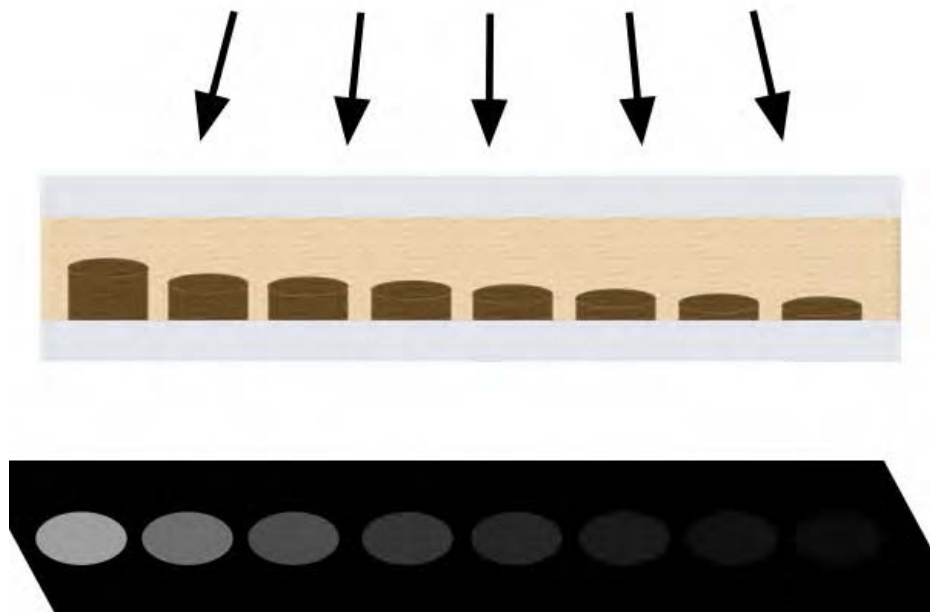


Figura 8 – Imagem de raios-X dos discos.

Portanto, dos oito discos que simulam neodensidades, o percentual de variação do primeiro ao penúltimo disco deve estar abaixo do limiar de 1,5%, ou de forma mais prática, pode-se visualizar no mínimo até o sétimo objeto de baixo contraste, que corresponde ao último disco antes do limiar.

1.1.2.4. Detalhes lineares de baixo contraste (tecido fibroso)

Os simuladores radiográficos de mama (phantoms) possuem objetos lineares de baixo contraste com diversos diâmetros, que simulam extensões de tecido fibroso em tecido adiposo (Figura 9). Quando o simulador é radiografado, esses detalhes lineares de baixo contraste permitem medir a sensibilidade do sistema de produção da imagem no registro de estruturas filamentosas no interior da mama.

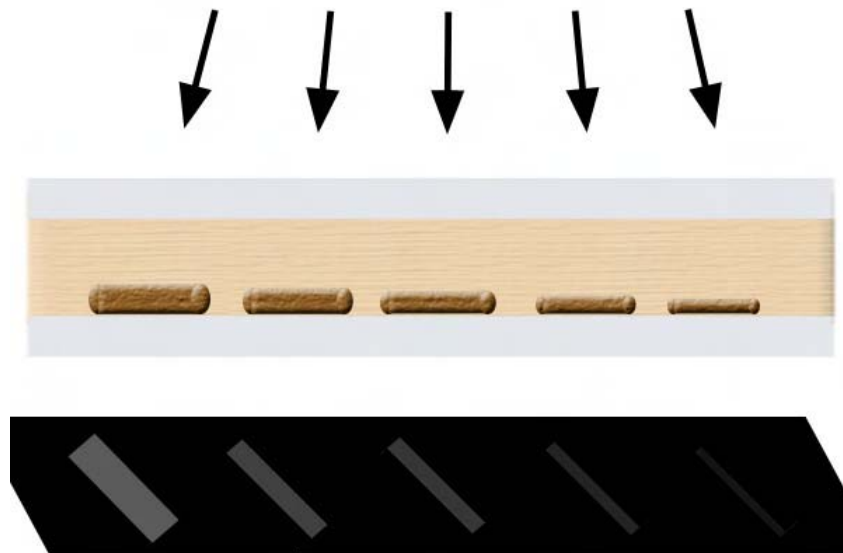


Figura 9 – Imagem de raios-X das fibras.

Assim, para a imagem do phantom, que possui seis fibras, ser considerada satisfatória é necessário visualizar no mínimo até a quarta fibra.

1.1.2.5. Massas tumorais

O phantom de mama dispõe de cinco calotas esféricas de nylon que simulam massas tumorais. Essas calotas possuem diâmetros e alturas variados (Figura 10). Dessa forma, quando o simulador é radiografado, elas produzem uma série de imagens bastante similares às massas tumorais mamárias (Figura 11).



Figura 10 - Corte transversal das calotas (Representação das massas).

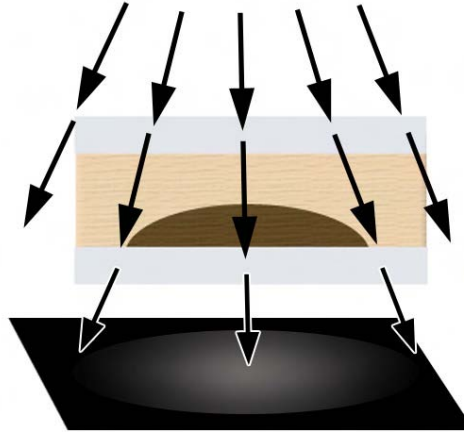


Figura 11 – Imagem de raios-X de uma calota.

Para que a imagem seja considerada aceitável é necessário visualizar no mínimo até a quarta calota.

1.1.2.6. Densidade óptica de fundo

A densidade óptica de fundo é representada pela terceira densidade localizada na parte esquerda do phantom (segunda na escala de contraste). Ela é a densidade em que as estruturas se apresentam imersas.

A imagem será considerada aceitável, se a densidade óptica de fundo estiver entre os valores de 1,30 e 1,80 OD.

1.1.3. Qualidade do processamento

O comportamento diário da processadora do filme pode ser medido por sensitometria. Neste método, um filme é exposto ao sensitômetro e em seguida revelado, produzindo-se assim uma escala graduada de tons de cinza com 21 degraus (Figura 12), um exemplo de valores obtidos nos degraus pode ser visto na Tabela 1. A curva representativa das densidades ópticas versus os números dos degraus é chamada de curva característica do filme.

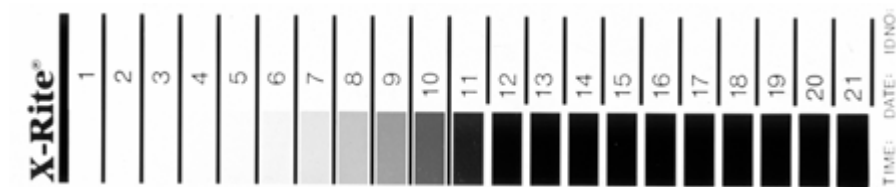


Figura 12 - Degraus de tons de cinza.

Tabela 1 - Exemplo de densidades ópticas obtidas.

1	0,15	8	0,35	15	3,90
2	0,16	9	0,58	16	3,87
3	0,16	10	1,10	17	4,06
4	0,17	11	1,87	18	4,12
5	0,17	12	2,75	19	4,17
6	0,19	13	3,41	20	4,19
7	0,24	14	3,74	21	4,19

Um método simples para controle de rotina da processadora consiste em monitorar a densidade óptica em três degraus da escala sensitométrica, sendo cada um correspondente a uma das três regiões que compõem a curva. Desta maneira, são obtidas informações pertinentes à qualidade do processamento.

Esses degraus são os seguintes:

- Degrau base mais velamento: degrau corresponde à parte do filme que não é exposta a nenhuma quantidade de luz (Figura 13).



Figura 13 - Seta indicando o degrau base mais velamento.

- Degrau de velocidade: degrau da escala sensitométrica que apresenta a densidade óptica mais próxima de 1,3 OD acima da densidade óptica de base mais velamento.
- Degrau de contraste: na escala sensitométrica, o degrau de contraste está quatro degraus acima do degrau de velocidade.

Para que a imagem esteja adequada para os demais testes deve-se observar o seguinte: a densidade óptica do degrau de base mais velamento deve ser menor que 0,23 OD. A correspondente ao degrau de velocidade deve estar compreendida entre 1,30 e 1,80 OD. Enquanto que no degrau de contraste ela deve ser maior que 3,40 OD.

1.2. Processamento e análise de imagens digitais

Nesta seção serão apresentados os principais conceitos de processamento de imagens considerados úteis no desenvolvimento deste trabalho.

A seguir apresentamos as principais tarefas no processamento de imagens.

Aquisição da imagem: Existem várias maneiras de se adquirir uma imagem digital. Através da utilização de um sensor que capture do sinal da imagem e faça sua digitalização (amostragem e quantização). Por meio do

processamento de uma ou mais imagens já digitalizadas gerando uma nova. Ou criando-se uma imagem já digital.

Pré-processamento: Consiste em melhorar a imagem para aplicações de técnicas futuras de processamento, segmentação, reconhecimento, exibição.

Segmentação: Divide a entrada em partes ou objetos constituintes.

Representação: Transforma os dados iniciais numa forma adequada para o subsequente processo computacional. Um método para descrever os dados também deve ser especificado, de forma que as características de interesse sejam enfatizadas.

Descrição: O processo de descrição, também chamado seleção de características, procura extrair características que resultem em alguma informação quantitativa de interesse ou que sejam básicas para discriminação entre classes de objetos.

Reconhecimento: Processo que atribui uma definição a um objeto, baseado na informação fornecida pelo seu descritor.

Interpretação: Atribui significado a um conjunto de objetos reconhecidos.

Base de conhecimento: O conhecimento sobre o domínio do problema, ou seja, sobre as características da imagem e dos meios que a envolve.

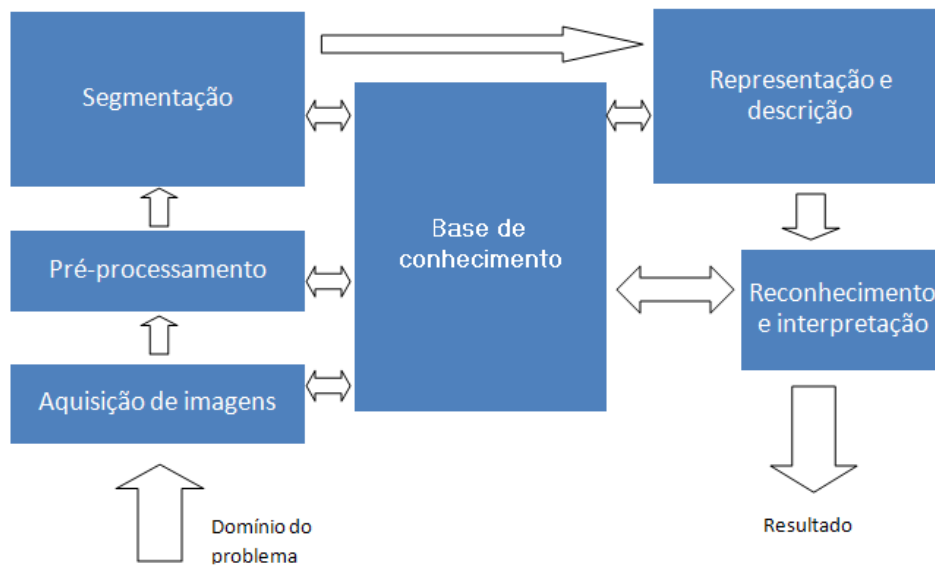


Figura 14 - Fundamentos do processamento de imagens.
 Fonte: (Gonzalez e Woods, 2000)

1.2.1. Imagem digital

O termo imagem refere-se a uma função de intensidade luminosa bidimensional, denotada por $f(x, y)$, em que o valor ou amplitude de f nas coordenadas espaciais (x, y) dá a intensidade (brilho) da imagem naquele ponto. Como a luz é uma forma de energia, $f(x, y)$ deve ser positiva e finita, isto é, $0 < f(x, y) < \infty$.

A intensidade de uma imagem monocromática f nas coordenadas (x, y) é denominada de nível de cinza (I) da imagem naquele ponto. Temos $L_{\min} \leq I \leq L_{\max}$, onde o intervalo $[L_{\min}, L_{\max}]$ é denominado escala de cinza. Normalmente esse intervalo é $[0, L]$, onde $I = 0$ é considerado negro e $I = L$ é considerado branco. Todos os valores intermediários são tons de cinza.

Em uma imagem digitalizada a resolução (o grau de detalhes discerníveis) depende fortemente de dois parâmetros: a amostragem e a quantização. Quanto menor o espaço entre as amostras e maior o número de coeficientes de quantização, a imagem digital se aproximará mais da imagem original, ou seja, melhor será a qualidade da imagem digitalizada. No entanto, o tamanho da imagem aumentará e isto dificultará o seu armazenamento e processamento.

Uma imagem pode ser processada no domínio espacial ou da frequência. Em se tratando do domínio espacial, há três tipos de processamento: ponto a ponto, no qual o filtro é aplicado sobre cada pixel da imagem sem levar em consideração os valores dos demais pixels; local, quando o filtro leva em consideração o valor dos pixels vizinhos ao pixel processado; e global, no qual o filtro leva em consideração os valores de todos os pixels da imagem.

1.2.2. Histograma

O histograma (Figura 15) (Scott, 1979) de uma imagem digital com níveis de cinza no intervalo $[0, L-1]$ é uma função discreta $p(r_k) = n_k/n$, em r_k é o k -ésimo nível de cinza, n_k é o número de pixels na imagem com esse nível de cinza, n é o número total de pixels na imagem e $k=0,1,2,\dots,L-1$. Ou seja, $p(r_k)$ nada mais é do que a probabilidade de ocorrência do nível de cinza r_k na imagem processada.

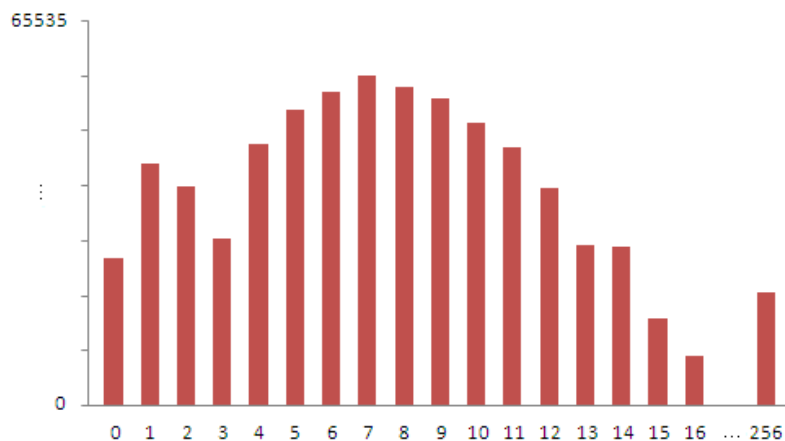


Figura 15 - Exemplo de histograma.

Como exemplo, pode-se observar a Figura 16a que mostra a matriz de uma imagem 3×3 com quatro níveis de cinza ($L=4$ e intervalo $[0,3]$). A partir da ocorrência dos seus níveis de cinza é gerado o histograma da Figura 16b.

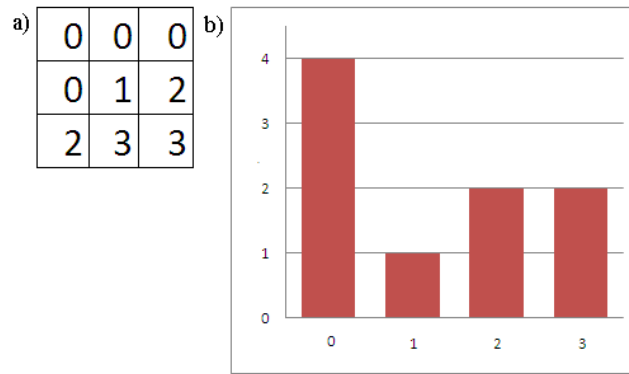


Figura 16 - Exemplo de geração de histograma.

1.2.3. Limiarização

A limiarização (Sezgin e Sankur, 2004) (Otsu, 1979) (Melloul e Joskowicz, 2002) é o processo no qual se divide o histograma da imagem em dois ou mais grupos de valores de pixels. A partir de um limiar T a limiarização da imagem $g(x,y)$ é definida como

$$g(x, y) = \begin{cases} 0, & f(x, y) \leq T \\ 1, & f(x, y) > T \end{cases}$$

Equação 2

Onde normalmente os pixels rotulados como 1 correspondem aos objetos, enquanto que aqueles rotulados com 0 correspondem ao fundo. Lembrando-se que T pode ser uma constante ou uma função, cujo valor é calculado a partir de características locais ou globais.

Um exemplo de limiarização pode ser visto na Figura 17, aplicada a uma malha. Tendo o valor do limiar de 17766, a figura da malha passa a ter a aparência de um círculo com preenchimento branco e fundo preto.

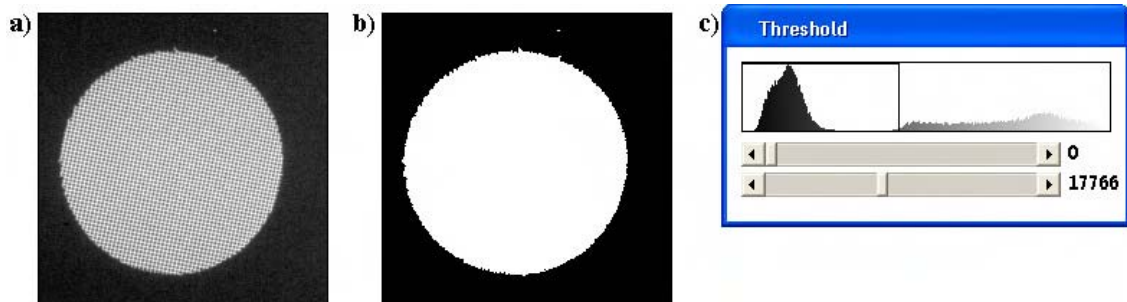


Figura 17 – Exemplo de limiarização. a) Malha. b) Malha após limiarização. c) Definição do limiar T como 17766.

1.2.4. Transformadas

As transformadas (Sakka, Prentza, *et al.*, 2006) (Sersic e Loncaric, 1998) têm um papel importante no processamento de imagens. A seguir serão apresentadas duas delas: a transformada de Fourier (Gonzalez, Woods e Eddins, 2004) e a transformada de Hotelling (Marin, 2003) (PEARSON, 1901) (Hotelling, 1933).

A Transformada Discreta de Fourier (DFT), $F[u]$, $u = 0, 1, \dots, N-1$, de uma função amostrada $f(x)$, com $x = 0, 1, \dots, N-1$ é dada por

$$F(u) = \frac{1}{N} \sum_{x=0}^{N-1} f(x) e^{-j2\pi ux/N}$$

Equação 3

onde $j = \sqrt{-1}$.

A operação transforma os N elementos da função amostrada em N elementos denominados coeficientes. Os coeficientes da DFT são, em geral, complexos, mesmo quando $s[n]$ é real. A operação inversa, que permite reconstruir a função $s[n]$ a partir dos coeficientes $F[u]$, é conhecida como transformada discreta de Fourier inversa (IDFT). A função magnitude $|F(u)|$ é chamada de espectro de Fourier. O espectro de Fourier de funções bidimensionais normalmente é exibido como uma imagem.

A Figura 18 mostra um exemplo em que uma imagem contendo um traço é processada gerando um espectro de Fourier no qual há uma concentração de frequências com valores mais elevados na direção perpendicular ao traço.

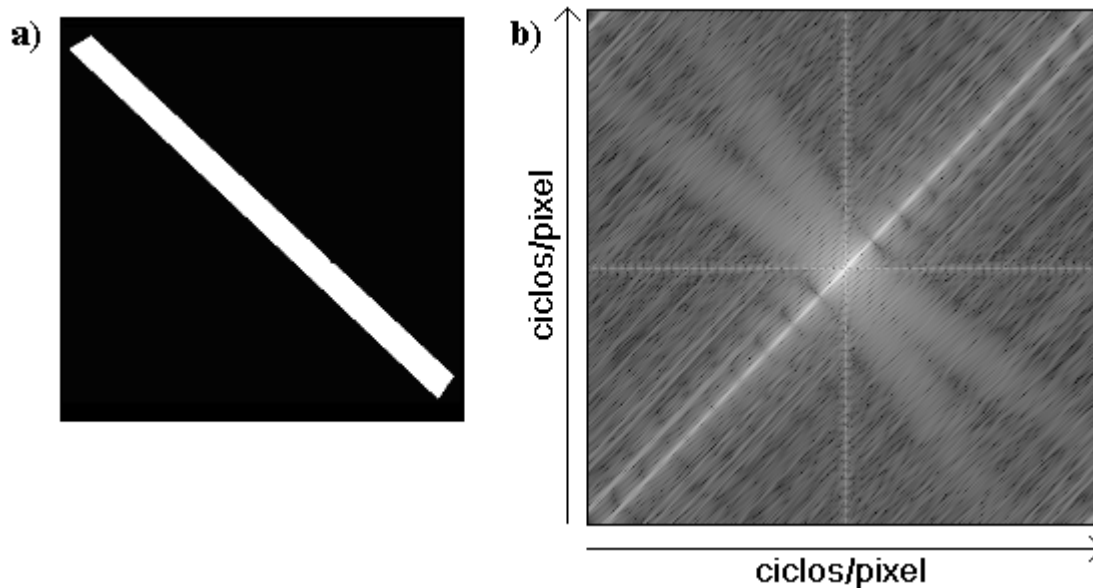


Figura 18 - Exemplo do espectro de Fourier. a) Traço inclinado. b) Espectro de Fourier do traço.

A transformada de Hotelling baseia-se em propriedades estáticas de representações de vetores. Um dos seus efeitos é do estabelecer um novo sistema de coordenadas cuja origem está onde os dois principais autovetores se encontram. Esse sistema de coordenadas mostra que essa transformada realiza as transformações de rotação e deslocamento que alinham os dados com os autovetores.

O conceito de alinhar um objeto bidimensional com o seu autovetor principal desempenha um papel importante em análise de imagens. Como muitas vezes a identidade do objeto é desconhecida, a habilidade para alinhar o objeto com seus eixos principais fornece uma forma confiável para remover os efeitos de rotação e deslocamento do processo de análise de imagens.

Como exemplo da transformada de Hotelling, pode-se observar a Figura 19 na qual são calculados os dois principais autovetores de um retângulo e logo depois é executada a sua rotação e deslocamento.

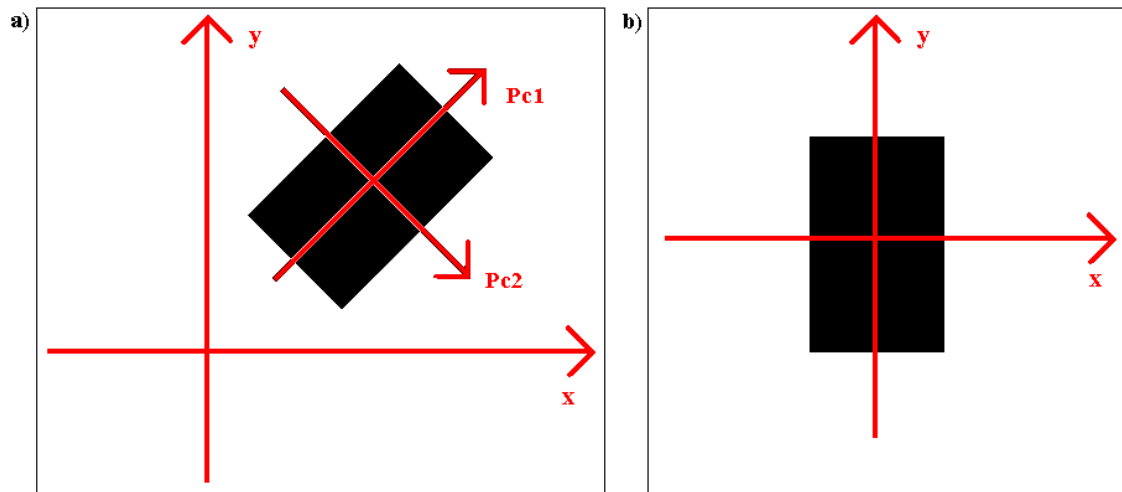


Figura 19 - Exemplo de transformada de Hotelling. a) Imagem deslocada e com rotação, autovetores Pc1 e Pc2. b) Imagem ajustada a partir dos autovetores.

1.2.5. Segmentação e reconhecimento por textura

Uma importante abordagem para a descrição de regiões é a quantização de seu conteúdo de textura (Lasztovicza, Pataki, *et al.*, 2003) (Engan, Gulsrud, *et al.*, 2007) (Engan, Skretting, *et al.*, 2008). Embora não exista nenhuma definição formal de textura, esse descritor intuitivamente fornece medidas de propriedades como suavidade, rugosidade e regularidade. As três abordagens principais usadas em processamento de imagens para a descrição de texturas são a estática, a estrutural e a espectral. As abordagens estáticas levam a caracterizações de textura como suave, áspera, granular e assim por diante. As técnicas estruturais tratam de arranjos de primitivas de imagens, como a descrição da textura baseada em linhas paralelas regularmente espaçadas. As técnicas espectrais baseiam-se em propriedades do espectro de Fourier, sendo usadas basicamente na detecção de periodicidade global em uma imagem através da identificação de picos de alta-energia no espectro.

1.2.6. Crescimento de regiões (*Region Growing*) por agregação de pixels

É um procedimento que agrupa pixels ou sub-regiões em regiões maiores (PIRES, POEL, *et al.*, 2006). A mais simples dessas abordagens é a agregação de pixels, que começa com pontos “sementes” e, a partir deles, crescem as regiões, anexando a cada ponto semente, aqueles pixels que

possuam propriedades similares (como nível de cinza, textura ou cor). Há três passos importantes nesse algoritmo: a seleção de uma semente que represente adequadamente a região de interesse, a seleção de propriedades apropriadas para a inclusão de pontos na região durante o processo de crescimento e o estabelecimento de uma condição de parada.

A seleção de um ponto como semente é baseada freqüentemente em uma característica geral da imagem, como por exemplo, o ponto mais claro ou mais escuro.

A seleção de critérios de similaridade depende não apenas das características gerais da imagem em consideração, mas também das características entre pixels.

O crescimento de uma região normalmente deve parar quando nenhum outro pixel conseguir satisfazer os critérios de inclusão naquela região. Contudo, critérios adicionais que aumentam o poder do algoritmo utilizam os conceitos de tamanho, similaridade entre pixel candidato e os pixels crescidos até o momento e a forma da região em crescimento.

1.2.7. Padrões e classes de padrões

Um padrão é uma descrição quantitativa ou estrutural de um objeto ou alguma outra entidade de interesse em uma imagem (Thangavel, Karnan, *et al.*, 2005) (Gonzalez e Woods, 2000). Em geral um padrão é formado por um ou mais descritores, ou seja, um padrão é um arranjo de descritores. Uma classe de padrões é uma família de padrões que compartilham algumas propriedades em comuns. O reconhecimento de padrões por máquina envolve técnicas para a atribuição dos padrões as suas respectivas classes.

Vetores de padrões, também chamados vetores de características, são representados por letras minúsculas em negrito, como x , y e z , tomando a forma:

$$x = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix}$$

Equação 4

Na matriz acima, cada componente, x_i , representa o i -ésimo descritor e n é o número total de descritores.

1.2.8. Casamento por correlação

Considerando duas imagens: uma imagem $f(x,y)$ de tamanho $M \times N$ e uma subimagem $w(x,y)$ de tamanho $J \times K$, sendo $J \leq M$ e $K \leq N$. A correlação (Gonzalez e Woods, 2000)(Gonzalez, Woods e Eddins, 2004) entre $f(x,y)$ e $w(x,y)$ é

$$c(s, t) = \sum_x \sum_y f(x, y) w(x - s, y - t)$$

Equação 5

A função de correlação possui a desvantagem de ser sensível a mudanças na amplitude de $f(x,y)$ e de $w(x,y)$. Para evitar essa dificuldade é realizado o casamento por coeficiente de correlação.

Para duas imagens de mesmas dimensões tem-se:

$$r = \frac{\sum_x \sum_y [f(x, y) - f'] [w(x, y) - w']}{\{\sum_x \sum_y [f(x, y) - f']^2 \sum_x \sum_y [w(x, y) - w']^2\}^{1/2}}$$

Equação 6

Na equação acima, $f(x,y)$ é um pixel na coordenada (x,y) de uma das imagens e $w(x,y)$ é um pixel na mesma coordenada na outra imagem, f' é o valor médio dos pixels na imagem f e w' é o valor médio dos pixels na imagem w .

Para duas imagens com tamanhos diferentes, onde w representa a imagem menor, utiliza-se o seguinte esquema para a obtenção da correlação de $f(x,y)$ e $w(x,y)$ no ponto (s,t) (Brito e Coelho, 2002):

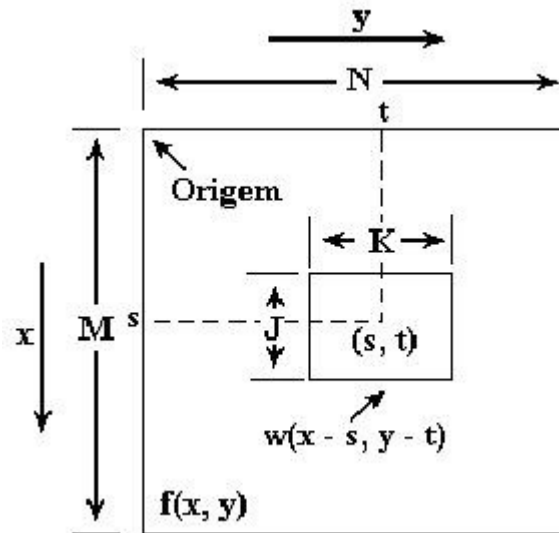


Figura 20 - Correlação de $f(x,y)$ e $w(x,y)$ no ponto (s,t) .
Fonte: (Gonzalez e Woods, 2000)

Nesse caso:

$$y(s, t) = \frac{\sum_x \sum_y [f(x, y) - f'(x, y)][w(x - s, y - t) - w']}{\left\{ \sum_x \sum_y [f(x, y) - f'(x, y)]^2 \sum_x \sum_y [w(x - s, y - t) - w']^2 \right\}^{1/2}}$$

Equação 7

Dado $M = \text{altura_da imagem maior}$ e $N = \text{largura da imagem maior}$, tem-se $s=0,1,2,\dots,M-1$ e $t=0,1,2,\dots,N-1$, $f(x,y)$ é um ponto na coordenada (x,y) da imagem maior, $f'(x,y)$ é o valor médio dos pixels na imagem maior que coincidem com a região da imagem menor dentro dela, $w(x,y)$ é um ponto na coordenada (x,y) da imagem menor, w' é o valor médio dos pixels na imagem menor. A Figura 21 apresenta um exemplo de correlação, nela uma imagem contendo seis letras do alfabeto (Figura 21a) é processada com uma máscara (Figura 21b) que representa uma dessas letras. Sobre o resultado, que pode ser melhor observado na Figura 22, é aplicado uma limiarização em que os pixels com valores maiores que 175 são pintados de vermelho. É fácil notar que o maior valor atingido na imagem resultante será quando a máscara passar, na imagem processada, por cima da letra em que os pixels melhor coincidem com os dela.

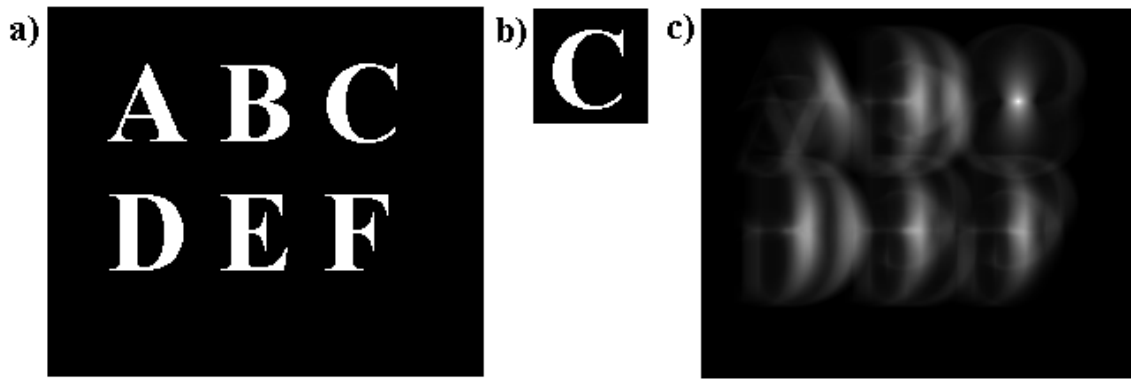


Figura 21 - Um exemplo de correlação. a) Imagem original. b) Imagem utilizada como máscara. c) Resultado da aplicação da máscara.

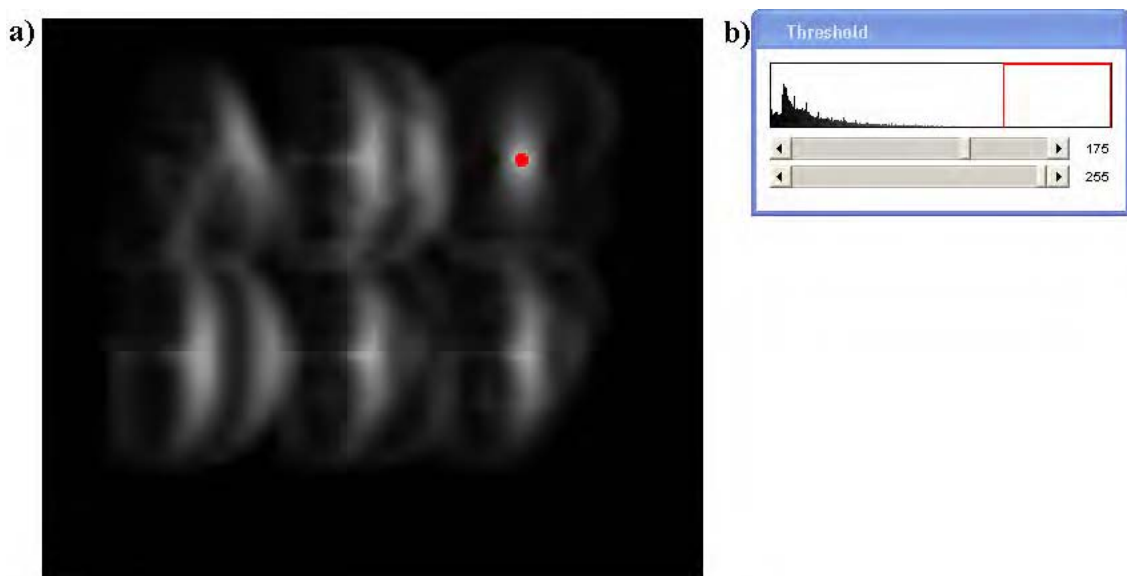


Figura 22 - Demonstração de que o brilho é maior no local onde as duas imagens casam. a) Imagem na qual os níveis de cinza mais altos foram pintados de vermelho. b) Histograma da imagem (a).

1.3. Adaptação ao brilho e discriminação

Como as imagens digitais são exibidas em níveis discretos de brilho, a habilidade do olho para discriminar entre distintos níveis de brilho é uma consideração importante na apresentação de resultados de processamento de imagens.

A habilidade do olho para distinguir mudanças no brilho em qualquer nível de adaptação é também de considerável interesse. Um experimento clássico, usado para determinar a capacidade do sistema visual humano para determinação de brilho, consiste em fazer uma pessoa olhar para uma área uniformemente iluminada que seja suficientemente grande para ocupar todo o campo visual. Essa área é tipicamente um difusor, tal como um vidro opaco

iluminado por detrás por uma fonte de luz, cuja intensidade, I , pode ser variada. A esse campo é adicionado um incremento de iluminação, ΔI , na forma de um pulso (*flash*) de curta duração que aparece como um círculo no centro do campo uniformemente iluminado (Figura 23).

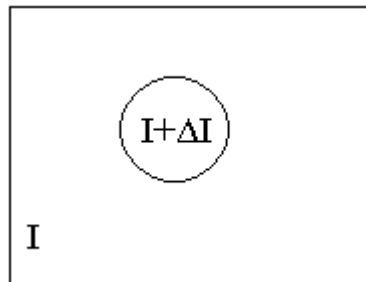


Figura 23 - Arranjo experimental para caracterizar a discriminação do brilho.
Fonte: (Gonzalez e Woods, 2000)

Se ΔI não for suficientemente brilhante a pessoa não será capaz de perceber a mudança. O valor de $\Delta I/I$ é chamado Razão de Weber. Um pequeno valor de $\Delta I/I$ significa que uma pequena mudança percentual em intensidade é discriminável.

Também há o contraste simultâneo, nele as cores apresentam sensações de modificação de claridade e de saturação na presença de outras cores (Figura 24). Objetos de mesma cor, sobre fundos diferentes, aparecerão com diferenças de saturação e claridade. Da forma que uma cor ao lado de outra mais escura parecerá mais clara do que realmente é, ou parecerá mais escura próxima a uma mais clara.

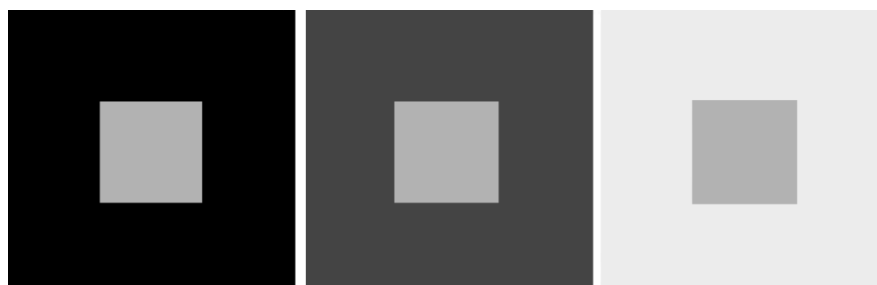


Figura 24 - Exemplo de contraste simultâneo. Todos os quadrados menores possuem exatamente a mesma intensidade, mas parecem progressivamente mais escuros ao passo que o fundo fica mais claro.
Fonte: (Gonzalez e Woods, 2000)

2. Materiais e Métodos

Este capítulo expõe todos os métodos utilizados no decorrer do trabalho e os materiais adotados nele.

2.1. Controle de qualidade de mamógrafos

Nesta seção é utilizado o modelo de phantom da AGEVISA-PB que já foi detalhado, como exemplo, na seção 1.1.1, 1.1.2 e 1.1.3.

2.2. Utilização de uma imagem-gabarito

Inicialmente, supôs-se que os phantoms utilizados pelas clínicas da Paraíba eram padronizados, uma vez que todos têm a mesma origem e aparentam ter a mesma disposição das estruturas de interesse. Nessa situação, o processo de localização das estruturas é muito simplificado, consistindo unicamente no ajuste geométrico entre a imagem do simulador radiográfico de mama (phantom) e uma imagem-gabarito previamente definida.

No processo de desenvolvimento da ferramenta de controle de qualidade de mamógrafos foi utilizado o software MATLAB, devido a sua ampla biblioteca para processamento de imagens e ao ótimo desempenho das mesmas.

Ao analisar uma imagem, a qual pode conter alterações de orientação ou deslocamento, é necessário ajustar o seu posicionamento para uma configuração padronizada.

2.2.1. Ajustes na imagem

2.2.1.1. Transformada de Hotelling

Tomando como autovalores os pixels da imagem, a transformada de Hotelling se torna falha com relação ao ajuste geométrico por causa da existência de ruído na imagem. A influência do ruído altera o nível de cinza de muitos pixels, fazendo com que o algoritmo obtenha alguns autovalores errados e conseqüentemente influenciando na direção dos autovetores gerados.

Deste modo, para se obter um melhor resultado da transformada, pode-se, previamente, utilizar uma limiarização com o objetivo de reduzir a influência do ruído.

2.2.1.2. Erro médio quadrático e coeficiente de correlação

Esses métodos foram utilizados para auxiliar no ajuste da imagem. Eles exigem que esta, ao ser analisada, seja comparada com uma imagem padrão (Figura 25), que já se apresenta corretamente ajustada e que possui a mesma orientação da imagem-gabarito.

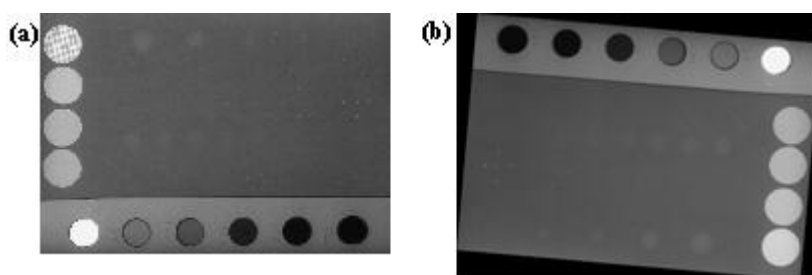


Figura 25 - a) Imagem padrão; b) exemplo de uma imagem de entrada.

O método consiste em encontrar as quatro diagonais da imagem de entrada e casá-las com as da imagem padrão. Sendo quatro os possíveis casamentos entre as imagens, sobre eles são calculados o erro médio quadrado ou o coeficiente de correlação. O melhor resultado determina a associação correta entre as imagens.

As quatro diagonais da imagem de entrada que contem fundo preto são encontradas da seguinte forma:

- Primeira diagonal – Tendo como pixel inicial o canto superior esquerdo, percorre-se a imagem da esquerda para direita e o primeiro pixel diferente do preto do fundo dará a localização da diagonal (Figura 26a);
- Segunda diagonal – Será localizada iniciando sua busca no pixel superior direito e percorrendo-se a imagem de cima para baixo até encontrar um pixel diferente do fundo (Figura 26d);

- Terceira diagonal – Partindo-se do pixel no canto inferior direito, percorre-se a imagem da direita para esquerda e o primeiro pixel diferente do fundo dará a localização da diagonal (Figura 26g);
- Quarta diagonal – Será encontrada iniciando sua busca no pixel inferior esquerdo e percorrendo-se a imagem de baixo para cima até localizar um pixel diferente do fundo (Figura 26j);

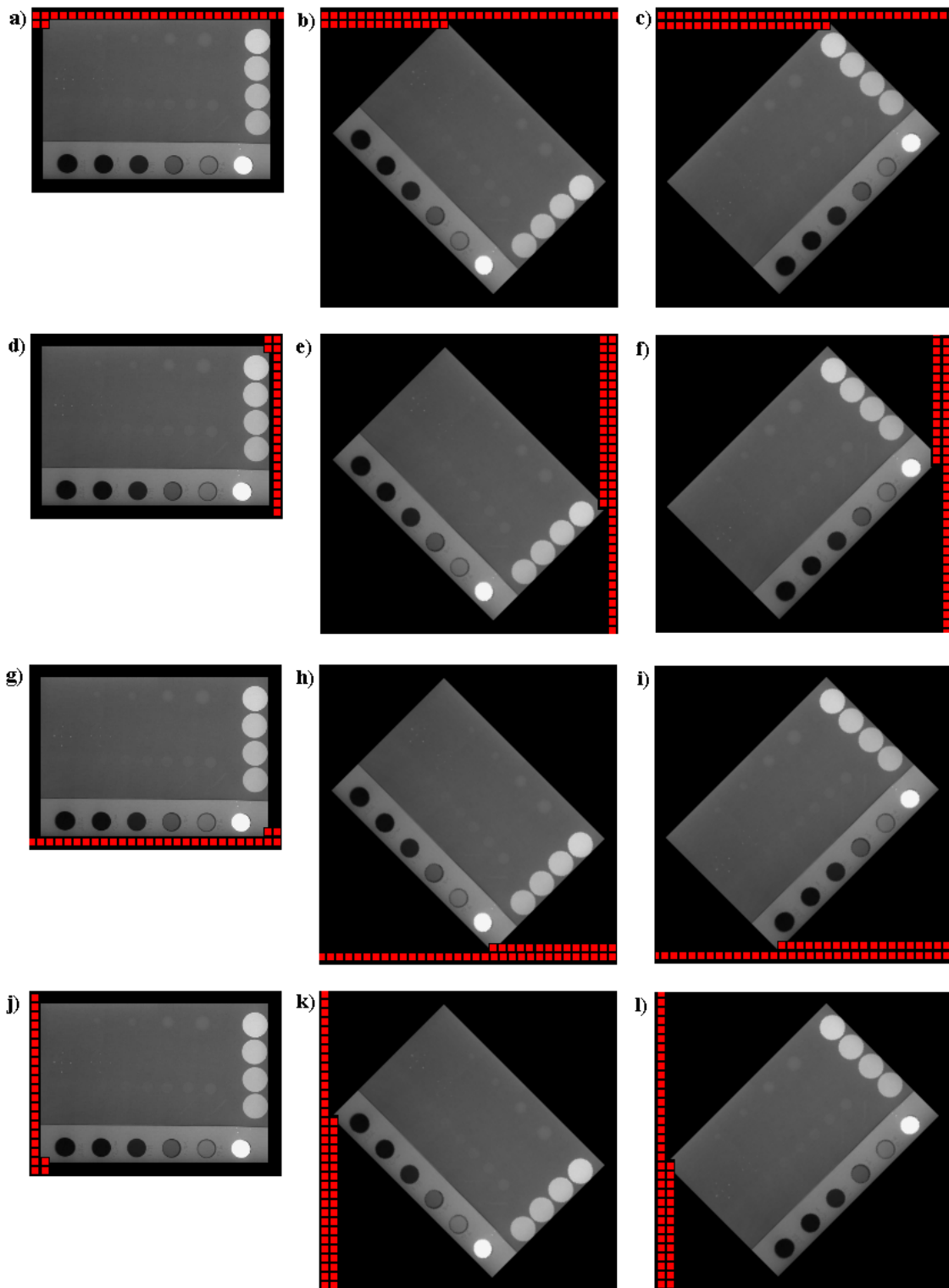


Figura 26 - Procura pelas diagonais. a) b) e c) Primeira diagonal. d) e) e f) Segunda diagonal. g) h) e i) Terceira diagonal. j) k) e l) Quarta diagonal.

Nos testes realizados, as operações de ajuste geométrico com auxílio desses métodos, mostraram-se muito robustas mesmo na presença de ruído simulado severo e alterações intensas de brilho.

Após o processamento, e com a imagem já ajustada, tem-se a localização de todas as suas regiões. Com isso, aplicam-se computacionalmente todos os procedimentos que seriam realizados manualmente.

2.2.2. Procura por regiões na imagem

Criou-se uma imagem para servir de gabarito, onde se encontram todas as regiões com as quais se deseja trabalhar. Essa imagem de gabarito é ajustada (Figura 27) geometricamente à imagem do phantom, e este permite trabalhar com seus objetos através da associação entre as imagens. Realizando esse ajuste na imagem de gabarito, a imagem a ser analisada permanece inalterada, o que é importante para preservar seus atributos que serão avaliados pelas etapas subseqüentes do sistema.

O ajuste na imagem de gabarito só é possível porque esta se encontra na mesma posição da imagem padrão, apresentada na seção anterior. Assim, basta calcular todos os ajustes que seriam necessários na imagem padrão e os aplicar na imagem gabarito.

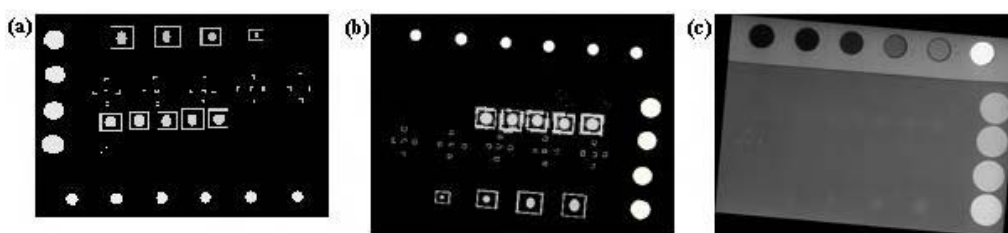


Figura 27 - a) Imagem de gabarito; b) imagem de gabarito ajustada e c) imagem a ser analisada.

2.2.3. Problemas

Os testes feitos indicaram que havia variações na disposição das estruturas de interesse entre os phantoms disponíveis nas clínicas da Paraíba, o que foi confirmado pelos técnicos da AGEVISA-PB. Essas variações se devem ao processo artesanal de produção dos phantoms utilizados, e se

tornam um elemento complicador na localização das estruturas. Sendo assim, o método utilizando uma imagem de gabarito não resolve o problema.

2.3. Imagem com regiões pré-definidas

Uma vez que a primeira abordagem não resolveu o problema de localização das estruturas, partiu-se para o estudo de novos procedimentos.

Conhecendo as características da imagem do phantom foi possível dividir suas estruturas de interesse em duas categorias: estruturas de localização global e estruturas de localização relativa.

2.3.1. Estruturas de localização global

Há algumas estruturas presentes na imagem do phantom que possuem características únicas e absolutas, independentes de ruído e luminosidade, ou seja, estruturas mais fáceis de serem localizadas levando em consideração a procura em toda a imagem do phantom. São elas:

- **Primeira densidade óptica:** Região circular mais clara de toda a imagem do phantom (degrau de base mais velamento); é uma parte do filme que não é exposta a radiação.
- **Última densidade óptica:** Região com maior densidade óptica do filme. Devido às limitações dos aparelhos scanners quanto à curva nível de cinza por densidade óptica, as duas últimas densidades apresentam-se completamente pretas na imagem do phantom.
- **Malhas:** São regiões que apresentam padrões de textura, por isso podem ser facilmente encontradas por algum método de reconhecimento de texturas.

A partir da localização dessas estruturas, a imagem do phantom é processada e posicionada de forma que as demais buscas por estruturas se tornem simplificadas.

O processo de posicionamento começa determinando-se duas estruturas de localização global fáceis de achar - a primeira densidade óptica e a última densidade óptica. Após serem localizadas, é traçado um vetor na direção das duas estruturas, no sentido da primeira a última densidade (Figura

28a). A imagem estará no posicionamento padrão quando o seu vetor estiver num ângulo de 90 graus (Figura 28b).

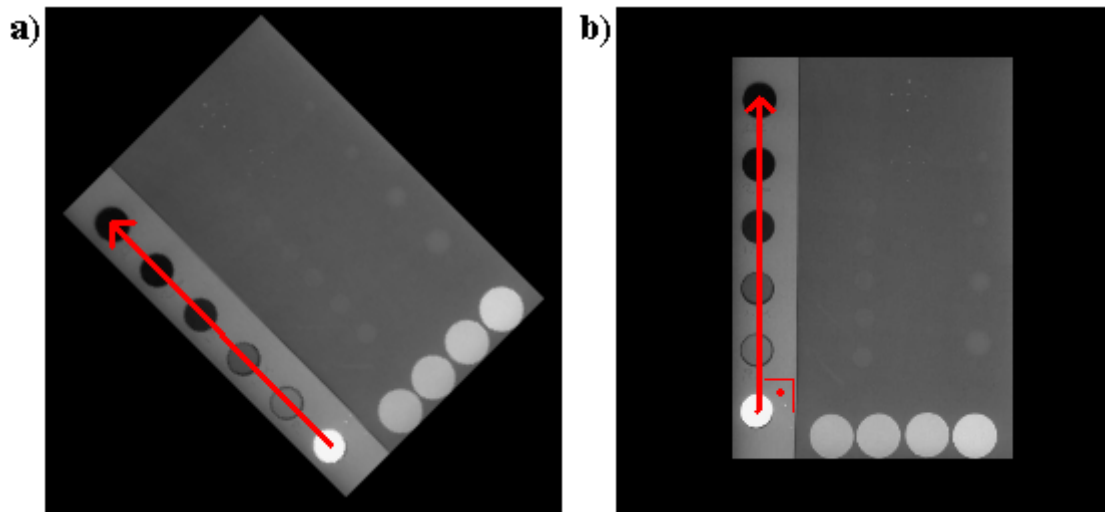


Figura 28 - Processo de posicionamento da imagem. a) Imagem de entrada. b) Imagem rotacionada para o posicionamento padrão.

Através da limiarização da imagem é possível diminuir o tempo de processamento utilizado na procura por essas estruturas. Por exemplo, é possível aplicar uma limiarização com limiar T de tal forma que produza uma nova imagem onde apenas a densidade óptica mais clara é visível (Figura 29b).

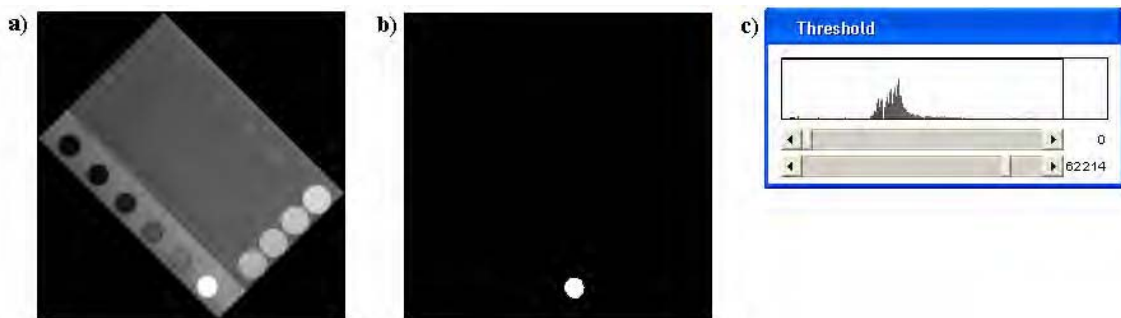


Figura 29 - Exemplo de limiarização para diminuir o tempo na busca de uma estrutura. a) Imagem de entrada. b) Imagem após limiarização. c) Valor do limiar T igual 62214.

2.3.2. Estruturas de localização relativas

São estruturas mais difíceis de serem localizadas caso o processamento seja efetuado sobre toda a imagem do phantom, pois possuem características que são semelhantes às outras estruturas ou partes da imagem. Uma maneira de diminuir tal complexidade é realizar a delimitação de uma região em que a estrutura deva estar presente, posicionando, inicialmente, a imagem do

phantom de forma padronizada. Após concluir o posicionamento, as estruturas terão sua região de busca relativa a uma estrutura de localização global (Figura 30). Neste caso, a estrutura utilizada como base para procura das regiões foi a densidade óptica mais clara (degrau de base mais velamento), por ser uma das mais distintas na imagem do phantom e possuir características simples.

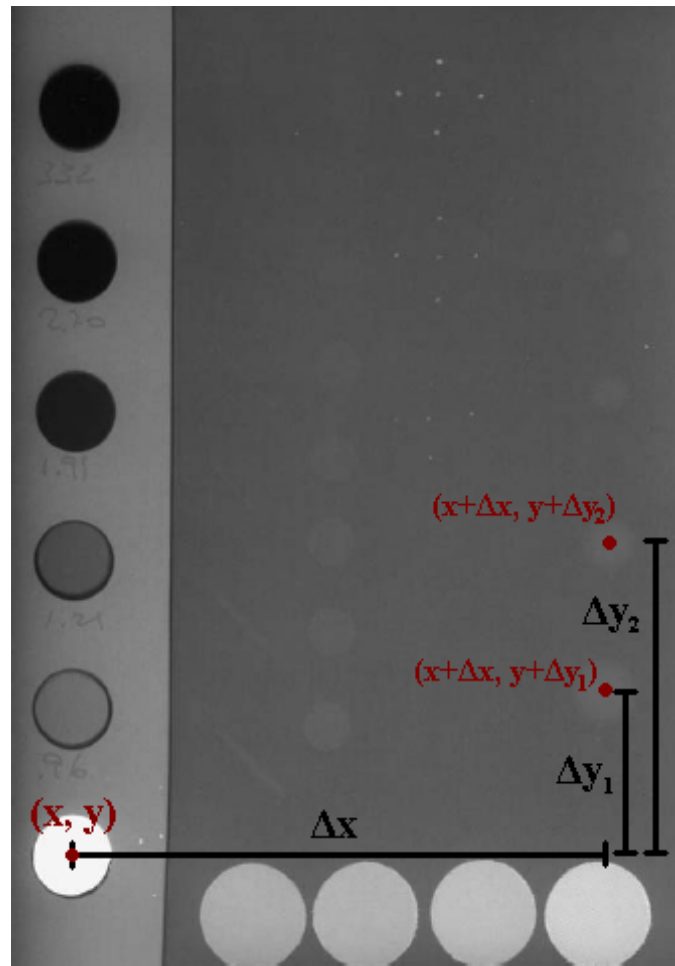


Figura 30 - Exemplo de localização relativa de estruturas. A primeira massa estará localizada próxima a coordenada $(x + \Delta x, y + \Delta y_1)$.

2.4. Crescimento de regiões por agrupamento de pixels

Como há diferenças dos níveis de cinza entre as estruturas e o fundo da imagem, cogitou-se a possibilidade da utilização de um algoritmo que realiza o crescimento de regiões por agrupamento de pixels (Figura 31). O método consistiu em fixar como ponto inicial o pixel mais claro e a partir dele fazer o agrupamento. E este termina, quando a porcentagem definida no algoritmo é atingida ou uma área do tamanho da região da estrutura é preenchida. A

utilização do algoritmo de crescimento de região foi falha devido à presença de artefatos que interferem na luminosidade da imagem do phantom, causadas pelo equipamento de raios-X ou pelo processamento do filme. Quando ocorre a presença desses artefatos, a uniformidade da imagem é alterada, ficando a mesma com regiões claras e escuras. Pela essência do próprio algoritmo e pela inconstância luminosa da imagem, o algoritmo de Crescimento de Regiões (*Region Growing*) localiza como estruturas, regiões impróprias: uma região distante da estrutura, mas que se apresenta mais clara (Figura 32) ou uma região que tem como ponto inicial um pixel próximo a borda da estrutura e que seu crescimento é realizado para fora, uma vez que o seu exterior se encontra mais claro.

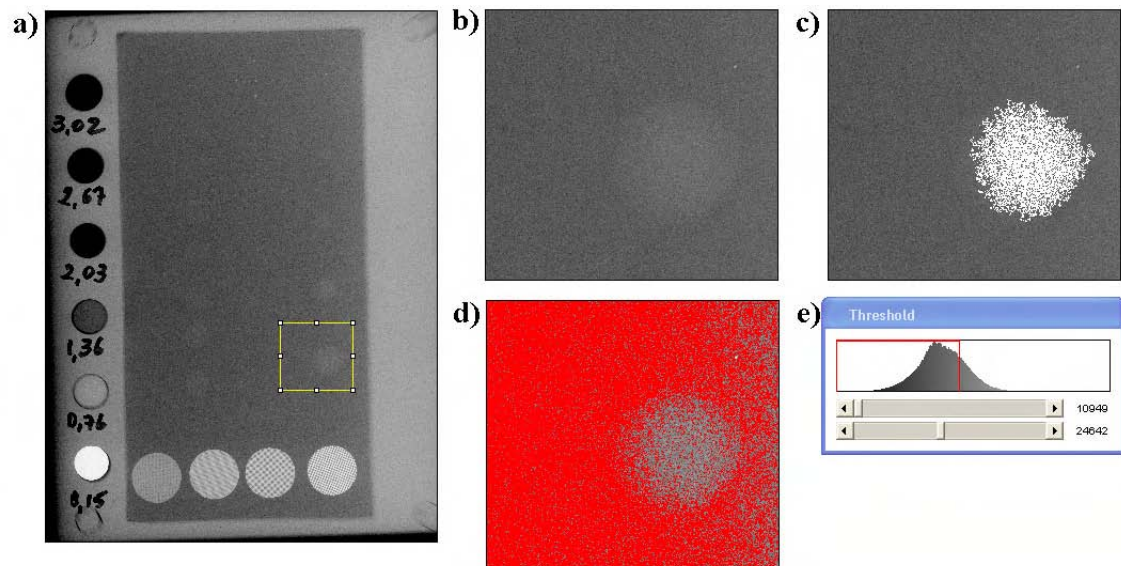


Figura 31 - Exemplo de Region Growing. a) Imagem original. b) Local da imagem onde será aplicado o algoritmo. c) Resultado do Region Growing sobre (b). d) e e) Mostram como os pixels com valores mais altos estão distribuídos na imagem.

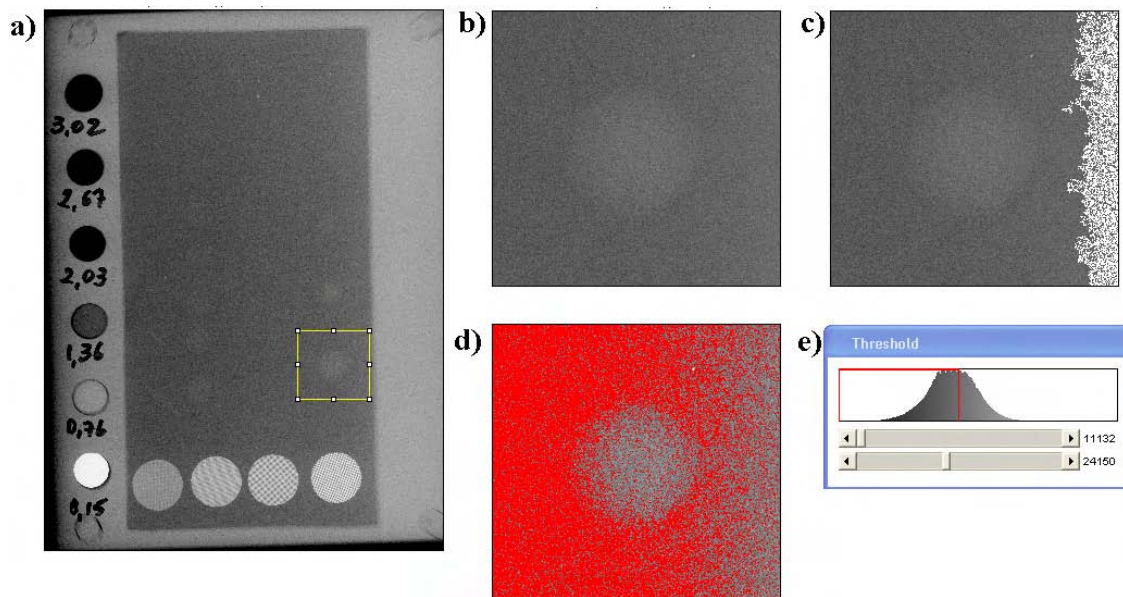


Figura 32 - Segundo exemplo de aplicação do algoritmo de Crescimento de Regiões (*Region Growing*). Nota-se que neste exemplo ocorre um erro devido a uma má distribuição dos pixels que possuem valores mais altos.

2.5. Segmentação por textura

Pelo fato das malhas possuírem texturas é viável a utilização de um algoritmo de reconhecimento de textura. Como técnica de reconhecimento, foi utilizado um modelo probabilístico chamado Predição por Casamento Parcial (*Prediction by Partial Matching*, PPM), que se baseia na aprendizagem previa da textura.

Há dois problemas enfrentados no reconhecimento de textura das malhas:

- **Diferenças de Iluminação:** Utilizando-se alguns algoritmos é possível retirar o efeito da luminosidade sobre a imagem. A seguir é apresentados dois desses algoritmos.
 - Padrão binário local (*Local Binary Pattern*):
O método LBP (Marcel, Rodriguez e Heusch, 2006)(Pietikäinen, 2003) (Mäenpää, Pietikäinen e Ojala, 2000) tem mostrado bons resultados na extração de texturas com eliminação da luminosidade. Ele consiste em comparar os valores dos pixels vizinhos com o valor do pixel central, atribuindo zero aos valores dos pixels inferiores e um aos

superiores. Após isso teremos uma matriz composta de zeros e uns. Cada posição da matriz irá ser multiplicada pelo seu peso. Os valores dos pesos crescem de forma binária a partir da primeira posição da matriz, seguindo o sentido horário.

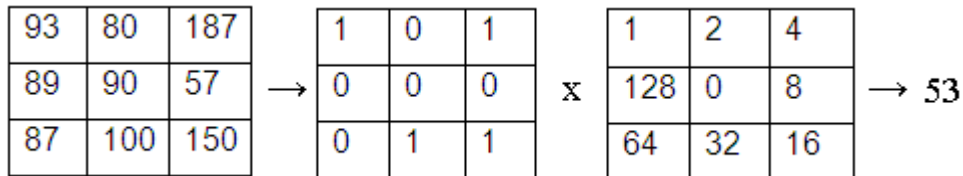


Figura 33 - Exemplo de calculo do código LBP.

- Binarizar por votação:

O método consiste em binarizar um pixel baseado na quantidade de pixels vizinhos com valores maiores que o pixel central. Entendendo melhor, seria simplesmente trocar a multiplicação de pesos no LBP pelo calculo da moda.

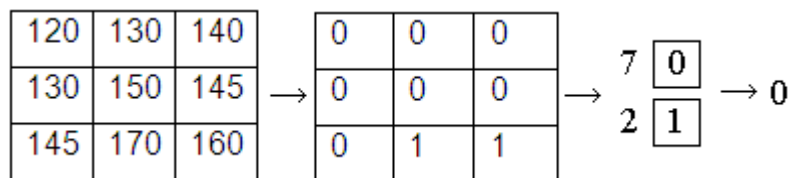


Figura 34 - Exemplo de binarização.

Processando as quatro malhas presentes no phantom pelos algoritmos mostrados, temos quatro texturas livres da influência da luminosidade (Figura 35). Já no caso em que a percepção da estrutura só se deve a uma variação de luminosidade, será impossível a sua identificação uma vez que a estrutura e o seu fundo têm a mesma textura (Figura 36).

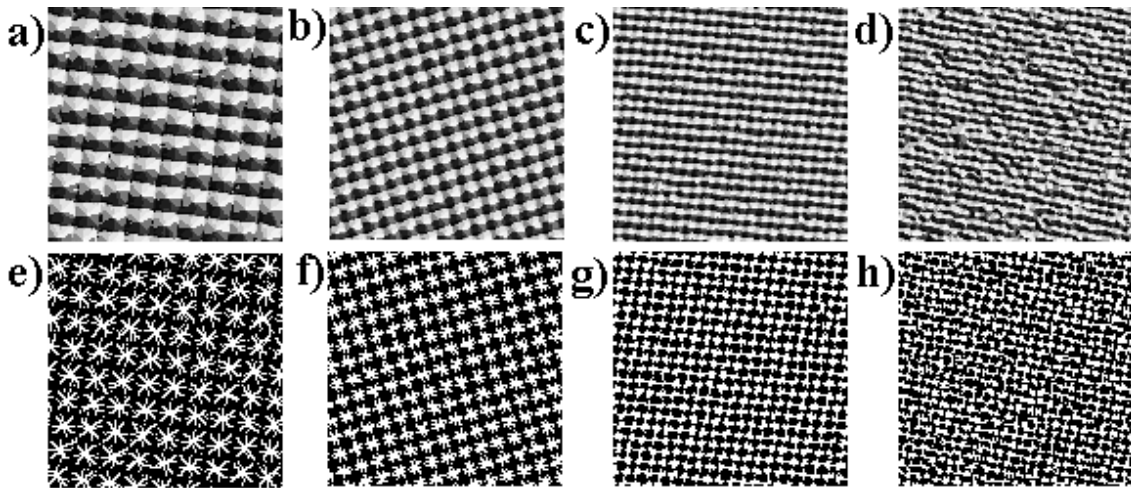


Figura 35 - a) b) c) e d) Imagens das malhas após o filtro da média e a aplicação do método LBP. e) f) g) e h) Imagens da malhas após o filtro da média e a aplicação do método de binarização por votação.

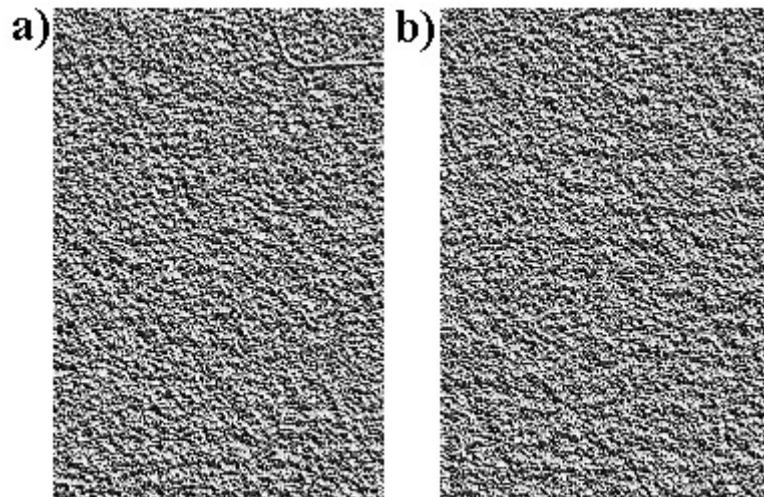


Figura 36 - Exemplo de aplicação do método LBP em um disco presente na imagem do phantom. a) Imagem após o filtro da média e a aplicação do método LBP. b) Imagem da região externa ao disco após o filtro da média e a aplicação do método LBP.

Como exemplo do reconhecimento por textura, pode-se observar a Figura 37, que apresenta o resultado do processamento sobre as quatro malhas do phantom. O processo de reconhecimento consiste basicamente em aprender as texturas, as quais já estão representadas na Figura 35, e tentar identificá-las em outras imagens de phantom.

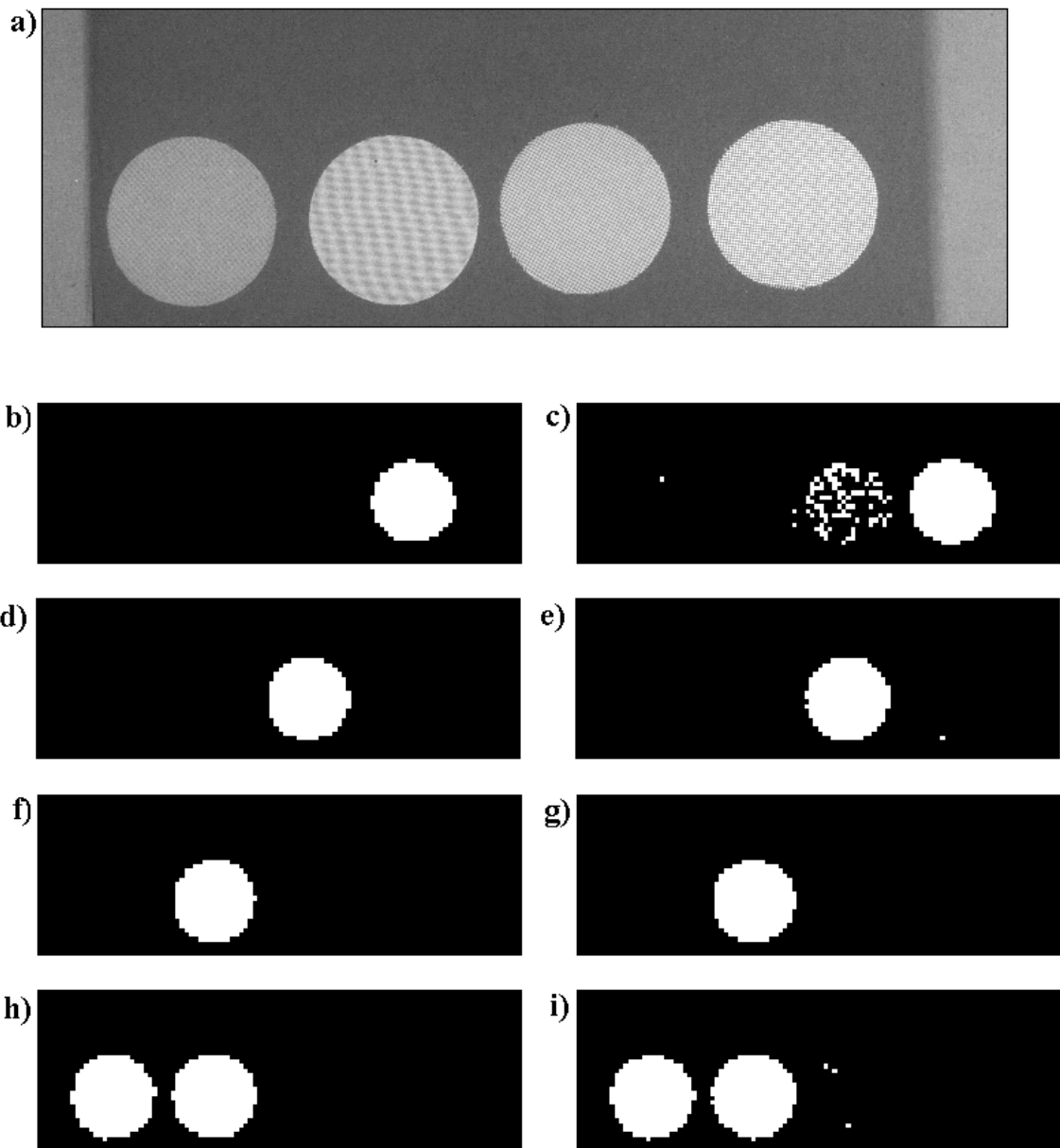


Figura 37 - a) Imagem das malhas. b) d) f) e h) reconhecimento utilizando PPM em conjunto com o método LBP. c) e) g) e i) reconhecimento utilizando PPM em conjunto com o método de binarização por votação.

- Rotação das malhas** – Uma forma de contornar esse problema seria uma maior aprendizagem, ou seja, aprender as texturas em todas as rotações possíveis. Outra maneira, seria alterar o modo de como o algoritmo aprende a textura, ao invés de pegar linhas de pixels (Figura 38d) pegaria círculos a partir dos pixels da estrutura (Figura 38h). Em consequência disso, para procurar os padrões das malhas na imagem seria necessário também andar em forma circular a partir de cada pixel.

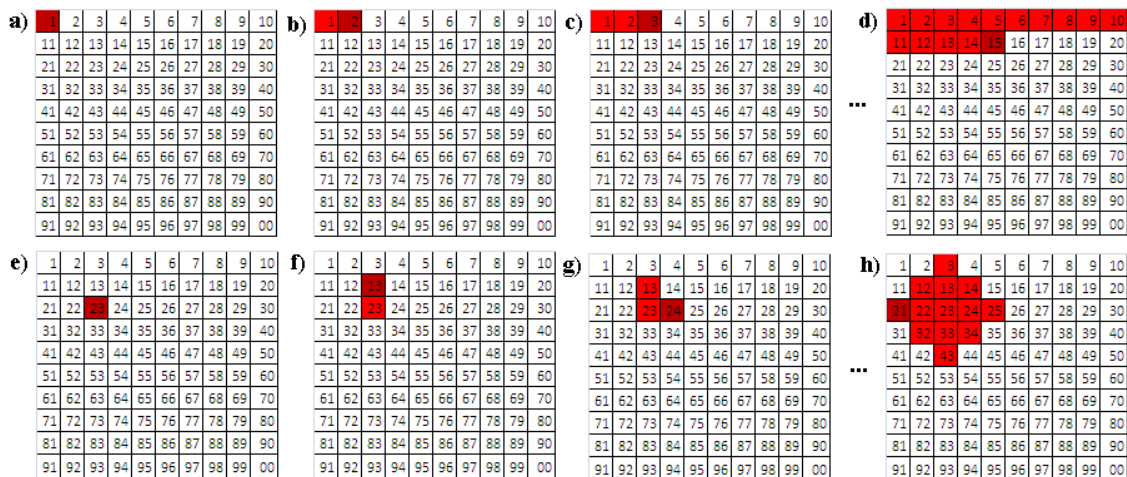


Figura 38 - a) b) c) e) d) Percorrendo a imagem em linhas. e) f) g) e) h) Percorrendo a imagem em círculos.

Apesar de ser eficiente, o método não é tão eficaz quanto aquele que utiliza o filtro casado, o qual será visto no próximo tópico.

2.6. Filtro casado/Correlação por casamento de máscara

Antes de chegar ao conceito de filtro casado, foi feita uma análise do conceito de coeficiente de correlação e do conceito de correlação por casamento de máscara. Esta pesquisa permitiu uma melhor compreensão a respeito do problema e do método a ser utilizado. O filtro casado foi o método que melhor se ajustou as características da imagem uma vez que não sofre tanta influência do ruído nem de problemas de luminosidade.

2.6.1. Massas

Conhecendo-se um pouco a constituição do phantom, sabe-se que as massas são representadas por calotas e que suas imagens apresentam um gradiente a partir dos seus centros. Desta forma, verifica-se que o melhor filtro é feito por alguma função de superfície côncava. Entre várias funções, a mais indicada é a gaussiana (Asano e Colli, 2008) (Figura 39), pelo fato de poder ser facilmente adaptada a imagem que está sendo processada, através da média e do desvio padrão da região de busca.

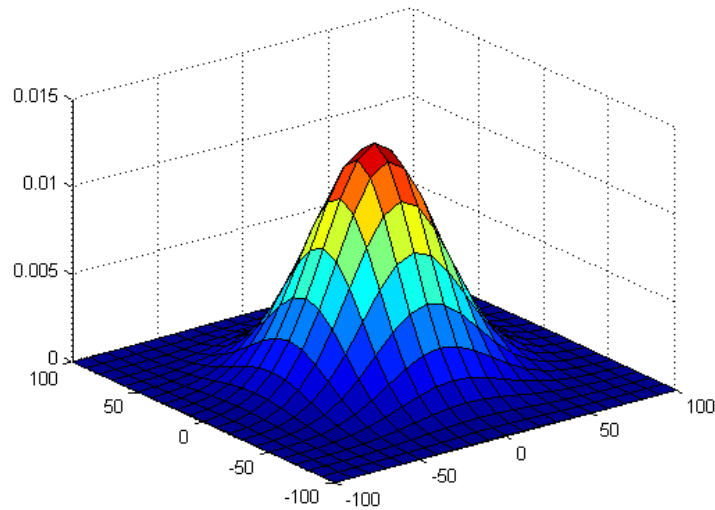


Figura 39 - Gráfico da função gaussiana.

2.6.2. Discos e densidades ópticas

Suas imagens apresentam regiões circulares, com nível de cinza homogêneo e diferente do constatado na região externa ao círculo. Portanto, optou-se por utilizar uma função que melhor se adapta a estrutura. Com base nisto, temos os seguintes casos:

As estruturas em que o nível de cinza interno é maior que o externo, ou seja, a região interna do círculo é mais clara que em sua volta, têm-se:

$$g(x, y) = \begin{cases} 1, & \sqrt{x^2 + y^2} \leq \text{raio da estrutura} \\ 0, & \text{raio da estrutura} < \sqrt{x^2 + y^2} < \text{primeiro raio externo} \\ -1, & \text{primeiro raio externo} \leq \sqrt{x^2 + y^2} < \text{segundo raio externo} \\ 0, & \sqrt{x^2 + y^2} \geq \text{segundo raio externo} \end{cases}$$

Equação 8

0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	-1	-1	-1	-1	-1	0	0
0	-1	0	0	0	0	0	-1	0
0	-1	0	0	1	0	0	-1	0
0	-1	0	1	1	1	0	-1	0
0	-1	0	0	1	0	0	-1	0
0	-1	0	0	0	0	0	-1	0
0	0	-1	-1	-1	-1	-1	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0

Figura 40 - Exemplo do filtro $g(x,y)$ com raio da estrutura igual a 1, primeiro raio externo igual a 3 e segundo raio externo igual a 4.

As estruturas em que o nível de cinza interno é menor que o externo, ou seja, a região interna do círculo é mais escura que em sua volta, têm-se:

$$g(x,y) = \begin{cases} 0, & -1, \quad \sqrt{x^2 + y^2} \leq \text{raio da estrutura} \\ & \text{raio da estrutura} < \sqrt{x^2 + y^2} < \text{primeiro raio externo} \\ 1, & \text{primeiro raio externo} \leq \sqrt{x^2 + y^2} < \text{segundo raio externo} \\ & 0, \quad \sqrt{x^2 + y^2} \geq \text{segundo raio externo} \end{cases}$$

Equação 9

0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	1	1	1	1	1	0	0
0	1	0	0	0	0	0	1	0
0	1	0	0	-1	0	0	1	0
0	1	0	-1	-1	-1	0	1	0
0	1	0	0	-1	0	0	1	0
0	1	0	0	0	0	0	1	0
0	0	1	1	1	1	1	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0

Figura 41 - Exemplo do filtro $g(x,y)$ com raio da estrutura igual a 1, primeiro raio externo igual a 3 e segundo raio externo igual a 4.

2.6.3. Microcalcificações

Assemelha-se ao caso dos discos e densidades ópticas. No entanto, neste novo caso uma estrutura é representada pelo conjunto de cinco pequenas microcalcificações.

2.6.4. Fibras

Também semelhante ao caso dos discos e densidades ópticas. Porém desta vez o filtro casado é formado por três linhas (objetos retangulares): em que a linha central se encaixa na região mais clara e as outras duas nas regiões mais escuras.

Pela possibilidade de a fibra ter sofrido rotação no momento da fabricação do phantom, faz-se necessário passar o filtro variando-se um pouco o ângulo ou diminuir a espessura da linha central.

0	0	0	-1	-1	0	0	0	0
0	0	0	0	-1	-1	0	0	0
0	0	1	1	0	-1	-1	0	0
-1	0	1	1	1	0	-1	-1	0
-1	-1	0	1	1	1	0	-1	-1
0	-1	-1	0	1	1	1	0	-1
0	0	-1	-1	0	1	1	0	0
0	0	0	-1	-1	0	0	0	0
0	0	0	0	-1	-1	0	0	0

Figura 42 - Exemplo do filtro da fibra.

2.6.5. Grades (Malhas)

No caso das grades, a criação de um filtro casado passa pelas mesmas dificuldades enfrentadas no reconhecimento de textura. Observando-se melhor o histograma da região de busca da grade é perceptível a existência de dois picos. Em virtude disso, é possível a limiarização em conjunto com outro processamento ou simplesmente a utilização de um filtro casado mais

grosseiro em que se deseja apenas encontrar o centro da estrutura. Uma vez conhecido o seu centro, aplica-se então um filtro em forma de linha que se case com algum das linhas da grade. Depois de localizada a linha da grade utiliza-se então os valores dos seus pixels como amostras para uma DFT. O espectro da DFT mostra a frequência que tem maior intensidade e assim é possível verificar a resolução da grade.

Como durante a fabricação do phantom pode ocorrer rotações da estrutura da grade, torna-se necessário a varredura, utilizando o filtro em forma de linha, em vários ângulos (de zero a noventa graus devido à repetição do padrão) para encontrar a rotação correta.

2.7. Reconhecimento por características

Pensando-se no conceito de assinatura viu-se a possibilidade de repartir o filtro casado em vários pedaços a fim de se obter algo semelhante a uma assinatura. Os valores desses filtros iriam ser colocados em um vetor para uma posterior análise (Figura 43b).

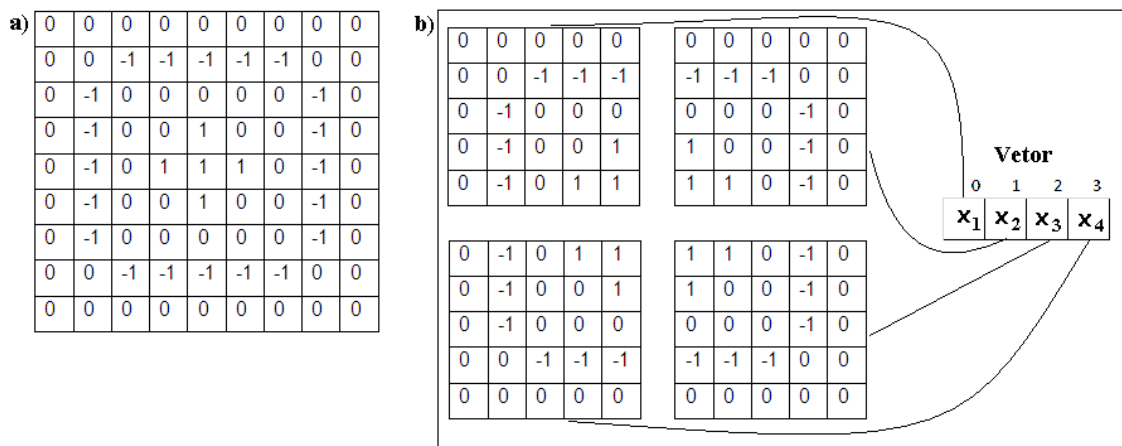


Figura 43 - a) Filtro casado. b) Filtro casado repartido e o seu vetor.

Ao percorrer a região de procura da estrutura são feitos vários vetores, sobre os mesmos são aplicadas decisões para saber qual o vetor que melhor se adéqua a estrutura. Portanto, foram feitas duas tomadas de decisões:

A primeira, por votação, ou seja, pelo maior número de resultados corretos no vetor. Ocorreram erros devido a empates na quantidade de votos entre vetores diferentes.

A segunda, por soma dos valores do vetor. Esta obteve um bom resultado, mas é o mesmo do que simplesmente aplicar o filtro casado sem nenhuma modificação.

2.8. Utilizando DFT para realce das estruturas

A DFT é uma transformada que converte sinais para o domínio da frequência. A vantagem de se trabalhar no domínio da frequência está na facilidade de manipular frequências específicas.

Observando-se as fibras presentes no phantom, tem-se que as mesmas não passam de linhas inclinadas que serão facilmente encontradas no domínio da frequência.

O primeiro passo é selecionar a região na imagem do phantom onde a fibra está imersa, e nessa região, a qual é um sinal bidimensional, aplicar a DFT. Após a DFT será utilizado o seu espectro para se encontrar e realçar as frequências de interesse, que no caso são as que representam a fibra. Ao se visualizar a imagem da fibra (Figura 44a) e o seu espectro (Figura 44c), lado a lado, fica claro que as frequências selecionadas serão aquelas perpendiculares a fibra. Para uma maior simplificação serão selecionados os pixels que representam as dez frequências mais baixas no ângulo de 45 graus, ou seja, os dez primeiros valores partindo-se do centro do espectro (Figura 44c) em um ângulo de 45 graus.

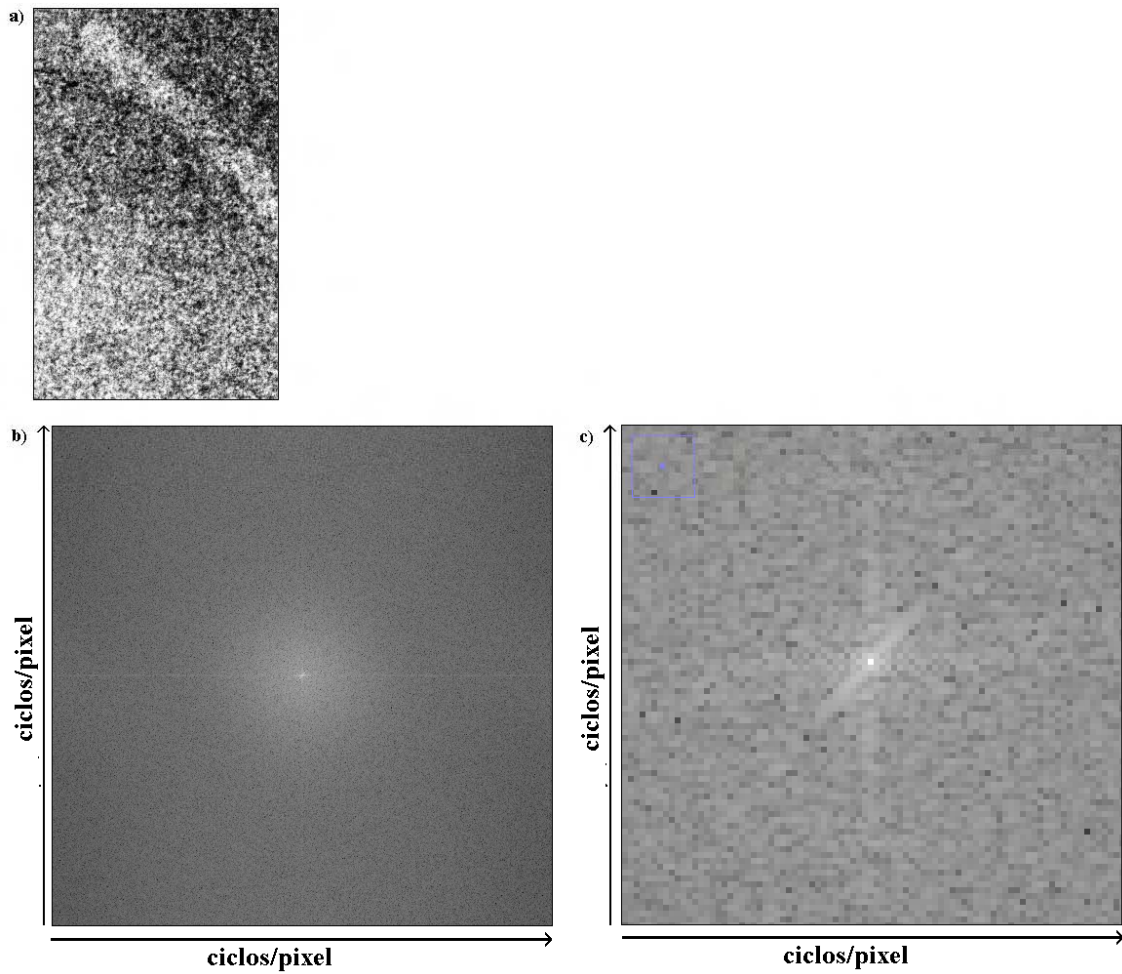


Figura 44 – a) Imagem de uma fibra. b) Espectro da fibra. c) Zoom do centro do espectro da fibra.

Depois de descoberta a reta que contém a localização da fibra (Figura 45b), através das suas freqüências, pega-se o ponto com valor de nível de cinza mais alto dentro dessa reta e ali é efetuado o Region Growing, o mesmo termina quando a quantidade de pixels agrupados representarem o tamanho previamente determinado para a estrutura (Figura 45c).

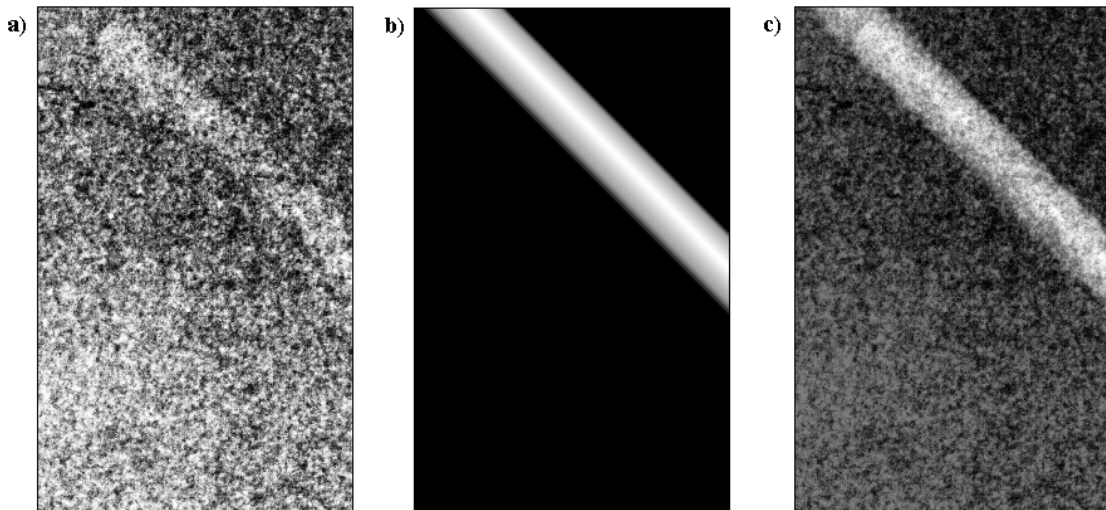


Figura 45 - a) Imagem da fibra. b) Reta que contém a localização da fibra (Imagem após realce das frequências associadas à fibra). c) Region Growing baseado na localização da fibra para determinar sua posição dentro da reta.

Outra estrutura com a qual se pode trabalhar no domínio da frequência é o disco. A Figura 46a mostra um disco sobre o qual é aplicada a DFT. A partir de manipulações no espectro são geradas duas novas imagens: uma em que as frequências trabalhadas geram círculos com tamanhos aproximados ao do disco (Figura 46b), e outra em que geram círculos com tamanho aproximados a um quarto do tamanho do disco (Figura 46c). Sobre a segunda é realizado o Region Growing, iniciando no pixel com valor de nível de cinza mais baixo e terminando quando for atingido um percentual definido entre o pixel inicial e o próximo pixel agrupado à região (Figura 46d). A Figura 46e é a média das duas primeiras imagens: Figura 46b e Figura 46c; com exceção dos pixels que coincidem com o resultado do Region Growing, estes terão seus valores iguais ao da Figura 46b. Em seguida, é efetuada uma média sobre a imagem resultante e por fim, a média entre a imagem do disco (Figura 46a) e a imagem realçada (Figura 46e) gera a imagem contendo o disco realçado (Figura 46f).

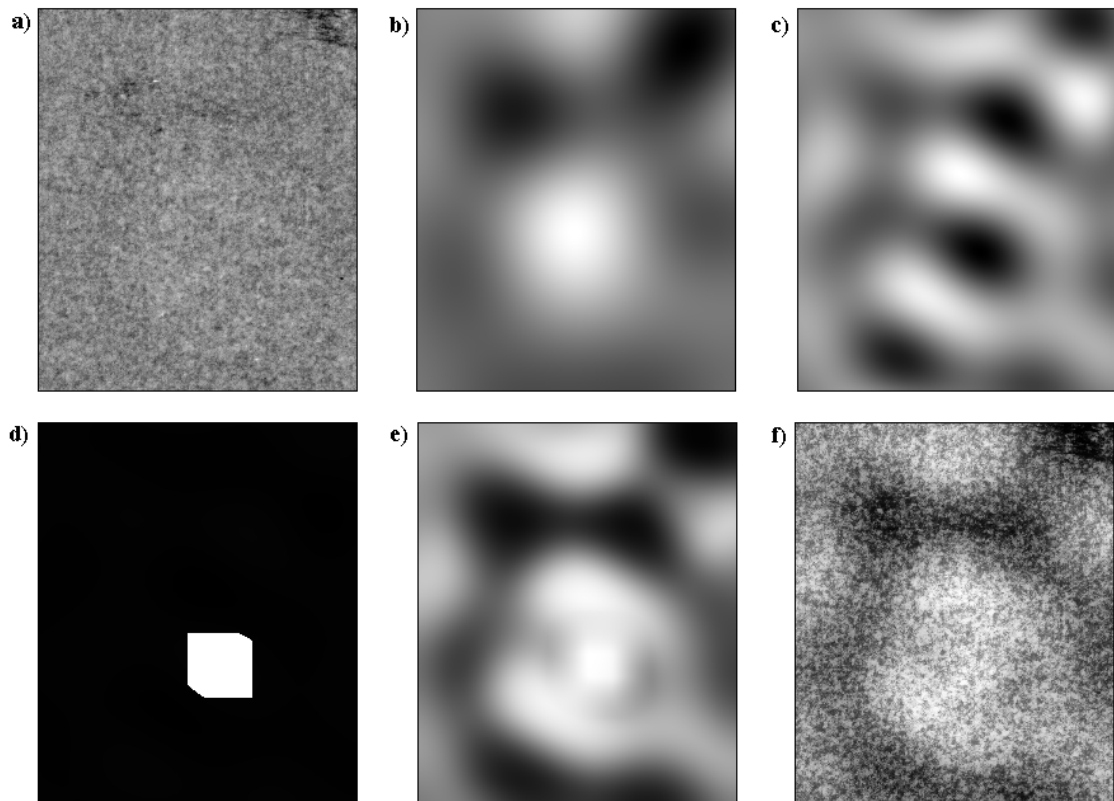


Figura 46 – a) Imagem de um disco. b) Realce de algumas freqüências. c) Realce de algumas freqüências. d) Region Growing sobre a imagem (c). e) Média de imagens entre (b) e (c). f) Média de imagens entre (a) e (e).

Tendo o disco com o realce (Figura 47a), a DFT é aplicada novamente. O espectro é trabalhado de tal forma, que a imagem produzida a partir dele, será um círculo com aproximadamente o tamanho do disco. Após isso, toma-se o pixel com maior valor de nível de cinza e são zerados todos os pixels que dele estiverem afastado a um raio R definido (Figura 47b). A última etapa é simplesmente a média das duas imagens, gerando uma nova imagem em que o disco terá maior destaque (Figura 47c).

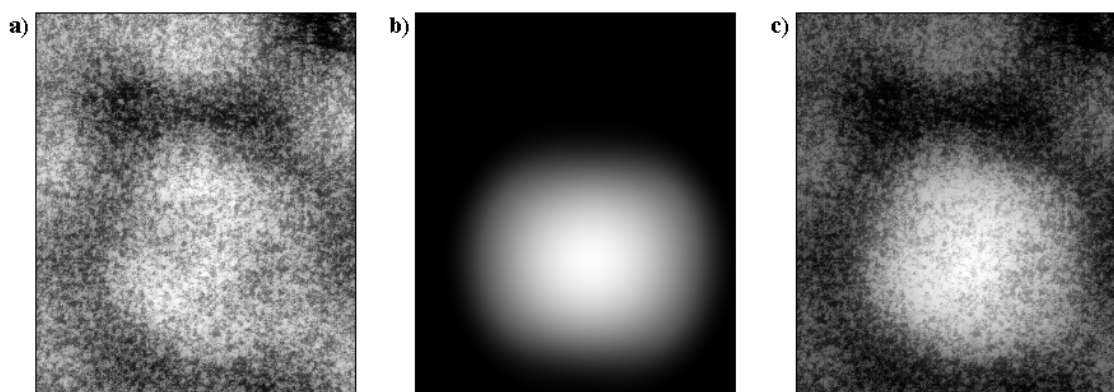


Figura 47 - a) Imagem do disco realçado. b) Região do disco. c) Média entre (a) e (b).