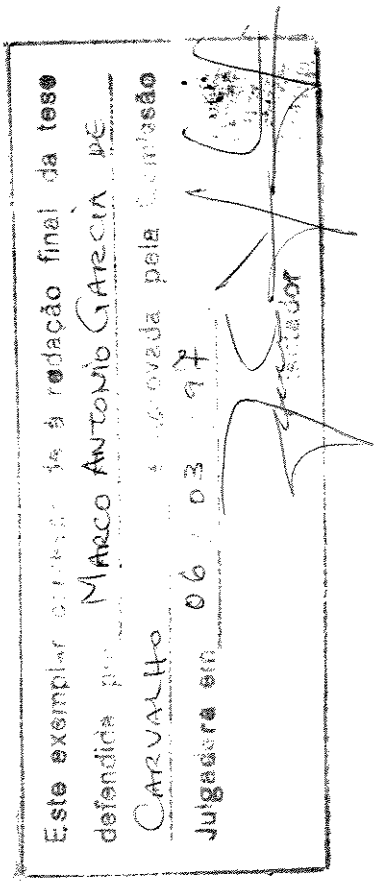
UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS
FACULDADE DE ENGENHARIA ELÉTRICA E DE COMPUTAÇÃO
DEPARTAMENTO DE COMUNICAÇÕES

Aplicação do Processamento Homomórfico na Discriminação de Massas e Microcalcificações em Mamogramas Digitais



Marco Antônio Garcia de Carvalho
Orientador: **Prof. Dr. João Baptista T. Yabu-uti**

Dissertação de Mestrado

Campinas / SP - Brasil
1997

UNICAMP
BIBLIOTECA CENTRAL

UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS
FACULDADE DE ENGENHARIA ELÉTRICA E DE COMPUTAÇÃO
DEPARTAMENTO DE COMUNICAÇÕES

Aplicação do Processamento Homomórfico na Discriminação de Massas e Microcalcificações em Mamogramas Digitais

Marco Antônio Garcia de Carvalho
Orientador: **Prof. Dr. João Baptista T. Yabu-uti**

Dissertação submetida à Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação da Universidade Estadual de Campinas como parte dos requisitos exigidos para a obtenção do Título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Campinas / SP - Brasil
1997

65/1510/98

IDADE BC
CHAMADA:
T/UNICAMP
C253a
Ex.
TOMBO BC/ 30476
PROC. 281/97
C [ ] D [X]
PREÇO R$ 11,00
DATA 23/05/97
N° CPD

CM-00098729-6

FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA
BIBLIOTECA DA ÁREA DE ENGENHARIA - BAE - UNICAMP

C253a

Carvalho, Marco Antonio Garcia de
Aplicação do processamento homomórfico na discriminação de massas e microcalcificações em mamogramas digitais / Marco Antonio Garcia de Carvalho.--Campinas, SP: [s.n.], 1997.

Orientador: João Baptista T. Yabu-uti.
Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação.

1. Mamas - Câncer. 2. Processamento de imagens - Técnicas digitais. I. Yabu-uti, João Baptista T. II. Universidade Estadual de Campinas. Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação. III. Título.

Agradecimentos

Aos meus pais, Francisco e Francisca, e aos meus irmãos, Ivalder, Simone, Adriana e Neves, que sempre me incentivaram moral e financeiramente a concretizar este sonho.

Ao meu orientador, Prof. João Baptista Yabu-uti, pela sua compreensão, incentivo, paciência e pelas conversas que muito me ajudaram e guiaram durante este período da minha vida.

Aos meus amigos Agostinho (o "pioneiro" em Campinas comigo), Guilherme e ao meu "afilhado" Pedro, pela convivência diária em nosso apartamento e que se tornaram irmãos para mim; à amiga Fabiana, sempre presente em minhas dificuldades.

À minha amiga Maria, prima de Agostinho, que primeiro me acolheu ao chegar em Campinas.

Aos grandes amigos, companheiros e parceiros desta caminhada em Campinas: Walderson "vovô", Pacheco, Alex, Carolina, Paulo e Silmar, Marcelo, Geraldo, Edgard, Herbert, Ayres, Fançoni, Pelaes, Paschoarelli, Eduardo "On", Hosiberto, Jorge, Diego, Robinho, Rosana, Simone, Maria de Jesus, Nely, Alcilene, Danúzia, Hugo, Aluízio, Raniere, Brô e Alessandra, Rubinho, Doug, Enilene, Michel, Osmar, Rivelino, Jez, Daniel, Paulo Caixeta, Gilmar, Luciano, Zumba,

Ernesto, Mylene, Maria Luiza, Anna Catarina, Jhuli, Kika, Maxwell, Flávio, Marcelo e Paulo, Edna, Everaldo e Vilanova, Marlus, Gilberto e Marcelus, Marcus Aurélio, Cacá e Co..., Jau, Alexandre Nalon, Luiz Rômulo, Affonso, Lucimara, João Matos, Rogério e Rildeci, Well e Tatibana, Fabrício, José Ricardo e tantos outros. Todos eles contribuíram imensamente nesta dissertação e tornaram a minha vida mais plena e alegre.

Aos meus parentes e amigos de Natal, que ligaram, escreveram, pensaram e até rezaram por mim.

Aos amigos da turma de 94, professores e funcionários da Universidade Federal do Rio Grande do Norte — UFRN, pela colaboração na minha formação acadêmica.

Aos funcionários e professores do DECOM e FEEC, pelo apoio operacional, em especial ao administrador do Laboratório de Simulação I, Mário, pela sua paciência e presteza.

Aos funcionários da Biblioteca Central, em especial à Sra. Raquel.

À Prof. Edna, da Universidade Federal de Uberlândia, pela sua contribuição e palavras amigas.

A Vitor Ciciliato, pesquisador do CPQd-Telebras, pelas "dicas" de fotografia.

Ao *Khoros Group*, pela utilização do *Sistema Khoros de Processamento de Imagens.*

À *The MIAS Database*, pela concessão da utilização dos mamogramas neste trabalho.

À CAPES — Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior — pelo suporte financeiro.

Acima de tudo, AGRADEÇO A DEUS, meu grande apoio, protetor, mentor, meu PAI.

À minha família.

Sumário

AGRADECIMENTOS i

SUMÁRIO iii

LISTA DE FIGURAS vi

LISTA DE TABELAS ix

RESUMO x

ABSTRACT xi

I Introdução 1

I.1 Motivação 1

I.2 Objetivos 3

I.3 Organização do trabalho 3

II Conceitos Básicos em Melhoramento de Imagens 5

II.1 Introdução 5

II.2 Transformações via processamento pontual 8

II.2.1 Manipulação de contraste 8

II.2.2 Limiar 9

II.2.3 Compressão da faixa dinâmica 9

II.3 Modificação do histograma 10

II.3.1 Equalização do histograma 10

II.3.2 Especificação do histograma 11

II.4 Filtragem no domínio espacial 12

II.4.1 Filtragem passa baixa 12

II.4.2 Filtragem passa alta 13

II.5 Filtragem no domínio da transformada. 14

II.6 Detecção de bordas 15

II.7 Interpolação de Imagens 16

II.7.1 Replicação 16

II.7.2 Interpolação linear 17

II.7.3 Interpolação bilinear 17

III Utilização do Processamento Homomórfico no Enriquecimento de Imagens **18**

III.1 Introdução 18

III.2 O sistema visual humano 19

III.3 Descrição do processamento homomórfico 21

III.3.1 Ajuste dos parâmetros 24

IV Uso do Processamento Homomórfico na discriminação de Massas e Microcalcificações em Mamogramas **26**

IV.1 Introdução 26

IV.2 Elementos da Mamografia 28

IV.2.1 Histórico da Mamografia 28

IV.2.2 Estrutura e câncer de seio. 30

IV.2.3 Aspectos e técnicas radiológicas da mamografia 33

IV.2.4 Principais lesões encontradas em mamogramas 36

IV.2.4.1 Massas 37

IV.2.4.2 Calcificações 39

IV.3 Aquisição de dados e modelamento da filtragem homomórfica. 41

IV.3.1 Descritores utilizados para a classificação do método 43

V Experimentos, Resultados e Discussões **45**

V.1 Introdução 45

V.2 Determinação dos parâmetros do PH 46

V.2.1 Ganho passa-alta (GPA) 46

V.2.2 Ganho passa-baixa (GPB) 54

V.2.3 Freqüência de corte (FC) 56

V.2.4 *Threshold* (T) 58

V.3 Resultados e comparações com outras técnicas. 62

VI Conclusões **76**

Referências Bibliográficas 78

Anexos **81**

Anexo 1 - Glossário de Termos Relacionados à Câncer de Seio 81

Lista de Figuras

II.1 Técnicas de enriquecimento de imagens. 7

II.2 Manipulação de contraste 8

II.3 Compressão da faixa dinâmica: Transformação logarítmica. 9

II.4 Exemplos de filtros espaciais passa-baixa. 13

II.5 Exemplos de filtros espaciais passa-alta. 14

II.6 Resposta em freqüência de filtros ideais circularmente simétricos. 15

III.1 Seção transversal do olho humano. 19

III.2 Modelo simplificado do SVH. 20

III.3 Configuração de Stockham para o processamento de imagens. 23

III.4 Processamento homomórfico generalizado. 23

IV.1 Vista lateral da seção transversal de um seio. 30

IV.2 Projeção médio lateral de um mamograma. 33

IV.3 Mamogramas de seios normais. 36

IV.4 Mamogramas de massas de seio (a) benigno e (b) maligno. 38

IV.5 Exemplos de microcalcificações em mamogramas (a) benigno e (b) maligno . 40

IV.6 Diagrama de blocos do PH aplicado a mamogramas digitais. 42

IV.7 Filtro de Butterworth de ordem 3. 43

V.1 (a) imagem mdb010; (b) Região de interesse do mamograma mdb010 e, (c) sua correspondente imagem binarizada. 47

V.2 Aplicação do PH e PHC para a imagem mdb010: (a) PH com GPA = 1.2; (b) PH com GPA = 2.0; (c) PHC com GPA = 1.2; (d) PHC com GPA = 2.0. . 48

V.3 (a) imagem resultante da aplicação do PHC à mdb010, com GPA = 1.5 e, (b) sua correspondente lesão segmentada. 49

V.4 (a) mamograma mdb012; (b) resultado da aplicação de PH com GPA = 1.5 e, (c) sua correspondente imagem binarizada; (d) resultado da aplicação de PHC com GPA = 1.5 e, (e) aplicação do *threshold* em (d) 51

V.5 (a) imagem mdb209; (b) resultado da aplicação de PHC com GPA = 1.7, e (c) sua respectiva binarização (T = 200) 53

V.6 (a) PHC aplicada à mdb010 e (b) sua respectiva segmentação; (c) aplicação de PHC à mdb025 e (d) a imagem binarizada. 55

V.7 (a) resultado da aplicação de PHC a mdb209 com GPB = 1.7 e (b) sua binarização. 56

V.8 Aplicação de PH em mdb025 com GPA = 1.5 e GPB = 1.2: (a) Fc = 0.45 e (b) Fc = 0.30. 57

V.9 mdb209 após a aplicação de PHC com GPA = 1.5, GPB = 1.0, T = 200: (a) Fc = 0.45 e (b) Fc = 0.30. 58

V.10 Variação do limiar para a mdb025: (a) T = 170; (b) T = 180; (c) T = 190; (d) T = 200; (e) T = 210; (f) T = 220. 60

V.11 Mamograma mdb231: (a) original; (b) T = 170; (c) T = 180; (d) T = 190; (e) T = 200; (f) T = 210. 62

V.12 mdb028: (a) PH com GPA = 1.5, GPB = 1.0 e Fc = 0.45; (b) PH com T = 190; (c) mamograma equalizado e (d) sua binarização; (e) mamograma original. 64

V.13 (a) mdb238; (b) imagem processada via PHC. 66

V.14 (a) mdb252; (b) imagem PHC; (c) laplaciano; (d) laplaciano com suavização [2]; (e) segmentação via [2]; (f) binarização via PHC com T = 200. 69

V.15 (a) mdb249; (b) PHC da região de interesse; (c) Aplicação dos operadores de Sobel. 72

V.16 (a) mdb253; (b) PHC da região de interesse. 74

Lista de Tabelas

IV.1 Características radiográficas de massas de seio. 37

V.1 Variação da área da massa detectada para a mdb010 em função do ganho passa-alta. 47

V.2 Relação entre a área da lesão e GPA para mdb012. 50

V.3 Relação entre o raio da lesão e GPA para mdb231. 53

V.4 Análise de Fc com relação à área da massa em mdb010 (GPA = 1.5 e GPB = 1.2) 57

V.5 Relação entre o raio da lesão e T para a mdb209 60

V.6 Análise comparativa entre PHC e os métodos utilizados por [2] e [3] 73

V.7 Resumo dos experimentos realizados com o conjunto de 35 mamogramas 75

Resumo

CARVALHO, M.A.G. **Aplicação do Processamento Homomórfico na Discriminação de Massas e Microcalcificações em Mamogramas Digitais.** Campinas: DECOM / FEEC / UNICAMP, 1997. (Dissertação de Mestrado)

Este trabalho apresenta um método para identificação de massas e microcalcificações em mamogramas digitais baseado no Processamento Homomórfico. Esta técnica atua no enriquecimento das imagens mamográficas através de uma filtragem não-linear e é fundamentada no modelo multiplicativo de formação de imagens. O trabalho contribui com uma técnica viável de segmentar as lesões tipo massas e microcalcificações, importantes no diagnóstico de câncer de mama.

Palavras-chave: Massas e microcalcificações, Câncer de seio, Mamogramas, Enriquecimento de imagens, Processamento homomórfico.

Abstract

CARVALHO, M.A.G. **Application of Homomorphic Processing in Masses and Microcalcifications Discrimination on Digital Mammograms**. Campinas: DECOM / FEEC / UNICAMP, 1997. (Dissertação de Mestrado)

This works presents a method for masses and microcalcifications identification on digital mammograms based in Homomorphic Processing. This is a nonlinear fltering technique of mammographic image enhacement based on multiplicative model of image formation. It contributes with a viable technique masses and microcalcifications lesions segmentation, importants signals in breast cancer diagnosis.

Keywords: Masses and microcalcifications, Breast cancer, Mammograms, Image enhancement, Homomorphic Processing.

Capítulo I

Introdução

I.1 Motivação

Um dos maiores impactos do processamento digital de imagens tem sido no campo da medicina. A análise e interpretação computadorizada de imagens médicas é vital no auxílio a um diagnóstico preciso e no estudo da patologia da doença. Essa área ficou conhecida como Diagnóstico por Imagem. Com o advento da inteligência artificial e sistemas inteligentes, o diagnóstico pôde ser incorporado na análise informatizada da imagem, além da continuidade da existência do parecer médico.

Processamento digital de imagens tem um grande potencial nas diversas modalidades de imagens médicas, com especial ênfase às imagens obtidas pela aplicação de raios X, tais como angiogramas, mamogramas e radiografias em geral. Uma diversidade de técnicas são utilizadas na análise dessas imagens. As técnicas de enriquecimento de imagens, como por exemplo, mapeamento de pixels, equalização e filtragens no domínio espacial, têm sido empregadas no processamento digital de imagens médicas com bastante sucesso.

Uma característica das imagens médicas é a sua baixa qualidade geralmente devido ao baixo contraste e, mais ocasionalmente, ao ruído introduzido durante o processo de digitalização da imagem. Os maiores problemas que degradam as imagens médicas são: (1) a resposta não linear dos detectores do sistema de aquisição; (2) redução da largura de banda provocando uma perda de resolução; e (3), distorção pela introdução de ruído. Um aspecto importante, também, é a grande faixa dinâmica e a riqueza de detalhes.

Mamografia é uma técnica de radiografia dos seios, via exposição aos raios X. Mamograma é o próprio raio X do seio, obtido através de um equipamento especial, capaz de detectar anormalidades existentes neste órgão. A técnica consiste basicamente em comprimir o seio entre duas placas paralelas e incidir uma quantidade de radiação para a obtenção do mamograma.

O principal objetivo da mamografia é detectar o câncer do seio. O câncer é representado no mamograma pela existência, principalmente, de microcalcificações. Microcalcificações são pequenos depósitos de cálcio presentes no seio que podem causar problemas nas funções deste órgão. Uma outra característica do câncer é a presença de massas no seio, ocorrendo em diversas formas e tamanhos.

Apesar de toda a tecnologia dos equipamentos de mamografia, ainda é necessário a interpretação e análise de especialistas para a determinação de um diagnóstico correto. Em certos casos, o mamograma é degradado por altas taxas de ruído, ou ocorre um "borramento" na imagem devido à algum movimento do seio, ou a microcalcificação está imersa em uma grande massa de tecido denso, ou ocorrem outros fatores que impossibilitam a avaliação do especialista, como por exemplo, a incidência de uma baixa dose de radiação ou uma má compressão do seio prejudicando na qualidade do mamograma. Às vezes, mesmo com um mamograma de boa qualidade, as massas e microcalcificações não são identificadas com absoluta precisão devido à sutileza da lesão e ao início do seu estágio de desenvolvimento. Recorre-se, então, às técnicas de processamento e análise de imagens.

Algumas técnicas já vêm sendo utilizadas com sucesso na detecção de massas e microcalcificações e, conseqüentemente, no diagnóstico do câncer no seio. Dentre

elas, destacamos: Dhawan & Le Royer [1] , processamento pontual; Yabashi *et al.* [2], laplaciano e filtragem passa-baixa; Jin & Kobatake [3], morfologia matemática; Kaewlium & Longbotham [4], Filtragem de Gabor; Qian *et al.* [5] , Transformada de Wavelet; Petrick *et al.* [6], filtragem adaptativa e transformação pontual seguida de laplaciano.

I.2 Objetivos

O objetivo deste trabalho é utilizar o Processamento Homomórfico no auxílio a detecção de massas e microcalcificações em mamogramas digitais. A técnica de filtragem homomórfica é um método não linear de enriquecimento de imagens, que aumenta o contraste da imagem, reduz a faixa dinâmica e acentua características de alta freqüência da imagem. O processamento homomórfico foi estudado por diversos autores [7] -[11] e algumas aplicações são dadas em [12].

Nosso intuito não é o de realizar uma análise comparativa do desempenho desta técnica frente as outras já citadas, mas sim de analisar o seu potencial e sugeri-la como uma opção interessante e eficaz na resolução deste problema.

A escolha da técnica de processamento homomórfico foi motivada pela sua pouca exploração em aplicações práticas e devido às suas características se assemelharem aos requisitos para o enriquecimento de imagens médicas, em especial, mamogramas.

I.3 Organização do trabalho

A dissertação está formulada em 6 (seis) capítulos, divididos de acordo com os títulos a seguir:

Capítulo II - Conceitos Básicos em Melhoramento de Imagens. Aborda-se as principais técnicas de enriquecimento de imagens de modo conciso e objetivo. São apresentados os fundamentos para o entendimento e realização do Processamento Homomórfico.

Capítulo III - Utilização do Processamento Homomórfico no Enriquecimento de Imagens. Descrevemos a teoria do Processamento Homomórfico (PH) de maneira genérica. Apresenta-se o modelo multiplicativo de imagens, base para a implementação da filtragem homomórfica.

Capítulo IV - Uso do Processamento Homomórfico na Discriminação de Massas e Microcalcificações em Mamogramas. Apresenta-se um breve histórico da Mamografia e conceitos básicos sobre a Mastologia. Descrevemos as duas lesões, (massas e microcalcificações) mais detalhadamente e apresentamos o PH e o PHC (Processamento Homomórfico Combinado) aplicado aos mamogramas do *The MIAS Database*.

Capítulo V - Experimentos, Resultados e Discussões. Determinamos os parâmetros dos filtros utilizados no processamento homomórfico através de simulações realizadas no *Sistema Khoros de Processamento de Imagens*. Discute-se os resultados obtidos e compara-se com outros procedimentos de melhoramentos de imagens.

Capítulo VI - Conclusões. Por fim, é realizada uma análise geral da teoria adotada, discutindo-se as dificuldades encontradas e ressaltando as contribuições alcançadas pelo trabalho. Apresenta-se ainda sugestões para a continuidade do trabalho.

No final do trabalho encontra-se um anexo contendo um glossário dos principais termos referentes à mastologia.

Capítulo II

Conceitos Básicos em Melhoramento de Imagens

II.1 Introdução

Processamento digital de imagens é um campo que tem crescido muito nas últimas duas décadas. O avanço na área tem ocorrido devido ao desenvolvimento constante da tecnologia de hardware e software. Esses avanços permitem a utilização de algoritmos de processamento digital de imagens mais complexos e o surgimento de novas aplicações.

Melhoramento de imagens consiste em realizar um processamento sobre uma determinada imagem e obter uma outra imagem de melhor aspecto geral ou somente com alguma característica acentuada. Os métodos de melhoramento de imagens são dependentes da aplicação, variando se a imagem processada é para ser visualizada por observadores humanos ou para fazer parte de um sistema de visão computacional, por exemplo.

Basicamente, existe dois grupos de técnicas de melhoramento de imagens: enriquecimento de imagens e restauração de imagens. Em enriquecimento de

imagens, o objetivo é acentuar certas características da imagem para análise posterior ou simples apresentação. Restauração procura remover ou minimizar degradações em uma imagem. Enriquecimento e restauração de imagens estão fortemente relacionados, contudo, existem importantes diferenças. Para ilustrar essas diferenças, considere uma imagem original sem degradação. Esta imagem não pode ser restaurada, mas pode ser enriquecida via filtragem passa-alta, por exemplo, enfatizando as bordas. Neste capítulo, só analisaremos as técnicas de enriquecimento de imagens por serem objetos de estudo desta dissertação.

O objetivo das técnicas de enriquecimento de imagens é processar uma imagem tal que o resultado seja uma outra imagem mais apropriada para uma determinada aplicação, seja ela a visualização por observadores humanos ou para servir a um outro sistema de processamento de imagens. Os métodos de enriquecimento de imagens são bem específicos e, por exemplo, um método que é bastante apropriado ao enriquecimento de imagens mamográficas não é necessariamente o melhor a ser utilizado no enriquecimento de imagens de radares eletrônicos de trânsito.

Uma dificuldade em enriquecimento de imagens é quantificar o critério a ser utilizado para o processamento da imagem. Portanto, a maioria das técnicas de enriquecimento são empíricas, simples e requerem procedimentos iterativos para a obtenção de melhores resultados.

As técnicas discutidas neste capítulo podem ser divididas em duas grandes categorias: métodos no domínio espacial e métodos no domínio da transformada. Os métodos no domínio espacial baseiam-se na manipulação direta dos *pixels* em uma imagem; os métodos no domínio da freqüência consistem na modificação da transformada de Fourier de uma imagem. A Figura II.1 apresenta as técnicas mais comuns de enriquecimento de imagens, separadas em áreas numa classificação mais detalhada. Algumas das técnicas apresentadas nesta figura serão comentadas em seções posteriores.

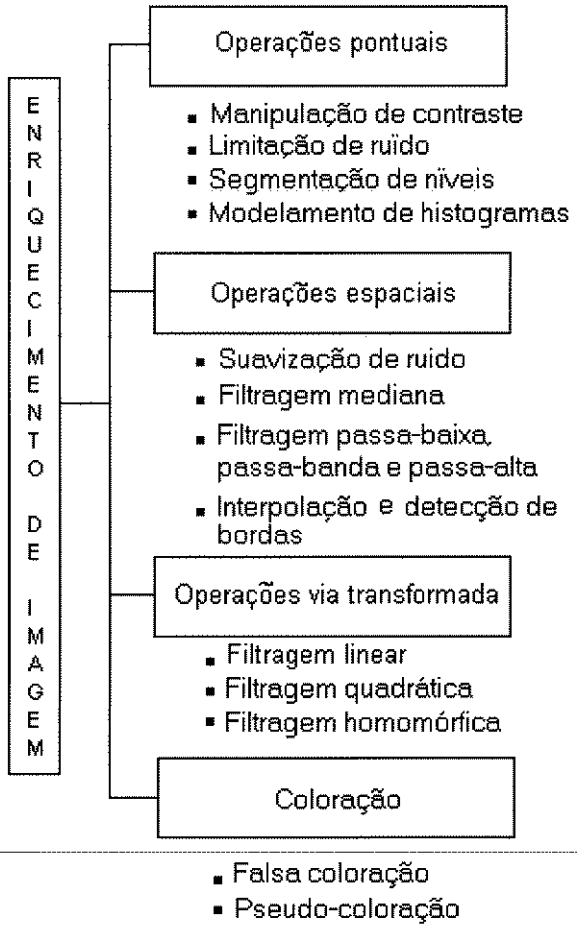


Figura II.1 - Técnicas de enriquecimento de imagem.

Uma dificuldade nos procedimentos de enriquecimento de imagem é a avaliação da qualidade de uma imagem processada. Existe duas formas de avaliar a qualidade da imagem [11]: através de um observador humano (processo subjetivo) ou do cáculo do erro quadrático médio (processo analítico). Para efeito de avaliação da qualidade dos mamogramas processados, utilizaremos a análise de um observador humano.

Nas seções seguintes, apresenta-se de forma concisa um *overview* das principais técnicas de enriquecimento de imagens, que servem de ferramenta para muitos métodos de detecção de lesões em mamogramas, inclusive o processamento homomórfico. Um estudo mais detalhado dessas e outras técnicas de enriquecimento de imagens pode ser visto nas referências [13]-[16].

II.2 Algumas transformações via processamento pontual

Operações pontuais são técnicas de enriquecimento baseadas na transformação direta da intensidade dos *pixels* de uma imagem, conforme mostra a equação (II.1).

$$s = T[r] \tag{II.1}$$

onde r representa o valor do pixel na imagem original, s representa o valor do *pixel* na imagem de saída e $T[]$, a transformação realizada sobre os *pixels* na imagem original. As transformações pontuais também são chamadas de *mapeamento*.

II.2.1 Manipulação de contraste

O baixo contraste em algumas imagens tem sido resultado principalmente das condições inadequadas de iluminação ou da pequena faixa dinâmica do dispositivo de aquisição da imagem. A idéia, portanto, é aumentar a faixa dinâmico dos níveis de cinza da imagem. A Figura II.2 apresenta uma típica transformação usada para a manipulação de contraste.

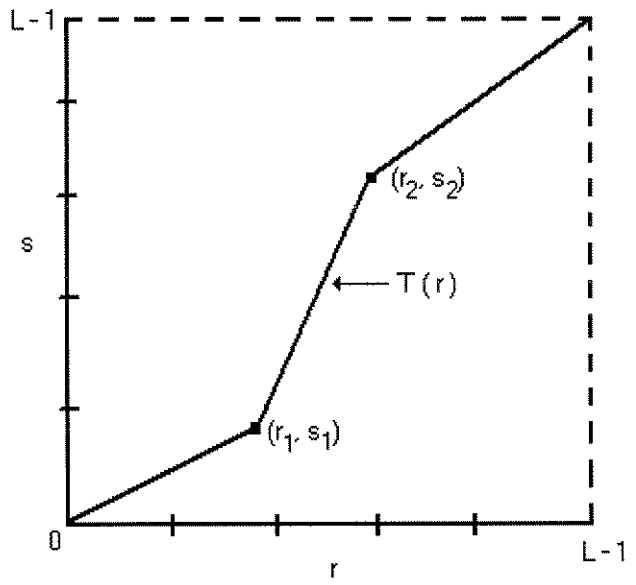


Figura II.2 - Manipulação de contraste

II.2.2 Limiar ou binarização

Limiar é um caso especial de manipulação de contraste. A transformação ocorre quando $r_1 = r_2$, $s_1 = 0$ e $s_2 = L - 1$, na Figura II.2. A função limiar é utilizada para criar imagens binárias e possui várias aplicações no campo da visão computacional, como por exemplo a segmentação e posterior classificação de placas de circuito impresso defeituosas numa linha de montagem.

II.2.3 Compressão da Faixa Dinâmica

A faixa dinâmica de uma imagem pode ser muito ampla e, mesmo assim, a imagem apresentar um contraste pobre. Isso ocorre devido a capacidade do dispositivo de saída ter sido excedida. Uma maneira de comprimir a faixa dinâmica é utilizar uma transformação logarítmica, como mostrado na equação (II.2).

$$s = c \cdot \log(1 + |r|) \qquad \text{(II.2)}$$

onde c é uma constante. A transformação logarítmica enriquece os *pixels* de baixa magnitude. A Figura II.3 mostra a forma da transformação logarítmica.

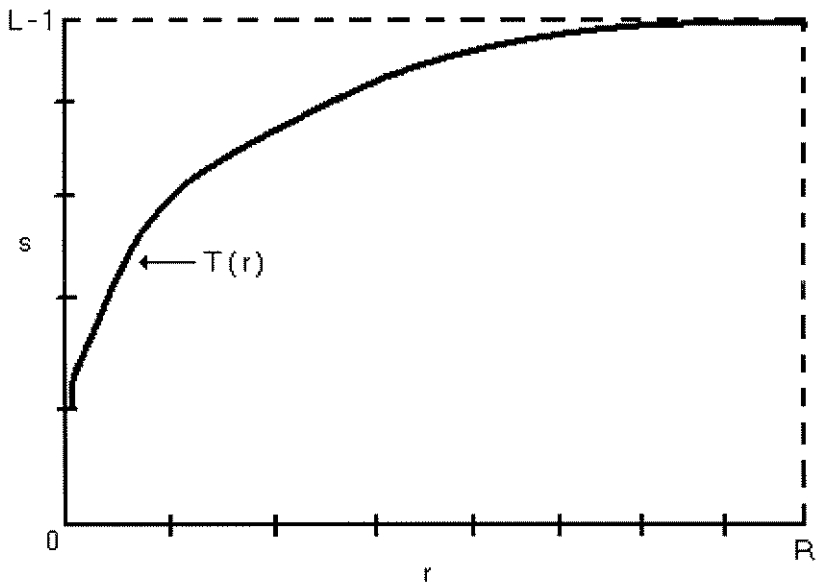


Figura II.3 - Compressão da faixa dinâmica: Transformação logarítmica.

II.3 Modificação do histograma

O histograma de uma imagem representa a freqüência de ocorrência dos níveis de cinza. O histograma dá uma descrição geral da aparência de uma imagem e possui informações úteis sobre a possibilidade de enriquecimento de contraste. As discussões seguintes apresentam métodos de manipulação de histograma utilizados no enriquecimento de imagens. A escolha da transformação é dependente da aplicação e, às vezes, é necessário utilizar muitas iterações ou outras transformações para se alcançar o resultado desejado.

II.3.1 Equalização de histograma

O objetivo da equalização de histograma é obter um histograma uniforme, semelhante a uma linha reta, para a imagem processada. Considerando a mesma notação adotada na seção anterior, sendo r o valor do *pixel* na imagem original e s o valor do *pixel* na imagem transformada, a transformação para a equalização de histograma é dada por:

$$s = T[r] = \int_0^u p_u(u)du \tag{II.3}$$

onde $p_u(u)$ é a função densidade de probabilidade e u a variável de integração. Cada pixel na imagem é considerado como sendo uma variável aleatória. A forma digital da equação (II.3) é dada por

$$s_k = T[r_k] = \sum_{j=0}^{k} \frac{n_j}{n} \tag{II.4}$$

onde n é o número total de *pixels* na imagem e n_k é o número de vezes que o nível k aparece na imagem. Observe que a razão n_k/n é a densidade de probabilidade do k-ésimo nível da imagem de entrada e pode ser denotada por $p_r(r_k)$.

Equalização de histograma produz imagens de maior contraste que as imagens não processadas, melhorando o aspecto geral, ao mesmo tempo que enriquece pequenos ruídos na imagem. Essa operação também não garante um enriquecimento específico na região de interesse.

II.3.2 Especificação do histograma

A operação de equalização de histograma é bem limitada, pois gera somente um resultado que é tornar mais plano o histograma da imagem processada. A técnica de especificação de histograma possibilita uma maior flexibilidade quanto ao formato do histograma da imagem de saída, que é especificado de acordo com a aplicação.

O procedimento adotado para se obter uma imagem com um histograma especificado é descrito como:

(i) Aplicar a transformação de equalização de histograma. De acordo com a equação (II.3), temos

$$s = T[r] = \int_0^u p_u(u)du \tag{II.5}$$

(ii) A função de transformação $G(z)$ é obtida via especificação do histograma desejado e do conhecimento da sua função densidade de probabilidade $p_z(z)$.

$$v = G(z) = \int_0^z p_z(u)du \tag{II.6}$$

(iii) Aplicando-se uma transformação inversa do passo (ii), $Z = G^{-1}(v)$, aos níveis obtidos na equalização do histograma, teremos completada a operação desejada.

$$Z = G^{-1}(s) = G^{-1}\{T[r]\} \tag{II.7}$$

A principal dificuldade do método de especificação do histograma em enriquecimento de imagem é a construção de um histograma adequado à aplicação. A transformação inversa, passo (ii), também não é uma operação simples.

II.4 Filtragem no domínio Espacial

Os filtros espaciais são assim denominados por se oporem aos filtros apresentados no domínio da transformada, que utilizam a transformada de Fourier. A caracterização desses filtros é realizada por uma máscara, denominada de máscara espacial, que é convoluída com a imagem de entrada. A filtragem espacial também pode ser realizada através de operações locais na vizinhança dos *pixels* de entrada.

Os principais filtros espaciais são os filtros passa-baixa e passa-alta.

II.4.1 Filtragem Passa-baixa

A filtragem passa-baixa é, muitas vezes referida como sendo uma média da vizinhança dos *pixels* da imagem de entrada. O filtro passa-baixa atenua as componentes de alta freqüência da imagem, ao mesmo tempo que enfatiza as componentes de baixa. O efeito de se aplicar uma filtragem passa-baixa é a diminuição dos detalhes de uma imagem, representada pelas altas freqüências, provoca o surgimento de borrões e a redução de ruídos.

A Figura II.4 mostra alguns exemplos de filtros passa-baixa. Observe que os coeficientes multiplicativos servem para manter o nível médio de luminância da imagem inalterado.

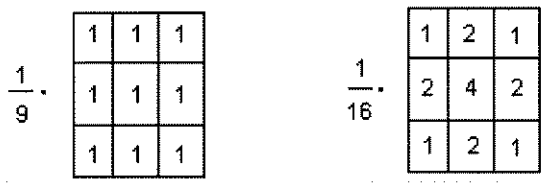


Figura II.4 - Exemplos de filtros espaciais passa-baixa.

II.4.2 Filtragem Passa-alta

Os filtros passa-alta atenuam ou eliminam as componentes de baixa freqüência de uma imagem. Seu principal objetivo é "agudizar" os detalhes de uma imagem, eliminando ou reduzindo borrões e enfatizando bordas. A filtragem passa-alta provoca também redução do nível médio de iluminação da imagem, mais presente nas componentes de baixa freqüência. O filtro passa alta pode ser definido como:

$$h_{PA}(m,n) = \delta(m,n) - h_{PB}(m,n) \tag{II.8}$$

onde $h_{PA}(m,n)$ representa o filtro passa-alta; $h_{PB}(m,n)$, o passa-baixa; e $\delta(m,n)$, a função Dirac ou impulso. A equação (II.8) pode ser escrita de outra maneira como:

$$Passa-alta = (imagem\ original) - (Passa-baixa) \tag{II.9}$$

A enfatização de detalhes ou redução de borrões (suavização) tem aplicação nas diversas áreas de processamento de imagens. No campo da medicina especificamente, é útil na deteção de vasos sangüíneos, melhora a visualização de ossos em radiografias, possibilita a deteção de tumores, microcalcificações etc.

A Figura II.5 apresenta dois exemplos de resposta impulsiva de filtros passa-alta. O filtro da Figura II.5(a) elimina os termos de freqüência zero.

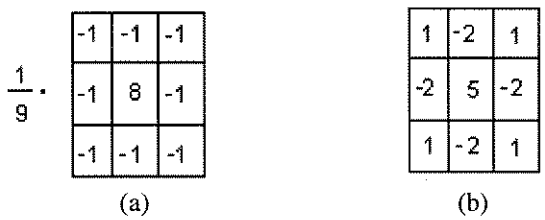


Figura II.5 - Exemplos de filtros espaciais passa-alta.

II.5 Filtragem no domínio da Transformada

As técnicas de enriquecimento no domínio da transformada consistem em calcular a transformada de Fourier da imagem original, multiplicar pela função de transferência do filtro e realizar a transformação inversa para ter a imagem resultante no domínio espacial. A relação no domínio da transformada de Fourier entre a imagem original e processada é dada pela equação:

$$G(\omega_1,\omega_2) = H(\omega_1,\omega_2) \cdot F(\omega_1,\omega_2) \qquad \text{(II.9)}$$

onde $G(\omega_1,\omega_2)$ é a transformada de Fourier da imagem processada; $H(\omega_1,\omega_2)$ é a função de transferência do filtro e, $F(\omega_1,\omega_2)$ é a transformada da imagem original.

Os filtros digitais podem ser classificados em dois grupos: filtros FIR (resposta finita impulso) e filtros IIR (resposta infinita ao impulso). Nas próximas discussões, serão tratados somente os filtros FIR, que apresentam maior estabilidade, e filtros de fase zero, que preserva a forma da imagem e não distorce as componentes de freqüência.

A operação no domínio da transformada torna-se mais simples de ser compreendida já que filtragem consiste basicamente em redução ou ênfase da magnitude das componentes de freqüência. Contudo, a operação de transformada deixa o processo mais complexo e lento.

A Figura II.6 apresenta a resposta em freqüência dos filtros ideais passa baixa e passa alta. As regiões sombreadas têm amplitude 1 e as regiões em branco, amplitude zero.

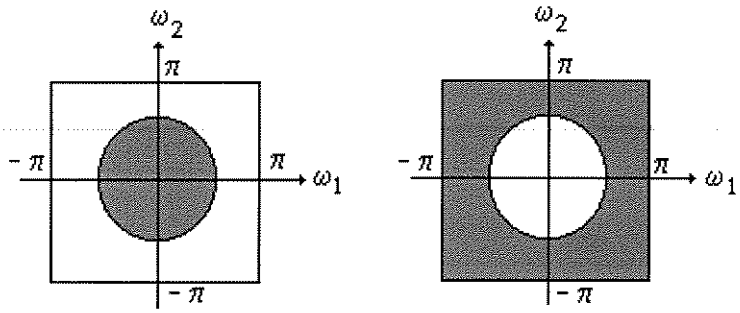


Figura II.6 - Resposta em freqüência de filtros ideais circularmente simétricos. (a) passa baixa; (b) passa alta.

Além dos filtros ideais, que apresentam transições abruptas da região de corte para a região onde não ocorre atenuação ou ênfase, também são utilizados os filtros de Butterworth que possuem uma função de transferência de aspecto suave, sem descontinuidades.

II.6 Detecção de bordas

Um problema de fundamental importância na análise de imagens é a detecção de bordas. Borda em uma imagem é um limite ou contorno onde ocorre mudança em algum aspecto da imagem, como por exemplo, reflectância, iluminação ou textura. A definição de borda depende do contexto da aplicação.

Detecção de bordas é útil na segmentação e identificação de objetos em uma imagem. Os métodos mais utilizados são as operações de gradiente e laplaciano.

A magnitude do operador gradiente é definido pela equação (II.10):

$$G[f(n_1,n_2)] = \left[\left(\frac{\partial f}{\partial n_1}\right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial n_2}\right)^2\right]^{1/2} \quad \text{(II.10)}$$

onde $G[f(n_1,n_2)]$ é a magnitude do vetor gradiente; e, $\frac{\partial f}{\partial n_1}$ e $\frac{\partial f}{\partial n_2}$ são as derivadas parciais com relação aos eixos da imagem. Como pode ser visto, o gradiente baseia-se no cálculo da derivada primeira da imagem. A utilização do gradiente na detecção de bordas poderia ser entendida de forma subjetiva. A média da vizinhança de um pixel (semelhante à integração) resulta em um embaçamento da imagem ao passo que a derivada (diferenciação de *pixels* em uma vizinhança) ressalta os detalhes.

O operador laplaciano é mais utilizado para determinar a existência de bordas através da propriedade de cruzamento de zero. Para uma imagem, o laplaciano é definido como:

$$\nabla^2 f(n_1,n_2) = \frac{\partial^2 f}{\partial n_1^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial n_2^2} \quad \text{(II.11)}$$

Em virtude do laplaciano ser uma derivada de segunda ordem, a operação fica mais sensível a ruídos. Também, o laplaciano não consegue precisar a direção da borda, já que produz duas transições quando é aplicado na imagem.

Tanto para o gradiente quanto para o laplaciano são utilizadas aproximações para o cálculo da derivada na forma digital.

II.7 Interpolação de imagens

Interpolação em enriquecimento de imagens tem como objetivo melhorar a visualização de uma imagem através da mudança de suas dimensões. Interpolação é muitas vezes chamada de operação de *zoom*.

As principais técnicas de interpolação de imagem são:

II.7.1 Replicação — consiste em repetir cada *pixel* da imagem quantas vezes for a ordem da interpolação. Também é chamado de segurador de ordem zero. A replicação é equivalente a entrelaçar linhas e colunas de uma imagem com um nível zero e depois convoluí-la com uma máscara H dada por:

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} \tag{II.12}$$

II.7.2 Interpolação linear — os pixels interpolados são calculados segundo a média dos vizinhos. A operação se realiza primeiro nas linhas e depois por colunas. Os resultados da interpolação linear também podem ser obtidos através da convolução da imagem original com uma matriz H dada por :

$$H = \begin{bmatrix} 1/4 & 1/2 & 1/2 \\ 1/2 & 1 & 1/2 \\ 1/4 & 1/2 & 1/4 \end{bmatrix} \tag{II.13}$$

II.7.3 Interpolação bilinear — consiste em calcular o pixel interpolado através de uma combinação linear dos quatro pixels mais próximos a ele.

Existe outros métodos de interpolação de imagens, como por exemplo, interpolação polinomial, interpolação por convolução cúbica etc.

Capítulo III

Utilização do Processamento Homomórfico no Enriquecimento de Imagens

III.1 Introdução

A estrutura geral de caracterização da Filtragem Homomórfica consiste no processo de formação da imagem. O sistema visual humano é uma estrutura não linear, constituindo-se em um processo multiplicativo na formação da imagem[7],[8]. Este modelo também se aplica a imagens fotográficas[7] e é representativo somente para os primeiros estágios do sistema visual humano[9].

A utilização de técnicas que aumentem o contraste e reduzam a faixa dinâmica, tal como o Processamento Homomórfico, são bastante úteis para melhorar a qualidade de uma imagem. A utilização da filtragem Homomórfica no enriquecimento de imagens é um processo não linear que adota um modelo multiplicativo na formação de imagens tal como o sistema visual humano. Apesar do processamento homomórfico ser uma aproximação, ele proporciona resultados de boa nitidez.

Nas seções seguintes, apresentamos a teoria da formação da imagem e do Processamento Homomórfico. O Sistema Visual Humano (SVH) é descrito superficialmente devido a sua grande complexidade.

III.2 O Sistema Visual Humano (SVH) e a estrutura de uma imagem

O Sistema Visual Humano (SVH) é constituído pelos olhos, nervos óticos e parte do cérebro, sendo um dos sistemas mais complexos dos seres humanos. Este sistema é bastante adaptativo, compensando as diferenças de brilho e contraste, que podem ocorrer em uma imagem.

A Figura III.1 ilustra a seção transversal do olho humano, onde estão assinalados os principais componentes. A retina é o local onde é formada a imagem, sendo constituída de dois tipos de células fotoreceptores, chamadas de cones e bastonetes. Os cones são menos sensíveis à luz que os bastonetes e são responsáveis pela visão de cenas que possuem grande quantidade de luz, respondendo pela visão fotópica. Os cones também são responsáveis pela sensação de cor. Os bastonetes são sensíveis à baixas magnitudes de iluminação e atuam mais a noite, respondendo pela visão escotópica. Numa região intermediária de iluminação, atuam tanto os cones como os bastonetes, constituindo a visão mesópica.

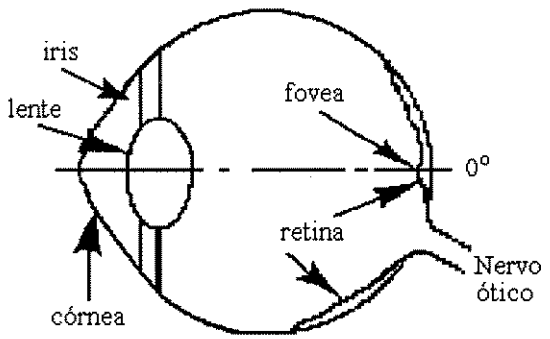


Figura III.1- Seção transversal do olho humano.

O olho possui uma grande capacidade de acomodação ou mudança de forma das suas partes constituintes. Esta ajustabilidade é muito importante no que diz respeito ao controle do foco do objeto e da quantidade de iluminação incidente.

A visão humana apresenta uma sensibilidade aproximadamente logarítmica[9], e um modelo realizável é ilustrado na Figura III.2. A não linearidade da visão humana é responsável pela compressão dos altos níveis de intensidade de luz, ao mesmo tempo que expande as baixas intensidades. Presume-se que o processamento linear seja decorrente do tratamento dado às baixas freqüências, que são mais atenuadas relativamente às altas freqüências[9].

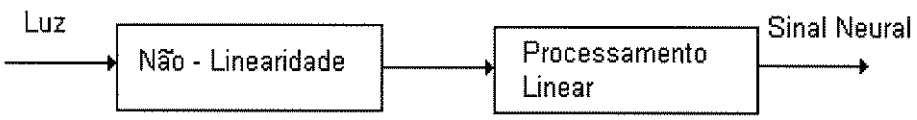


Figura III.2 - Modelo simplificado do SVH. [14]

Devido ao modelo do SVH apresentado na Figura III.2, observou-se que o processamento que obedece a superposição multiplicativa, ao invés da superposição aditiva, assemelha-se mais a estrutura e as operações realizadas pela visão humana[9]. Para tanto, adota-se a estrutura de uma imagem como um processo multiplicativo, dividida em duas partes: uma parte que representa a quantidade de luz incidente em um objeto, e a outra parte, representando a reflexividade do objeto.

A lei de formação de uma imagem também aplica-se ao campo fotográfico[7] e pode ser escrita de acordo com a equação (III.1).

$$I(x,y) = i(x,y) \cdot r(x,y) \qquad \text{(III.1)}$$

onde *I(x,y)* é uma imagem qualquer, *i(x,y)* representa a iluminação e *r(x,y)*, a reflexividade, sendo que ambas variam independentemente de objeto para objeto e de ponto a ponto em uma cena. O valor da reflexividade varia de 0 a 1. Quando o valor de *r(x,y)* é igual a 0 significa que não houve nenhuma reflexão na imagem Haverá

reflexão total na imagem quando $r(x,y)$ é igual a 1. O intervalo de iluminação sobre o qual o SVH pode operar é de 10 ordens de magnitude[13].

III.3 Descrição do processamento homomórfico

A maioria dos sistemas de imagens envolve filtragens e operações não lineares[8]. Em contraste com a teoria de sistemas lineares, que satisfaz o princípio da superposição, a filtragem não linear opera em sinais que não tenham sido aditivamente combinados, tais como os processos multiplicativos, e consiste em algo difícil de ser executado. Muitas vezes, o procedimento da filtragem não linear torna-se empírico ou por aproximação. O processamento efetivo de uma imagem fica dependente do observador e da cena em si. Contudo, observa-se que as técnicas de processamento de imagem que obedecem a superposição multiplicativa são mais eficientes, por aproximarem-se do modelo adotado no sistema visual humano, visto na seção anterior.

A formação de uma imagem é predominantemente um processo multiplicativo, como mostrado na equação (III.1). Utilizaremos uma notação mais amplamente adotada em sinais digitais e a equação (III.1) é rescrita como:

$$f(n_1, n_2) = i(n_1, n_2) \cdot r(n_1, n_2) \qquad \text{(III.2)}$$

onde $f(n_1,n_2)$ é uma imagem qualquer, $i(n_1,n_2)$ é a componente de iluminação, e $r(n_1,n_2)$ é a componente de reflectância. Ao analisar a equação (III.2) pode-se verificar que uma imagem é formada pelo registro da luz refletida por um objeto, que foi iluminado por alguma fonte de luz.

A representação de uma informação é a questão chave em transmissão, armazenamento ou processamento[9]. Como métodos ideais de formação de imagem não existem, mas podem ser aproximados, uma imagem prática será obtida pela equação (III.2). A partir desta equação, vemos que uma imagem transporta duas

espécies básicas de informação, que embora livremente combinadas, são bem diferentes quanto a natureza da mensagem conduzida.

A componente de iluminação é chamada de contribuinte primária para a faixa dinâmica de uma imagem e é assumida como sendo de variação lenta, enquanto que a componente de reflectância representa os detalhes do objeto, é dita como sendo a principal contribuinte para o contraste local e é assumida como sendo de variação rápida[14]. Essas características levam a associar as baixas freqüências de uma imagem com a componente de iluminação e as altas freqüências, com a reflectância. Na prática, reflectância é algumas vezes estática, outras vezes dinâmica[7], devido aos objetos variarem em textura e tamanho, e quase sempre terem bordas bem definidas. Logo, só é possível uma independência parcial na representação e na separação das componentes e, na maioria dos casos, as componentes de baixa freqüência são mais dominantes.

O conteúdo espectral é bastante diferenciado entre as componentes de iluminação e reflectância. A fim de processar uma imagem, vista como o modelo da equação (III.2), é necessário transformá-la para um domínio mais adequado e que produza uma representação mais uniforme. A representação logarítmica ou por densidade de imagem é mais apropriada que a representação no domínio original, ou por intensidade de imagem, resultando numa separação das componentes de baixas e altas freqüências. Aplicando uma operação logarítmica na equação (III.2), obtém-se:

$$\log f(n_1, n_2) = \log i(n_1, n_2) + \log r(n_1, n_2) \qquad \text{(III.3)}$$

A equação (III.3) pode ser vista como uma representação canônica de uma filtragem linear generalizada, no qual transforma-se o problema original em outro problema em que as componentes são adicionadas. Neste nível, a estrutura é compatível com a teoria de sistemas lineares, sendo possível a sua aplicação. O modelo de representação por densidade de imagem é ilustrado na Figura III.3, e é conhecido como Configuração de Stockham[8]. A operação final é a transformação

do resultado final de volta ao domínio original da imagem, através de uma exponenciação.

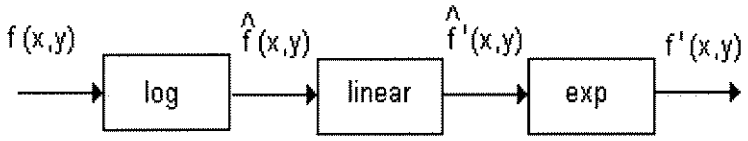


Figura III.3 - Configuração de Stockham para o processamento de imagens.

O processamento homomórfico, ou sistema homomórfico para multiplicação, é um sistema tal como o descrito pela Figura III.3. Esse processamento realiza a transformação da imagem do domínio da intensidade para o domínio da densidade. A operação linear representada nesta figura é uma filtragem linear e, em seguida, transforma-se a imagem para o domínio original. De uma forma mais generalizada, o processamento homomórfico é mostrado pela Figura III.4, onde as componentes de freqüência são trabalhadas separadamente.

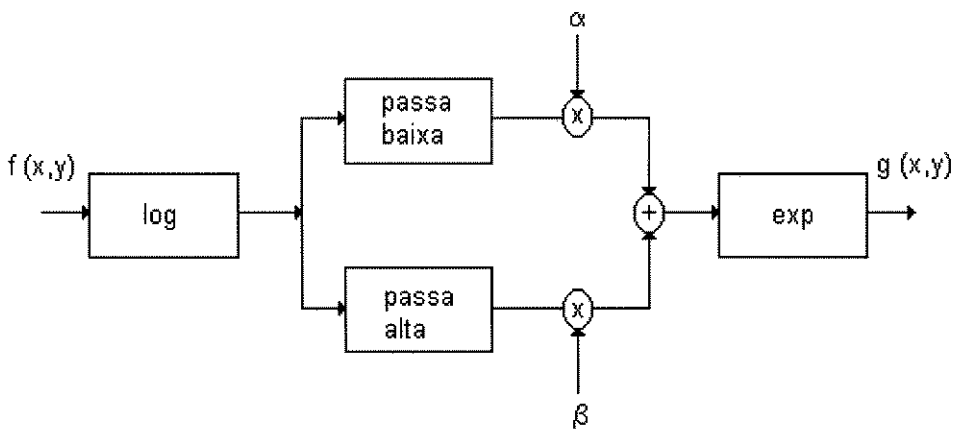


Fig. III.4 - Processamento Homomórfico generalizado.

A representação do processamento homomórfico ilustrado na Figura III.4 permite um grande controle sobre as características da imagem. Por exemplo, uma realização do Processamento Homomórfico no enriquecimento de imagens é a redução da faixa dinâmica, quando imagens que possuam grande intervalo dinâmico são registradas por dispositivos inadequados, ao mesmo tempo que aumenta o contraste local. Este resultado é obtido através da separação das componentes de freqüências e atenuando-se $log\ i(n_1,n_2)$, reduzindo a faixa dinâmica através do parâmetro α, enquanto que enfatiza-se $log\ r(n_1,n_2)$ para aumentar o contraste, via o parâmetro β. Na realidade, a separação não é ideal, pois a iluminação contém algumas componentes de alta freqüência, assim como a reflectância contém componentes de baixa freqüência.

Ao contrário da equalização de histograma, que também aumenta o contraste de uma imagem, o processamento homomórfico atua localmente nas componentes de alta ou baixa freqüência. Apesar desta vantagem, o ajuste dos parâmetros da filtragem é um processo meticuloso e, muitas vezes, obtidos via procedimento de tentativa e erro.

III.3.1 Ajuste dos parâmetros

Para a aplicação do processamento homomórfico é necessário a determinação de 3 parâmetros básicos: a freqüência de corte e os ganhos dos filtros passa-baixa e passa-alta. O tipo de filtro não assume grande influência sobre o processamento.

A freqüência de corte indica o nível de detalhe que se deseja segmentar na imagem e vai de encontro ao tipo de imagem com que se está trabalhando. Para imagens que apresentam um grande nível de detalhamento, bordas, o ajuste deve ser mais refinado e, portanto, a freqüência de corte aumenta.

Os experimentos de enfatização das componentes espaciais de alta freqüência de uma imagem resulta numa valorização do contraste e na detecção de bordas. Essa é a propriedade utilizada na escolha dos ganhos dos filtros. Estes, representam um aumento ou diminuição do contraste na área selecionada pela freqüência de corte. Como as componentes de baixa freqüência estão relacionadas com o nível de iluminação da imagem, caso não se deseje comprometê-lo, o valor do ganho deste filtro deve ser igual à unidade. Já o ganho do filtro passa-alta deve ser adotado seguindo uma relação de compromisso nos sistemas de enriquecimento de imagens: o objetivo é produzir o máximo de segmentação, ou aguditização, com um mínimo de defeitos ou *overshoots* [9].

Capítulo IV

Uso do Processamento Homomórfico na Discriminação de Massas e Microcalcificações em Mamogramas

IV.1 Introdução

Atualmente, um grande número de técnicas de processamento de imagens são utilizadas no auxílio à medicina na elaboração de um diagnóstico mais rápido e confiante. Esta área constitui a Divisão de Diagnóstico por Imagem e é um dos campos mais emergentes em processamento digital de imagens [17]. A até pouco tempo, todo o diagnóstico recaía unicamente sobre a capacidade e experiência do médico radiologista, que, mesmo assim, não podia dar certeza ao seu diagnóstico.

Na medicina cada tipo de exame possui um nome diferente, de acordo com o órgão ou técnica utilizada. Em função de sua simplicidade, custo e de proporcionar maior proteção ao paciente, pois este fica sujeito a uma pequena dose de radiação, as técnicas que utilizam o raio X são as mais comuns. Existe, por exemplo, radiografias de ossos, radiografias do pulmão, angiografia (coração), mamografia (radiografia do seio) etc. Também existem outras técnicas, tais como, imagens por ressonância magnética (utilizadas em estudos do cérebro), imagens de ultra-som (estudos

ginecológicos) e imagens obtidas via emissão de pósitrons (estudos de órgãos). Cada modalidade apresenta um ganho específico na sua área de atuação.

Um sistema geral de processamento de imagens médicas deve possuir 3 (três) componentes básicos: um sistema de aquisição de imagens, um computador dedicado ao processamento e um bom dispositivo de saída (display e impressora). O sistema de aquisição de imagens deve ser capaz de converter os sinais para a forma digital para que possa ser interpretado e manipulado pelo computador; o computador deve ter memória e rapidez suficiente e apropriada à aplicação; e, o dispositivo de saída deve ser de boa qualidade e atender requisitos específicos, como por exemplo, resolução e quantidades de níveis de cinza.

O câncer do seio é uma das grandes causas de mortes de mulheres, principalmente na faixa dos 40 aos 50 anos de idade. A incidência no homem não é muito comum e, portanto, não será considerada. Mamografia é o único procedimento existente para detectar o câncer do seio em seus primeiros estágios de desenvolvimento e é o método de radiografia mamária mais simples, devendo sua difusão à praticidade, inocuidade e eficácia diagnóstica. Uma baixa dose de raio X pode encontrar pequenos nódulos ou microcalcificações no seio, que poderão tornar-se um câncer. O exame mamográfico básico é realizado através de dois mamogramas, uma vista de perfil (médio-lateral) e outra superior (crânio-caudal), de onde o médico radiologista dá o seu parecer. Embora a mamografia possibilite bons resultados, cerca de 10% a 30% dos casos de câncer não são detectados no mamograma pelo médico [6]. Diante disto, os pesquisadores têm sido encorajados a buscar métodos eficientes para a discriminação de lesões em mamogramas.

Existe várias maneiras de detecção de massas e microcalcificações em mamogramas, dentre elas: Dhawan & Le Royer [1] aplicam uma técnica para enriquecer o mamograma que, utilizando-se da vizinhança de um pixel, calcula uma função de contraste para uma dada regiãoda imagem; Yabashi *et al.* [2] utilizam a operação laplaciana e filtragem passa-baixa seguida do cáculo de dois parâmetros para a classificação de microcalcificações em maligna ou benigna; Jin & Kobatake

[3] usam filtros morfológicos com múltiplos elementos estruturais para detectar microcalficações; Kaewlium & Longbotham [4] aplicam Filtragem de Gabor como discriminador de massas e microcalcificações; Qian *et al.* [5] propõem a aplicação de Transformada de Wavelet, precedida de uma filtragem não linear adaptativa, para reduzir o ruído e facilitar a reconstrução e identificação de massas; Petrick *et al.* [6] utilizam um filtro adaptativo para o enriquecimento do contraste da imagem, reescalonada por um mapeamento, e depois uma detecção de bordas via Laplaciano. Ocorre uma dificuldade em comparar a performance destas técnicas, como faz Braccialarghe & Kaufmann [22], em função de que elas são empregadas para um conjunto específico de mamogramas e que os resultados alcançados por uma técnica podem não ser obtidos com outro conjunto de mamogramas.

Nas seções seguintes nos aprofundaremos no estudo da mamografia, apresentando um breve histórico e características, depois, discutiremos as principais lesões presentes nos mamogramas, massas e microcalcificações, e, por fim, apresentaremos a metodologia empregada pelo processamento homomórfico para detectar massas e microcalcificações em mamogramas digitais. Alguns termos específicos da mastologia podem ser consultados no Apêndice I ou em [23].

IV.2 Elementos da Mamografia

IV.2.1 Histórico da Mamografia

A seguir, temos um breve histórico do desenvolvimento da mamografia. Maiores detalhes podem ser encontrados em [18]-[21].

O primeiro pesquisador a utilizar as técnicas de raios X, de modo grosseiro, em seios foi o cirurgião alemão A. Solomon, em 1913, quando fazia estudos em mais de 3000 mastectomias em mulheres. Salomon também registrou a existência de calcificações no câncer de seio e relatou a importância da radiografia na detecção de carcinomas ocultos. Seu trabalho foi interrompido pela Primeira Guerra Mundial. Em

1930, Stafford L. Warren publica um estudo radiológico sobre a mama, na tentativa de padronizar as técnicas existentes. Algumas de suas contribuições foram os experimentos radiográficos do seio em várias posições e a utilização de equipamentos mais modernos.

Nas décadas de 20 e 30 vários pesquisadores estudaram a mastologia, como por exemplo, Goynes, Sealbold (estudou manifestações radiológicas durante o ciclo menstrual), Vogel (diferencia lesão maligna e benigna), Gerson Cohen, entre outros.

Apesar de desacreditada, em virtude da qualidade dos mamogramas e com alguns resultados errôneos, a mamografia foi se desenvolvendo com o surgimento de novas tecnologias e experimentos. Robert L. Egan publica experiências mamográficas sobre mais de 1000 pacientes e outras melhorias na área tecnológica. Após a utilização de filmes industriais em raios X, na década de 60, C. Gros introduziu duas inovações que melhoraram a qualidade dos mamogramas: a substituição da placa de tungstênio por outra de molibdêmio (a placa serve de apoio ao seio e como elemento de contraste) e a separação de estruturas para a realização do mamograma, sendo uma para cada seio. Contudo, a melhoria na qualidade dos mamogramas foi acompanhada por uma diminuição na superfície exposta à radiação, comparada às técnicas criadas por Egan.

Em 1972, a Companhia Dupont juntamente com B. J. Ostrum, revolucionaram a mamografia permitindo um processamento automático mais rápido, menor tempo de exposição à radiação e redução da área de exposição. Outros avanços forma obtidos na utilização de filmes de alta definição, desenvolvidos principalmente por Eastman Kodak e Agfa-Gaevert.

Na década de 70, também foi criada uma nova técnica de registrar imagens de seios, chamada de Xeromamografia. Essa técnica utiliza os raios X gerados por um processo fotoelétrico e apresenta algumas vantagens sobre a mamografia convencional: fácil interpretação da imagem e um processamento mais rápido. A diferença fundamental se dá na dose de radiação utilizada pelas duas técnicas, que na xeromamografia pode ser até 5 vezes maior que na mamografia. Neste período,

tentava-se popularizar o uso da mamografia como método mais eficaz na identificação do câncer de seio através de programas de examinação em massa.

Os principais pontos de desenvolvimento e melhoria da mamografia são a redução da dose e do tempo de radiação incidente no seio, que atualmente é cerca de 10 vezes mais baixa que alguns anos atrás, e a utilização de filmes mais sensíveis no registro do mamograma. As técnicas de processamento digital de imagens vieram a se somar nesta área há, aproximadamente, três décadas.

IV.2.2 Estrutura e Câncer de Seio

As constantes mudanças ocorridas no seio durante o período de vida da mulher, em conseqüência da idade, lactação etc, dificultam a tarefa de descrever a sua anatomia e fisiologia. A Figura IV.1 mostra a seção transversal de um seio normal e seus principais elementos.

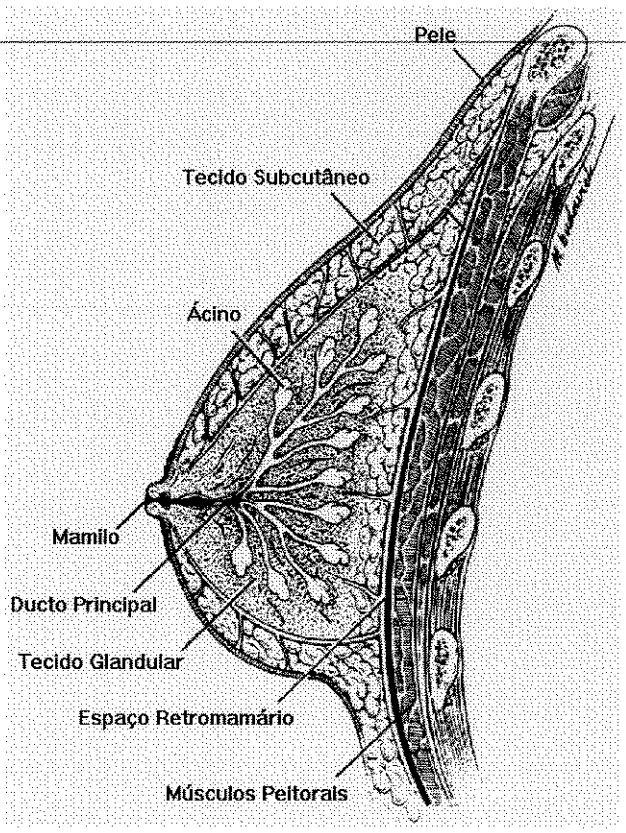


Figura IV.1 - Vista lateral da seção transversal de um seio e seus principais componentes.

O peso e as dimensões de um seio dependem do período da vida e variam de mulher para mulher. Os seios são pequenos antes da puberdade, aumentam no decorrer dos anos e durante a gravidez, e se atrofiam numa idade mais avançada. Uma curiosidade é que o seio esquerdo é geralmente maior que o direito [18].

O seio pode ser classificado em três tipos, de acordo com a principal constituição do tecido que o compõe: Adiposo, denso e fibro-glandular (às vezes divide-se essas duas características em fibroso e glandular). O tecido adiposo prevalece após a menopausa; já o tecido fibro-glandular é mais encontrado na adolescência e na fase de gravidez e, o tecido denso, são mais comuns em mulheres de idade avançada.

A estrutura de produção de leite é composta basicamente pelos ácinos, um sistema de ductos e finalizando no mamilo, como pode ser visto na Figura IV.1. Essa estrutura só é melhor visualizada em mamogramas de seios menos densos. São nos ductos mamários que o câncer se encontra em seus primeiros estágios de desenvolvimento [2].

Câncer é uma disfunção do organismo humano causado pelo crescimento descontrolado das células que o compõem. Normalmente, as células só crescem e reproduzem para atender as necessidades do corpo humano, como nos casos de morte de tecido ou no próprio desenvolvimento do homem. Outras vezes, contudo, ocorre um crescimento desordenado que provoca o acúmulo de tecido em determinada região do corpo, gerando a formação de massas conhecidas como tumores ou nódulos.

Tumores no seio são muitos comuns, em função das constantes mudanças ocorridas neste órgão. Os tumores que não se espalham para outras partes do corpo, somente interferindo nas funções locais, são chamados de tumores benignos e não constituem um câncer; já aqueles que invadem e destroem os tecidos normais e migram para outras partes do corpo são conhecidos como tumores malignos e constituem um câncer.

Todas as mulheres estão sujeitas a contrair o câncer de seio, sendo este o tipo mais comum de câncer entre as mulheres. No Brasil, o câncer é a segunda causa de morte, sendo o câncer da mama o que lidera o *ranking* da mortalidade [*O Estado de São Paulo*, set./96]. O câncer de seio também pode ocorrer em homens, mas é muito raro. Alguns fatores de risco para a incidência de câncer de seio em mulheres são:

- Longa história menstrual (inicia o período menstrual muito cedo e termina numa idade mais avançada);
- Nunca ter tido filhos ou tê-los com idade superior aos 30 anos;
- Faixa etária, especialmente dos 40 aos 50 anos de idade;
- Herança genética ou história da família (mãe ou irmã já terem tido câncer). Neste campo foi dado um grande avanço na identificação de mulheres propensas a ter câncer, após a descoberta de um gene chamado de BRCA1, em 1994 nos Estados Unidos, que comprova a hereditariedade em alguns casos de câncer de mama [*O Estado de São Paulo*, set./96];
- Cânceres em outras partes do corpo.

O sinal mais comum do câncer de seio é a existência de nódulos ou pequenas glândulas no seio. Esses nódulos podem ser aparentes ou detectados através do Auto Exame no Seio — AES (*BSE — Breast Self-Examination*). A maioria dos cânceres em seu estado inicial não provoca nenhuma dor, portanto, a importância de estar sempre se examinando.

O câncer de seio é uma das principais causas de morte entre mulheres. Não há uma metodologia de prevenção do câncer, mas quando detectado precocemente, ele pode ser tratado e curado através de raspagem (cirurgia), de radioterapia,

quimioterapia ou terapia hormonal. O procedimento mais drástico no tratamento do câncer é a retirada total do seio (mastectomia).

IV.2.3 Aspectos e Técnicas Radiológicas da Mamografia

Mamografia é a técnica mais eficiente para detectar clinicamente a existência de cânceres ou outras anormalidades ocultas no seio, embora não seja perfeita. Para realizar o exame, utiliza-se um aparelho chamado mamógrafo, sendo o seio gentilmente apoiado sobre uma placa (ou colocado entre duas placas), como ilustra a Figura IV.2. Este procedimento é rápido e não causa dor à paciente.

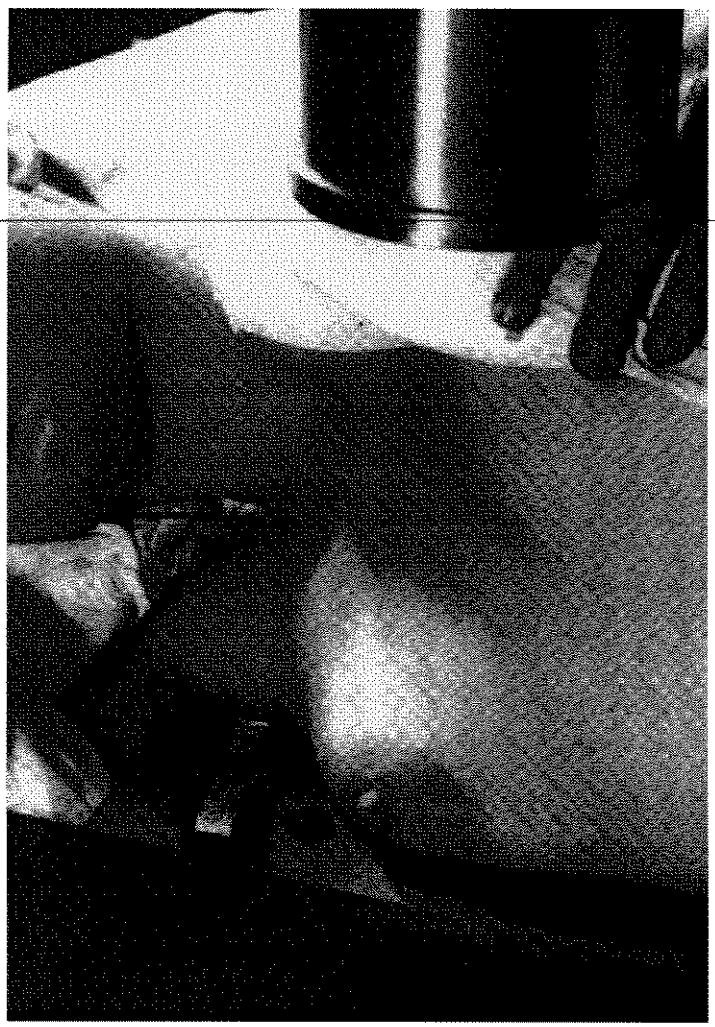


Figura IV.2 - Projeção médio-lateral para a realização do mamograma. Nesta posição, a paciente é colocada confortavelmente de lado e o seio é apoiado sobre um bloco de madeira.

Mamograma é o próprio raio X do seio, obtido pela aplicação de uma pequena dose de radiação e gravado sobre um filme, através de um equipamento como o ilustrado pela Figura IV.2. A descrição das posições da mamografia é feita de acordo com o prognóstico médico, tendo várias opções já desenvolvidas: crânio-caudal, médio-lateral, ereta, axilar, e algumas variações destas. Rotineiramente se indica duas projeções de mamogramas para cada seio: a crânio-caudal e a médio-lateral. Se necessário, indica-se ainda a posição axilar, mas as duas anteriores já proporcionam uma boa visão dos quadrantes do seio. Mamografia é uma técnica bilateral e, portanto, um primeiro exame para identificar a existência de alguma anormalidade é um teste de semelhança entre os mamogramas de ambos os seios. É por esta razão que as mamas são consideradas órgãos enantiomórficos.

O computador foi um outro elemento adicionado na análise mamográfica. Com o advento da inteligência artificial e das técnicas de processamento de imagem, o mamograma pôde ser digitalizado, através de um conversor A/D, e depois analisado.

Problemas na obtenção das imagens mamográficas originam-se no decorrer do exame. Alguns fatores que afetam a qualidade das imagens mamográficas são [21]: a composição do tubo de raio X; a distância entre o foco do raio e o seio; e, o tamanho e a forma do foco do raio X. A dose de radiação vem sendo reduzida ao longo dos anos sem perda de qualidade de contraste dos mamogramas, em função de avanços em outras partes do sistema.

Uma boa compressão dos seios é um fator importante para reduzir o espalhamento de radiação (prejudicado o contraste) e melhorar a qualidade do mamograma. Além disso, a compressão correta contribui para a imobilização do seio (reduzindo os borrões), contribui para que seja evitada a sobreposição de estruturas e/ou anormalidades do seio, e, produz um mamograma mais uniforme, possibilitando uma melhor identificação das lesões. Alguns melhoramentos na realização do exame e que aumentam o conteúdo de informação do mamograma são a introdução de um *gap* entre o seio e o filme, tal que a imagem seja aumentada sem que se espalhe a

radiação, e, a construção de equipamentos mais robustos, que permitam uma compressão do seio mais vigorosa.

O aspecto mamográfico varia com a faixa etária e com a paridade. O corpo mamário de uma paciente jovem é, geralmente, de elevada densidade. Já após os 30 anos, em pacientes com um ou mais partos, o tecido glandular é substituído por tecido gorduroso, mais transparente aos raios X [20].

A constituição, o tamanho e a forma dos seios são fatores determinantes na obtenção de um bom mamograma. Um seio possuindo um tecido mais denso, pode vir a "esconder" uma lesão do tipo massa (acúmulo de tecido), por exemplo. O tecido adiposo é mais sensível à radiação e produz um contraste maior no mamograma que o tecido fibro-glandular [18]. Variações na espessura da pele podem contribuir na aparência do mamograma, mas, na maioria dos casos, a pele é transparente aos raios X. A atrofiação da pele em decorrência do envelhecimento pode ser contornada com diferentes doses de raio X. Outras informações tipo idade, período menstrual, ciclo hormonal, entre outras, são de extrema importância para o diagnóstico médico, constituindo a *anamnese*.

Alguns sinais apresentados pelo mamograma são elementares na identificação do câncer mamário: microcalcificações, pontas que partem de uma opacidade, bordas irregulares de uma opacidade e densidade não homogênea de uma opacidade. É importante ressaltar que o tamanho radiológico da lesão é menor que o clínico [19], mas é um parâmetro possível de ser medido pelo processamento aplicado.

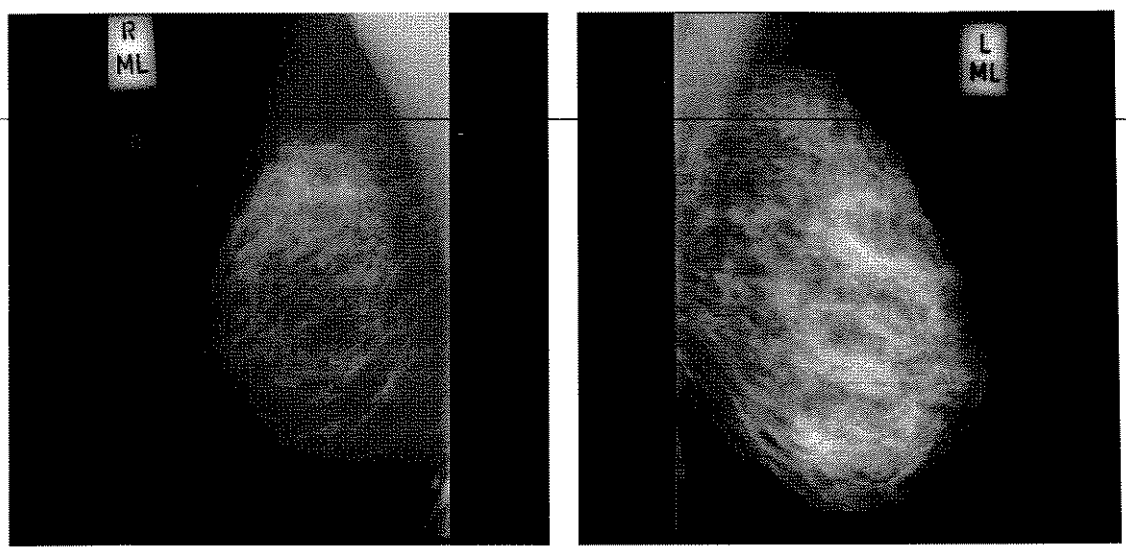
Um dos grandes problemas na interpretação dos mamogramas é o grande volume de imagens produzidas para serem analisadas. É difícil para um radiologista, por mais que seja treinado, manter uma mesma concentração quando interpreta um grande número de imagens que mostram pequenas lesões. No entanto, o uso potencial de computadores e técnicas de processamento digital de imagens têm sido constantemente comprovados. A cada dia, surgem novas técnicas, demonstrando eficiência no reconhecimento das anormalidades, ou de algum tipo específico. No

caso de massas e microcalcificações existe um grande número de algoritmos, como os citados na Seção IV.1.

IV.2.4 Principais lesões encontradas em mamogramas

As radiografias em geral apresentam baixo contraste e uma baixa qualidade de imagem, principalmente para olhos menos experientes. O diagnóstico depende da visualização de pequenos objetos inseridos em regiões de baixo contraste no seio.

A Figura IV.3 mostra alguns mamogramas normais, que não apresentam quaisquer tipo de lesões, mas com diferentes aspectos visuais.



(a) (b)

Figura IV.3 - Mamogramas que não apresentam anormalidades, classificados de acordo com a composição e aparência do seio: (a) Fibro-glandular ; (b) Denso.

Existe uma grande variedade de lesões ou disfunções no seio, como por exemplo, cistos, nódulos, massas (diversos tipos), calcificações, fibroadenomas etc. A seguir, discutiremos as principais lesões encontradas em mamogramas.

IV.2.4.1 Massas

Massas são lesões encontradas nos seios que apresentam elementos de alta densidade, podendo ser visualizadas em mais de uma dimensão, que abrange a maioria da anormalidades presentes no seio. A classificação das massas pode seguir diversas características, seja pela forma, margens, densidade, composição ou até mesmo pela localização no seio. Para fins clínicos, o principal é dividir as massas em malignas ou benignas. A Tabela IV.1 apresenta uma classificação das massas mamográficas, segundo [18], de grande valia para o diagnóstico dessas disfunções.

	BENIGNO	MALIGNO
Densidade relativa	Levemente marcada na mamografia.	Mais definida; densidade maior que a benigna.
Característica da densidade	homogênea.	não homogênea; mais densa no centro.
Forma	Redonda; oval; lobular.	Forma variada (tentacular, espinhal, diforme); espinhos em direção ao mamilo.
Bordas	Bem circunscritas, regulares e suaves; fina camada de gordura ao redor.	Pobremente circunscrita; irregular; com flocos.
Tecidos circunvizinhos	Não infiltrados, dispostos ao lado suavemente, sem aumento de vascularidade.	Infiltrado; aumento de vascularidade; tecidos espessos, irregulares e retraídos.
Calcificações	Isoladas, poucas e contáveis; sem pontas, espalhadas, iguais em densidade; apresentam polaridade.	Numerosas; pontiagudas; densidade variável; confinada a uma área mensurável; sem muita polaridade.
Tamanho relativo	Mesmo tamanho ou menor que nas medidas clínicas.	Maior que nas medidas clínicas, podendo ser até o dobro ou o quádruplo.

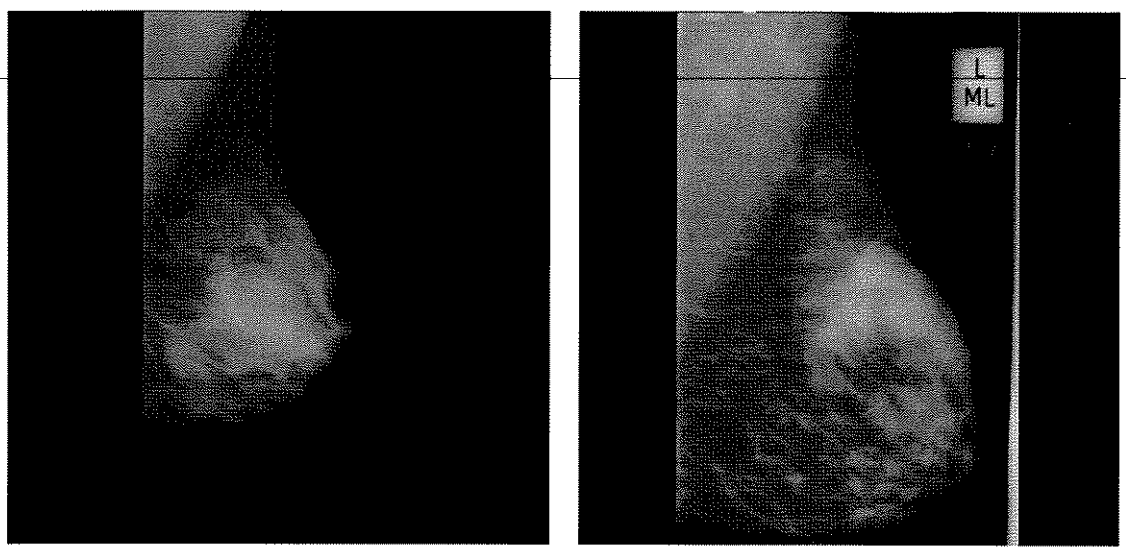
Tabela IV.1 - Características radiográficas de massas de seio.

O reconhecimento de uma massa em mamograma é observado pelo aumento da densidade do carcinoma em contraste com o tecido glandular de composição do seio. As células que compõem as massas estão mais próximas e, por isso, apresentam

maior opacidade no mamograma, também podendo desenvolver fibroses ao redor ou no próprio tumor. O tamanho medido de uma massa através de palpação, ou Tamanho Clínico, é bem maior que o medido pelos mamogramas, tornando-se uma importante característica no diagnóstico.

A descrição das formas e bordas é feita de modo aproximado, em função da grande diversidade existente de massas. A forma irregular varia com o grau de invasão nos tecidos vizinhos e com a reação fibrótica do local.

A diferenciação entre massas císticas e calcificações não é simples de ser efetuada e a tendência dominante é fazer uma biópsia e realizar exames microscópicos. Calcificações serão mais estudadas na seção seguinte. Na Figura IV.4 vemos dois mamogramas de massas, sendo um benigno e outro maligno.



(a) (b)

Figura IV.4 - Mamogramas de massas de seio. (a) benigno; (b) maligno.

Na classificação do banco de dados onde foram obtidas as imagens da Figura IV.4 (*The MIAS Database*), temos : (a) mamograma com tecido de fundo adiposo-glandular, possuindo uma massa bem definida de forma circular; e (b), apresenta

também as mesmas características de fundo, diferenciando-se na forma da anormalidade denominada de arquitetural. Ressaltamos a sutileza da classificação, importantes no diagnóstico do câncer e em uma possível cirurgia.

IV.2.4.2 Calcificações

Calcificações são estruturas de cálcio que pode se formar no organismo em função de alguma desordem ou disfunção entre o balanço de cálcio e outros minerais ou hormônios. Microcalcificações são calcificações de tamanho geralmente muito menor que 50 μm e ainda às vezes menor que 7 μm [18].

As calcificações são um dos mais importantes sinais de diagnóstico do câncer de mama [19] e são vistas em mais da metade dos cânceres de seio [18]. A introdução de técnicas mamográficas capazes de reconhecer detalhes mais finos, na década de 50, foi um passo importante na detecção de microcalcificações. Mesmo assim, muitas vezes ainda se torna necessário a utilização de uma lente de aumento para visualizar as microcalcificações acuradamente.

As células cancerígenas do seio em seus primeiros estágios de vida encontram-se principalmente nos ductos mamários [1]. Neste estágio, algumas delas morrem, podendo acumular-se e produzir microcalcificações. A visualização destas microcalcificações é difícil e os métodos clínicos de examinação praticamente não conseguem detectá-las com definição.

Os fatores que diferenciam o diagnóstico de calcificações no seio são tamanho (macro ou microcalcificações), forma e densidade, além da quantidade existente. Sua morfologia pode ser resumida em benigna e maligna, mas apesar dessa simplicidade, o diagnóstico é algumas vezes difícil.

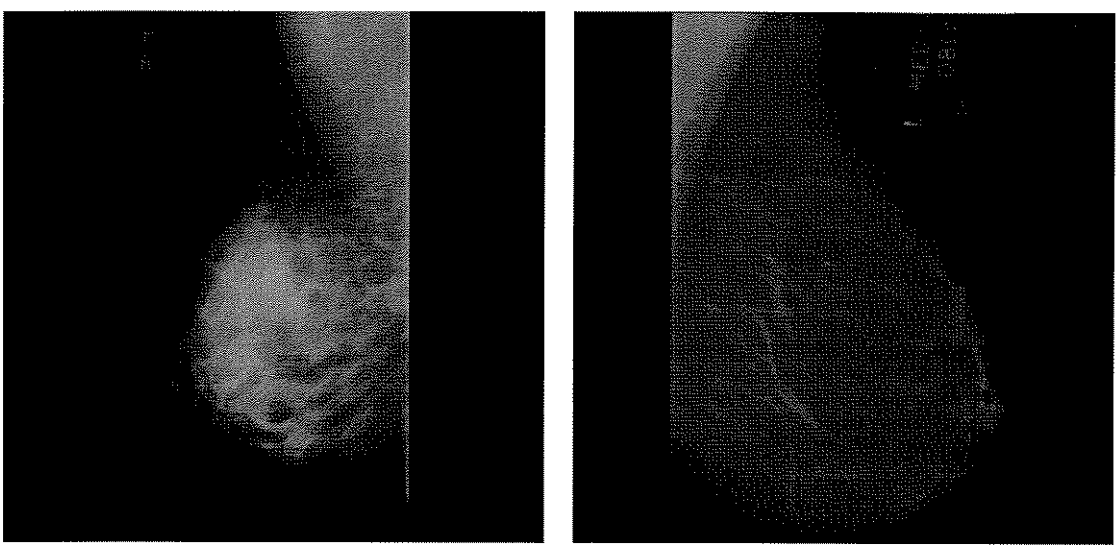
De modo geral, as microcalcificações podem ser classificadas como malignas de acordo com os seguintes critérios [18]:

i) devem ser relativamente finas;

ii) devem ser numerosas e incontáveis; e

iii) devem estar confinadas a uma área mensurável, bem definida.

Outros fatores de classificação são dados pela Tabela IV.1 da seção anterior. A classificação como maligno ou benigno nem sempre segue as regras acima. Alguns radiologistas afirmam, por exemplo, que um número superior a 10 microcalcificações já pode ser considerado câncer [19], portanto, a definição fica por conta da biópsia. As microcalcificações benignas podem ser convenientemente separadas em ductais e não ductais, devido a grande ocorrência de massas normais nessa localização. A Figura IV.5 apresenta dois mamogramas com microcalcificações.



(a) (b)

Figura IV.5 - Exemplos de microcalcificações em mamogramas: (a) benigno; (b) maligno)

A Figura IV.5 demonstra a dificuldade de visualizar microcalcificações em tecidos densos, como é o caso em (a); em (b), que apresenta tecido adiposo, percebe-se mais facilmente. No caso maligno, as microcalcificações estão próximas ao mamilo, concentradas, penetrando no ducto mamário.

IV.3 Aquisição de Dados e Modelamento da Filtragem Homomórfica

Os mamogramas usados neste trabalho foram obtidos junto à MIAS (*Mammographic Image Analysis Database*), uma organização inglesa interessada no estudo e análise de mamogramas. A base de dados da MIAS possui um total de 320 mamogramas digitalizados, denominados de *mdb* seguidos do número do mamograma, com uma ampla diversidade de anormalidades. A base de dados ainda fornece a característica do tecido de composição (de fundo) do seio, a localização aproximada da anormalidade e o raio do círculo que engloba a disfunção. Para as microcalcificações, a localização e o raio que abrange aplica-se ao conjunto e não a calcificações isoladamente. Os mamogramas que apresentam anormalidades são ainda classificados como malignos ou benignos. Toda essa divisão e classificação dos mamogramas é amparada por radiologistas, garantindo a veracidade das informações. A vista radiológica dos mamogramas é a médio-lateral (seção IV.2.3) e todos foram digitalizados no tamanho de 1024 x 1024 *pixels* com 256 níveis de cinza.

Para a discriminação das massas e microcalcificações nos mamogramas desenvolvemos uma *workspace* no *Sistema Khoros de Processamento de Imagens*[24], que possibilita a leitura, a filtragem homomórfica e a visualização das imagens. O método é composto também de uma operação *threshold*.

Os mamogramas digitais seguem o modelo multiplicativo de imagens, tal que as componentes de iluminação e reflectância são associadas às baixas e altas freqüências, respectivamente. As microcalcificações são associadas às componentes de alta freqüência do mamograma [3], assim como as bordas das massas, e a sua aparência é de pequenos pontos opacos distribuídos (ou concentrados) pela imagem [1]. As componentes de baixa freqüência representam o tecido de constituição do seio. O tecido que compõe o seio, ou tecido de fundo, é o elemento de contraste entre o que é ou não microcalcificação.

Um diagrama de blocos para o PH é esboçado na Figura IV.6. A imagem original $I(n_1,n_2)$ é primeiramente passada através de um reescalonamento logarítmico, como mostrado na Seção II.2.3. Esta operação separa as componentes da imagem que serão trabalhadas isoladamente.

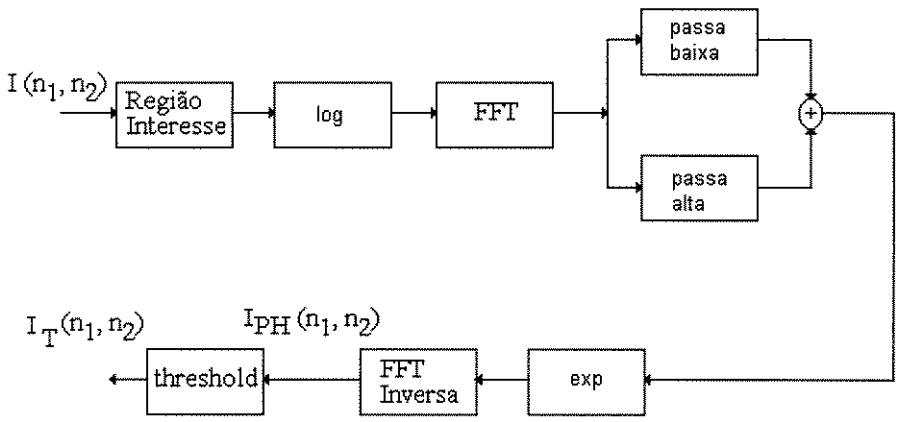


Figura IV.6 - Diagrama de blocos do PH aplicada a mamogramas digitais.

A separação de freqüências no PH é uma tarefa delicada. Como os mamogramas não são imagens que apresentam aguditizações ou variações bruscas na intensidade dos *pixels*, e as massas e microcalcificações muitas vezes só são percebidas pela diferença de textura, a escolha do filtro não é determinante, mas sim seus parâmetros. No caso, para os filtros passa-baixa e passa-alta utilizamos um filtro de Butterworth de ordem 3, como por exemplo, mostra a Figura IV.7 para o passa-alta.

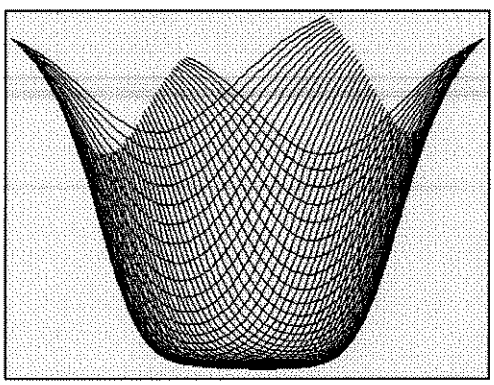


Figura IV.7 - Filtro de Butterworth de ordem 3 (passa-alta).

Os parâmetros dos filtros, ganhos e freqüência de corte, foram obtidos via experimentos baseados nos descritores do método. Uma observação preliminar da lesão e do tecido de fundo são úteis para o início do processo. Utilizamos a notação digital de freqüência adotada pelo *Khoros*, sendo que sua faixa varia de 0 (zero) até 0.5 (freqüência máxima).

Quando é efetuada a separação das componentes do mamograma e a posterior filtragem, pode ocorrer uma degradação no nível de iluminação da imagem. Para contornar esse problema, estamos propondo também uma variação do PH, chamado *Processamento Homomórfico Combinado (PHC)*, no qual somamos a imagem processada com a imagem original no domínio da densidade.

Para finalizar a identificação das massas e microcalcificações, realizamos uma operação *threshold*, como descrito na Seção II.2.2. Um valor ótimo de limiar

também foi objeto de busca desta técnica, a fim de segmentar somente a região de interesse no mamograma.

IV.3.1 Descritores Utilizados para a Classificação do Método

Para verificar o grau de correlação entre a imagem processada através do PH ou PHC e as informações que temos de cada mamograma (centro e raio aproximado da lesão), utilizamos a área da lesão como elemento de verificação e ajuste dos parâmetros do algoritmo. Esse descritor também é útil para o conhecimento da dimensão real da massa, bastando que se saiba da resolução de digitalização do mamograma.

Para isso, após a realização do *threshold* global do mamograma, de modo a separar somente a parte da imagem que contém a massa, fazemos uma proporção dos *pixels* "claros" com a totalidade da imagem ou região de interesse. Apresentamos a área atingida na forma de porcentagem.

É importante lembrar que para as microcalcificações, o centro e o raio aproximado da lesão constituem uma espécie de *"cluster"* e não significa que toda esta área esteja "clara" após o *threshold*. Neste caso, portanto, utilizamos o mesmo parâmetro (raio aproximado) para o ajuste do filtro.

Capítulo V

Experimentos, Resultados e Discussões

V.1 Introdução

A fim de estudarmos a viabilidade do uso do Processamento Homomórfico (PH) e do Processamento Homomórfico Combinado (PHC) na discriminação de massas e microcalcificações, analisamos um conjunto de 35 mamogramas digitalizados. Deste total, 20 são classificados como massas e 15, microcalcificações.

Decidimos realizar, como ponto de partida do nosso processamento, uma série de experimentos com um conjunto de 5 imagens, 3 delas apresentando massas e as outras duas, microcalcificações. O intuito é determinar um filtro homomórfico adequado à discriminação das anormalidades. No processo de experimentos foram geradas cerca de 50 imagens por mamograma.

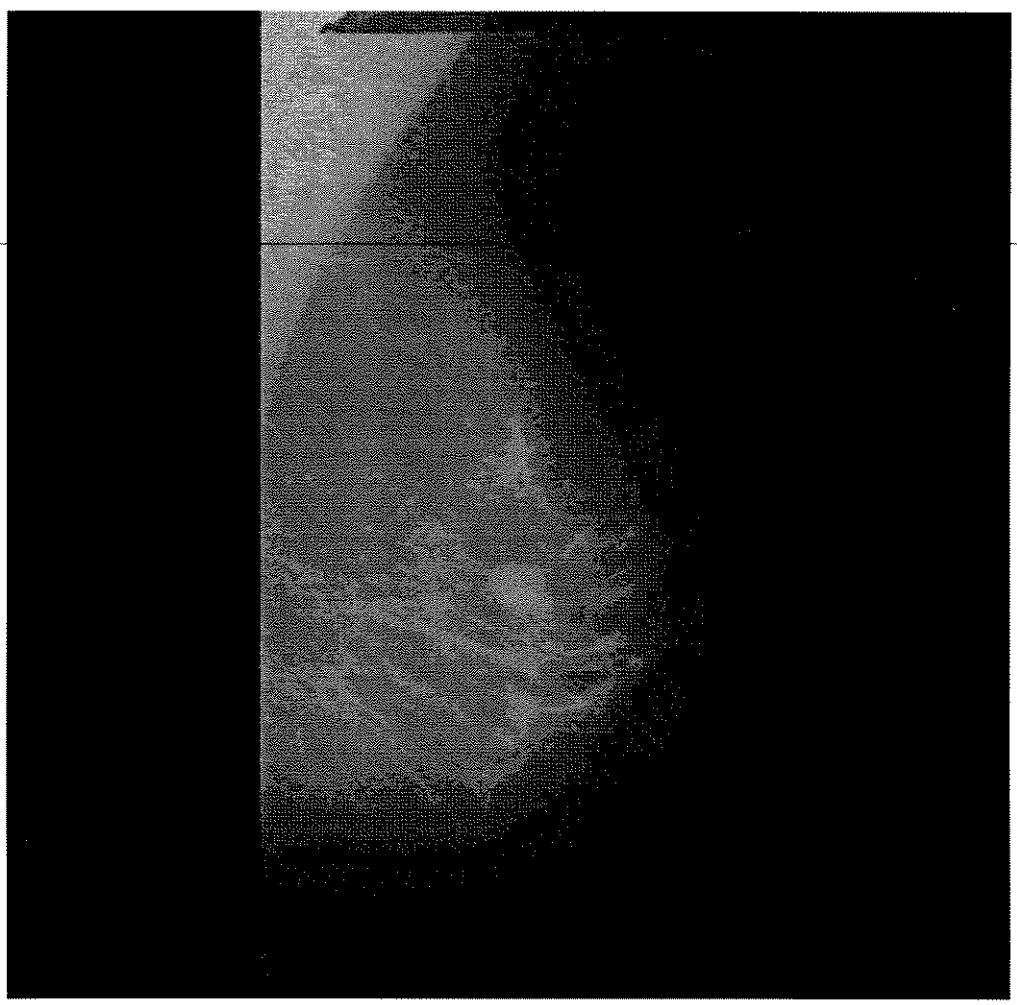
No caso das massas, utilizamos como elemento de ajuste dos parâmetros do filtro (freqüência de corte e ganhos) a área da lesão; para as microcalcificações, usamos o valor aproximado do raio que engloba o conjunto. Esses descritores foram discutidos na seção IV.3.1.

Apresentamos ainda uma série de resultados da aplicação do PH e PHC aos restantes dos mamogramas, segundo os dados obtidos nos experimentos.

V.2 Determinação dos parâmetros do filtro homomórfico

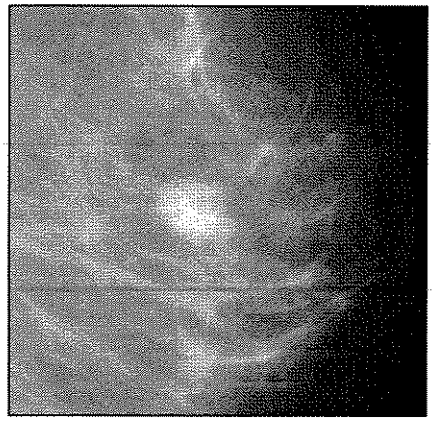
V.2.1 Ganho Passa-alta (GPA)

A Figura V.1(a) mostra a imagem mdb010[1], um típico mamograma do *MIAS*. Ela contém uma anormalidade tipo massa e a estrutura de fundo é de característica adiposa. A Figura V.1(b) mostra a região de interesse do mamograma. Na classificação do *MIAS* essa imagem, a mdb010, apresenta uma massa circunscrita de raio 33 *pixels*, aproximadamente. A Figura V.1(c) mostra esse mamograma binarizado através do processo de *thresholding* com T = 190. A escolha deste valor de limiar vem da observação do histograma de várias imagens do banco de dados.

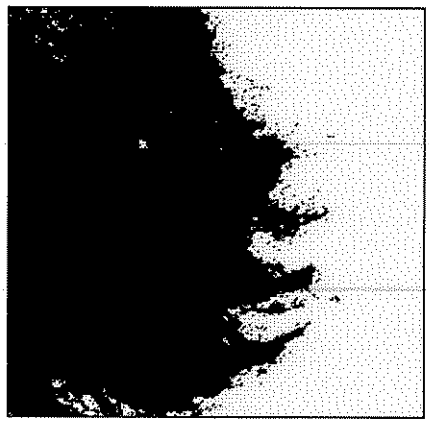


(a)

[1] Para efeito de editoração, reduzimos todos os mamogramas à metade do seu tamanho original.



(b)



(c)

Figura V.1 - (a) imagem mdb010; (b) Região de interesse do mamograma mdb010 e, (c) sua correspondente imagem binarizada. (ver página anterior para completa descrição)

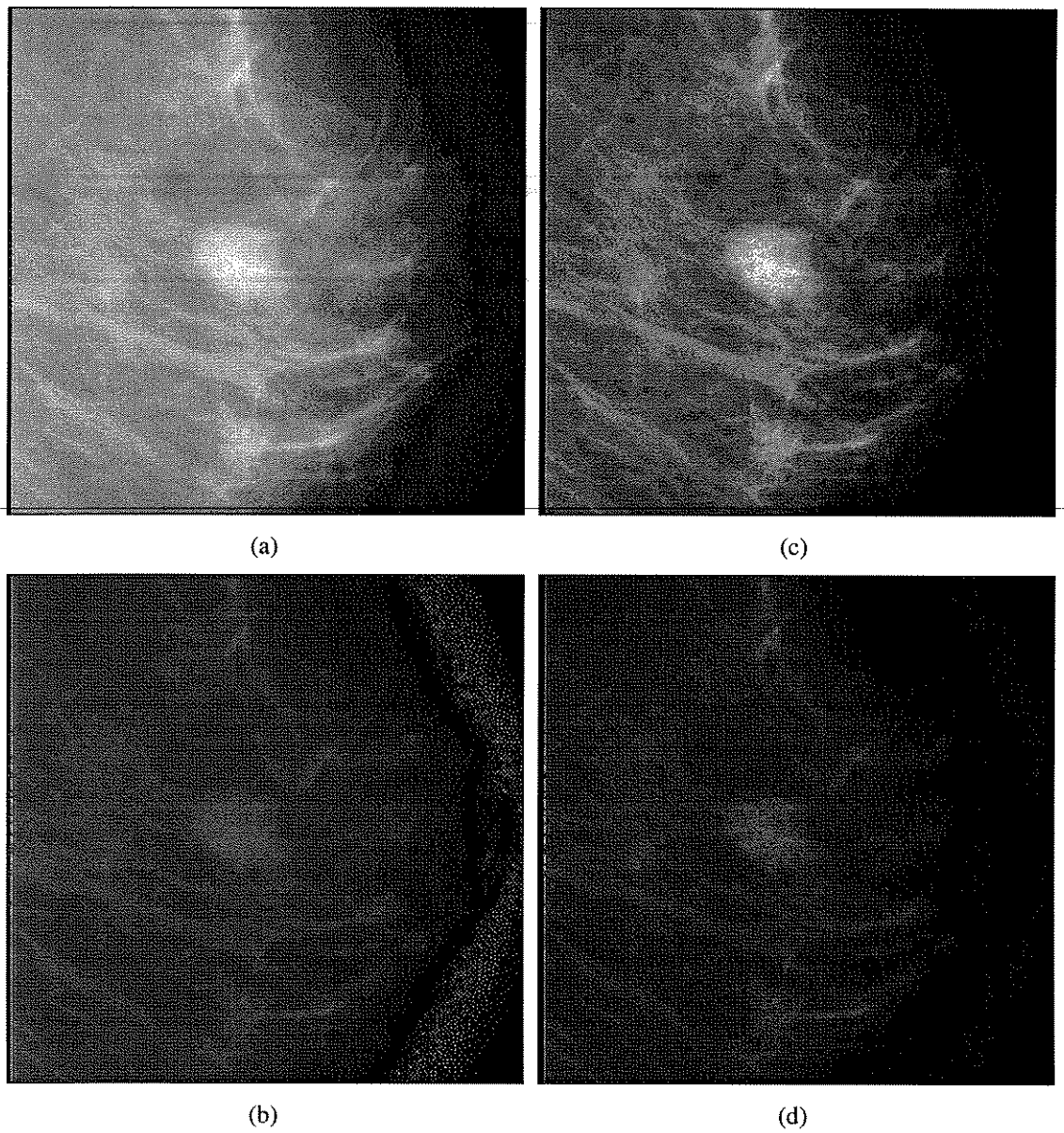
Como pode se vê na Figura V.1, a detecção da massa não é eficiente devido à baixa relação sinal-ruído inerente aos mamogramas e à complexa estrutura de fundo. A anormalidade compreende somente 1.3% da área total da região de interesse, o que não corresponde à Figura V.1(c).

A variação do ganho passa-alta produz uma imagem de maior contraste e ainda possibilita a enfatização das bordas das massas nos mamogramas. A Tabela V.1 apresenta uma análise quantitativa da relação GPA - Área da lesão detectada, para os processamentos homomórfico e homomórfico combinado.

GANHO GPA	ÁREA	
	PH	PHC
1.2	50.2%	15.8 %
1.3	17.0 %	15.8 %
1.4	16.1 %	15.7 %
1.5	1.8 %	1.5 %
1.6	0.6 %	1.5 %
1.7	0.17 %	0.38 %
1.8	0.24 %	0.36 %
1.9	0.12 %	0.05 %
2.0	0.08 %	0.04 %

Tabela V.1 - Variação da área da massa detectada para a mdb010 em função do ganho passa-alta.

Nesse experimento da Tabela V.1, usamos GPB igual a 1.0, de forma a não alterar o brilho da imagem, e Fc = 0.45, pois as bordas da massa (juntamente com as do seio) constituem elementos de alta freqüência da imagem. O limiar continua o mesmo, ou seja, T = 190. A mesma análise da Tabela V.1 pode ser acompanhada, para alguns valores, através da Figura V.2.

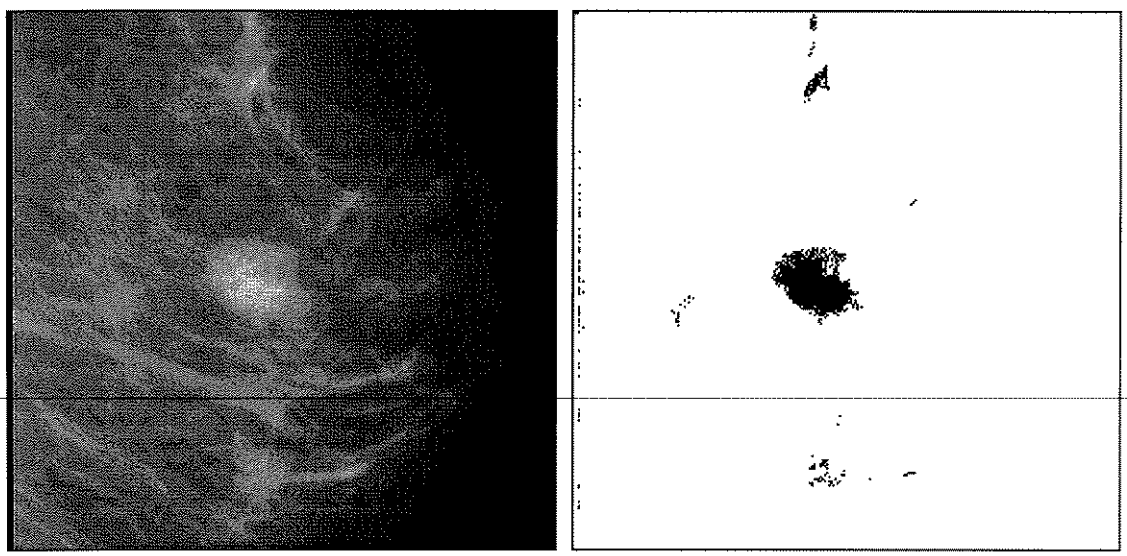


(a) (c)

(b) (d)

Figura V.2 - Aplicação do PH e PHC para a imagem mdb010: (a) PH com GPA = 1.2; (b) PH com GPA = 2.0; (c) PHC com GPA = 1.2; (d) PHC com GPA = 2.0.

Pode-se observar através da Figura V.2 que conforme GPA aumenta, a lesão fica melhor segmentada, até um ponto onde ocorre a saturação. Então, as bordas detectadas passam a ser somente entre o seio e o fundo do mamograma. Este processo de saturação é mais lento no PHC, que também apresenta uma imagem de melhor contraste. A Figura V.3 mostra o resultado obtido pela aplicação do PHC à imagem original e sua respectiva binarização.



(a) (b)

Figura V.3 - (a) imagem resultante da aplicação do PHC à mdb010, com GPA = 1.5 e, (b) sua correspondente lesão segmentada.

A área da lesão da Figura V.3(b) corresponde a 1,5% do total da imagem, bem próximo ao 1,3% diagnosticado pela *MIAS*. A Tabela V.2 apresenta uma análise da área para mais uma imagem teste, mdb012, em função de GPA. A característica do seio é adiposa e a anormalidade corresponde a, aproximadamente, 7.7% da área da região de interesse.

GANHO GPA	ÁREA	
	PH	PHC
1.2	57.36%	27.23%
1.3	56.21%	27.23%
1.4	56.07%	27.18%
1.5	31.39%	26.66%
1.6	10.97%	8.80%
1.7	1.20%	2.37%
1.8	0.42%	1.10%
1.9	0.08%	0.39%
2.0	0.05%	0.37%

Tabela V.2 - Relação entre área da lesão e GPA para mdb012.

Na Figura V.4 mostramos os resultados obtidos via PH e PHC na segmentação da imagem mdb025, fazendo variar GPA.

(a)

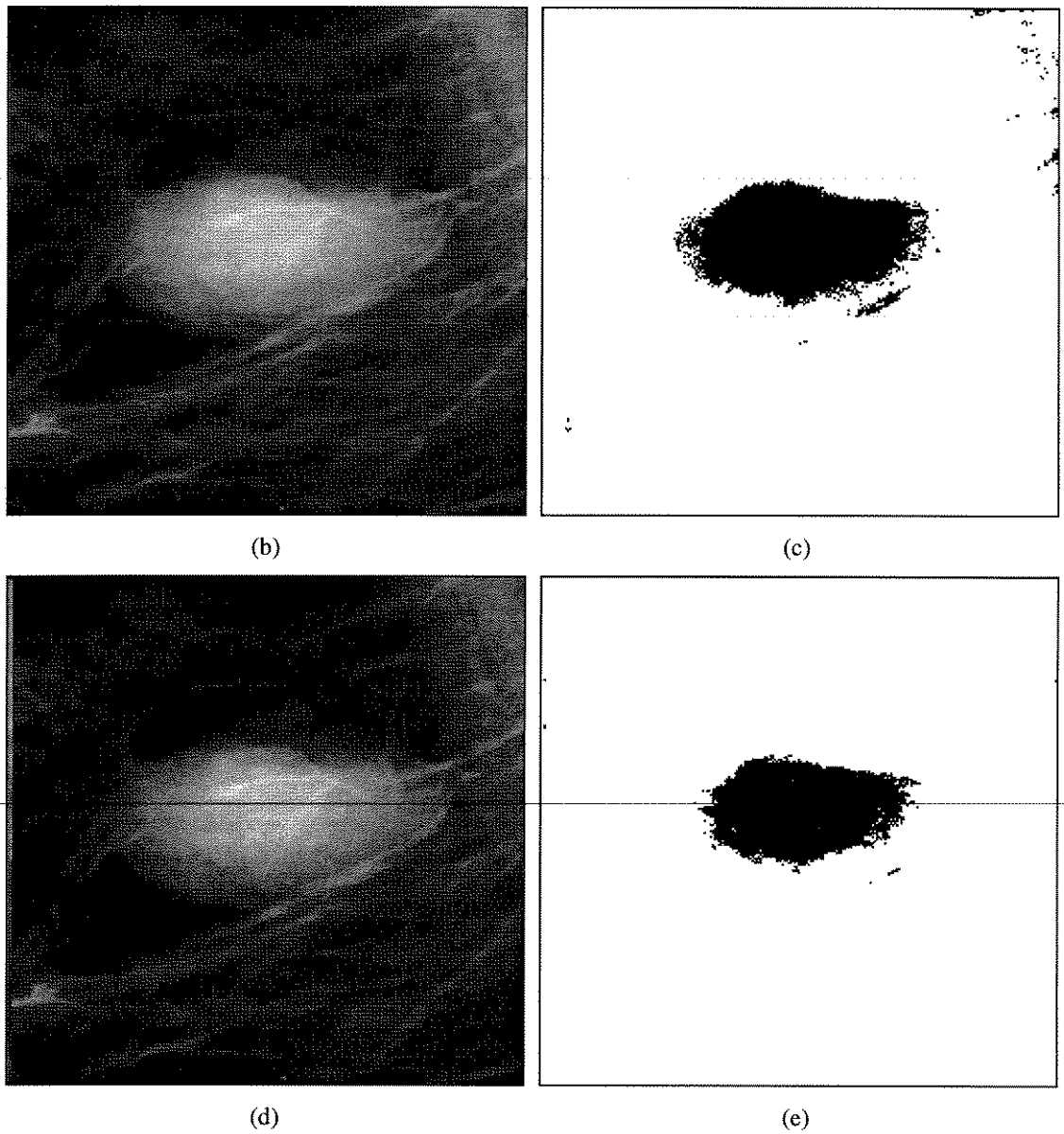
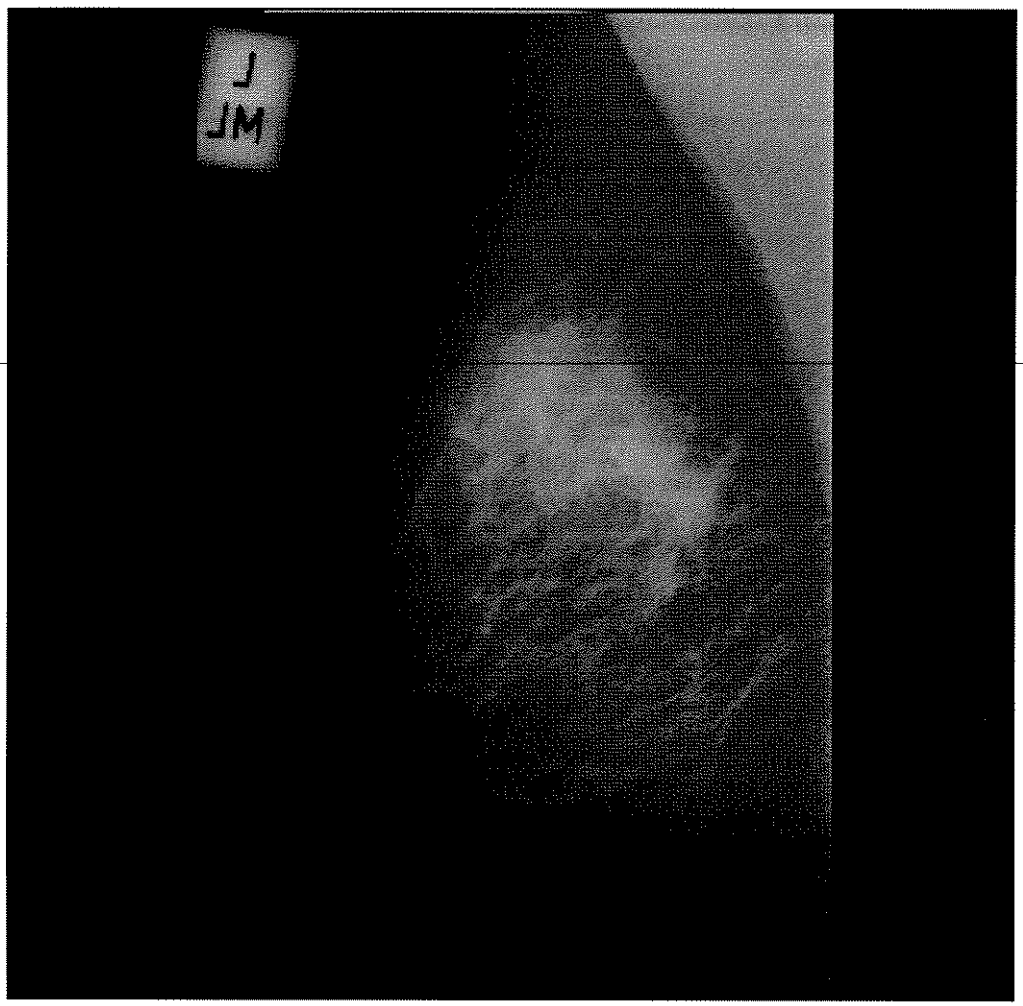


Figura V.4 - (a) mamograma mdb012 ; (b) resultado da aplicação de PH com GPA = 1.5 e (c) sua correspondente imagem binarizada; (d) resultado da aplicação de PHC com GPA = 1.5 e, (e) aplicação do threshold em (d). (ver página anterior para completa descrição)

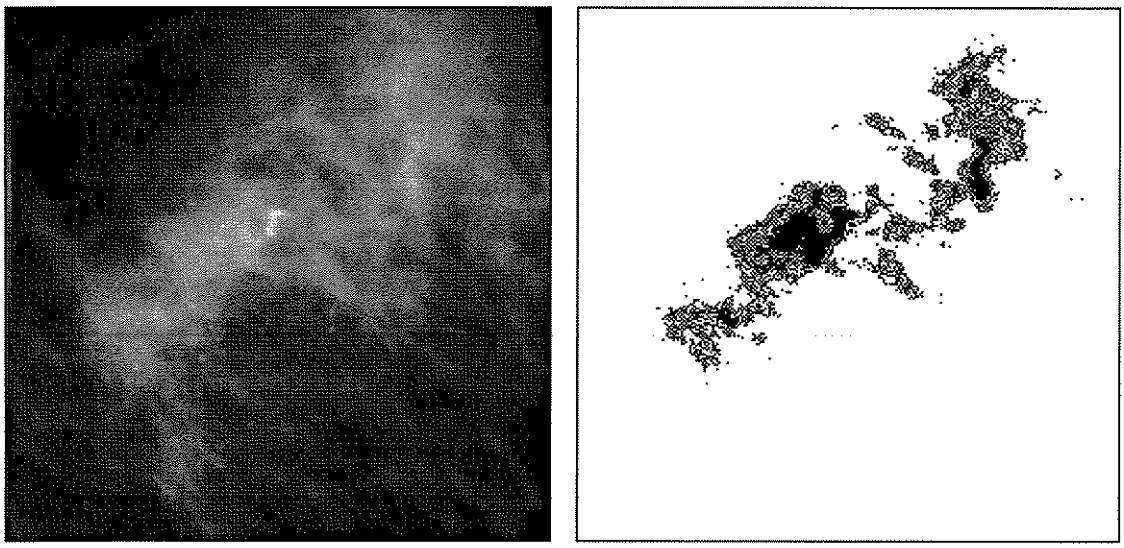
No caso das microcalcificações, pode ocorrer alguma dificuldade na detecção, percebida através da imagem segmentada. Este tipo de anormalidade apresenta pontos opacos no mamograma, na maioria isolados, enquanto que na segmentação eles podem surgir unidos, tal como as massas, em função da escolha de um *threshold* desapropriado. Esse é um motivo pelo qual usamos um descritor diferente na sua

classificação. Também utilizamos um *threshold* maior para as imagens com calcificações, já que se trata de corpos sólidos no seio (depósitos de cálcio).

A Figura V.5 mostra a imagem calcificada mdb209 e sua respectiva segmentação via PHC. O seio tem estrutura glandular, com traços de adiposidade. As coordenadas constantes no cabeçalho das imagens da *MIAS* indicam a posição das microcalcificações, possibilitando a escolha da região de interesse.



(a)



(b) (c)

Figura V.5 - (a) imagem mdb209; (b) resultado da aplicação de PHC, com GPA = 1.7, e (c) sua respectiva binarização (T = 200). (ver página anterior para completa descrição)

O raio que engloba as microcalcificações é de 87 *pixels* (*MIAS*), contra os 83 da Figura V.5(c). É possível que uma mudança no limiar possa melhorar o aspecto da imagem binarizada, como será estudado na Seção V.2.4. Na Tabela V.3 encontra-se uma análise para a imagem mdb231. A imagem é do tipo adiposa e suas microcalcificações se encontram num raio de 44 *pixels*.

GANHO GPA	RAIO	
	PH	PHC
1.2	100	75
1.3	100	75
1.4	100	60
1.5	95	60
1.6	95	60
1.7	95	60
1.8	95	55
1.9	85	55
2.0	70	55

Tabela V.3 - Relação entre o raio da lesão e GPA para mdb231.

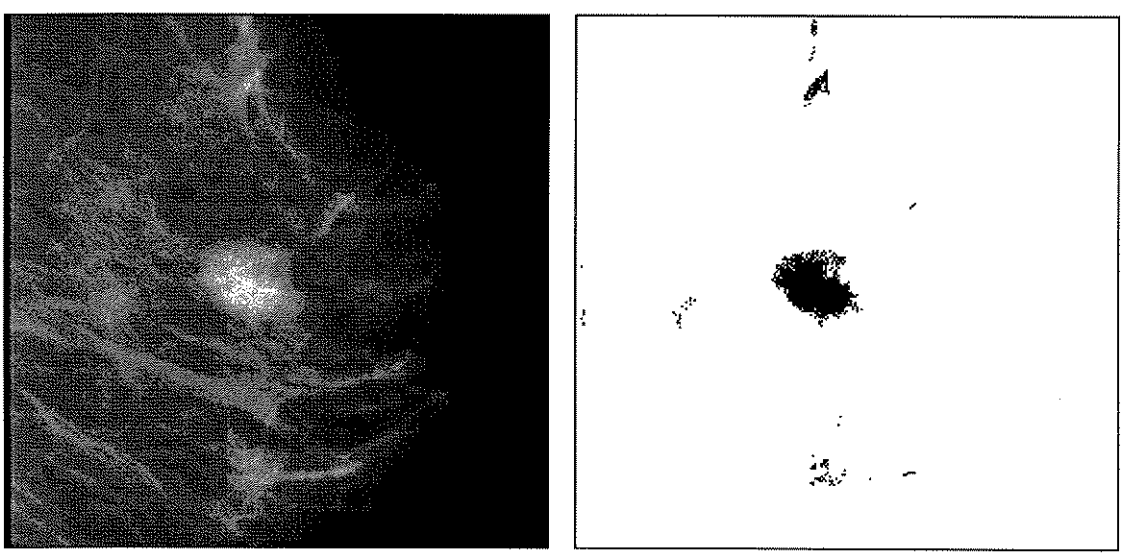
A diminuição do valor do raio na Tabela V.3 era seguida de uma piora na qualidade da imagem, principalmente no contraste.

V.2.2 Ganho Passa-baixa (GPB)

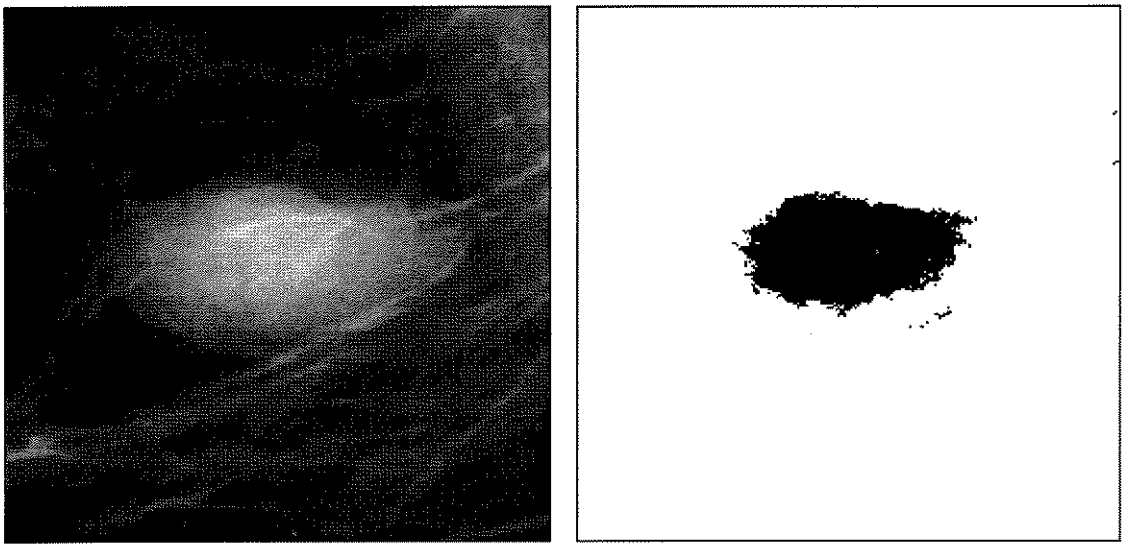
O ganho passa-baixa é responsável pelo nível de iluminação e, conseqüentemente, também pela relação de contraste. Sua alteração deve ser realizada em concordância com GPA, pois pode anular ou reduzir o efeito deste.

Portanto, escolhemos a imagem processada da seção anterior que apresentava melhor contraste e segmentação da anormalidade, e fizemos variar GPB. Essa variação deve ser sutil, pois pode alterar a estrutura de fundo do seio. Um seio adiposo poderá tornar-se denso ou vice-versa.

A Figura V.6 apresenta exemplos de resultados da aplicação de PHC às imagens mdb010 e mdb025. A imagem escolhida para a variação de GPB foi a que apresentava ganho passa-alta igual a 1.5.



(a) (b)

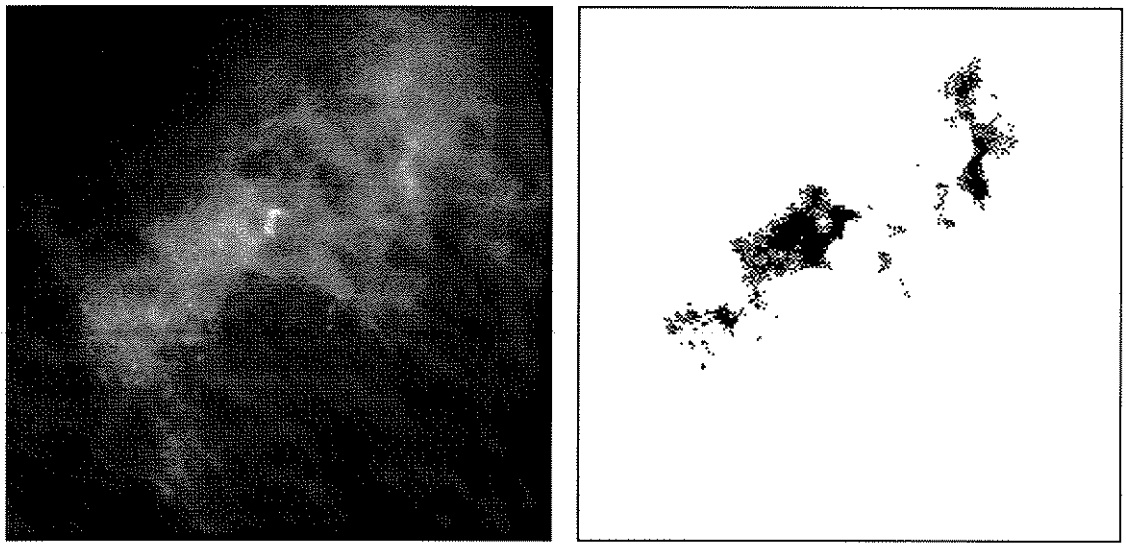


(c) (d)

Figura V.6 - (a) PHC aplicada à mdb010 e (b) sua respectiva segmentação; (c) aplicação de PHC à mdb025 e (d) a imagem binarizada. (ver página anterior para completa descrição)

No experimento da Figura V.6 usamos GPB = 1.8 em ambos os mamogramas, freqüência de corte igual a 0.45 e limiar valendo T = 190. No caso da imagem mdb010 o aumento de GPB provocava saturação, criando uma espécie de sombra nas bordas do seio. Por outro lado, a sensação de brilho melhorava um pouco o aspecto visual do mamograma.

As imagens com microcalcificações sofrem basicamente as mesmas modificações das que possuem massas quando se aumenta GPB. O brilho praticamente não é enfatizado ao custo de uma sensível melhora na segmentação. Compare os resultados da Figura V.7 com os obtidos pela Figura V.5. O raio das microcalcificações é de aproximadamente 80 *pixels*. O limiar foi 200.



(a) (b)

Figura V.7 - (a) Resultado da aplicação de PHC a mdb209, com GPB = 1.7 e (b) sua binarização.

V.2.3 Freqüência de corte (Fc)

É difícil separar as componentes de freqüência que representam bordas ou que correspondem a iluminação. Na verdade, essa divisão é praticamente impossível de ser realizada (seção III.3) e, portanto, trabalhamos a nível de aproximações baseadas na observação do tipo de imagem que se utiliza.

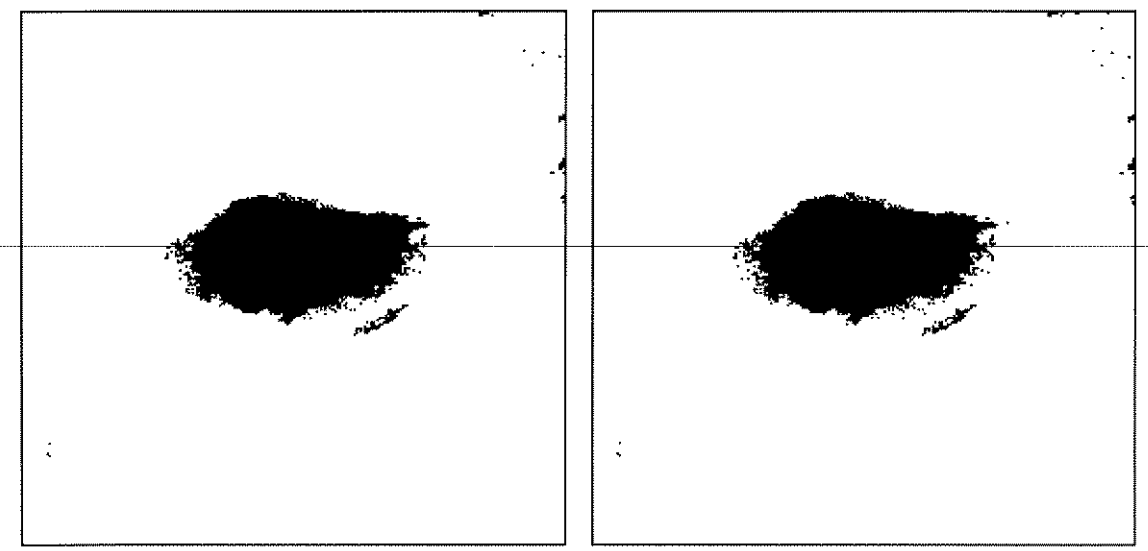
As imagens radiográficas são na sua maioria pobres de detalhes devido, principalmente, as limitações no range dinâmico do mamógrafo e à baixa iluminação. As componentes de baixa freqüência são predominantes nos mamogramas (tecido de constituição do seio) e prejudicam a detecção de anormalidades.

A partir do conhecimento das características das massas e microcalcificações (seção IV.2.4), começamos os nossos experimentos com uma freqüência de corte bem definida. A Tabela V.4 apresenta uma análise da área da massa com relação à freqüência para a mdb010.

Fc	PH	PHC
0.45	16.47%	3.84%
0.42	16.15%	3.84%
0.40	16.13%	3.85%
0.37	6.74%	3.81%
0.35	1.95%	1.71%
0.32	1.78%	1.53%
0.30	0.68%	1.54%

Tabela V.4 - Análise de Fc com relação a área da massa em mdb010 (GPA=.1.5 e GPB = 1.2).

Neste outro exemplo da Figura V.8, apresentamos a imagem mdb025 para alguns valores de Fc.

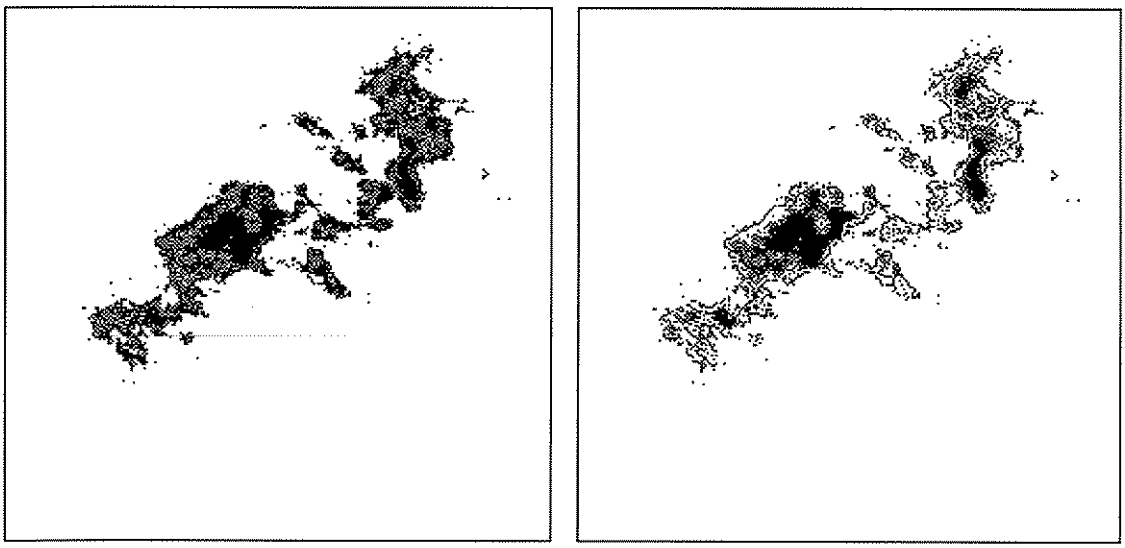


(a) (b)

Figura V.8 - Aplicação de PH em mdb025 com GPA = 1.5 e GPB = 1.2: (a) Fc = 0.45 e (b) Fc = 0.30.

Observe que no caso das massas a variação de freqüência pouco influi na segmentação da lesão, principalmente quando ela é de grandes dimensões, como mostra a Figura V.8.

Para as microcalcificações, sabidamente relacionadas às componentes de alta freqüência, a sensibilidade do mamograma à variação de Fc é mais aguçada. A Figura V.9 demonstra essa ligação.



(a) (b)

Figura V.9 - mdb209 após aplicação de PHC com GPA = 1.5, GPB = 1.0, T = 200: (a) Fc = 0.45 e (b) Fc = 0.30.

Note que as imagens calcificadas sofreram mais com a diminuição de Fc do que as imagens que possuem massas. A distribuição de pontos opacos sobre o mamograma aumenta as componentes de alta freqüência e, portanto, a sua dependência de Fc.

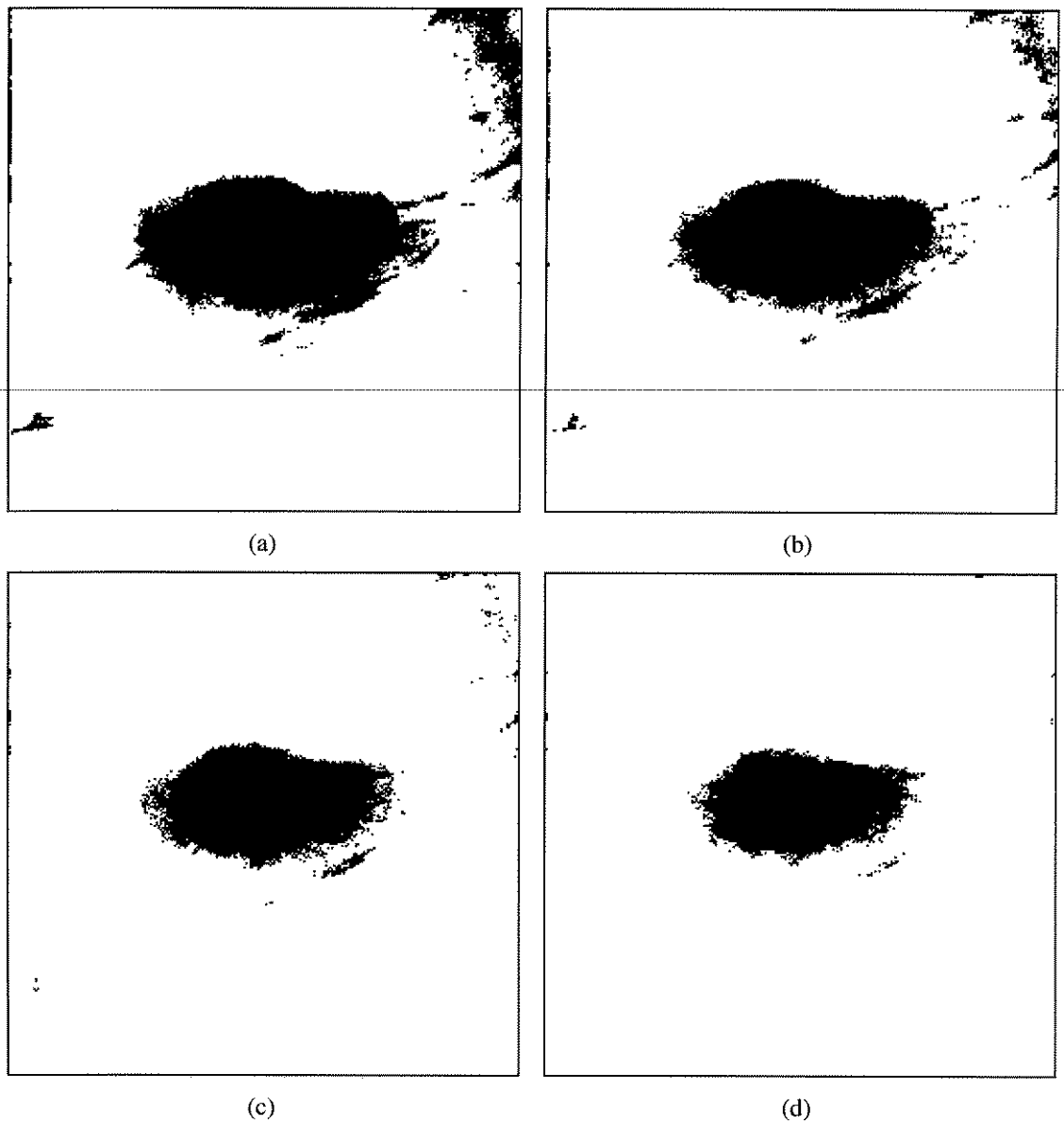
V.2.4 Threshold (T)

É importante que se trabalhe com um conjunto uniforme de imagens, provenientes de uma mesma fonte. Assim, elas possuem praticamente a mesma média e podem ser processadas através de uma mesma técnica de enriquecimento de imagem. Na mamografia, isso se traduz pela utilização de um mesmo mamógrafo e mesmas condições de digitalização.

O tecido de constituição do seio é o que mais influencia na determinação do limiar de binarização. Comparando-se seios adiposos e seios densos (ou até

glandulares) para um mesmo tipo de lesão, o nível de limiar será diferente para os dois e haverá uma maior facilidade para escolha no primeiro caso.

Na Figura V.10 temos a variação de T e sua influência sobre a detecção da área da massa para o mamograma mdb025. Utilizamos GPA = 1.5, GPB = 1.0 e Fc = 0.45.



(a) (b)

(c) (d)

(e) (f)

Figura V.10 - Variação do limiar para a mdb025: (a) T = 170; (b) T = 180; (c) T = 190; (d) T = 200; (e) T = 210 e, (f) T = 220. (ver página anterior para completa descrição)

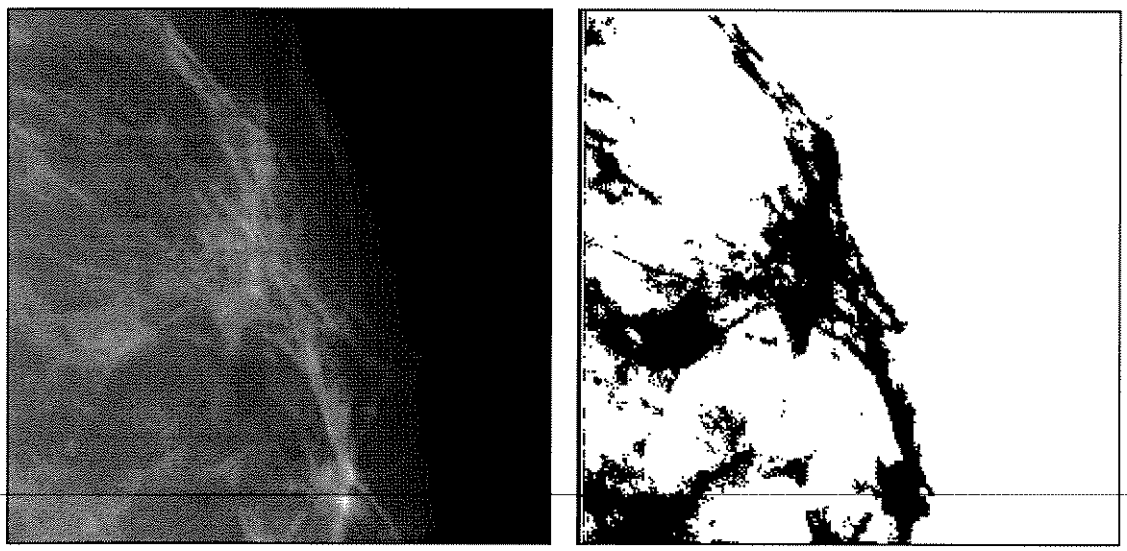
Na Figura V.10, gradativamente a lesão vai se moldando ao seu formato real, até perder dimensão e forma a partir de T = 200. Como o músculo peitoral é sensível aos raios X, a diminuição de T provoca a segmentação deste músculo. Se não se confronta a imagem processada com o mamograma original, poderíamos pensar que o peitoral é uma extensão da massa, caracterizando praticamente uma metástase.

A Tabela V.5 apresenta uma análise quantitativa da relação *threshold* - raio da lesão, para os processamentos homomórfico e homomórfico combinado aplicados ao mamograma mdb209.

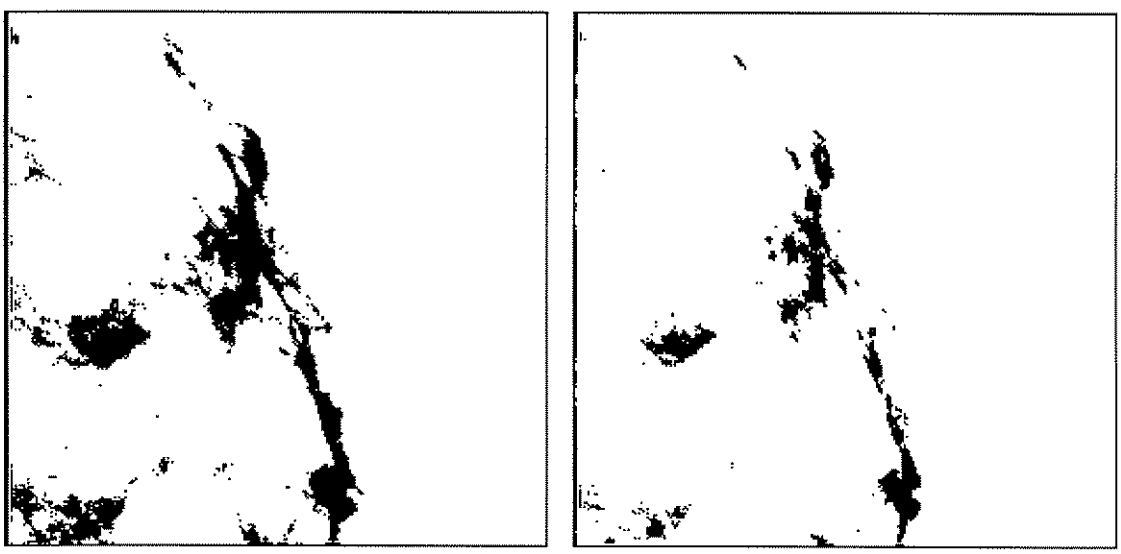
THRESHOLD	RAIO	
	PH	PHC
170	115	102
180	110	98
190	105	95
200	98	90
210	79	78
220	75	74

Tabela V.5 - Relação entre o raio da lesão e T para a mdb209.

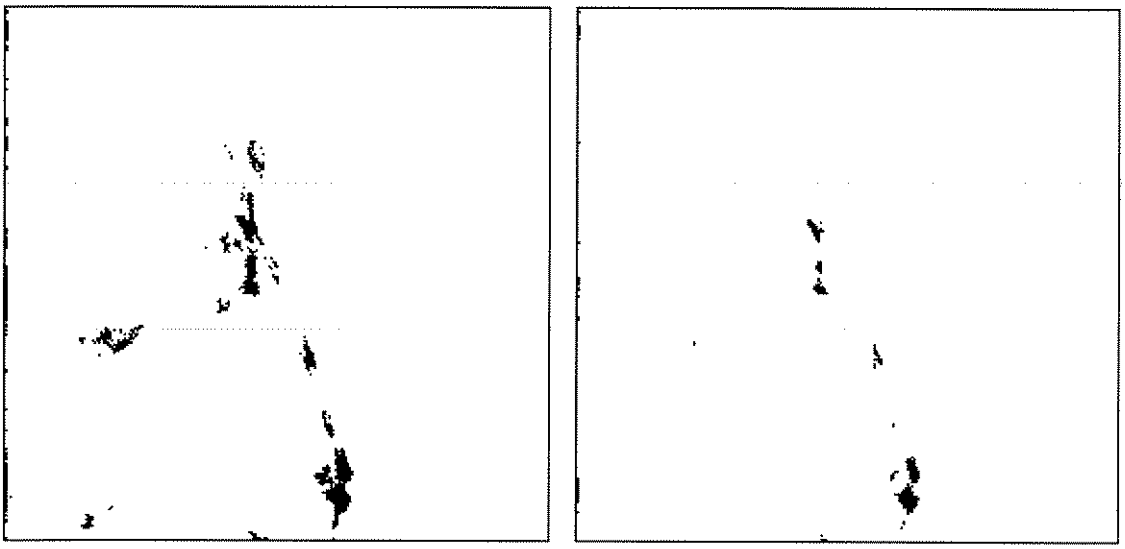
A presença das microcalcificações nos ductos mamários faz com que em boa parte dos mamogramas a lesão tenha uma aparência fina e alongada. Observe o exemplo da Figura V.11 onde a região afetada vai se "afinando" à medida que o t*hreshold* aumenta.



(a) (b)



(c) (d)



(e) (f)

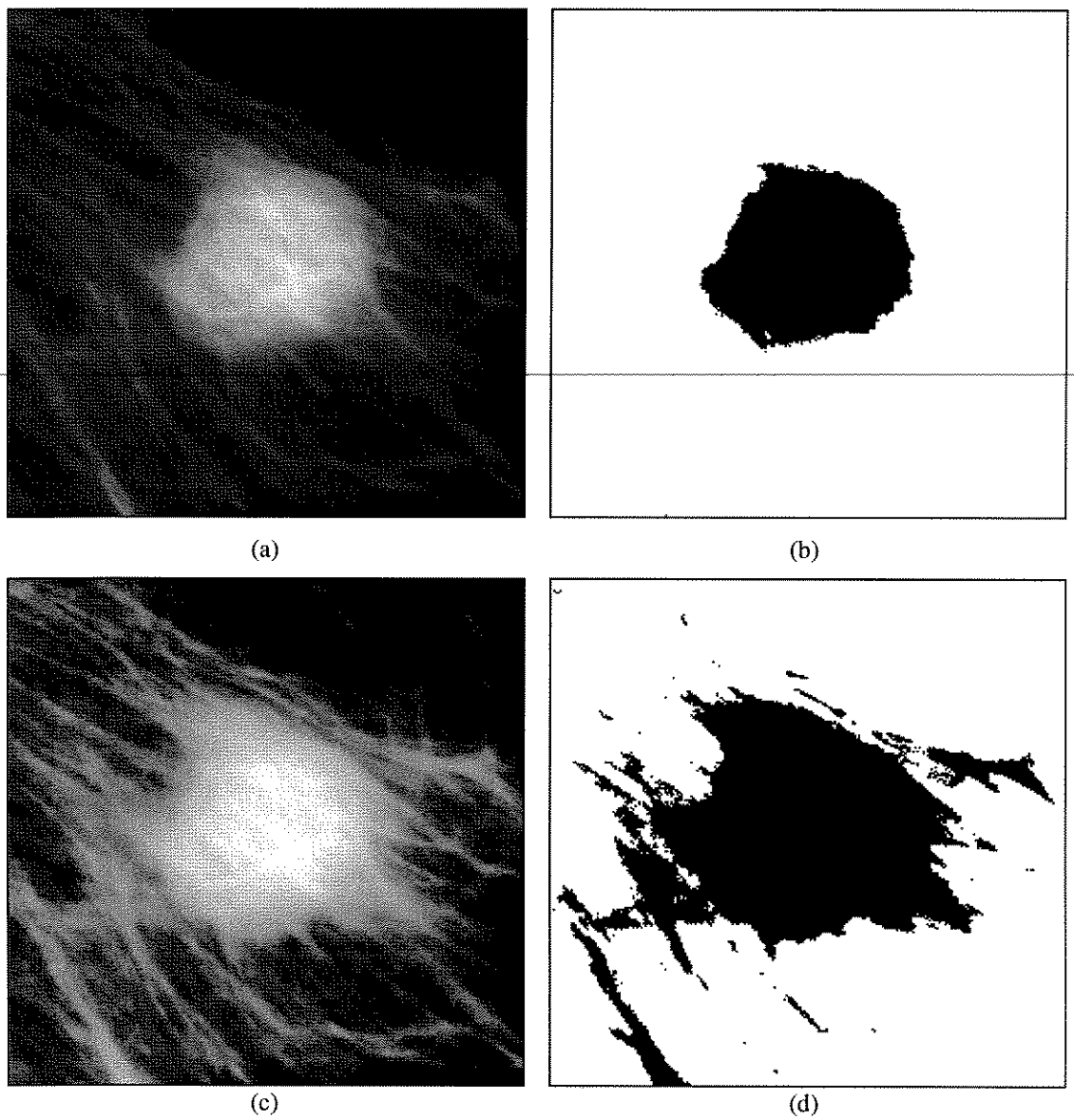
Figura V.11 - Mamograma mdb231: (a) original; (b) T = 170; (c) T = 180; (d) T = 190; (e) T = 200; (f) T = 210. (ver página anterior para completa descrição)

V.3 Resultados e comparações com outras técnicas

Após os experimentos com as imagens testes, aplicamos o PH e o PHC aos outros 30 mamogramas com parâmetros mais definidos que levam em consideração as características das anormalidades.

Sobre o ganho passa-alta (GPA), viu-se que na faixa de 1.5 a 1.7 ele produzia um mamograma de maior contraste, ressaltando as bordas das massas e microcalcificações. O ganho passa-baixa (GPB) tem uma relação de compromisso com o mamograma, pois quando aumentado melhora o brilho da imagem, mas paulatinamente diminui o contraste dificultando a segmentação. Portanto, preferimos não modificar o nível de iluminação. A variação da freqüência de corte (Fc) atinge basicamente as microcalcificações, prejudicando a segmentação à medida que é reduzida. E o *threshold* (T) é um parâmetro que oscila de acordo com o banco de dados e características de constituição do seio. Uma faixa de limiar adequada observada em nossos experimentos aos mamogramas do MIAS foi de 185 a 195 para as massas e 200 a 210, para as microcalcificações.

Apresentamos a seguir alguns resultados obtidos na discriminação das massas e microcalcificações através do PH e PHC. Em alguns exemplos, apresentamos também comparações com outros procedimentos de enriquecimento de imagem e, especificamente, segmentação de microcalcificações. A Figura V.12 mostra o resultado da aplicação do nosso método para o mamograma mdb028. O tecido de constituição do seio é adiposo e a área da lesão constitui 10.1% da região processada.



(a) (b)

(c) (d)

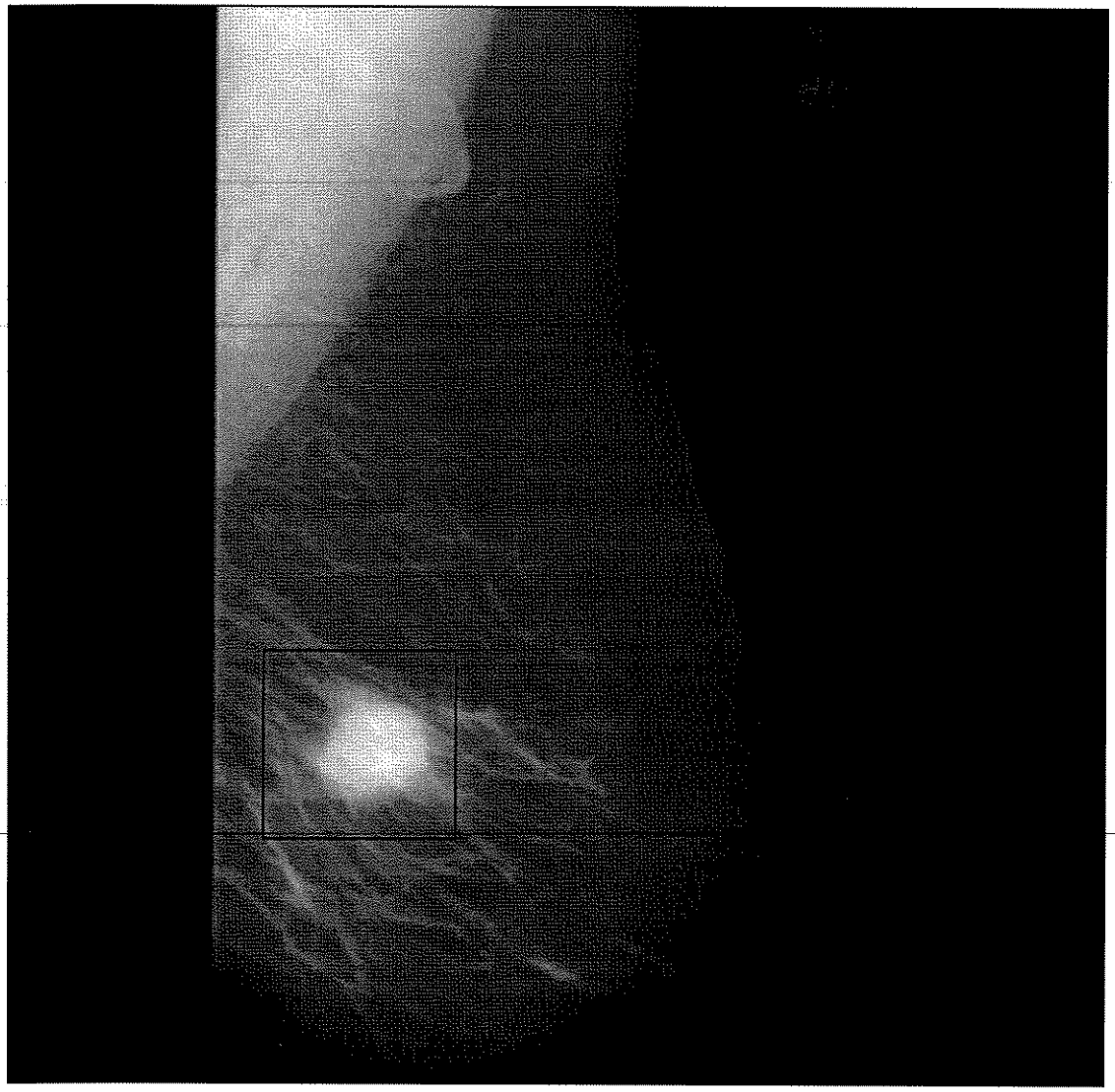


Figura V.12 - mdb028: (a) PH com GPA = 1.5, GPB = 1.0 e Fc = 0.45; (b) PH com T = 190; (c) mamograma equalizado e sua (d) binarização; (a) mamograma original.

Comparamos o PH com o procedimento de equalização de histograma (seção II.3), como mostra a Figura V.12(c) e (d), respectivamente as imagens equalizada e sua binarização. A massa da Figura V.12(b), resultante da aplicação de PH, possui 10.7% de área, enquanto que a equalizada tem cerca de 3 vezes mais. A equalização de histograma não se mostrou um método eficiente na melhoria do contraste e posterior segmentação dos mamogramas do *MIAS*. As imagens processadas têm um aspecto artificial (efeito da saturação[1]) e, devido ao espalhamento dos pixels na escala de cinza, parte do tecido do seio era convertido em anormalidade.

Utilizamos a técnica de interpolação (seção II.7) na apresentação das microcalcificações a fim de torná-las mais perceptíveis ao olho humano. A Figura V.13 mostra a mdb238 e suas imagens processada e segmentada.

(a)

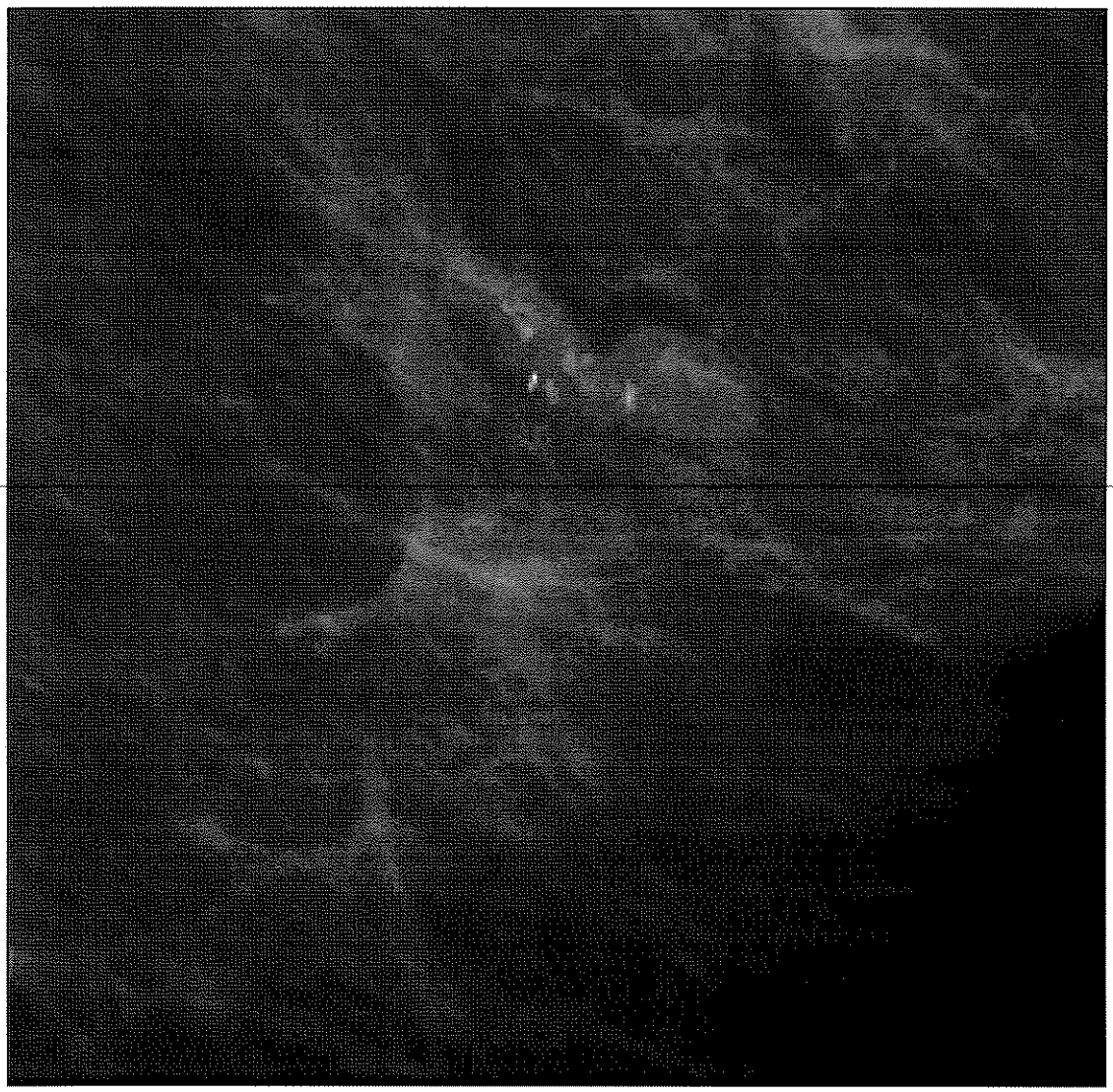
(b)

Figura V.13 - (a) mdb238; (b) imagem processada via PHC. (ver página anterior para completa descrição)

Aplicando T = 210 na Figura V.13(b) encontra-se um raio de aproximadamente 20 *pixels* para as microcalcificações. Pela MIAS, esse mesmo raio vale 17 *pixels*. Para a mdb252, que apresenta microcalcificações num raio de 23 pixels, fizemos uma comparação com o método utilizado por Yabashi *et al.* [2], que

tem fundamentos na seção II.6. A Figura V.14 mostra o mamograma mdb252, resultado obtido via PHC e a seqüência de imagens geradas por [2].

(a)



(b)

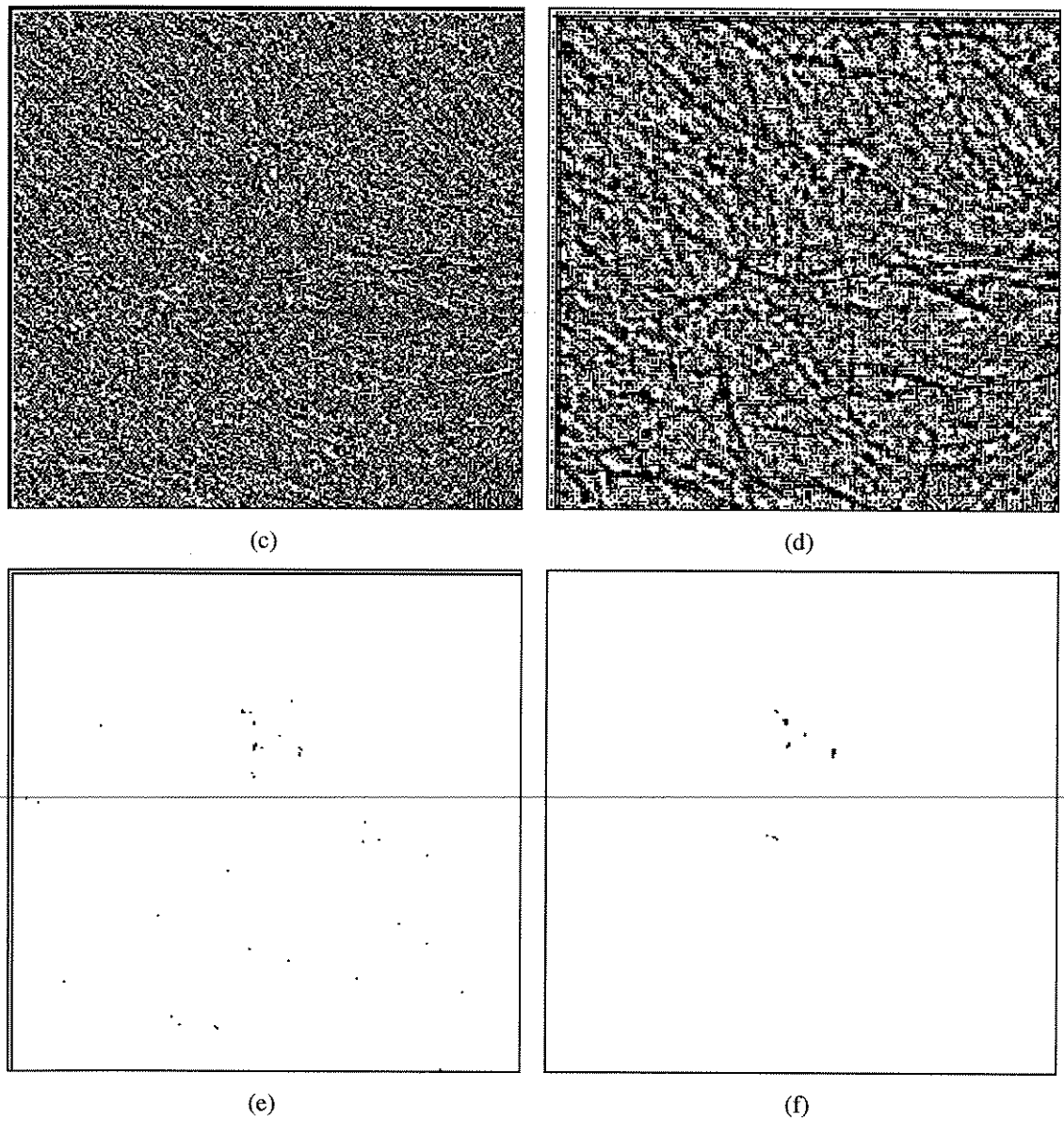


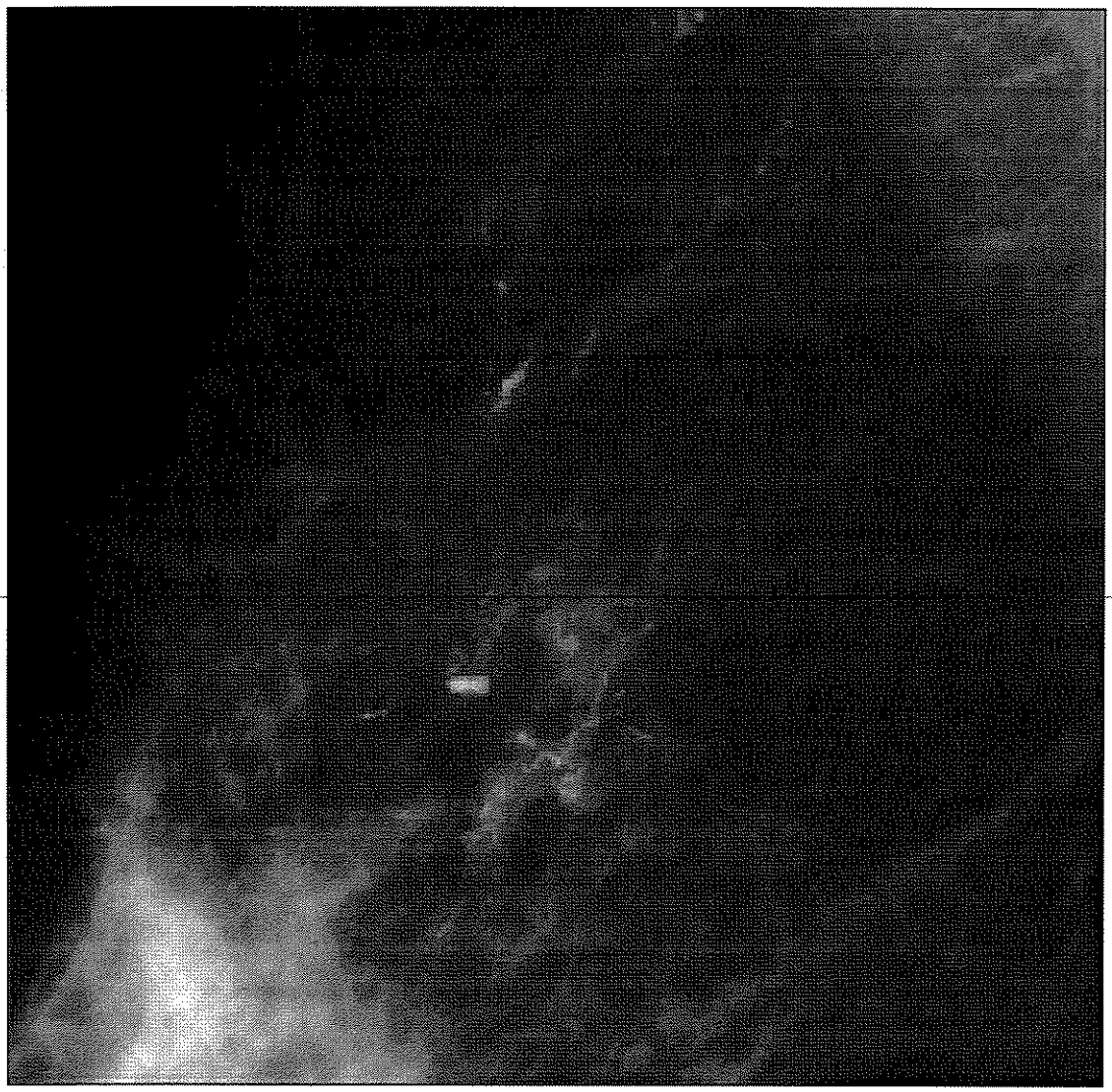
Figura V.14 - (a) mdb252; (b) imagem PHC; (c) laplaciano; (d) laplaciano com suavização [2]; (e) segmentação via [2]; (f) binarização via PHC com T = 200. (ver páginas anteriores para completa descrição)

O processamento demonstrado pelas Figuras V.14(c)-(e) é uma extensão do método apresentado em [2], onde os mamogramas só tinham 64 níveis de cinza. A classificação através do laplaciano apresentou um raio de 15 *pixels* para as microcalcificações, 16 no caso do PHC e 23 *pixels* pela MIAS. Há uma leve perda no corpo das microcalcificações além da produção de pequenos pontos isolados no

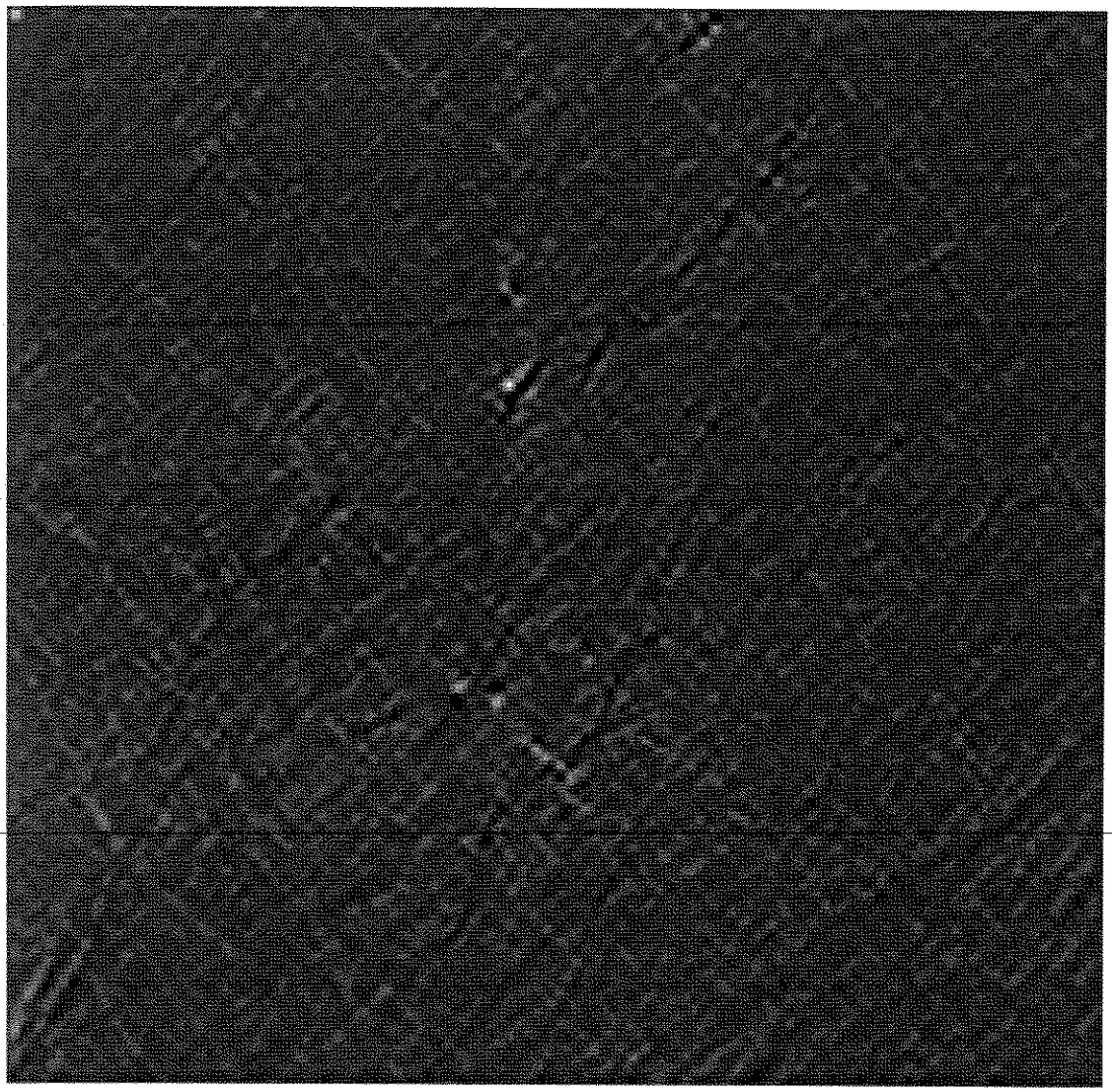
mamograma segmentado. Esses detalhes podem confundir o diagnóstico, conforme relata a seção IV.2.4.2.

Realizamos uma outra análise comparativa com os operadores de Sobel, tal como fez Jin & Kobatake em [3]. A Figura V.15 mostra um exemplo desta técnica e sua comparação com o PHC.

(a)



(b)



(c)

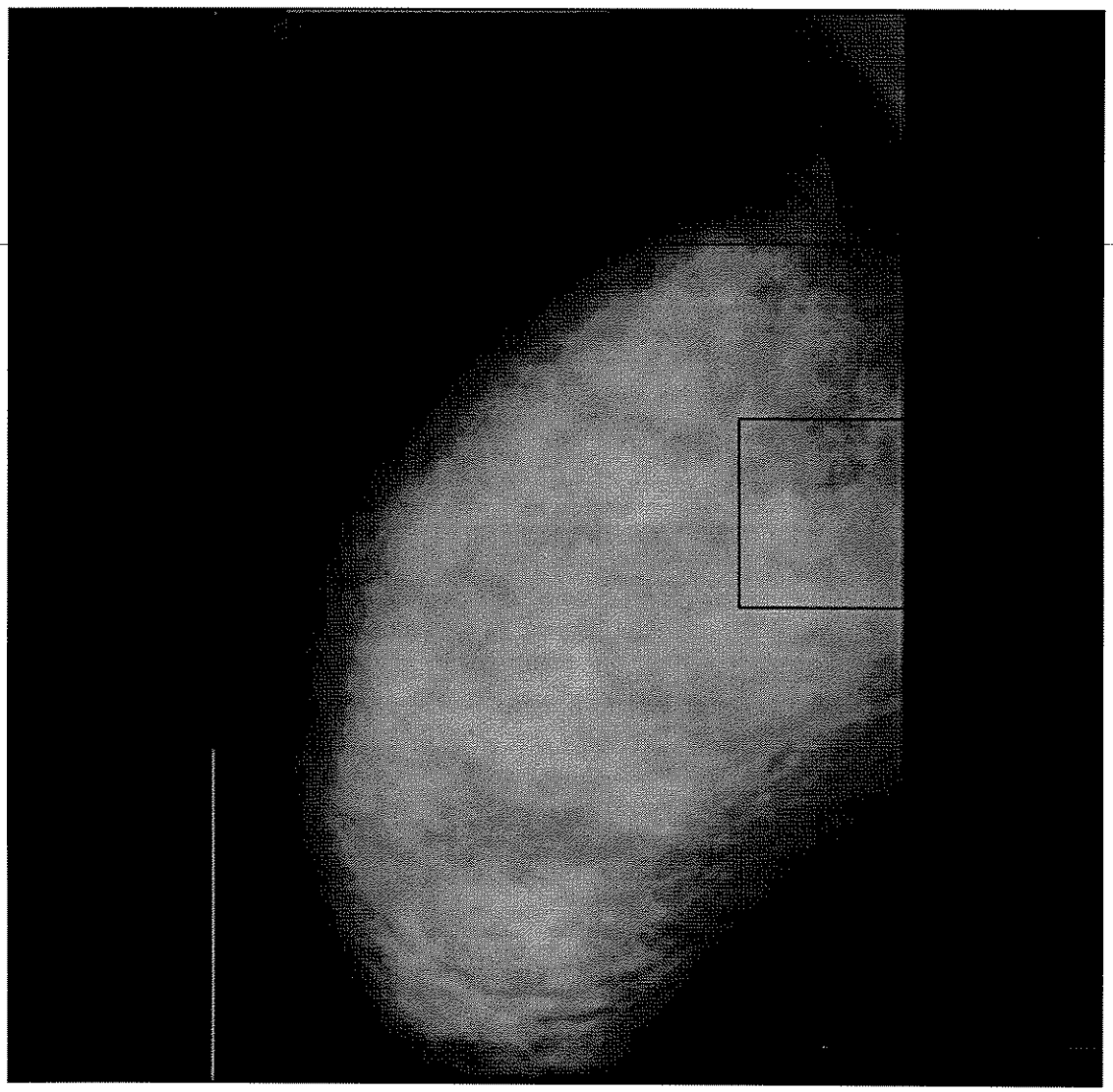
Figura V.15 - (a) mdb249; (b) PHC da região de interesse; (c) Aplicação dos operadores de Sobel . (ver páginas anteriores para completa descrição)

A técnica de utilização dos operadores de Sobel como forma de comparação é dificultada pela sua aparência. É preciso ter mais acuidade e experiência na observação dos mamogramas processados. A Tabela V.6 mostra o resultado da comparação da análise de 5 mamogramas com microcalcificações através da aplicação de PHC, Laplaciano [2] e operadores de Sobel [3].

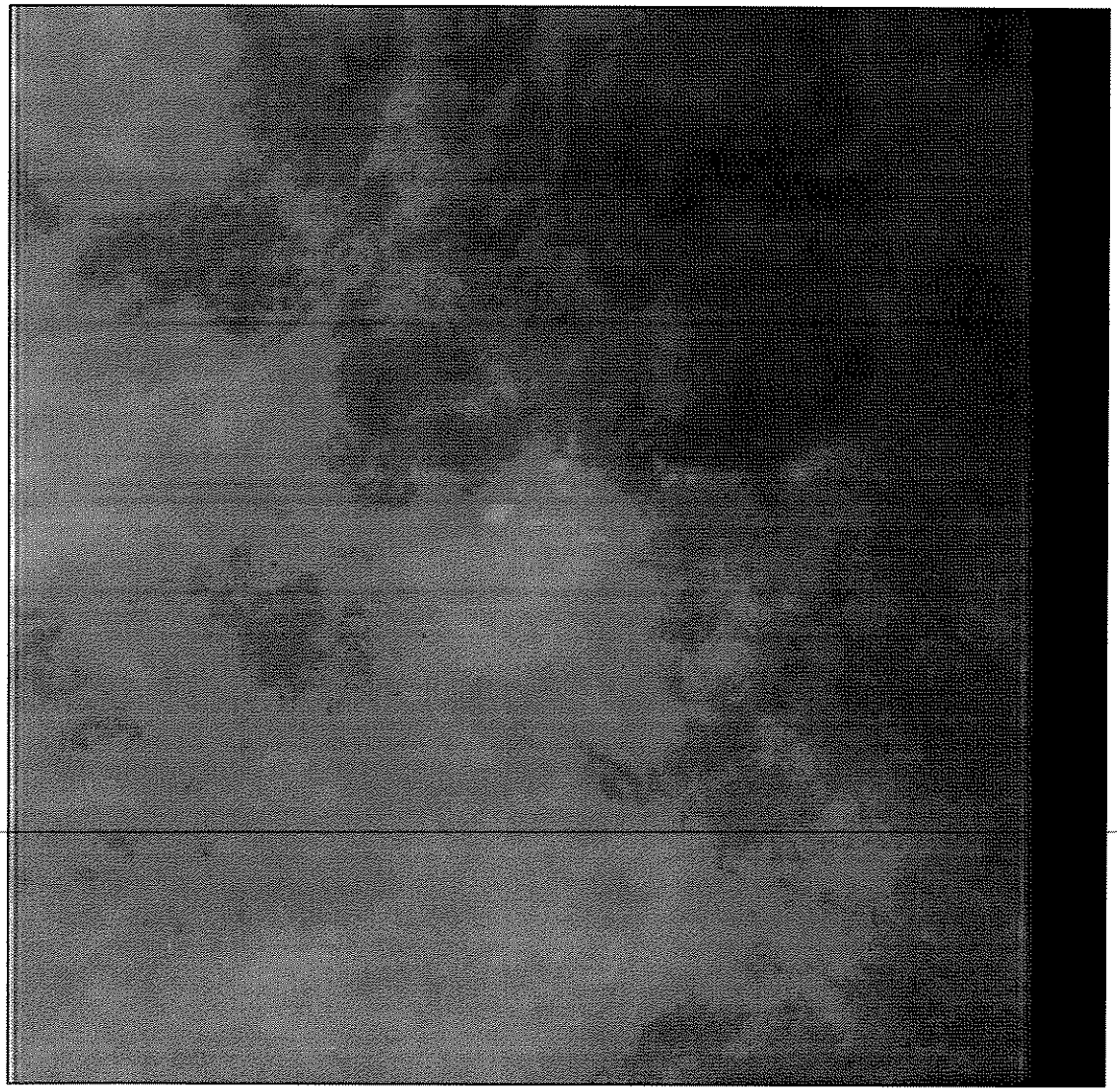
Mamograma	RAIO			
	PHC	LAPLACIANO	SOBEL	MIAS
mdb248	12	13	12	10
mdb249	60	-	70	48
mdb252	17	15	13	23
mdb253	18	-	5	28
mdb256	50	70	12	37

Tabela V.6 - Análise comparativa entre PHC e os métodos utilizados por [2] e [3].

Uma das maiores dificuldades na detecção das anormalidades é quando na presença de tecido denso. A lesão fica "escondida" e é necessário muita experiência para visualizá-la, quando não uma biópsia. Apresentamos na Figura V.16 o mdb253, um seio de tecido não muito sensível à radiação, e o resultado da aplicação do PHC.



(a)



(b)

Figura V.16 - (a) mdb253; (b) PHC da região de interesse. (ver página anterior para completa descrição)

A partir de nossos experimentos com o conjunto de 35 mamogramas, verificamos que a variação na determinação dos descritores (área e raio) estava, em média, 10%. Esse percentual aumentava até a casa dos 20% ou não tínhamos nenhum resultado satisfatório quando o mamograma era de tecido denso. Os mamogramas da MIAS foram digitalizados com a resolução de 50μm x 50 μm. Em termos reais, significaria dizer que uma massa de área 2.13μm^2 seria detectada como estando na faixa de 1.92 μm^2 a 2.34 μm^2.

A Tabela V.7 sumariza o resultado da aplicação do Processamento Homomórfico em nosso conjunto de mamogramas. Os números são dados em termos de detecções efetuadas de uma anormalidade existente. O termo usado na literatura específica é TP (true positive).

	TOTAL	DETECTADAS
MASSAS	20	18
MICROCALCIFICAÇÕES	15	12

Tabela V.7 - Resumo dos experimentos realizados com o conjunto de 35 mamogramas da *MIAS Database.*

A taxa TP de 86% é um pouco menor do que a das outras técnicas, em média 90%. Só que a comparação não pode ser feita diretamente, pois estas são específicas para um tipo de anormalidade.

Capítulo VI

Conclusões

Analisamos neste trabalho a utilização do Processamento Homomórfico na segmentação de massas e microcalcificações em mamogramas. Pelo exposto, verifica-se a flexibilidade deste método na discriminação das anormalidades, através da manipulação dos seus parâmetros e do desenvolvimento de uma pequena variante, o Processamento Homomórfico Combinado.

Verifica-se que existe um grande potencial no processamento homomórfico em segmentar as lesões, com discutido no capítulo V, sendo este procedimento uma técnica viável frente às já existentes. Contudo, como não existe uma teoria geral para medir a qualidade de uma imagem e devido aos métodos de enriquecimento de imagem serem empíricos, ressaltamos que a performance do processamento homomórfico foi boa para este conjunto de dados da *MIAS database*. Aliás, existe a carência de um banco de imagens mamográficas no Brasil, impossibilitando o estudo de acordo com a nossa realidade.

No caso da aplicação particular abordada neste trabalho, a filtragem homomórfica revelou sua utilidade na segmentação das massas e microcalcificações. As características das anormalidades juntamente com a dos mamogramas são favoráveis ao processo de discriminação.

A determinação de um filtro homomórfico serviu de ponto de partida para a segmentação das lesões, mas viu-se que a manipulação dos parâmetros poderia aumentar o grau de enriquecimento dos mamogramas. Neste mesmo sentido, observa-se que o PH é mais indicado para segmentar as massas, enquanto que o PHC, para as microcalcificações.

Uma dificuldade no processamento é a discriminação entre altas e baixas freqüências. Como a separação não era ideal, isto às vezes acabava enfatizando tecido do seio ou reduzindo bordas. Os resultados também não foram muito satisfatórios na discriminação das microcalcificações inseridas em tecidos densos. Neste caso, sugerimos um estudo mais específico, com tratamento diferenciado dos demais. A visualização dos resultados na forma impressa não corresponde totalmente com a do monitor do computador. Houve perda basicamente no brilho e resolução, principalmente no caso das microcalcificações que apresenta pequenos pontos "claros" no mamograma.

As técnicas de processamento de imagem são importantes principalmente porque permitem a detecção do câncer em seu estágio inicial. Portanto, sugerimos que trabalhos posteriores analisem a malignidade da lesão, segundo visto no Capítulo IV, a fim de que o diagnóstico seja mais completo.

Futuros trabalhos também poderão ser desenvolvidos com a utilização do Processamento Homomórfico no enriquecimento de outros tipos de imagens médicas, como por exemplo, angiogramas e imagens de células nervosas.

Referências Bibliográficas

[1] DHAWAN, A. P.; ROYER, E. L. Mammographic feature enhancement by computerized image processing. *Computers Methods and Programs in Biomedicine*, v.27, p.23-35, 1988.

[2] YABASHI, S.; HATA, M.; KUBO, K.; ISHIKAWA, T. Extraction and computational estimation of malignant microcalcification on mammography. *Systems and Computes in Japan*, v. 20, n.12, p.67-76, 1989.

[3] JIN, H.; KOBATAKE, H. Extraction of microcalcifications from mammograms using morphological filter with multiple stucturing elements. *Systems and Computers in Japan*, v.24, n.11, p.66-74, 1993.

[4] KAEWLIUM, A.; LONGBOTHAM, H. Application of gabor transform as texture discriminator of masses in digital mammograms. *Biomedical Sciences Instrumentation*, v.29, p.183-190, 1993.

[5] QIAN, W. *et al.* Application of wavelet transform for image enhancement in medical imaging. In: ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS IN ENGINEERING CONFERENCE, 1994, St. Louis. *Proceedings of the...* New York: ASME, 1994, p.651-660.

[6] PETRICK, N. *et al.* An adaptative density-weighted contrast enhancement filter for mammographic breast mass detection. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, v.15, n.1, p.59-67, 1996.

[7] OPPENHEIM, A.V.; SCHAFER, R.W.; STOCKHAM T.G. Nonlinear filtering of multiplied and convolved signals. *Proceedings of IEEE*, v.56, n.8, p.1264-1291, Aug., 1968.

[8] SCHREIBER, W.F. Image processing for quality improvement. *Proceedings of IEEE*, v.66, n.12, p.1640-1651, Dec., 1978.

[9] STOCKHAM, T.G. Image processing in the context of a visual model. *Proceedings of IEEE*, v.60, n.7, p.828-842, Jul., 1972.

[10] GRANRATH, D.J . The role of human visual models in image processing. *Proceedings of IEEE*, v.69, n.5, p.552-561, May, 1981.

[11] SAGHRI, J. A.; CHEATHAM, P. S.; HABIBI, A. Image quality measure based on a human visual system model. *Optical Engineering*, v.28, n.7, p.813-818, Jul., 1989.

[12] CARVALHO, M. A. G.; YABU-UTI, J. B. T. Processamento homomórfico: teoria e aplicações, *Publicação Interna FEE n. 002/96*, UNICAMP, 1996.

[13] JAIN, A. K. *Fundamentals of Digital Image Processing*. New Jersey: Prentice Hall, 1989.

[14] LIM, J. S. *Two Dimensional Signal and Image Processing*. New Jersey: Prentice Hall, 1990.

[15] GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. *Digital Image Processing*. Massachusetts: Addison Wesley, 1993.

[16] CICILIATO, V. Aumento da Profundidade de Campo do Microscópio Ótico Através de Processamento Digital de Imagens. *Tese de Doutorado*,

Faculdade de Engenharia Elétrica, Universidade Estadual de Campinas, Campinas/SP, março, 1995.

[17] DHAWAN, A. P. A review on biomedical image processing and future trends. *Computers Methods and Programs in Biomedicine*, v.31, n.3, p.141-183, April, 1990.

[18] EGAN, R. L. *Breast Imaging - Diagnosis and Morphology of Breast Diseases*. W.B. Saunders Company, 1988.

[19] PINOTTI, J. A. *Diagnóstico em Mastologia*. Editora Manole, 1980.

[20] MONTORO, A. F. *Mastologia*. São Paulo: Editora Sarvier, 1984.

[21] ZHOU, X.; GORDON, R. Detection of early breast cancer: an overview and future prospects. *Critical Reviews in Biomedical Engineering*, v.17, p.203-255, 1988.

[22] BRACCIALARGHE, D.; KAUFMANN, G. H. Contrast enhancement of mammographic features: a comparison of four methods. *Optical Engineering*, v.35, n.1, p.76-80, 1996.

[23] FORTES, H.; PACHECO, G. *Dicionário Médico*. Rio de Janeiro: Editor Fábio M. de Mello, 1968.

[24] THE KHOROS GROUP. *Khoros Manual, Volume I*. Albuquerque, University of New Mexico, 1991.

Anexo I
Glossário de Termos Relacionados à Câncer de Seio

Abscesso
Pus proveniente de alguma infecção. A formação de abscesso se denuncia por um conjunto de sintomas que se resumem em dor, calor, tumor, rubor, conseqüentes ao processo inflamatório.

Ácino
Partes de glândulas no seio onde fluidos ou leite é produzido

Adenoma
Tumor com estrutura glandular.

Adenocarcinoma
Uma forma de câncer que envolve células do revestimento das paredes de órgãos do corpo; carcinoma com disposição glandular. Câncer de seio é um tipo de adenocarcinoma.

Adiposo
Que tem gordura, muito gordo.

Alopecia
Refere-se à perda de cabelo resultante da quimioterapia ou radioterapia. Perda de cabelo causada por quimioterapia é temporária, já a resultante da radiação é permanente.

Auto-Exame no Seio (BSE - *Breast self-examination*)
Um método para as mulheres checarem a ocorrência de mudanças em seus seios.

Aréolo Mamilar
Campo circular ao redor do mamilo.

Bilateral
Pertencente a ambos os lados do seio.

Biópsia
Retirada de peças de tecido ou pequenos tumores para exame microscópico. Biópsia é o procedimento mais importante para o diagnóstico do câncer.

Benigno
Que não é câncer.

Calcificações
Pequenos depósitos de cálcio vistos no seio através da mamografia. Esses depósitos são resultados de células mortas.

Câncer
Um termo geral usado para descrever o crescimento anormal de células no organismo.

Carcinoma
Neoplasia maligna, constituída de células epiteliais que tendem a se infiltrar pelos tecidos circunjascentes e produzir metástase.

Células cancerígenas
Células que se dividem e reproduzem descontroladamente. Estas células podem atrapalhar o funcionamento de outras partes do corpo.

Condições Benignas no seio
Mudanças não cancerosas ocorridas no seio que podem causar dor, granulosidade ou outros problemas. Também chamada de condições fibrocísticas.

CT scan
Um raio X do corpo em várias seções.

Cisto
Uma estrutura anormal que contém líquido ou materiais semi-sólidos. É usualmente benigno.

Detecção
Descoberta da anormalidade.

Diagnóstico
Processo de identificar a disfunção ou lesão através de um sinal característico, sintoma ou exame laboratorial.

Ducto
Um caminho no seio por onde o leite passa dos lóbulos para o mamilo.

Edema
Excesso de fluido no corpo ou parte do corpo que provoca inchaço.
Fatores de risco
Qualquer aumento de probabilidade de adquirir doenças, tais como o câncer.

Fibra
Estrutura ou tecido orgânico em forma de fio.

Fibroadenoma
Tumor sólido não canceroso, mais comumente encontrado em mulheres mais velhas.

Fibrocístico
Em parte fibroso e em parte cístico.

Fibroma
Tumor constituído de tecido fibroso.

Hiperplasia
Crescimento excessivo anormal de células (benigno).

Inflamação
Reação dos tecidos às várias condições que podem resultar em dor, vermelhidão ou inchaço dos tecidos na área.

Lesão
Área do tecido que está doente.

Lobular
Pertencente a parte do seio que fica anterior aos mamilos, os lóbulos.

Lóbulos ou Lobos
Grupos de glândulas no seio que produzem leite.

Maligno
Câncer.

Mamograma
Raio X do seio.

Mastalgia
Dor no seio.

Mastectomia
Remover cirurgicamente o seio e alguns tecidos ao redor dele.

Metástase
Espalhamento do câncer para outras partes do corpo através do sistema linfático ou do sangue. As células da nova localização do câncer são do mesmo tipo do local original.

Mastite
Inflamação do seio.

Menopausa
Tempo no qual o ciclo menstrual da mulher termina. Geralmente ocorre dos 45 aos 55 anos de idade.

Necrose
Morte do tecido.

Neoplasia
Produção de tecido diferente do normal, em órgão.

Nódulo
Uma massa endurecida.

Oncologista
Um médico especialista no tratamento do câncer.

Palpação
Procedimento que utiliza as mãos para examinar órgãos.

Patologia
Estudo das doenças através de exames microscópicos de tecidos ou órgãos do corpo. Qualquer tumor suspeito de ser um câncer deve ser diagnosticado por meio de examinação patológica.

Patologista
Um profissional com treinamento especial em diagnosticar doenças através de amostras de tecidos.

Parênquima
Elementos nobres ou funcionais de um órgão.

Precanceroso
Mudanças celulares anormais potencialmente capazes de se tornarem câncer. Também chamadas de pré-malignas.

Prognóstico
Previsão do desenvolvimento da doença.

Radiologista
Profissional especializado em diagnosticar doenças através do uso de raios X.

Radioterapia
Tratamento do câncer com a energia de radiação. A radioterapia pode ser utilizada para reduzir o tamanho do câncer ou até destruir algumas células.

Ressonância Magnética (MRI - *Magnetic Resonance Imaging*)
Uma forma de raio X que usa magnetismo ao invés de radiação. MRI fornece uma imagem melhor para o tecido gorduroso que o raio X convencional.

Terapia Hormonal
Tratamento do câncer por alteração do balanço hormonal.

Tumor
Um tecido ou massa anormal. Pode ser maligno ou benigno.

Ultra-som
Utiliza ondas sonoras de alta freqüência para localizar tumores no corpo.