

Universidade de São Paulo
Escola de Engenharia de São Carlos
Departamento de Engenharia Elétrica

**MÉTODOS E ANÁLISE PARA SEG-
MENTAÇÃO DE IMAGENS ULTRASSO-
NOGRÁFICAS DA MAMA**

MARIA LUIZA MONTEIRO DELA VEGA

ORIENTADOR: Professor Dr. Homero Schiabel

São Carlos
2011

MARIA LUIZA MONTEIRO DELA VEGA

**MÉTODOS E ANÁLISE PARA SEG-
MENTAÇÃO DE IMAGENS ULTRASSO-
NOGRÁFICAS DA MAMA**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado à
Escola de Engenharia de São Carlos, da Univer-
sidade de São Paulo

Curso de Engenharia Elétrica com ênfase em e-
letrônica

ORIENTADOR: Professor Dr. Homero Schiabel

São Carlos
2011

Ficha catalográfica preparada pela Seção de Tratamento
da Informação do Serviço de Biblioteca – EESC/USP

D343m Dela Vega, Maria Luiza Monteiro
Métodos e análise para segmentação de imagens
ultrassonográficas da mama. / Maria Luiza Monteiro Dela
Vega ; orientador Homero Schiabel -- São Carlos, 2011.

Monografia (Graduação em Engenharia Elétrica com
ênfase em Eletrônica) -- Escola de Engenharia de São
Carlos da Universidade de São Paulo, 2011.

1. Imagens ultrassonográficas. 2. *Speckle*. 3.
Segmentação. I. Título.

FOLHA DE APROVAÇÃO

Nome: Maria Luiza Monteiro Dela Vega

Título: “Métodos e Análise para Segmentação de Imagens Ultrassonográficas da Mama”

Trabalho de Conclusão de Curso defendido e aprovado
em 15 / 12 / 2011,

com NOTA 8,0 (OITO, ZERO), pela comissão julgadora:



Prof. Associado Adilson Gonzaga - EESC/USP



MSc. Bruno Roberto Nepomuceno Matheus - EESC/USP



Prof. Associado Homero Schiabel
Coordenador da CoC-Engenharia Elétrica
EESC/USP

Agradecimentos

Ao professor Dr. Homero Schiabel, pela oportunidade, confiança, paciência, inspiração e apoio.

Aos professores Evandro L. L. Rodrigues, Edson Gesualdo, Adilson Gonzaga, Diógenes P. Gonzaga e Alberto Cliquet Junior pelos conselhos e por provarem que a formação Universitária não inclui apenas os ensinamentos passados em uma sala de aula.

Aos meus pais e irmãos, pela motivação constante.

À Karem Marcomini e demais colegas do LAPIMO (Laboratório de Processamento de Imagens Médicas e Odontológicas) pelo auxílio.

Aos amigos, sempre presentes.

Resumo

O uso do ultra-som como método de diagnóstico por imagem se transformou em um grande aliado da medicina para detecção de nódulos mamários. Além de não invasivo e não utilizar radiação ionizante, é o método mais indicado para investigação de mamas densas (jovens). Este projeto faz uma análise de segmentação para imagens ultrassonográficas de mama, utilizando métodos variados de segmentação visando a um estudo de métricas para avaliação de desempenho e de contorno do nódulo para auxílio na padronização do diagnóstico do carcinoma mamário. As primeiras etapas tratam de melhorias de contraste e nitidez da imagem para aumentar a confiabilidade do sistema de segmentação. O processamento de cada imagem é realizado por etapas divididas em: aquisição, pré-processamento e segmentação. Para o pré-processamento é extraída a região de interesse para a obtenção das medidas e a imagem é filtrada para extração do ruído tipo *speckle* característico de imagens ultrassonográficas. A segmentação de imagens ocorre por técnicas morfológicas de processamento de imagens, a fim de estabelecer um procedimento de comparação de desempenho e qualidade do resultado. Ou seja, o estudo das métricas e segmentação de imagens permite definir a melhor relação para padronização do processo de avaliação e classificação de imagens ultrassonográficas de nódulos mamários.

Os resultados foram avaliados qualitativa e quantitativamente por meio de inspeção visual e capacidade de detecção de estruturas nas imagens contatando-se assertividade do programa para o pré-processamento com Filtro Difusor Anisotrópico para minimização do ruído e segmentação pelo método de Canny.

Palavras-chaves: imagens ultrassonográficas, *speckle*, segmentação.

Abstract

The use of ultrasound as a method for image diagnostic has become a big ally to detect breast cancer. In addition to being non-invasive and not using ionizing radiation, it is the best method for investigation of dense (or/and young) breasts. This project is an analysis of segmentation for breast ultrasound images, using a variety of methods to metrics study for performance evaluation and boundary node detection to aid in standardizing the diagnosis of breast carcinoma. The first steps deal with improvements of contrast and sharpness to increase the reliability of segmentation system. The processing of each image is divided into acquisition, preprocessing and segmentation. To pre-process is extracted a region of interest for the measurements and the image is filtered to extract the *speckle* type noise characteristic of ultrasound images. Image segmentation is done by morphological image processing techniques to set a procedure to compare performance and quality of the result. So, the study of metrics and segmentation allows the best standard to evaluate and classify ultrasound images of breast nodules.

The results were evaluated qualitatively and qualitatively by visual inspection and detection capacity of structures in the images proving the assertiveness about preprocessing Anisotropic Diffusion filter to noise minimize and Canny segmentation.

Key-Words: ultrasound images, *speckle*, segmentation.

Lista de Figuras

FIGURA 1.1 - DEFINIÇÃO EM RELAÇÃO À FORMA	22
FIGURA 1.2 – DEFINIÇÃO EM RELAÇÃO AOS LIMITES	22
FIGURA 1.3.1 – DEFINIÇÃO EM RELAÇÃO AO CONTORNO	23
FIGURA 1.3.2 – DEFINIÇÃO EM RELAÇÃO AO CONTORNO	23
FIGURA 1.4 – DEFINIÇÃO EM RELAÇÃO À ECOGENICIDADE	23
FIGURA 1.5 – DEFINIÇÃO EM RELAÇÃO À ECOTEXTURA	23
FIGURA 1.6 – DEFINIÇÃO EM RELAÇÃO À ECOTRANSMISSÃO	24
FIGURA 1.7 – DEFINIÇÃO EM RELAÇÃO À ORIENTAÇÃO	24
FIGURA 2.1 – PRINCÍPIO DO PROCESSO DE AQUISIÇÃO DE IMAGEM	29
FIGURA 2.2.1 – MODO-A DE OPERAÇÃO	30
FIGURA 2.2.2 – MODO-A DE OPERAÇÃO	30
FIGURA 2.3 - REPRESENTAÇÃO DO MODO-B	31
FIGURA 2.4 - REPRESENTAÇÃO DO MODO-M	32
FIGURA 2.5 - IMAGEM CARDÍACA, NO MODO M, DA VÁLVULA MITRAL	32
FIGURA 2.6 – EXEMPLO DE USG EM MODO DOPPLER	33
FIGURA 2.7 – O APARELHO DE USG (ACUSONX300, SIEMENS, 2010)	34
FIGURA 2.8 – TRANSDUTORES (SIEMENS, DIVERSOS MODELOS PARA US ACUSON X300, 2010).....	35
FIGURA 3.1 – IMAGEM REAL DE NÓDULO DA MAMA.....	39
FIGURA 3.2 – ILUSTRAÇÃO DO PROBLEMA GERAL DO FILTRO DE WIENER	40
FIGURA 3.3 – EXEMPLO DA APLICAÇÃO DO FILTRO DA MODA (3X3)	41
FIGURA 3.4 – DEMONSTRAÇÃO DE FIGURAS COM ALTO E BAIXO CONTRASTE.....	44
FIGURA 3.5 – COMPARAÇÃO DE HISTOGRAMAS	44
FIGURA 3.6 – DERIVADAS NA DETECÇÃO DE BORDAS	46
FIGURA 4.1 – APLICAÇÃO DO FILTRO DE WIENER	52
FIGURA 4.2 – APLICAÇÃO DO FILTRO DA MEDIANA.....	52
FIGURA 4.3 – APLICAÇÃO DO FILTRO DA MODA	52
FIGURA 4.4 – USO DO FILTRO ANISOTRÓPICO	53
FIGURA 4.4 – AUMENTO DE CONTRASTE APÓS MINIMIZAÇÃO DE RUÍDO POR FDA.....	54
FIGURA 4.8 - CONJUNTO DE IMAGENS COM A ORIGINAL COM RUÍDO(A), APÓS MINIMIZAÇÃO DO RUÍDO (B), EQUALIZAÇÃO DE HISTOGRAMA(C) E SEGMENTAÇÃO <i>WATERSHED</i> (D).....	55
FIGURA 4.9 - CONJUNTO DE IMAGENS COM A ORIGINAL COM RUÍDO (A), APÓS MINIMIZAÇÃO DO RUÍDO (B), APÓS EQUALIZAÇÃO DE HISTOGRAMA(C) E SEGMENTAÇÃO <i>CANNY</i> (D).	56
FIGURA 5.1 – MENU INICIAL – TODAS AS ETAPAS.....	57
FIGURA 5.2 – MENU INICIAL – PASSO A PASSO.....	58

FIGURA 5.3 – JANELA DE APRESENTAÇÃO DE RESULTADOS – TODAS AS ETAPAS	59
FIGURA 5.4 – ACIONADOR PARA ESCOLHA DO MÉTODO A SER TRABALHADO	59
FIGURA 5.5 – JANELA DE APRESENTAÇÃO DE RESULTADOS – PASSO A PASSO	60
FIGURA 5.6 – JANELA DE APRESENTAÇÃO DE RESULTADOS – PASSO A PASSO	60
FIGURA 5.7 – COMPARAÇÃO DE MÉTODOS PARA MINIMIZAÇÃO DO RUÍDO	62
FIGURA 5.8 – COMPARAÇÃO DE MÉTODOS PARA SEGMENTAÇÃO	63
FIGURA 5.9– COMPARAÇÃO DE MÉTODOS DE SEGMENTAÇÃO COM FDA.....	64
FIGURA 5.10– COMPARAÇÃO DE MÉTODOS DE SEGMENTAÇÃO COM FDA.....	64
FIGURA 5.11– COMPARAÇÃO DE MÉTODOS DE SEGMENTAÇÃO COM FILTRO DA MODA.....	65
FIGURA 5.12– COMPARAÇÃO DE MÉTODOS DE SEGMENTAÇÃO COM FILTRO DA MODA.....	65
FIGURA 5.13– COMPARAÇÃO DE MÉTODOS DE SEGMENTAÇÃO COM FILTRO DA MEDIANA.....	66
FIGURA 5.14– COMPARAÇÃO DE MÉTODOS DE SEGMENTAÇÃO COM FILTRO DA MEDIANA.....	66
FIGURA 5.15– COMPARAÇÃO DE MÉTODOS DE SEGMENTAÇÃO COM FILTRO DE WIENER.....	67
FIGURA 5.16– COMPARAÇÃO DE MÉTODOS DE SEGMENTAÇÃO COM FILTRO DE WIENER.....	67
FIGURA 5.17 – EXEMPLO DE DEFINIÇÃO DE CONTORNOS	68
FIGURA 5.18 – EXEMPLO DE INFORMAÇÃO ADICIONAL NA IMAGEM	69
FIGURA 5.19 – EXEMPLO DE INFORMAÇÃO SOBRE DIFERENCIAÇÃO DE FUNDO	69
FIGURA 5.20 – EXEMPLO DE INFORMAÇÃO DE DISTORÇÃO	69

Lista de Abreviaturas

ACR – Colégio Americano de Radiologia, do inglês: American College of Radiology

BI-RADS® - Sistemas de Dados e Informação de Imagem da mama, do inglês: Breast Imaging Report and Data System.

CAD – Diagnóstico auxiliado por computador, do inglês: Computer Aided Diagnosis.

EESC – Escola de Engenharia de São Carlos

FDA – Filtro Difusor Anisotrópico

LAPIMO – Laboratório de Processamentos de Imagens Médicas e Odontológicas

USG - Ultra-sonografia

US – Ultra Som

Lista de Tabelas

TABELA 1.1 – CATEGORIZAÇÃO DOS BI-RADS®	20
TABELA 5.1 – CONCLUSÕES A PARTIR DE LAUDOS MÉDICOS	61
TABELA 5.2 - MINIMIZAÇÃO DO RUÍDO POR WIENER.....	70
TABELA 5.3 - MINIMIZAÇÃO DO RUÍDO PELO FILTRO DA MEDIANA.....	70
TABELA 5.4 - MINIMIZAÇÃO DO RUÍDO PELO FILTRO DA MODA.....	70
TABELA 5.5 - MINIMIZAÇÃO DO RUÍDO PELO FILTRO DIFUSOR ANISOTRÓPICO	70

Lista de Equações

EQUAÇÃO 3.1	38
EQUAÇÃO 3.2	40
EQUAÇÃO 3.3	40
EQUAÇÃO 3.4	41
EQUAÇÃO 3.5	43
EQUAÇÃO 3.6	47
EQUAÇÃO 3.7	48
EQUAÇÃO 3.8	48
EQUAÇÃO 3.9	48

Sumário

Capítulo 1 – Introdução	19
1.1 CÂNCER DE MAMA	19
1.2 BI-RADS®	20
1.3 DISPOSIÇÃO DO TRABALHO	24
Capítulo 2 – Ultra-Som	27
2.1 HISTÓRICO.....	27
2.2 PRINCÍPIOS FÍSICOS E MODOS DE OPERAÇÃO	28
2.2.1 – Princípios Físicos.....	28
2.2.2 – Modo A.....	29
2.2.3 – Modo B.....	31
2.2.4 – Modo M.....	31
2.2.5 - Modo Doppler	33
2.3 A MAQUINA DE ULTRA-SOM	34
2.3.1 Transdutor.....	35
2.3.2 – Unidade de Processamento Central	36
2.3.3 – Controles de pulsos do transdutor	36
2.3.4 – Monitor	36
2.3.5 – Teclado/cursor.....	36
2.3.6 – Armazenamento em disco.....	36
2.3.7 – Impressoras	36
Capítulo 3 – Processamento de Imagens	37
3.1 DEFINIÇÕES	37
3.2 TRATAMENTO MATEMÁTICO.....	37
3.3 MINIMIZAÇÃO DO RUÍDO	38
3.3.1 Filtro de Wiener.....	39
3.3.2 Filtro da Mediana	40
3.3.3 Filtro da Moda	41
3.3.4 Filtro Difusor Anisotrópico	42
3.3.5 Método Stick	42
3.4 MELHORIA DO CONTRASTE	43
3.5 SEGMENTAÇÃO E DETECÇÃO DE BORDA	45
3.5.1 Detector <i>Watershed</i>	46
3.5.2 Threshold (Limiarização)	47
3.5.3 Detector de Canny.....	49
Capítulo 4 – Materiais e Métodos	51
4.1 INTRODUÇÃO	51
4.2 MINIMIZAÇÃO DE RUÍDOS	51
4.3 AUMENTO DO CONTRASTE.....	53
4.4 SEGMENTAÇÃO.....	54
Capítulo 5 – Resultados	57
5.1 PROGRAMA DESENVOLVIDO	57

5.2 ANÁLISE QUALITATIVA	61
5.3 ANÁLISE QUANTITATIVA	68
Capítulo 6 – Conclusão	71
Referências Bibliográficas	74
ANEXO A.....	79
ANEXO B.....	81
ANEXO C.....	83

Capítulo 1 – Introdução

O Ultra-som é uma onda mecânica longitudinal, não audível, com frequência superior a 20kHz. Sua utilização na área médica tem sido amplamente propagada por vários fatores e dentre os principais estão o não uso da radiação ionizante, a possibilidade de se obter imagens em tempo real, não ser um método invasivo e o custo bem menor do que as outras principais técnicas do diagnóstico por imagem (raios-X, tomografia computadorizada, ressonância magnética e medicina nuclear).

A aplicação do ultra-som na área médica tem um espectro bastante amplo e especificamente no que concerne a imagens, compreende várias submodalidades, tais como imagens anatômicas bidimensionais e tridimensionais, imagens de fluxo e perfusão de tecidos, elastografia, dentre outras (DANTAS, 2004).

1.1 Câncer de Mama

O câncer é um acúmulo anormal de células de uma classe específica que pode advir de uma proliferação aumentada ou de um erro na diferenciação celular, ocasionando muitas vezes o impedimento fatal dos órgãos ou tecidos afetados (BRETANI, 1994).

O câncer de mama é provavelmente o mais temido pelas mulheres, devido à sua alta frequência e, sobretudo, pelos seus efeitos psicológicos, que afetam a percepção da sexualidade e a própria imagem pessoal. Ele é relativamente raro antes dos 35 anos de idade, mas acima desta faixa etária a incidência cresce rápida e progressivamente (INCA, 2008). A maior incidência ocorre em mulheres entre quarenta e cinquenta anos, não impedindo que ocorra em mulheres mais novas e apesar de considerado raro, também acomete homens. As medidas disponíveis para o seu controle, que incluem prevenção primária, rastreamento e tratamento adequado, devem ser estimuladas, com o propósito de reverter a situação vigente de diagnósticos tardios, acarretando grande número de mutilações e alto índice de mortalidade (CHAVES; SILVA, 2001).

A mamografia é apontada como o principal método diagnóstico do câncer de mama em estágio inicial, capaz de detectar alterações não palpáveis e favorecendo, assim, o tratamento precoce, mais efetivo, menos agressivo, com melhores resultados estéticos e eventos adversos reduzidos (BOYLE, 2002).

O estudo do carcinoma mamário pela ultra-sonografia (**USG**) tornou-se um dos principais procedimentos investigativos, auxiliando no diagnóstico precoce e complementando exames como a mamografia principalmente em casos de mamas jovens (densas) onde a mamografia não é recomendada.

1.2 BI-RADS®

Hoje em dia, em laudos de mama, usa-se um padrão de classificação dos nódulos recomendado pelo Colégio Americano de Radiologia chamado BI-RADS® (*Breast Imaging Report and Data System*). Este padrão possui 7 categorias que, de acordo com as características do achado, o classificam com maior ou menor propensão ao diagnóstico de malignidade (IMEBI, 2011).

A tabela 1.1 mostra, superficialmente, como são divididas essas categorias e a conduta do médico clínico a partir do laudo do médico responsável pelo exame da imagem.

TABELA 1.1 - CATEGORIZAÇÃO DOS BI-RADS®

Categoria	Avaliação	Conduta
0	Incompleta	Outras incidências de mamografia ou ultra-sonografia são necessárias
1	Negativa (nada encontrado)	Rastreamento normal
2	Achados benignos	Rastreamento normal
3	Provavelmente benignos	Seguimento 06 meses (às vezes indica-se biopsia)
4	Anomalias suspeitas	Biópsia deve ser avaliada
	A - menor suspeita B - média suspeita C - maior suspeita	
5	Alta suspeita de malignidade	Necessita esclarecimento definitivo
6	Já existe diagnóstico do câncer	Encaminhar para tratamento

O **BI-RADS®** é um manual, criado por membros de vários comitês médicos americanos, chefiados pelo Colégio Americano de Radiologia que tem por principais objetivos padronizar a linguagem empregada em laudos, sistematizar os achados para chegar a uma opinião mais precisa e propor condutas adequadas para categorização dos nódulos.

los da mama. Este método de classificação foi primeiramente utilizado em mamografia e somente a partir de 2003 foi recomendado também para emprego em USG.

Os parâmetros analisados para classificação em BI-RADS® para USG são em relação à:

- **Forma** (figura 1.1)
 - Definida
 - ✓ Arredondada
 - ✓ Ovóide
 - Indefinida

- **Limites** (figura 1.2)
 - Precisos
 - Parcialmente precisos
 - Imprecisos

- **Contorno** (figura 1.3.1 e figura 1.3.2)
 - Regular
 - Parcialmente regular
 - Irregular
 - Espiculado
 - Angular
 - Indistinto

- **Ecogenicidade** (figura 1.4)
 - Anecóica
 - Hipoecóica
 - Isoecóica
 - Hiperecóica

- **Ecotextura** (figura 1.5)
 - Homogênea
 - Heterogênea

- **Ecotransmissão** (figura 1.6)
 - Ausente
 - Reforço bilateral
 - Sombra bilateral
 - Sombra acústica Central

- **Orientação** (figura 1.7)
 - Horizontal
 - Vertical

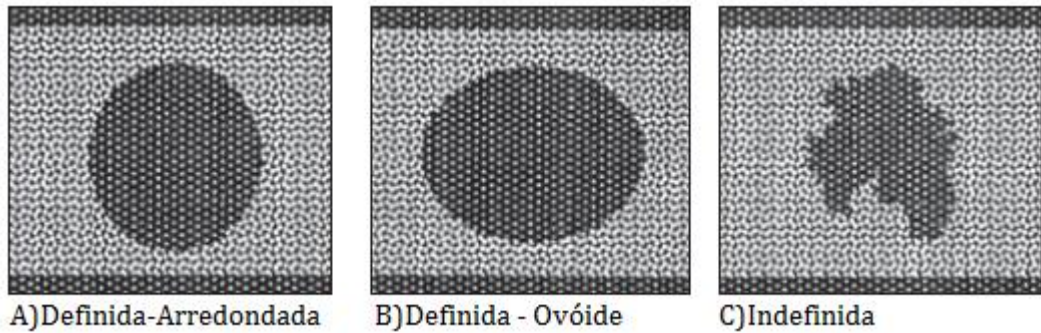


Figura 1.1 - Definição em relação à forma

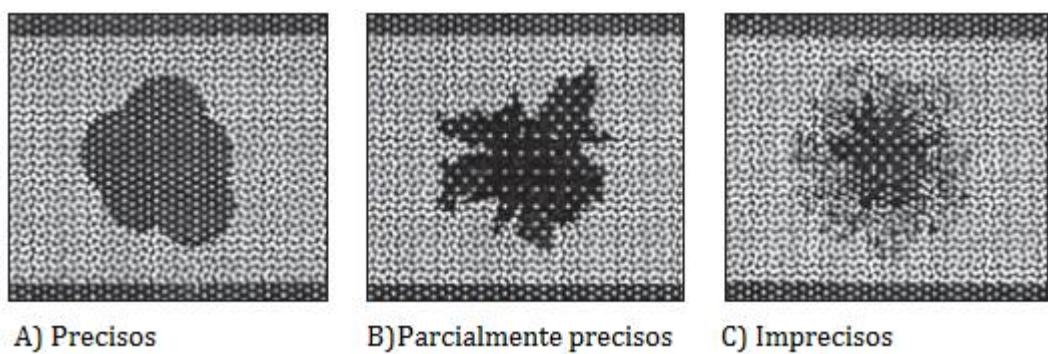


Figura 1.2 - Definição em relação aos Limites

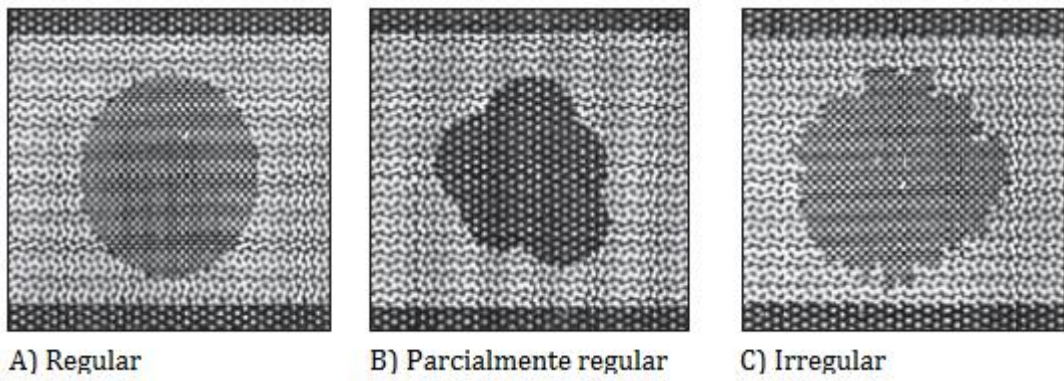


Figura 1.3.1 – Definição em relação ao contorno

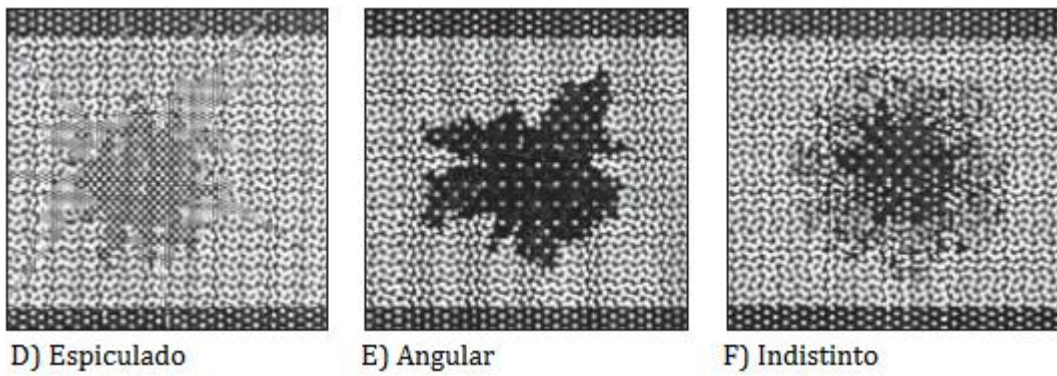


Figura 1.3.2 – Definição em relação ao contorno

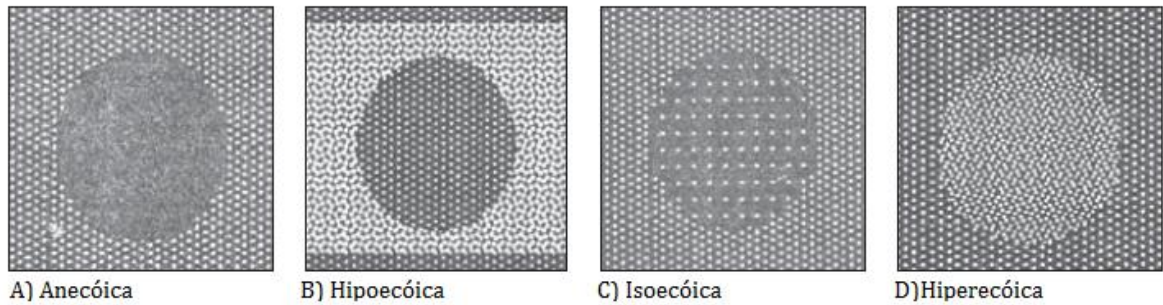


Figura 1.4 – Definição em relação à Ecogenicidade

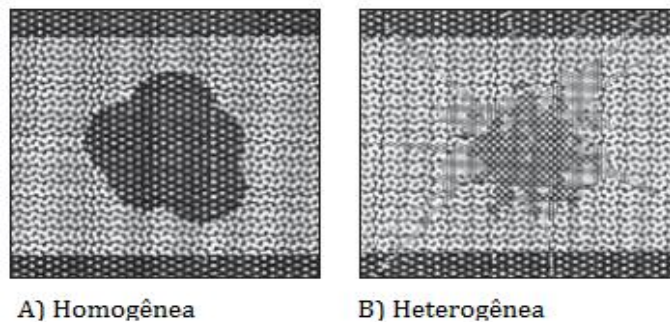


Figura 1.5 – Definição em relação à Ecotextura

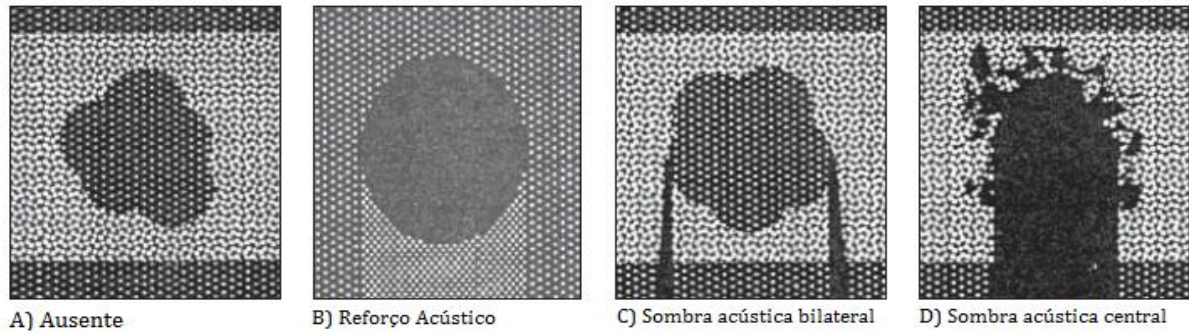


Figura 1.6 – Definição em relação à Ecotransmissão

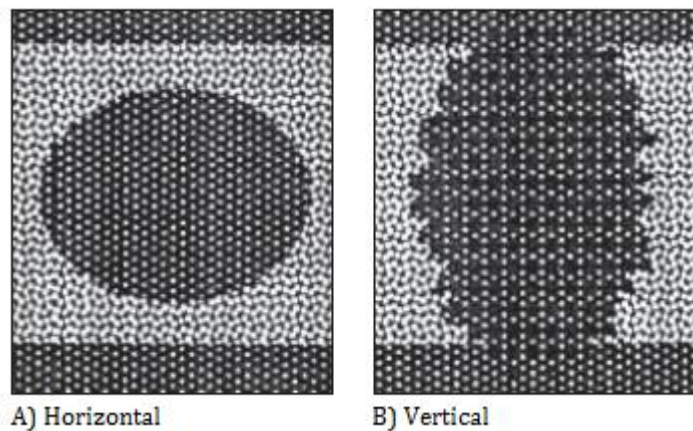


Figura 1.7 – Definição em relação à Orientação

Atualmente, áreas multidisciplinares buscam aprimorar métodos de Diagnóstico Auxiliado por Computador que, na USG, melhoram a acuidade do fator humano no processo de decisão.

1.3 Disposição do Trabalho

O presente trabalho de conclusão de curso está dividido em 6 capítulos, distribuídos da seguinte forma:

- **Capítulo 1:** É apresentada uma introdução à respeito do câncer de mama e do ultrassom como método investigativo.
- **Capítulo 2:** Neste capítulo há uma breve explanação à respeito do Ultra-Som, seu histórico, princípios físicos de funcionamento e modos de operação.

- **Capítulo 3:** São introduzidos os conceitos de processamento digital de imagem médica e seu tratamento matemático assim como minimização de ruído, aumento de contraste, segmentação e detecção de bordas.
- **Capítulo 4:** Descreve a metodologia utilizada no desenvolvimento do trabalho.
- **Capítulo 5:** Apresenta os resultados obtidos
- **Capítulo 6:** Apresenta a conclusão relativa aos resultados obtidos.

Capítulo 2 – Ultra-Som

2.1 Histórico

Em 1974 quando Lazzaro Spallanzini demonstrou que os morcegos se orientavam mais pela audição do que pela visão para localizar obstáculos e presas não se imaginava que no século XXI o ultra-som seria um dos métodos de diagnóstico por imagens mais comuns. (CARVALHO, 2004)

Em 1881 Pierre Curie descreveu as características físicas de alguns cristais ao estudar o efeito piezoelétrico e mais tarde, junto com a esposa Marie, constatou a geração de uma vibração de alta frequência ao aplicar uma corrente elétrica senoidal a um cristal de quartzo entre duas placas metálicas.

No início do século 20 o estudo do ultra-som foi impulsionado com objetivos militares e industriais sendo as aplicações médicas iniciadas apenas após a segunda guerra mundial. (CARVALHO, 2004)

Os primeiros aparelhos utilizados para praticar a ultra-sonografia produziam imagens estáticas, similar à obtida em radiologia convencional. Isto levou a classificar o Ultra-som como um ramo da radiologia, o qual produziu muitos erros e deficiências, já que as duas especialidades são totalmente diferentes.

Durante os anos de 1948/49 os entusiastas Douglas Howry e W. Roderic Bliss construíram o primeiro sistema com objetivo médico produzindo a primeira imagem seccional em 1950.

Como as primeiras imagens eram em preto e branco, sem gradações, uma nova motivação surgiu com a introdução da escala de cinza na imagem, em 1971 por Kossof, na Austrália, onde diversos níveis de intensidade de ecos são representados por diferentes tons de cinza na tela. (SANTA RITA, 2011)

Desde 1980 a Ultra-sonografia foi impulsionada pelo desenvolvimento tecnológico que transformou este método num importante instrumento de investigação diagnóstica. Este é um dos métodos de diagnóstico por imagem mais versátil, de aplicação relativamente simples, com excelente relação custo-benefício. (SANTA RITA, 2011)

Hoje em dia a tecnologia permite a formação de imagens tridimensionais e tridimensionais em tempo real (a chamada Ultra-sonografia 4D). Estas, apesar de atualmente

serem muito usadas na obstetrícia, prometem ser o futuro do estudo por ecos (CARVALHO, 2004).

2.2 Princípios Físicos e Modos de Operação

A ultra-sonografia é um método de imagem baseado na reflexão de ondas sonoras de alta frequência pelos órgãos do corpo humano resultando na formação de imagens no monitor (FENELON, 2008). A técnica de ultra-som para diagnóstico compreende basicamente três modos: o modo A (amplitude), o modo B (de Brilho) e o modo M (Movimento).

2.2.1 – Princípios Físicos

O uso do ultra-som para realizar diagnósticos é feito a partir da análise dos ecos gerados pelas reflexões das ondas ultra-sônicas ao mudar de um meio de propagação ao outro.

Ao pulsar o cristal de um transdutor um pacote de energia é enviado ao paciente. Uma pequena porcentagem é refletida nas diferentes interfaces e chega ao transdutor o qual a traduz para uma pequena voltagem. As interfaces são os limites entre meios de diferentes impedâncias. O transdutor atua como emissor e receptor (DÍAZ, 2011).

Quando no modo emissor, uma tensão é aplicada à superfície do cristal piezoelétrico do transdutor que transforma a tensão em expansão. Esta perturbação mecânica provocará ondas sonoras que irão percorrer o objeto a ser estudado (corpo do paciente, por exemplo).

Após as ondas mecânicas refletirem nos objetos estudados, o transdutor irá atuar no modo receptor. Uma pressão destas ondas comprime a superfície do cristal piezoelétrico no transdutor que a transforma em tensão.

Esta tensão é, então, analisada por um computador que irá transformar o sinal elétrico em imagem na tela do monitor.

A figura 2.1 ilustra, basicamente, o princípio de funcionamento da aquisição de imagens por ultra-som.

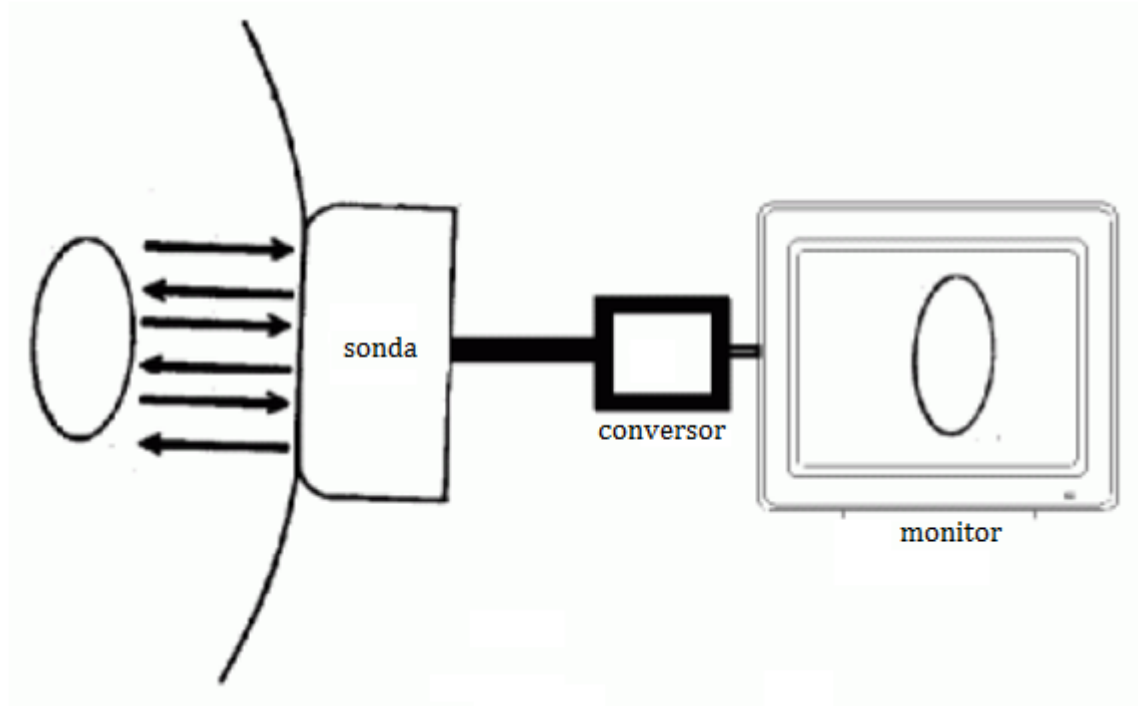


Figura 2.1 – Princípio do processo de aquisição de imagem

2.2.2 – Modo A

Os princípios básicos do modo A referem-se a uma representação unidimensional de ecos fornecendo características das estruturas evidenciadas.

A amplitude do eco refletido é registrada em função do tempo. Neste método de apresentação de informações a distância alvo-transdutor é representada no eixo horizontal e a amplitude do eco no eixo vertical na tela de um monitor de vídeo (IEC 1390, 1996).

As figuras 2.2.1 e 2.2.2 mostram simplificadamente o modo de operação de um sistema operando no modo A. Pela varredura A é possível distinguir diferentes tipos de tecido: por exemplo, o tecido mole produz ecos de baixa amplitude, enquanto que o líquido de um cisto não produz eco (COIADO, 2008).

Este modo de exibição é muito utilizado na oftalmologia, como por exemplo, para medir o descolamento de retina, determinar o tamanho e padrões de crescimento do olho, detectar a presença de tumores ou outras patologias bem como a presença de objetos estranhos para remoção via cirurgia.

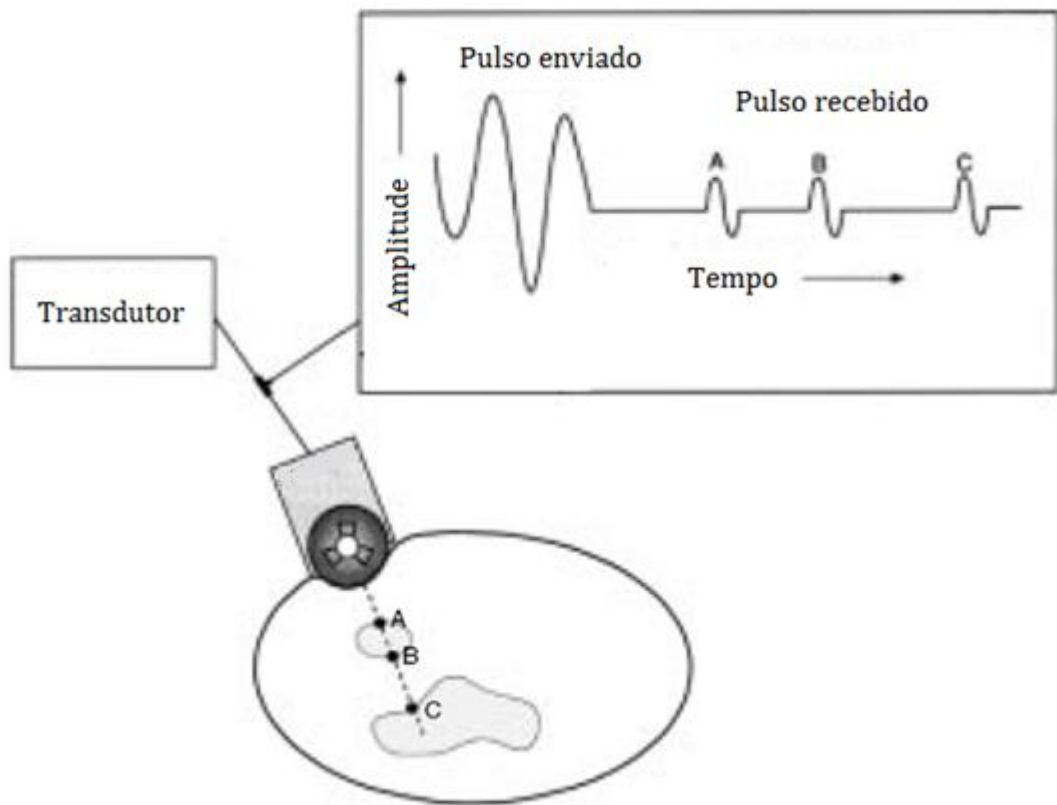


Figura 2.2.1 – Modo-A de operação

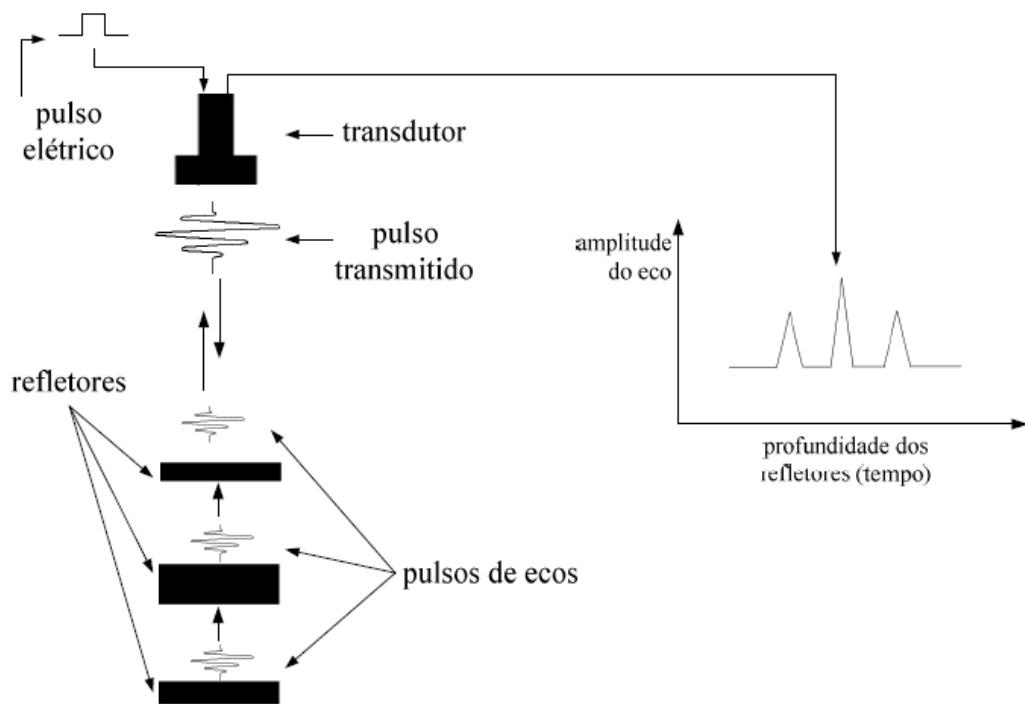


Figura 2.2.2 – Modo-A de operação

2.2.3 – Modo B

Os princípios básicos do modo B referem-se a uma representação bidimensional de ecos, que fornecem características anatômicas e topográficas da região examinada.

Os ecos aparecem como manchas brilhantes (brancos) na imagem e são produzidos por superfícies ou fronteiras entre dois diferentes tipos de tecidos já que a maioria das áreas anatômicas é composta de uma mistura de diferentes tipos de tecidos e superfícies. Como não existem superfícies refletoras dentro de um fluido, como um cisto, este então aparece escuro na imagem. A figura 2.3 resume o funcionamento no Modo-B.

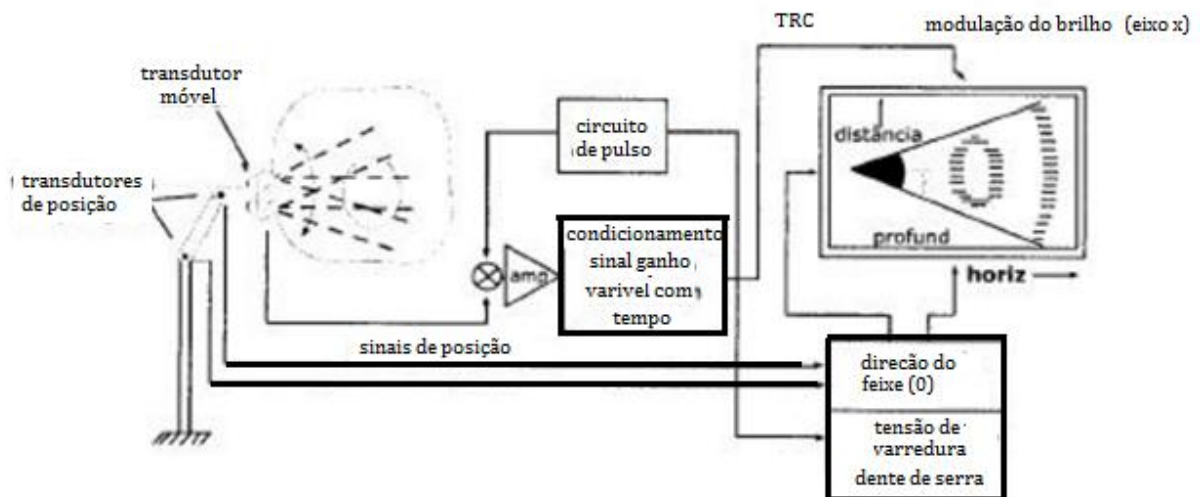


Figura 2.3 - Representação do Modo-B

Os instrumentos no Modo B representam a grande maioria dos equipamentos de ultra-som para diagnóstico atualmente, principalmente devido ao grande número de regiões anatômicas que podem ser observadas com este modo (varredura manual ou tempo real) e também a facilidade na interpretação de imagens em duas dimensões e, mais recentemente, em 3 dimensões.

2.2.4 – Modo M

O Modo-M (modo movimento) mescla características da visualização do Modo-A e do Modo-B, em tons de cinza, ao longo do tempo.

O brilho da linha é modulado com a amplitude do sinal recebido e os ecos são coletados unidirecionalmente sendo apresentados na horizontal do monitor. É empregado para a análise de estruturas em movimento como válvulas cardíacas. As figuras 2.4 e 2.5 mostram, respectivamente, o funcionamento do Modo-M e uma imagem da válvula mitral adquirida por esse tipo de procedimento.

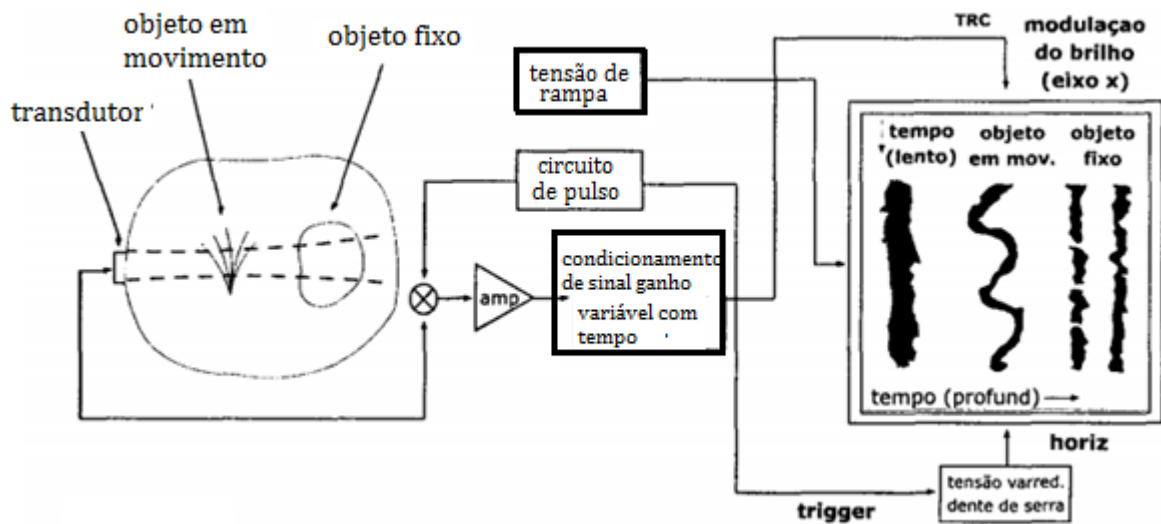


Figura 2.4 - Representação do Modo-M

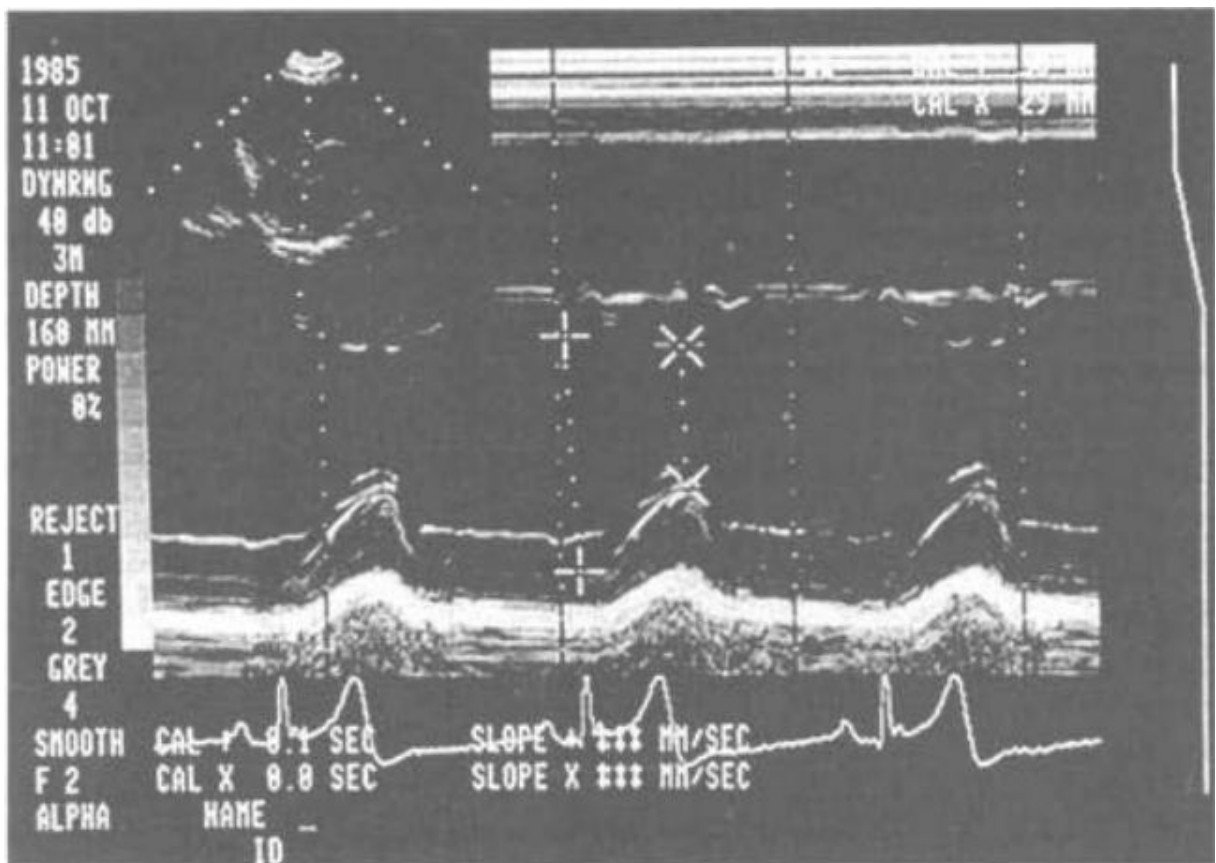


Figura 2.5 - Imagem cardíaca, no modo M, da válvula mitral

2.2.5 - Modo Doppler

Outra característica física que pode ser trabalhada com o ultra-som é o movimento, no sentido de fluxo. Este princípio utiliza o efeito Doppler que se aplica a qualquer onda sonora e pode ser definido como alteração na frequência refletida em razão de movimento relativo entre a fonte emissora e o receptor.

Quando a interface entre dois materiais possui impedâncias acústicas diferentes, parte da potência ultra-sônica emitida é refletida e parte é transmitida ao meio seguinte. No caso de estruturas móveis (por exemplo, as hemácias em uma artéria), o sinal que retorna ao transdutor sofre dois desvios em frequência: primeiramente o alvo atua como um receptor móvel, de forma que o sinal por ele recebido apresenta um comprimento de onda diferente do emitido. A seguir ele passa a atuar como uma fonte emissora móvel, enviando sinais com este mesmo comprimento de onda, mas que em função de seu movimento são captados pelo transdutor com outro comprimento de onda (WELLS, 1977).

As imagens geralmente são exibidas com cores distintas para representar as velocidades de fluxo e direções diferentes e assim facilitar o diagnóstico, como por exemplo, detectar vascularização em nódulos mamários.

Um exemplo de USG no modo Doppler é apresentado na figura 2.6.



Figura 2.6 – Exemplo de USG em modo Doppler

2.3 A Máquina de Ultra-Som

Um aparelho de ultra-som diagnóstico básico é constituído da seguinte forma (Figura 2.7):

- **Transdutor** – Sonda transdutora que envia e recebe as ondas sonoras;
- **Unidade de Processamento Central** – Computador que faz todos os cálculos e contém as fontes de energia elétrica para si e para a sonda transdutora;
- **Controles de pulsos do transdutor** – Altera a amplitude, a frequência e a duração dos pulsos emitidos pela sonda transdutora;
- **Monitor** - Exibe a imagem dos dados do ultra-som processados pela CPU;
- **Teclado/cursor** - Introduz dados e faz medições.
- **Dispositivo de armazenamento** – Armazena as imagens obtidas;
- **Impressora** – Imprime a imagem a partir dos dados exibidos.



Figura 2.7 – O aparelho de USG (ACUSONX300, Siemens, 2010)

2.3.1 Transdutor

O transdutor é o componente da máquina de ultra-som responsável por emitir as ondas sonoras e receber os ecos, utilizando o princípio do efeito piezoelétrico, através de seus cristais de quartzo.

Quando uma corrente elétrica é aplicada a esses cristais, eles mudam seu formato rapidamente causando vibrações que produzem ondas sonoras deslocando-se para fora. Por outro lado, quando ondas sonoras ou de pressão atingem os cristais, no eco refletido pelos órgãos internos do paciente, os cristais geram correntes elétricas que são processadas para a formação da imagem.

A sonda também possui uma substância absorvente de som, para eliminar reflexos posteriores da própria sonda além de uma lente acústica, para ajudar a focalizar as ondas sonoras emitidas.

As sondas transdutoras são feitas em muitos formatos e tamanhos, conforme mostrado na figura 2.8. O formato da sonda determina seu campo de visão, ao passo que a frequência de trabalho determina a profundidade das ondas sonoras e resolução da imagem.

Além das sondas se moverem ao longo da superfície do corpo, algumas são projetadas para serem usadas internamente a partir de aberturas físicas como vagina, reto e esôfago, de modo a chegar mais perto do órgão examinado (útero, próstata, estômago).



Figura 2.8 – Transdutores (Siemens, Diversos modelos para US ACUSON X300, 2010)

2.3.2 – Unidade de Processamento Central

A CPU possui o microprocessador, memória, amplificadores e fontes de alimentação. Tem a função de enviar sinais elétricos (corrente elétrica) ao transdutor e processar informações recebidas deste para a formação da imagem e transmiti-la ao monitor.

2.3.3 – Controles de pulsos do transdutor

Os controles de pulsos do transdutor permitem ao **ultra-sonografista**, ajustar e alterar a frequência e a duração dos pulsos de ultra-som, assim como o modo de varredura da máquina, dependendo do exame a ser realizado. Os comandos do operador são traduzidos em correntes elétricas que se alteram e são aplicadas aos cristais piezoelétricos na sonda transdutora.

2.3.4 – Monitor

O monitor exhibe os dados processados pela CPU.

2.3.5 – Teclado/cursor

As máquinas de ultra-som possuem um teclado e um cursor, embutidos. Esses dispositivos permitem que o operador acrescente observações e faça medidas a partir dos dados.

2.3.6 – Armazenamento em disco

São unidades de memória para armazenamento removível dos dados obtidos no exame. Podem ser pentes de memória (*pen-drives*), discos compactos (CDs) ou discos de vídeo digital (DVDs). Tipicamente, as varreduras de ultra-som de um paciente são armazenadas nestes dispositivos e arquivadas com os registros médicos do paciente.

2.3.7 – Impressoras

São impressoras que formalizam em cópia física a imagem do monitor.

Capítulo 3 – Processamento de Imagens

3.1 Definições

O objetivo do pré-processamento digital de imagens consiste em melhorar o aspecto de certas feições estruturais a fim de fornecer subsídios para que o analista humano possa realizar a interpretação da imagem de maneira confiável, além do fato de gerar imagens que possam ser posteriormente submetidas a processamentos realizados de forma automática (RAMOS, 2010).

Além dos inúmeros métodos de aquisição de imagens médicas, nos últimos anos as técnicas responsáveis por processá-las aumentaram muito em uma tentativa de prover um maior benefício entre a medicina e as inovações tecnológicas e de computação.

O interesse em métodos de processamento digital de imagens surgiu, principalmente, da necessidade de melhorar a qualidade da informação pictorial para interpretação humana. Uma das primeiras aplicações técnicas de processamento de imagens foi a melhoria de ilustrações de jornais enviados por cabo submarino entre Londres e Nova York por volta de 1920 (GONZALEZ, 2000).

3.2 Tratamento Matemático

No processamento de imagens, estas representam objetos físicos que podem ser armazenados, manipulados e interpretados de acordo com as necessidades. Matematicamente, a imagem pode ser descrita como uma função da intensidade do sinal analisado. (BALLARD; BROW, 1982)

Para a ultra-sonografia da mama no modo-B a aproximação mais usual é a definição como uma função da “intensidade luminosa” refletida do objeto, considerando o espaço bidimensional, sendo definida como $f(x,y)$, onde x e y são as coordenadas espaciais e o valor de f na coordenada espacial (x,y) fornece a intensidade, ou seja, o brilho da imagem no ponto.

Para aplicações práticas, a imagem é uma função contínua, representada por medidas obtidas em intervalos regularmente espaçados. Os valores assumidos em cada ponto medido são quantificados em um número pertencente a uma escala de diferentes níveis de cinza sendo atribuído o valor zero à cor mais escura (preto) e o valor máximo à

cor mais clara da escala (branco). Dessa forma, pode-se representar uma imagem como uma matriz onde cada ponto é um valor discreto, conforme mostra a equação 3.1, onde “ n ” e “ m ” correspondem a quantidade de colunas e linhas, respectivamente.

$$f(x, y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0,n-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \dots & f(1,n-1) \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ f(m-1,0) & f(m-1,1) & \dots & f(m-1,n-1) \end{bmatrix}$$

Equação 3.1

O objetivo de definir matematicamente a imagem é a possibilidade de manipular o seu conteúdo a fim de extrair o maior número de informações relevantes ao diagnóstico médico. Ao vasto conjunto de operações que se pode aplicar em uma matriz de representação de imagem dá-se o nome de processamento de imagem.

Cada ponto ou elemento constituinte da matriz-imagem é chamado de “*pixel*” que é uma abreviação do termo em inglês “*picture element*” e representa a menor unidade sobre a qual é possível realizar operações e sua medida depende da resolução espacial com a qual a imagem foi adquirida. No caso da imagem de ultra-som seu valor é fixo e definido por matrizes de 512x512 pixels, independente do equipamento usado.

3.3 Minimização do Ruído

O maior problema do Ultra-Som comparativamente a outros métodos de diagnóstico por imagem são os ruídos inerentes ao processo de formação da imagem, principalmente o do tipo *speckle*.

O *Speckle* é um ruído multiplicativo proporcional a intensidade do sinal recebido e está associado a sistemas de imageamento coerente, tais como os obtidos por micro-ondas, laser e ultra-sonografia. Considera-se que em uma célula de resolução de uma cena imageada, exista um número muito grande de elementos difusores, aleatoriamente

distribuídos, de tal forma que esses elementos podem interferir uns aos outros construtivamente e destrutivamente, fazendo aparecer variações súbitas na intensidade da imagem, caracterizando o ruído *speckle*. (INPE, 1997)

O efeito visual deste ruído proporciona uma textura granulosa que pode dificultar a interpretação das imagens, reduzindo a separabilidade entre os objetos da cena e impossibilitando muitas vezes a análise automática das imagens. Pode-se observar na figura 3.1 uma imagem real de nódulo mamário com presença de *speckle*.

No que tange a USG da mama, tem ocorrido o desenvolvimento de filtros que melhorem a relação sinal ruído para melhorar a visualização de estruturas facilitando assim a identificação de formas e padrões.

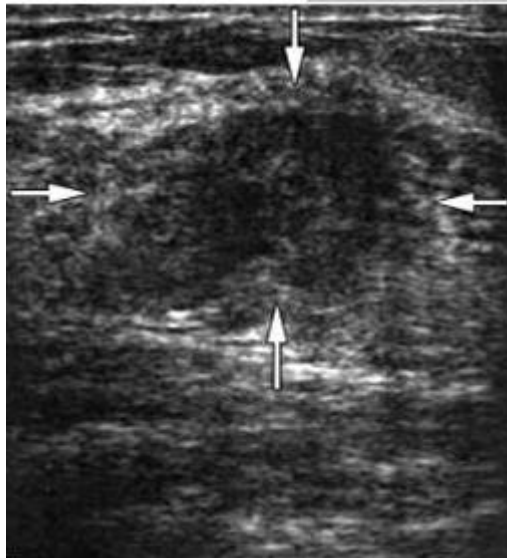


Figura 3.1 – Imagem real de nódulo da mama

3.3.1 Filtro de Wiener

Na década de 1940, Norbert Wiener foi pioneiro na pesquisa para a elaboração de um filtro que produziria a estimativa ótima de um sinal ruidoso. A figura 3.6 exhibe o problema do filtro de Wiener para recuperar um sinal desejado $d(n)$, de uma observação com ruído $x(n)$ (NAKASHIMA, 2003). Dados dois processos $x(n)$ e $d(n)$ que são relacionados entre si o filtro $W(z)$ minimiza a estimativa do erro médio quadrático de $d(n)$. (adaptada de DEFATTA, LUCAS, HODGKISS, 1988).

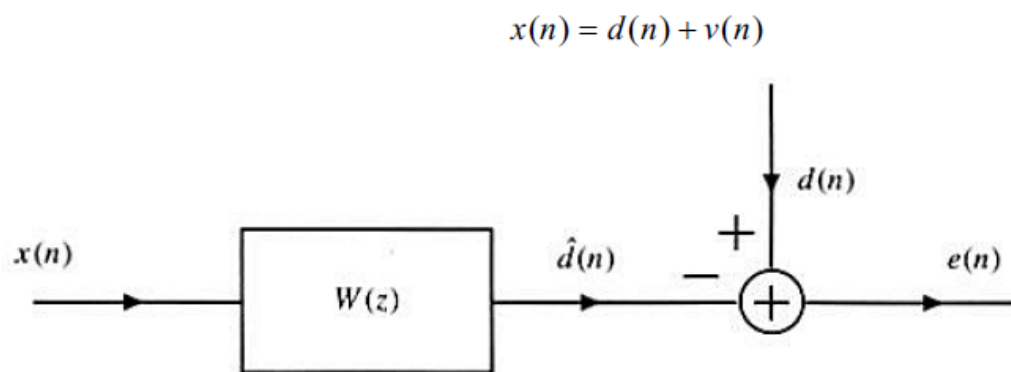


Figura 3.2 – Ilustração do problema geral do filtro de Wiener

3.3.2 Filtro da Mediana

Filtro da mediana é uma transformação bastante comum para suavizar ruídos do tipo impulsivo em sinais e imagens digitais.

Exemplo de vizinhança: Seja A uma matriz de inteiros positivos com m linhas e n colunas, e sejam p e q dois inteiros positivos ímpares. Dada uma coordenada (i, j) em A , a vizinhança de tamanho $p \times q$ em torno de (i, j) é a submatriz $A_{i,j}$ de A com p linhas e q colunas e centro em (i, j) . Por exemplo, dada a seguinte matriz $A_{5 \times 5}$ representada na equação 3.2, a vizinhança 3×3 em torno de $(1, 1)$ é a submatriz $A_{1,1}$ representada na equação 3.3.

$$A = \begin{bmatrix} 9 & 4 & 5 & 0 & 8 \\ 10 & 3 & 2 & 1 & 7 \\ 9 & 1 & 6 & 3 & 15 \\ 0 & 3 & 8 & 10 & 1 \\ 1 & 16 & 9 & 12 & 7 \end{bmatrix}$$

Equação 3.2

$$A_{1,1} = \begin{bmatrix} 9 & 4 & 5 \\ 10 & 3 & 2 \\ 9 & 1 & 6 \end{bmatrix}$$

Equação 3.3

Exemplo da transformação: Uma imagem digital pode ser representada por uma matriz. Dada uma matriz A de inteiros positivos com m linhas e n colunas, e dois inteiros positivos e ímpares, p e q , o filtro da mediana calcula uma matriz Med com o mesmo tamanho de A , de forma que $Med_{i,j}$ contém a mediana dos números em $A_{i,j}$ (a vizinhança $p \times q$ em torno de (i, j)). No caso do exemplo anterior, os números em torno de $(1, 1)$ são 9, 4, 5, 10, 3, 2, 9, 1, 6. Logo, $Med_{1,1} = 5$. Quando a vizinhança de uma coordenada (i, j) não estiver bem definida, usa-se, por exemplo, a convenção $Med_{i,j} = 0$.

No caso da matriz-exemplo da seção anterior, o resultado do filtro da mediana com uma vizinhança 3×3 é a seguinte matriz da equação 3.4:

$$Med = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 5 & 3 & 5 & 0 \\ 0 & 3 & 3 & 6 & 0 \\ 0 & 6 & 8 & 8 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Equação 3.4

3.3.3 Filtro da Moda

É um filtro não linear em que o elemento central de uma região é substituído pelo valor de nível digital mais freqüente em sua vizinhança, ou seja, a moda de seus vizinhos. A implementação desse filtro se faz construindo-se um histograma dos valores vizinhos de um pixel e tomando-se aquele valor mais freqüente como novo valor do pixel central considerado. Quando não é encontrado um único valor de moda, pode-se utilizar a moda que é igual ao valor do pixel central ou, na falta deste, a moda mais próxima do valor central. A figura 3.3 ilustra a aplicação de um filtro de moda (3×3) em uma região de uma imagem digital (FELGUEIRAS, 2009).

120	100	100	100	80	»»	100	100	120	100	80
95	255	120	0	80		95	120	100	80	80
120	110	80	100	80		110	120	110	100	90
X						Z				

Figura 3.3 – Exemplo da aplicação do filtro da moda (3×3)

O filtro da moda garante que o conjunto de valores digitais da imagem de saída é um subconjunto do domínio de valores da imagem de entrada. Assim, não são criados níveis digitais diferentes daqueles presentes na imagem de entrada (FELGUEIRAS, 2009).

3.3.4 Filtro Difusor Anisotrópico

O estudo de filtros adaptativos passa-baixas tem mostrado que apesar destes terem um relativo sucesso ao filtrar o ruído do tipo *speckle* eles causam perda de detalhes nas regiões de borda (GONZALES, 2004).

O filtro difusor anisotrópico (FDA) é um método não linear de remoção de ruído e formulado matematicamente como um processo de difusão. Diferente dos filtros espaciais convencionais ele pode melhorar significativamente a qualidade da imagem enquanto preserva importante informação de fronteira. Ele também impede o cruzamento de bordas e preserva descontinuidades (WU; MOON, 2008). O filtro de difusão anisotrópico pode se livrar da grande desvantagem dos tradicionais filtros espaciais e melhorar a qualidade da imagem significativamente enquanto preserva importantes informações de bordas (PERONA, 1990).

3.3.5 Método Stick

Em geral, se o contraste de um objeto em relação ao seu plano de fundo é alto, é possível segmentá-lo facilmente. Por isso, para ter um contorno mais preciso do tumor é preciso realçar o contraste da borda antes de utilizar o algoritmo de segmentação

O método de detecção *stick* consiste em uma série de pequenos segmentos de linha com orientação variável. Isso pode aproximar localmente as fronteiras e reduzir *speckles* assim como melhorar a informação dos contornos em imagens de ultra-som (WU; MOON, 2008). Este método é utilizado junto com o filtro difusor anisotrópico no processamento digital de imagens de ultra-som pelo bom resultado em relação à diminuição de ruídos sem a deterioração de informações da imagem. Alguns estudos ainda aliam à isso o uso de segmentação pelo método de Otsu (Threshold automático) que será discutido posteriormente ainda neste capítulo.

3.4 Melhoria do Contraste

A melhoria do contraste em uma imagem de ultra-som evidencia as dessemelhanças de intensidades entre partes de uma mesma imagem para aprimorar a acuidade visual de critérios subjetivos. É um processo que não acrescenta informações - e também não as retira - da imagem, mas as torna mais compreensíveis.

Um método muito utilizado para o aumento do contraste e conseqüente realce da imagem é a equalização do histograma.

O histograma revela a distribuição de níveis de cinza em uma imagem e é representado por um gráfico que mostra o número de *pixels* para cada nível de cinza. Dessa forma, além de dados sobre a qualidade do contraste, é possível obter informações a respeito do brilho médio (se a imagem é predominantemente clara ou escura). (MARQUES; VIEIRA, 1999).

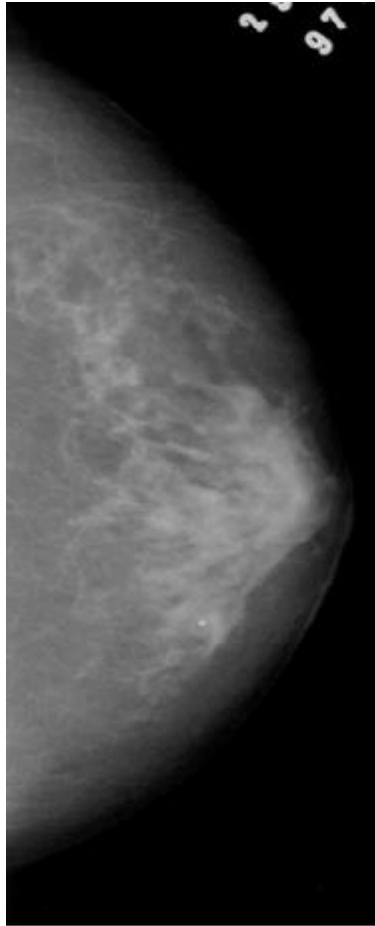
Matematicamente, o histograma de uma imagem digital g de M linhas e N colunas pode ser definido pela equação 3.5 em que n_k é o número de vezes que o nível de cinza “ k ” aparece na imagem.

$$H_g(k) = \frac{n_k}{M.N}$$

Equação 3.5

Equalizar o histograma significa obter a máxima variância do histograma de uma imagem, obtendo assim uma imagem com o melhor contraste. O contraste é uma medida quantitativa e que está relacionada com a distribuição dos tons de cinza em uma imagem.

Na figura 3.4 há duas figuras uma com alto e outra com baixo contraste. A figura 3.5 demonstra as diferenças entre histogramas de imagens com alto e baixo contraste.

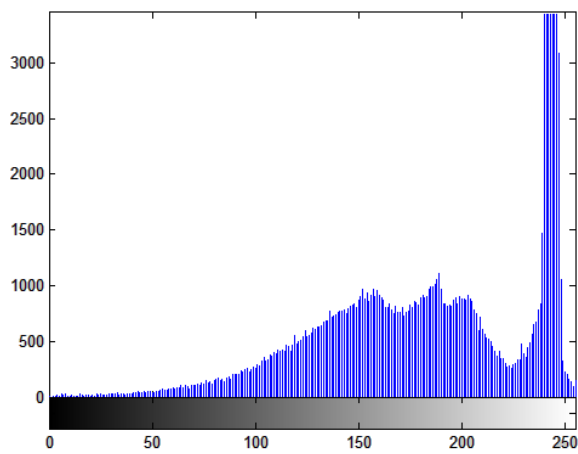


A) Baixo Contraste

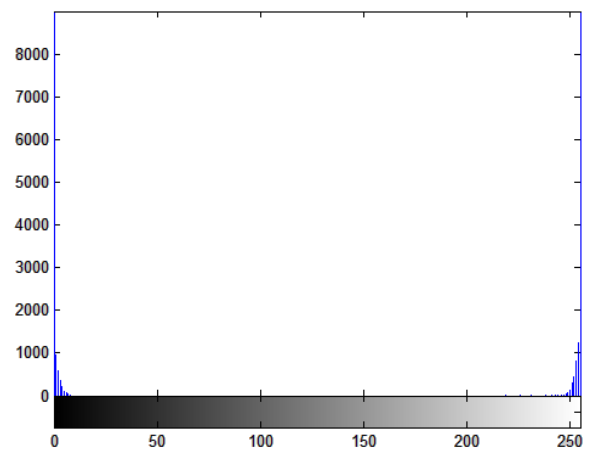


B) Alto Contraste

Figura 3.4 – Demonstração de Figuras com alto e baixo contraste



A) Histograma baixo contraste



B) Histograma alto contraste

Figura 3.5 – Comparação de histogramas

3.5 Segmentação e Detecção de Borda

Os algoritmos de segmentação agem de forma a encontrar diferenças entre objetos baseados em dois conceitos: similaridade e descontinuidade. Pretende-se que no processo seja possível identificar e separar fragmentos das imagens uns dos outros e do seu fundo. Assim é possível a um programa interpretar pixels contíguos e agrupá-los em regiões.

Não existe um modelo padrão para a segmentação, o processo é essencialmente empírico e deverá se ajustar a diferentes tipos de imagem. Esta etapa é a mais difícil do processo e também a mais delicada porque todas as medidas serão realizadas sobre as regiões identificadas aqui. A segmentação é muito complexa porque tenta traduzir para o computador um processo cognitivo extremamente sofisticado realizado através da visão humana (SEARA, 1998).

A descontinuidade em uma imagem pode ser considerada um ponto isolado, uma linha ou uma borda e, por essa razão, ao definir contorno no processamento digital de imagens, utiliza-se o conceito de descontinuidade. Um *CONTORNO* é uma linha fechada formada pelas bordas de um objeto indicando o limite entre este e o fundo e entres objetos sobrepostos (SEARA, 1998).

Uma forma de conceituar bordas computacionalmente é tratá-las como picos da magnitude do gradiente, ou seja, são variações abruptas que ocorrem ao longo de curvas baseadas nos valores do gradiente da imagem. Portanto, são regiões da imagem onde ocorre uma mudança de intensidade em um certo intervalo do espaço e em uma certa direção. Isto corresponde a regiões de alta derivada espacial, que contém alta frequência espacial.

Por isso a maioria das técnicas de detecção de bordas emprega operadores diferenciais de primeira ou de segunda ordem. Os operadores ressaltam os contornos das bordas mas também amplificam o ruído da cena e portanto é preciso usar artifícios para que bordas falsas não sejam criadas por essas interferências.

Assim, grande parte dos operadores de borda utiliza algum tipo de suavização da imagem antes da operação diferencial como, por exemplo, o operador de Marr utiliza uma máscara gaussiana em convolução com a imagem. Isto pode atenuar as bordas fracas, onde o contraste é pequeno.

A magnitude da primeira derivada pode ser usada na detecção da presença de uma borda em uma Imagem. A segunda derivada pode ser usada para determinar se um píxel da borda localiza-se no lado escuro ou claro da Imagem. A segunda derivada possui um cruzamento por zero no ponto intermediário da transição dos níveis de cinza como mostra a figura 3.6(GONZAGA, 2008).

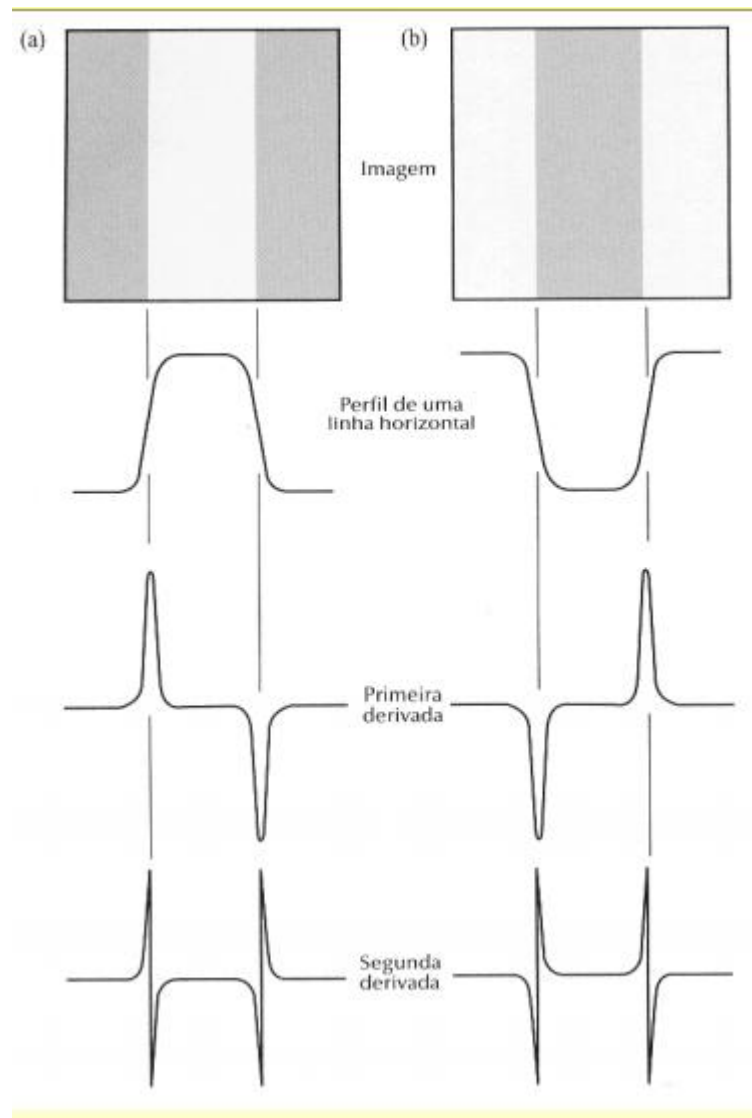


Figura 3.6 – Derivadas na detecção de bordas

3.5.1 Detector *Watershed*

Segundo o livro de Russ (1998), a segmentação por *watershed* teve suas primeiras aparições como solução para um problema comum em segmentação de imagens: quando as partes segmentadas se tocam em pequenas áreas. Originalmente era um mé-

todo baseado em erosão e dilatação de imagens binárias, que se aproveitava do fato de que os objetos que se tocam, quando erodidos, se separam antes de desaparecer. A solução por operações morfológicas de erosão e dilatação era eficiente, mas de processamento demorado. Por isso logo apareceram implementações da mesma idéia usando um cálculo de distância euclidiana (BAUERMANN, 2008). Este cálculo considera todos os objetos como se fossem montanhas, onde quanto maior a distância de um pixel da borda do objeto, maior seria a sua “altura”. Quando dois objetos se tocam, formam-se dois picos, e o vale entre eles é a linha que os separa. Daí o nome, *watershed*, que pode ser traduzido como bacia hidrográfica.

Ocorre o cálculo do gradiente para toda a imagem e, utilizando o valor absoluto do gradiente, monta-se uma espécie de “topografia” em que os segmentos são organizados em ordem crescente de valores. Regiões homogêneas compõem as regiões planas da topografia. O início do crescimento ocorre a partir da região de menor para a de maior homogeneidade. (SANTOS, 2002)

A transformada *watershed* pode ter vários tipos de implementações, de acordo com o tipo de imagem a ser processada e o tipo de marcador utilizado.

O método analisa os níveis de cinza do histograma da imagem, já que é baseado no princípio de que as estruturas de interesse correspondem a uma mesma frequência de níveis de cinza e as bordas correspondem às altas frequências (BEUCHER, 1979).

3.5.2 Threshold (Limiarização)

Em processamento de imagem, o método de limiarização (*threshold*), é um método utilizado para transformar uma imagem definida em níveis de cinza em uma imagem definida por preto e branco (binária) (GONZALES, 2004). Na limiarização analisa-se a similaridade dos níveis de cinza da imagem extraindo os objetos de interesse por meio da seleção de um limiar T que separa os agrupamentos de níveis de cinza. Uma imagem limiarizada $g(x,y)$ é definida como (Equação 3.6):

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

Equação 3.6

Dentro dessa classe de segmentação, o **método de Otsu** é um método de *thresholding* automático global para escolher o melhor limiar que irá tornar a imagem binária. Baseia-se no histograma normalizado (da imagem) como uma função de densidade de probabilidade discreta, da seguinte maneira (Equação 3.7):

$$p_r(r_q) = \frac{n_q}{n}, q = 0, 1, 2, \dots, L - 1$$

Equação 3.7

Onde n é o número total de *píxels* na imagem, n_q (equação 3.7) é o número de *píxels* que tem intensidade r_q e L é o número total de possíveis níveis de intensidade na imagem.

O método de Otsu escolhe o *threshold* com limiar de valor k (tal que k é um nível de intensidade onde $C_0 = [0, 1, \dots, k - 1]$ e $C_1 = [k, k + 1, \dots, L - 1]$) que maximiza a variância entre classes σ_B^2 , que é definido como (Equação 3.8):

$$\sigma_B^2 = \omega_0(\mu_0 - \mu_T)^2 + \omega_1(\mu_1 - \mu_T)^2$$

Equação 3.8

Onde:

$$\begin{aligned} \omega_0 &= \sum_{q=0}^{k-1} p_q(r_q) \\ \omega_1 &= \sum_{q=k}^{L-1} p_q(r_q) \\ \mu_0 &= \sum_{q=0}^{k-1} qp_q(r_q)/\omega_0 \\ \mu_1 &= \sum_{q=k}^{L-1} qp_q(r_q)/\omega_1 \\ \mu_T &= \sum_{q=0}^{L-1} qp_q(r_q) \end{aligned}$$

Equação 3.9

3.5.3 Detector de Canny

O detector de bordas de Canny, desenvolvido por John F. Canny em 1986 (CANNY, 1986), é baseado no filtro gaussiano. Tem como base o gradiente da imagem (a fase e o quadrado da amplitude). Seu objetivo é minimizar a probabilidade de não detecção de uma borda, minimizar a distância da borda detectada à real e minimizar a probabilidade de detecção de múltiplas bordas por cada uma.

As fases do detector de Canny consistem em convolução com filtros passa baixas ou passa altas, dependendo da intenção de utilização, para a suavização, supressão de não máximos e *thresholding* para detecção. Para a supressão de não máximos, o detector de Canny computa o gradiente em todos os pontos da imagem. Os pontos de bordam originam cristas da mesma magnitude do gradiente. Então ele busca pontos de maior valor da crista e faz os outros pontos iguais a zero

Capítulo 4 – Materiais e Métodos

4.1 Introdução

O objetivo desta monografia de conclusão de curso em Engenharia Elétrica – ênfase em eletrônica é analisar métodos de segmentação de imagens ultrassonográficas de nódulos da mama.

Foram estudadas 58 imagens reais de exames de ultrassonografia mamária no modo B proveniente de laudos médicos classificatórios em vários níveis de classificação BI-RADS®. As imagens foram fornecidas pela Escola de Ultra-Sonografia de Ribeirão Preto, Casa de Saúde da Mulher da Prefeitura Municipal de Promissão e banco de dados do Laboratório de Processamento de Imagens Médicas e Odontológicas (LAPIMO - EESC).

O trabalho foi constituído nas etapas de minimização de ruído do tipo *speckle*, aumento do contraste e segmentação. Todas as técnicas de processamento digital de imagens mencionadas nos capítulos anteriores foram implementadas utilizando o software MATLAB® 7.9 (R2009a) e em seguida selecionou-se os melhores resultados.

4.2 Minimização de Ruídos

Para o conjunto de imagens selecionadas, foram aplicados os filtros de Wiener (com máscara 5x5 através do comando “wiener2 (f, [5, 5])”) em que o resultado pode ser observado na figura 4.1.

Da mesma forma, foi aplicado o filtro da Mediana (“medfilt2(Eq, [11 11])”) em que “Eq” significa o comando de equalização do histograma para realçar o contraste dos pixels. O resultado após a aplicação do filtro da mediana pode ser observado na figura 4.2. Pela inspeção visual percebe-se que a imagem, após a aplicação do filtro da mediana, ficou com o aspecto mais “borrado”.

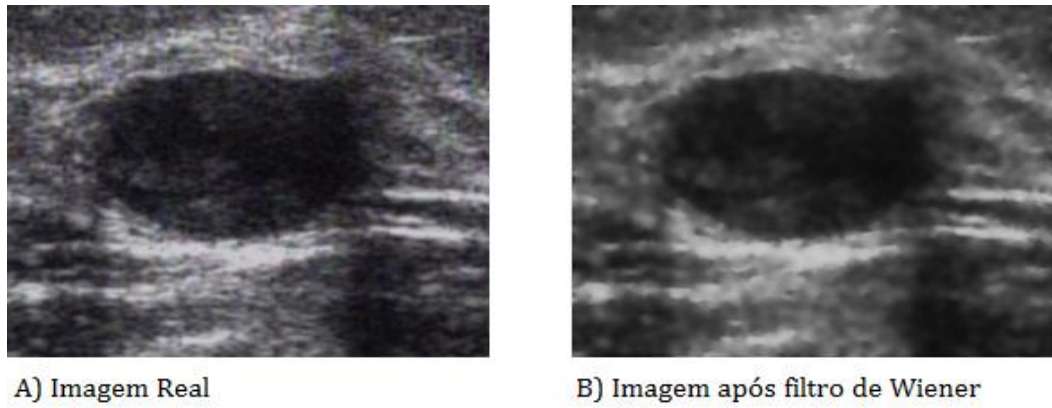


Figura 4.1 – Aplicação do Filtro de Wiener

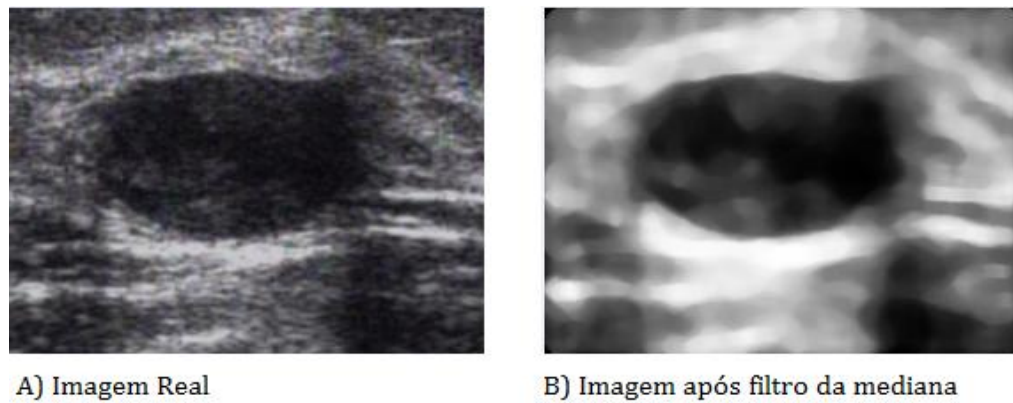


Figura 4.2 – Aplicação do filtro da Mediana

O algoritmo usado no cálculo do filtro da moda está no Anexo C, de acordo com o descrito no item 3.3.3 deste trabalho. Alguns de seus resultados são analisados na Figura 4.3.

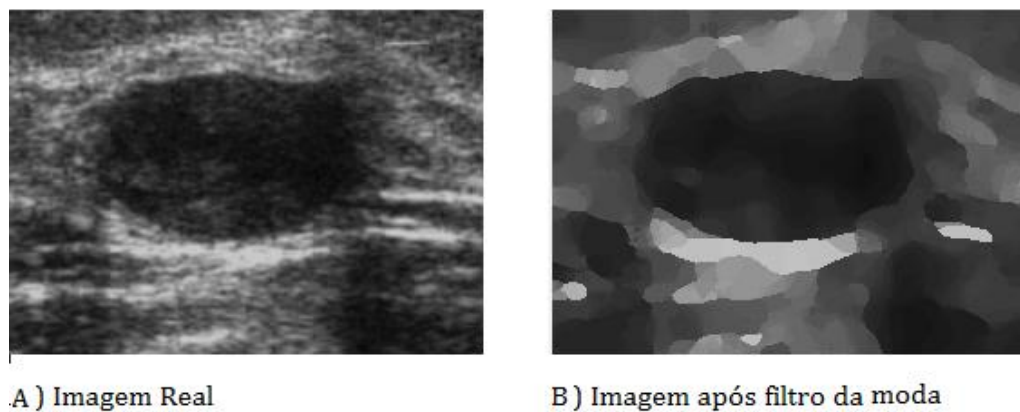
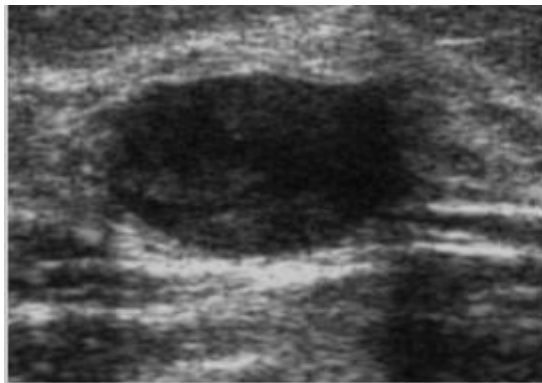
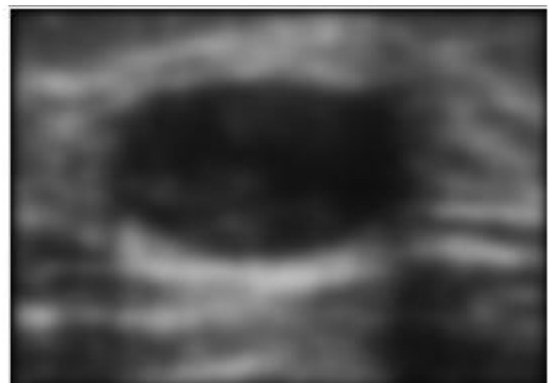


Figura 4.3 – Aplicação do filtro da Moda

Para o filtro difusor anisotrópico foi usado o código fonte apresentado no Anexo A. e seu resultado na imagem 4.4 que segue.



A) Imagem Original



B) Imagem após filtro anisotrópico

Figura 4.4 – Uso do Filtro Anisotrópico

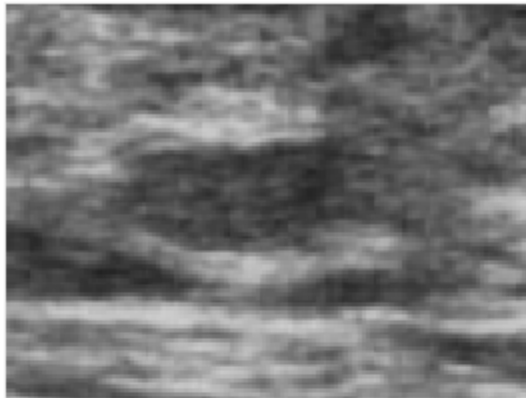
4.3 Aumento do Contraste

O aumento do contraste proporciona um melhor destaque entre os componentes da imagem, conforme mencionado no capítulo 3 deste trabalho. Para tanto, após a técnica de minimização de ruído foi utilizada a equalização de histograma.

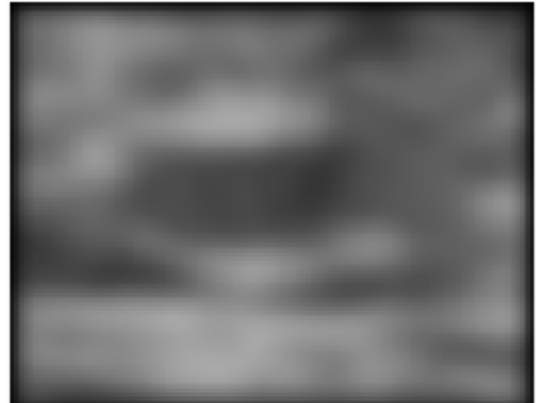
Ao equalizar o histograma de uma imagem, é possível obter sua máxima variância, obtendo assim uma imagem com melhor contraste. Esta pode ser feita de forma trivial, utilizando a função do Matlab® (`histeq`) (RAMOS, 2010).

Foram trabalhadas todas as técnicas de minimização do ruído e então houve a equalização da imagem.

A figura 4.4 mostra os efeitos do processamento de uma imagem após minimização do ruído por FDA e posterior equalização de histograma e equalização de histograma adaptativo para aumento de contraste.



A) Imagem Real



B) Imagem após minimização do ruído por filtro anisotrópico



C) Imagem após equalização de histograma

Figura 4.4 – Aumento de Contraste após minimização de ruído por FDA

4.4 Segmentação

Após o pré-processamento com a atenuação do ruído e aumento do contraste, é necessário testar os métodos de segmentação para averiguar se houve, de fato, melhora na detecção de achados. Primeiramente foi testada a segmentação *watershed*.

A figura 4.8 apresenta um conjunto de imagens composto pela original, após a minimização de ruído por FDA, aumento de contraste por equalização de histograma e segmentação *watershed*.

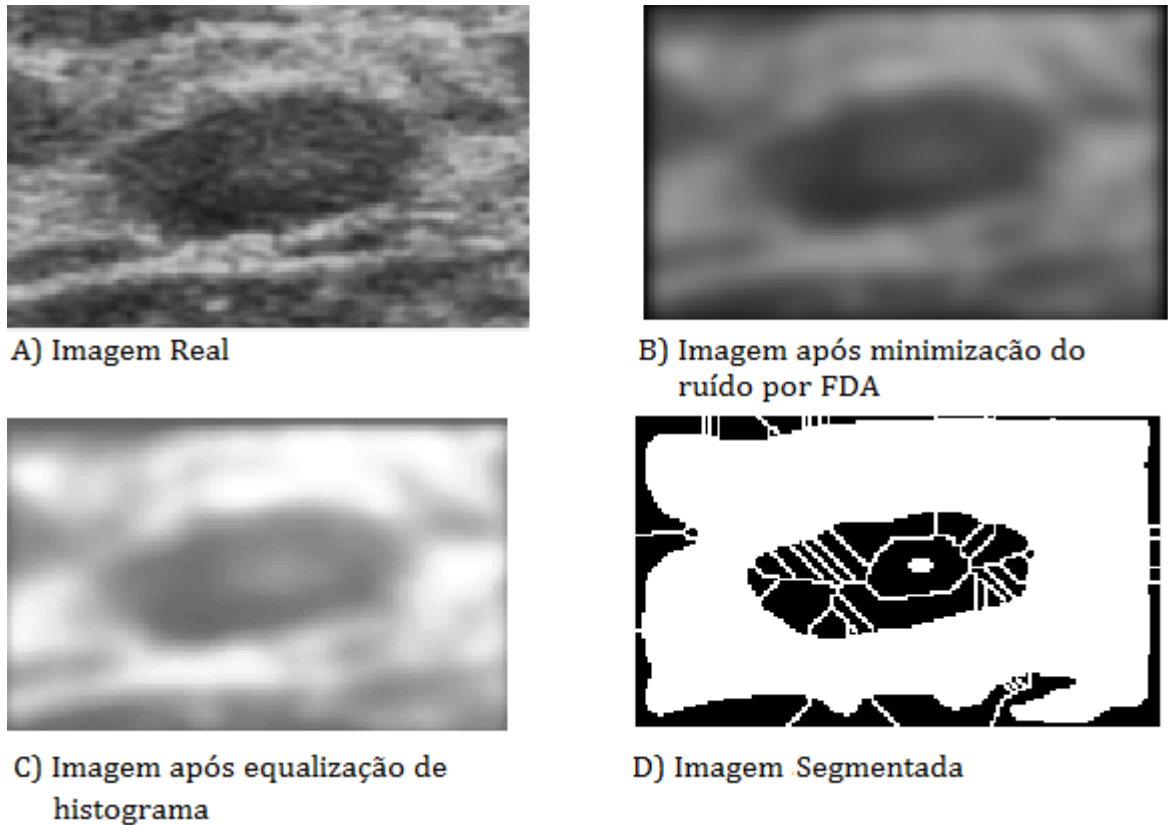
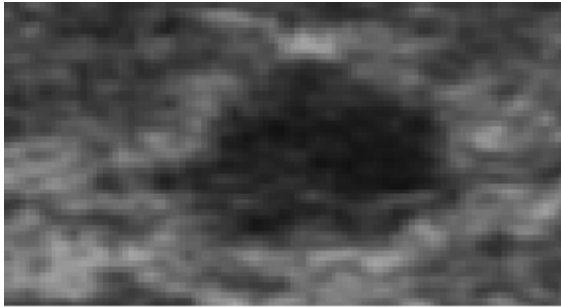
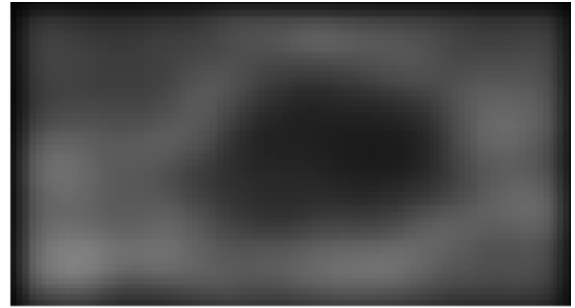


Figura 4.8 - Conjunto de imagens com a original com ruído(A), após minimização do ruído (B), equalização de histograma(C) e Segmentação *Watershed* (D).

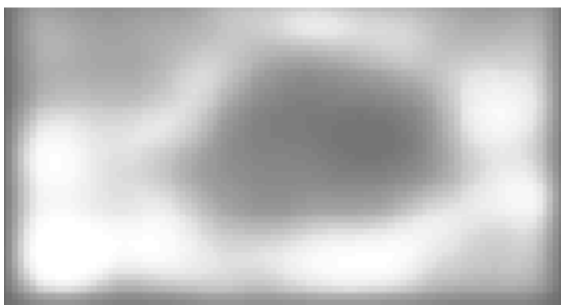
A figura 4.9 mostra o mesmo conjunto de imagens com a minimização de ruído por filtro difusor anisotrópico, aumento de contraste por equalização de histograma e segmentação pela detecção de Canny, pelo comando “`edge(imagem, canny, parâmetro_1, parâmetro_2)`” que proporcionou resultados bastante satisfatórios apesar de ser uma modificação do proposto por (WU; MOON, 2008) que sugere a segmentação pelo método de Otsu.



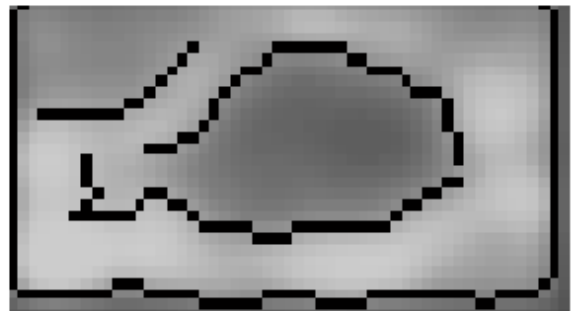
A) Imagem Real



B) Imagem após minimização do ruído por FDA



C) Imagem após equalização de histograma



D) Imagem Segmentada

Figura 4.9 - Conjunto de imagens com a original com ruído (A), após minimização do ruído (B), após equalização de histograma(C) e Segmentação *Canny*(D).

Capítulo 5 – Resultados

5.1 Programa desenvolvido

O programa possui uma interface iterativa que permite ao usuário escolher uma imagem e ter todo o resultado do processamento de uma só vez ou acompanhar o processo de segmentação etapa por etapa.

A imagem a ser analisada é processada a partir do carregamento da imagem que pode ser escolhida, no formato “TIFF” as figura 5.1 e 5.2 mostram as interfaces iniciais do programa, antes da escolha da imagem.

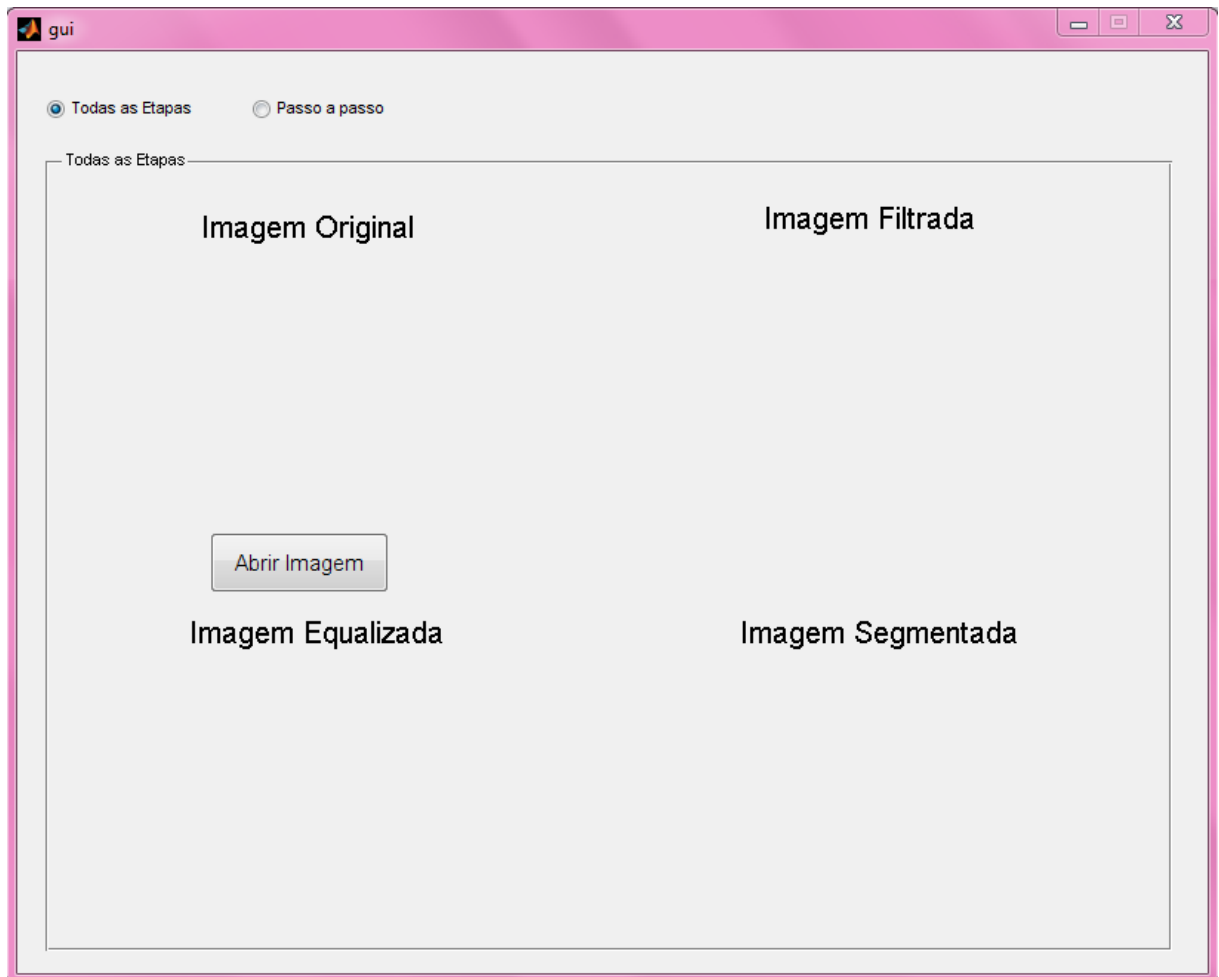


Figura 5.1 – Menu Inicial – Todas as etapas

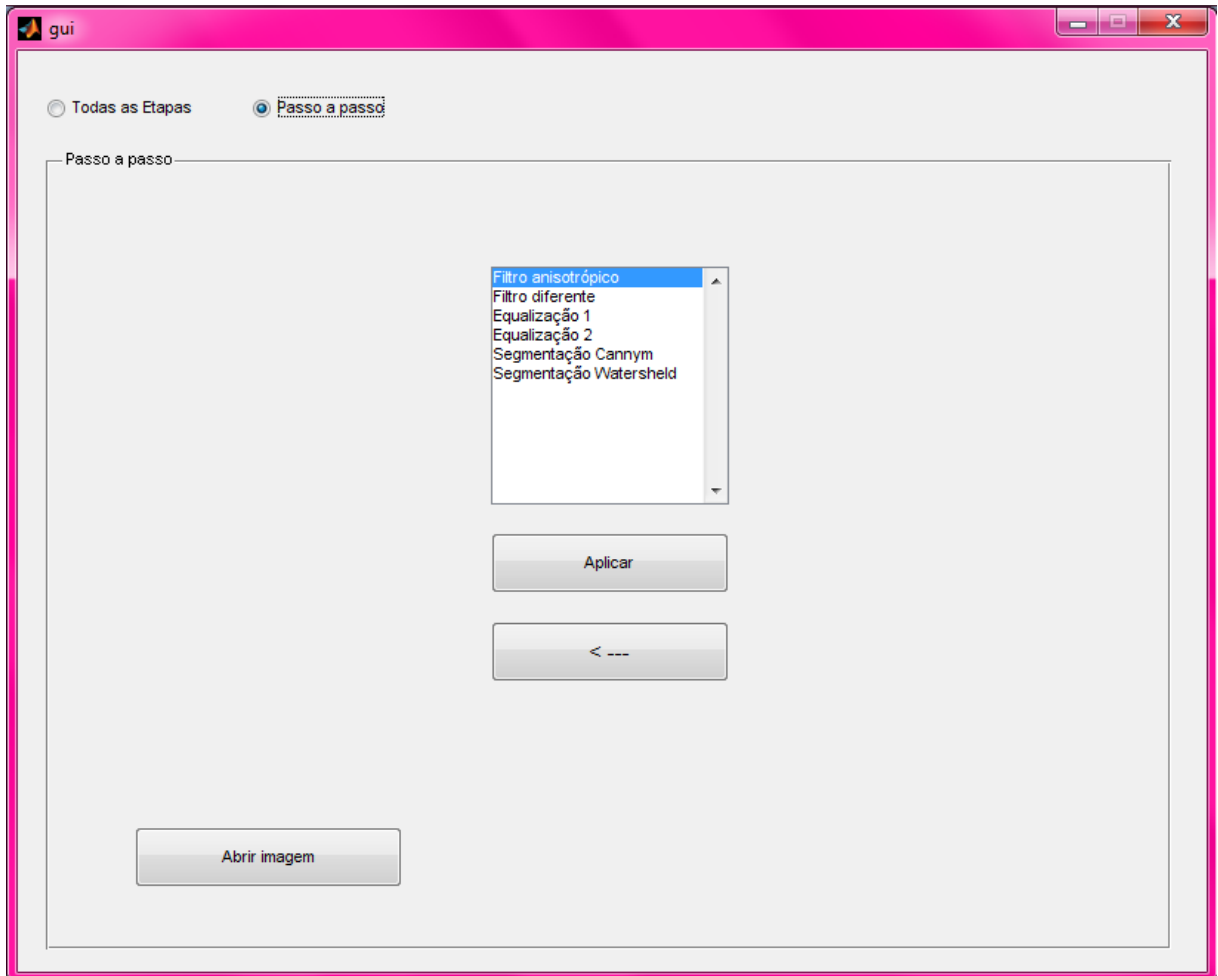


Figura 5.2 – Menu inicial – Passo a passo

Após a escolha da imagem com a qual se deseja trabalhar, esta é processada conforme os passos já definidos anteriormente: Primeiramente ocorre a minimização do ruído, pelo método do filtro difusor anisotrópico (programa apresentado no Anexo A) e método *stick* (programa apresentado no Anexo B) e em seguida ocorre a equalização do histograma para aumento do contraste. Os resultados são apresentados em janelas conforme figura 5.3, caso a escolha seja trabalhar com todas as etapas,

Caso a escolha seja trabalhar passo a passo, é possível escolher o filtro para minimização do ruído será escolhido, a equalização a ser aplicada e qual método de segmentação a ser usado. A escolha ocorre utilizando o acionador indicado na figura 5.4.

Os resultados são apresentados em janelas conforme figura 5.5 e 5.6.

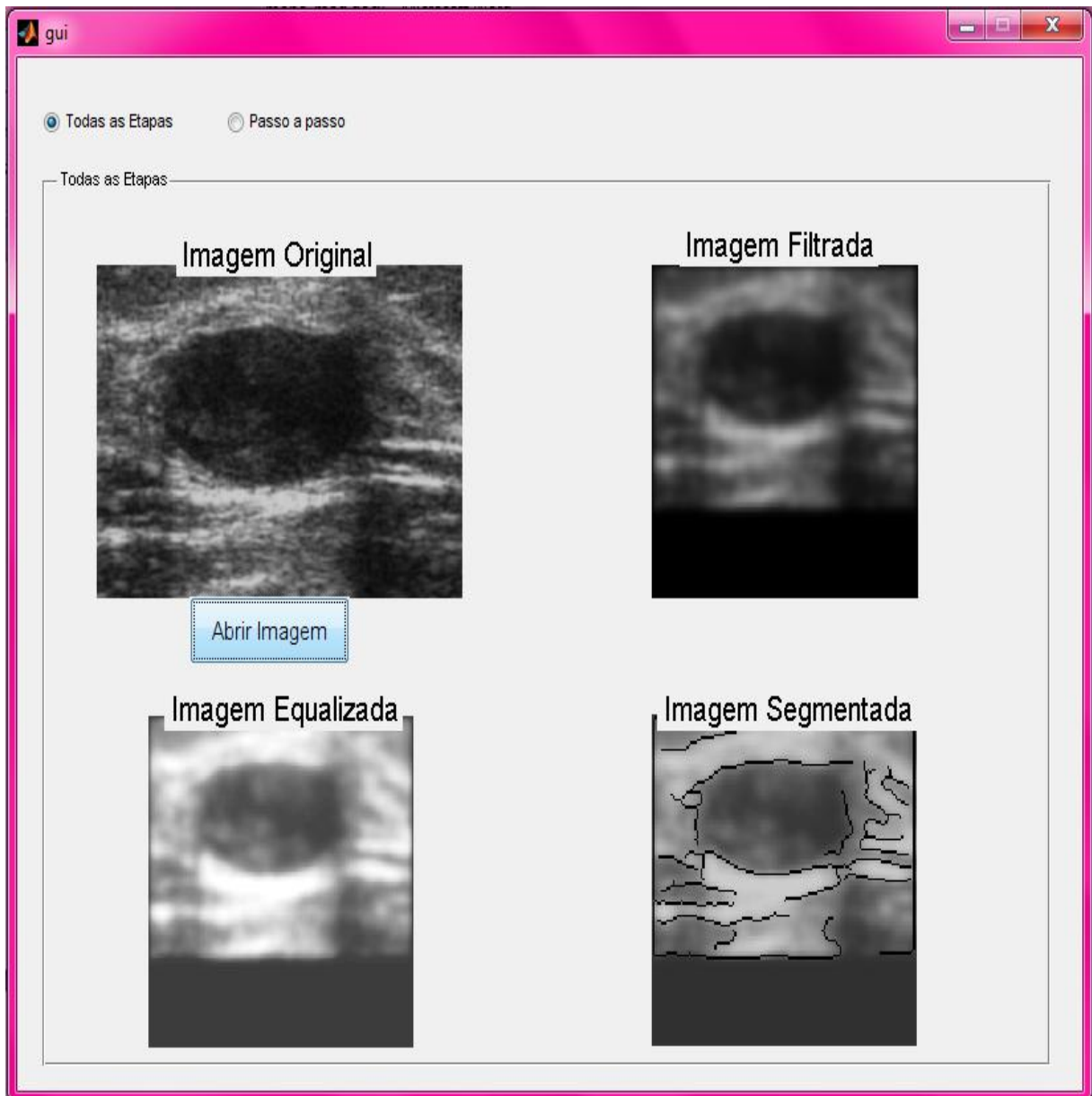


Figura 5.3 – Janela de apresentação de resultados – Todas as etapas



Figura 5.4 – Acionador para escolha do método a ser trabalhado

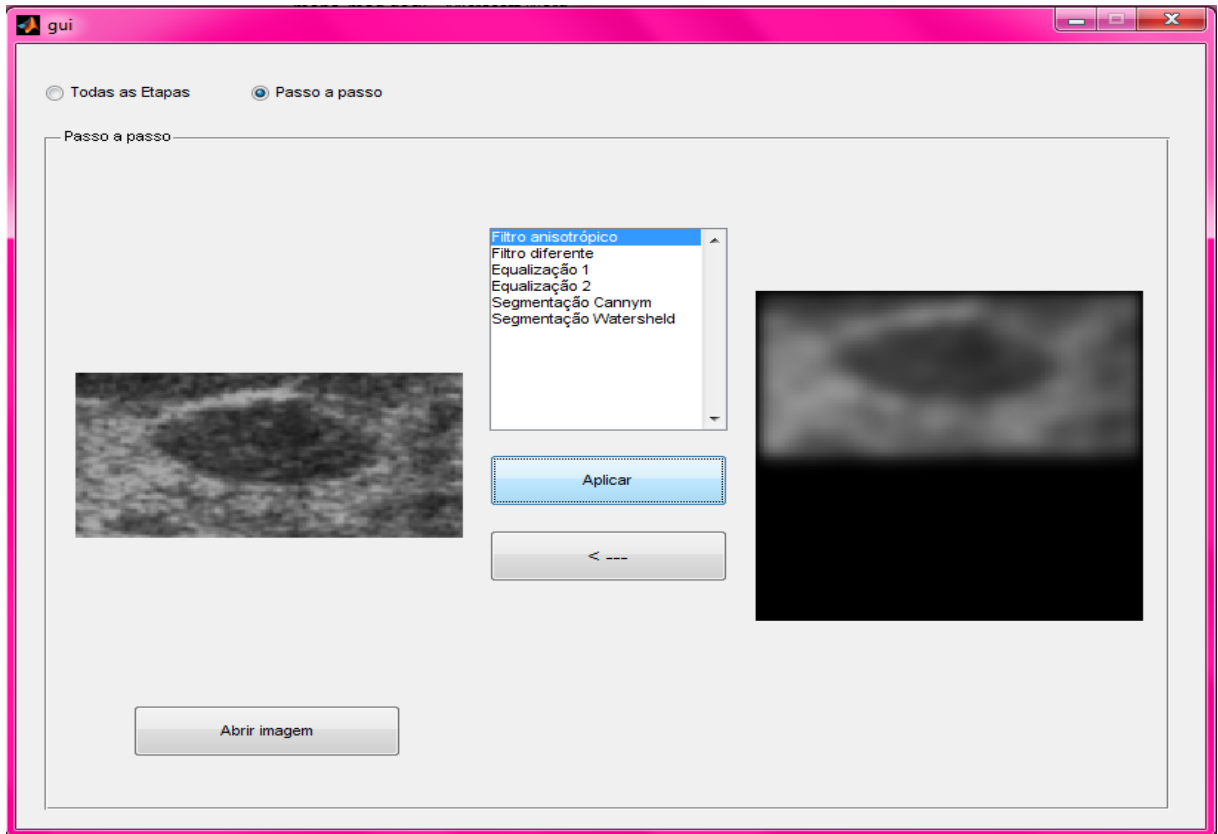


Figura 5.5 – Janela de apresentação de resultados – Passo a passo

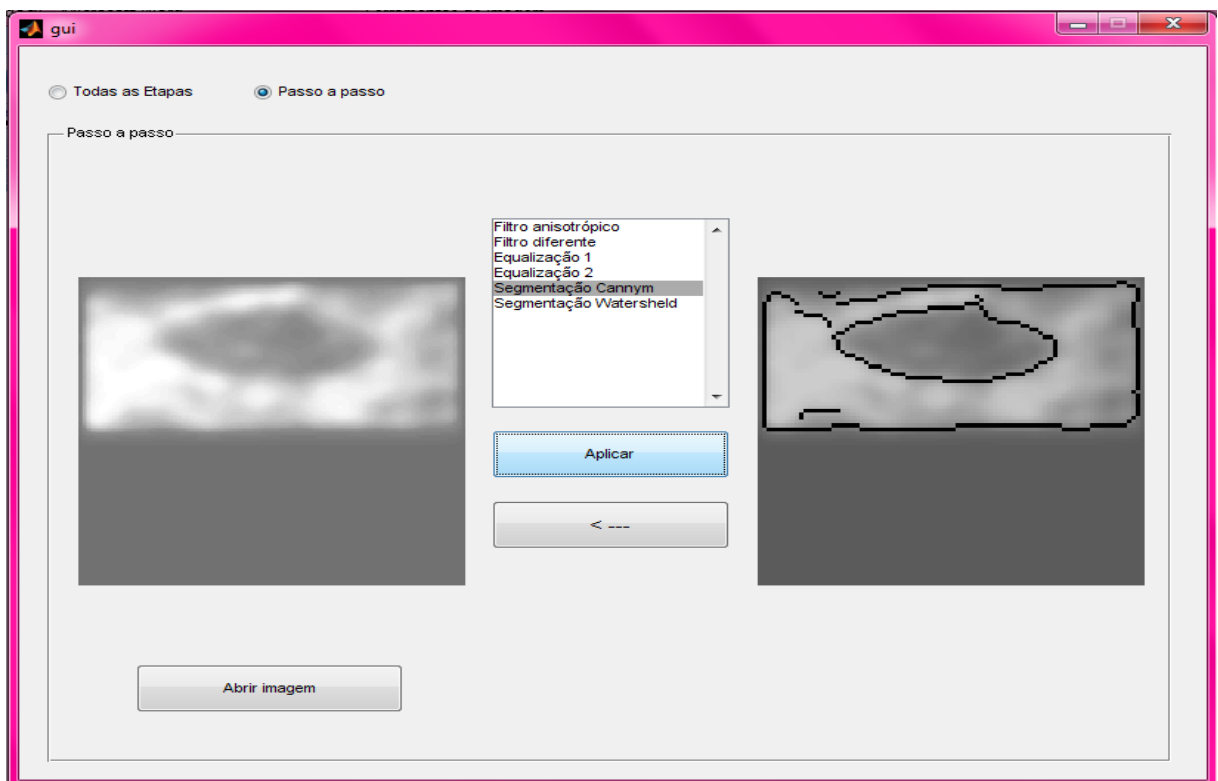


Figura 5.6 – Janela de apresentação de resultados – Passo a passo

5.2 Análise Qualitativa

Pela inspeção visual nota-se que o filtro anisotrópico apresentou o melhor resultado em relação à minimização do ruído

Foi trabalhado um total de 58 imagens reais de Ultra-Sonografia da mama. Todas as imagens utilizadas neste trabalho apresentam alguma alteração que pode ser um nódulo com propensão à benignidade, nódulo com propensão à malignidade, cisto ou indefinição, conforme tabela 5.1 abaixo.

Tabela 5.1 – Conclusões a partir de laudos médicos

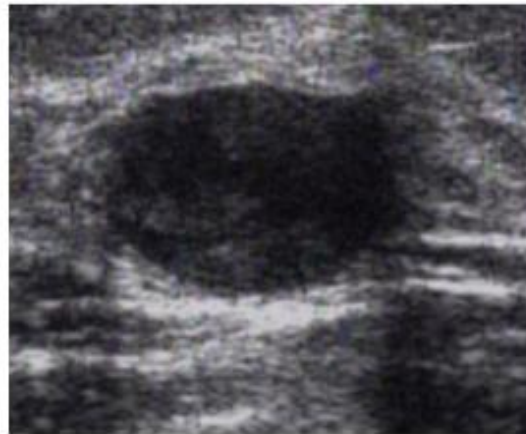
Conclusão	%
Nódulo com propensão à benignidade	71%
Nódulo com propensão à malignidade	7%
Cisto	17%
Indefinida*	5%

A imagem é classificada como indefinida* pois, para o profissional médico chegar à alguma conclusão seriam necessárias outras imagens de apoio.

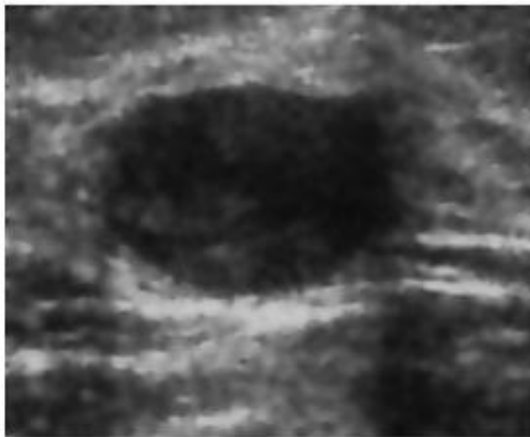
A análise qualitativa foi feita duas profissionais médicas, com título de especialistas pelo Colégio Brasileiro de Radiologia. Primeiramente foram comparados os métodos de minimização de ruído conforme figura 5.7.

Em seguida, foi aplicada a técnica para aumento do contraste e segmentações. As segmentações foram então comparadas, conforme figura 5.8.

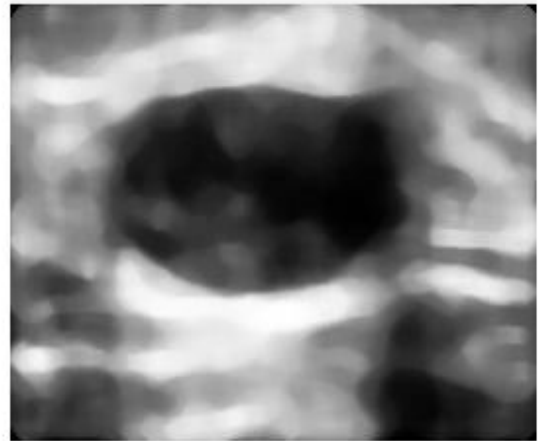
Após a segmentação, foram comparados os métodos de segmentação com o definido por laudos médicos, como mostra as figuras 5.9 a 5.16.



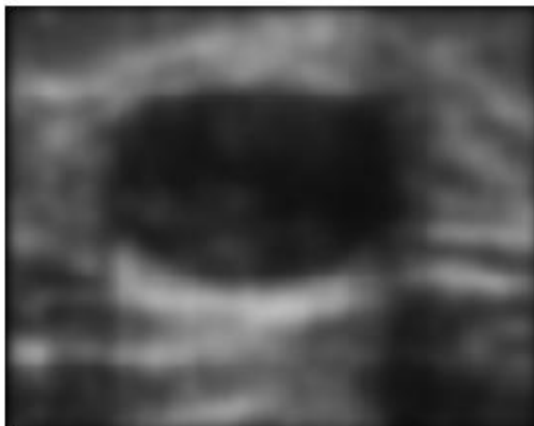
A) Imagem Real



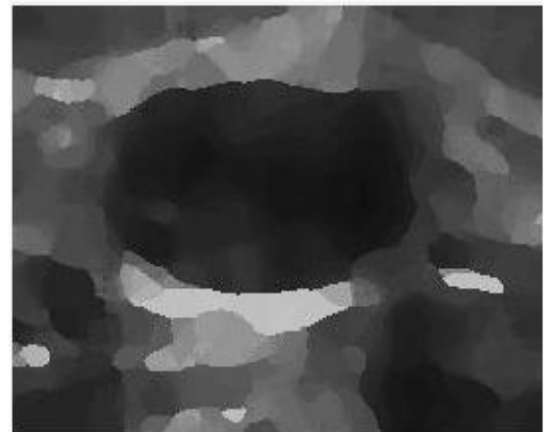
B) Wiener



C) Mediana



D) FDA



E) Moda

Figura 5.7 – Comparação de métodos para minimização do ruído

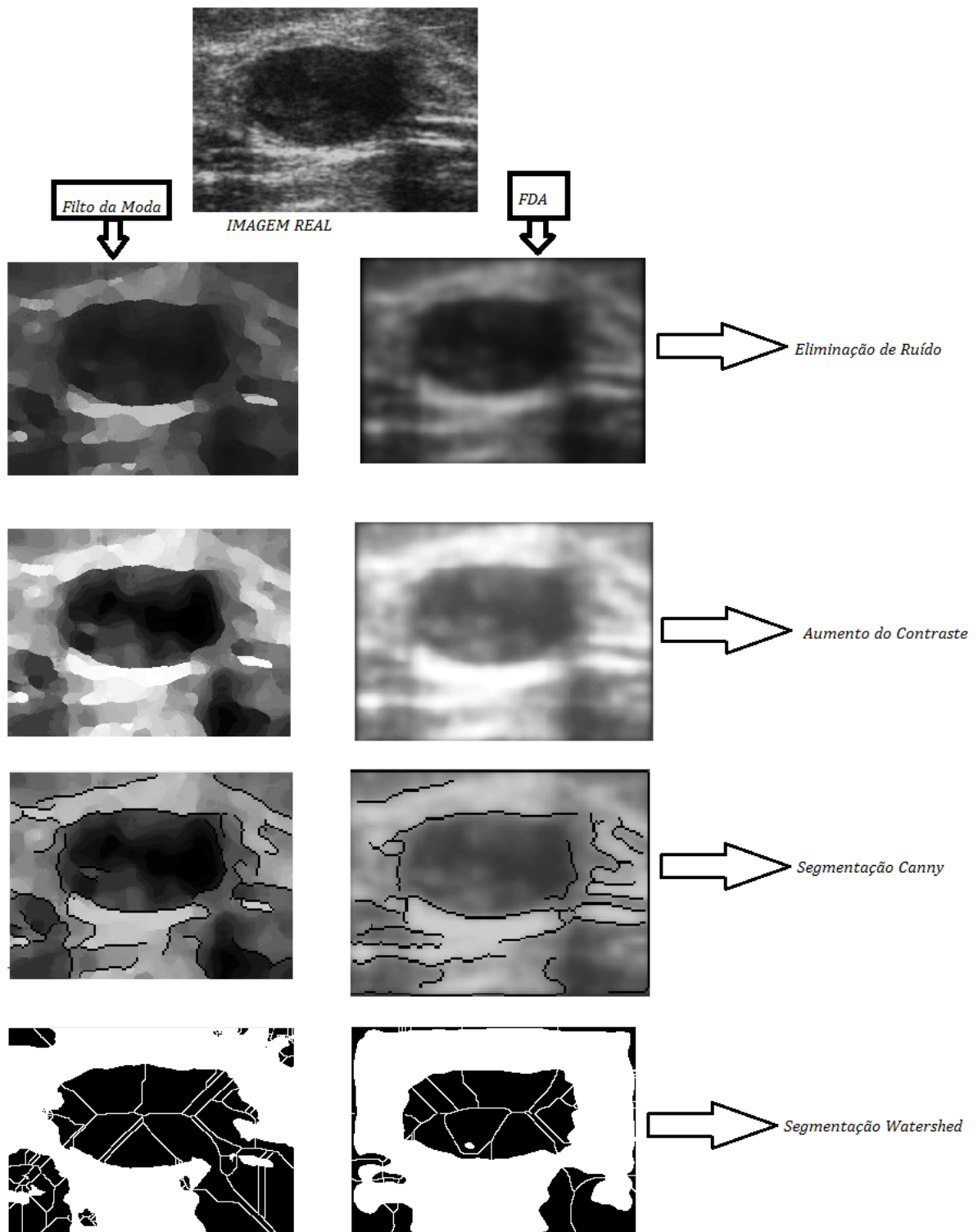
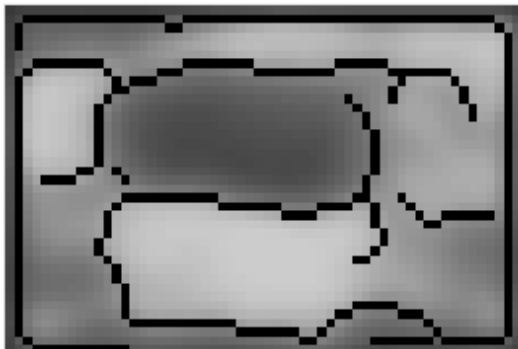


Figura 5.8 – Comparação de métodos para segmentação



A) Laudo médico



B) Canny

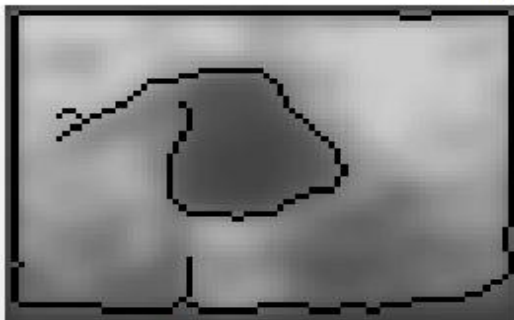


C) Watershed

Figura 5.9- Comparação de métodos de segmentação com FDA



A) Laudo médico



B) Canny



C) Watershed

Figura 5.10- Comparação de métodos de segmentação com FDA

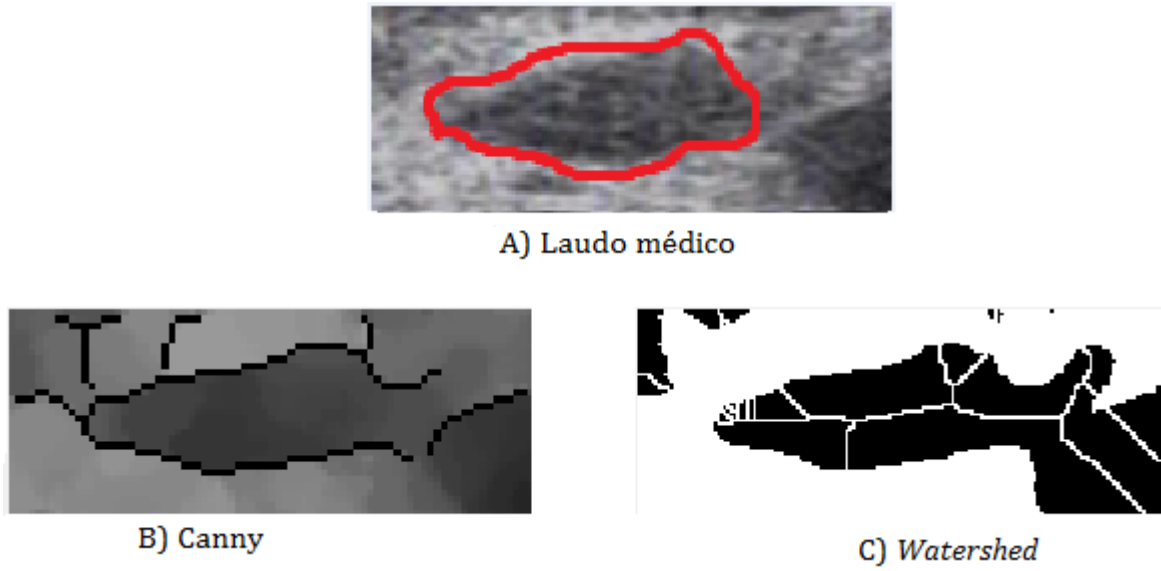


Figura 5.11- Comparação de métodos de segmentação com Filtro da Moda

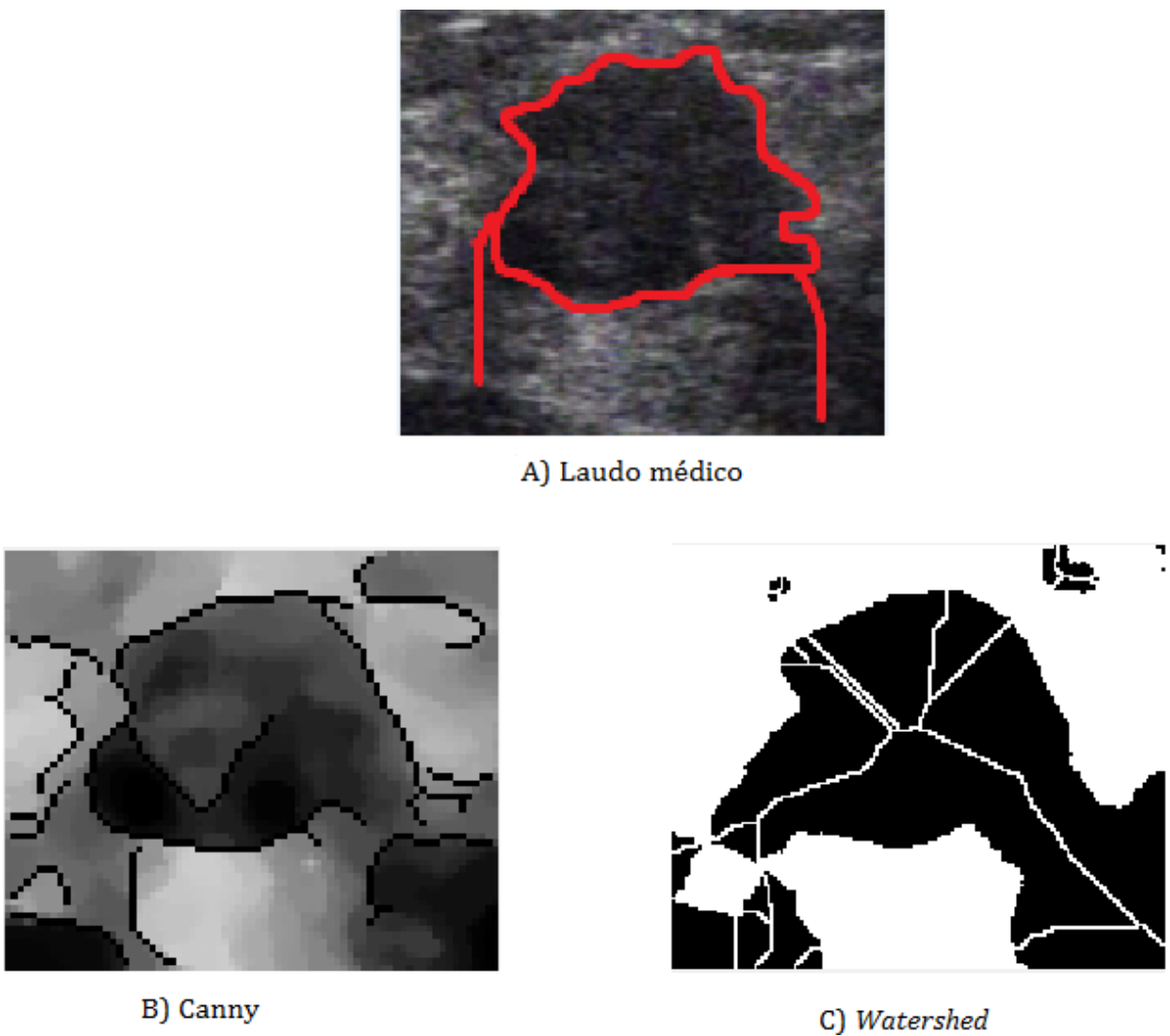
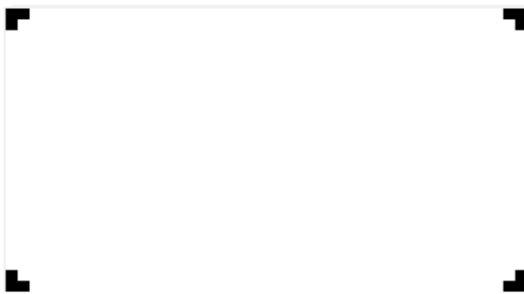


Figura 5.12- Comparação de métodos de segmentação com Filtro da Moda



A) Laudo médico



B) Canny



C) *Watershed*

Figura 5.13- Comparação de métodos de segmentação com Filtro da Mediana



A) Laudo médico



B) Canny



C) *Watershed*

Figura 5.14- Comparação de métodos de segmentação com Filtro da Mediana



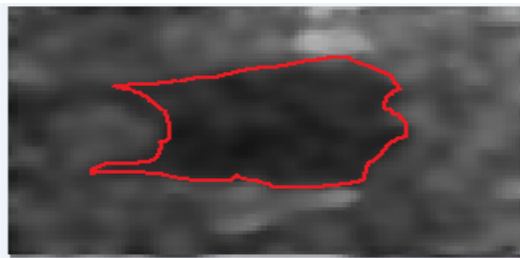
A) Laudo médico



B) Canny

C) *Watershed*

Figura 5.15– Comparação de métodos de segmentação com Filtro de Wiener



A) Laudo médico



B) Canny

C) *Watershed*

Figura 5.16– Comparação de métodos de segmentação com Filtro de Wiener

5.3 Análise Quantitativa

Os fatores que determinam a confiabilidade de um sistema CAD, em qualquer sistema de imageamento médico, relacionam-se à quantidade de casos Verdadeiro-Positivos (VP) e Falso-Negativos (FN) que ele ajuda a detectar, à quantidade de Falso-Positivos (FP) e Verdadeiro-Negativos (VN) que ajuda a excluir. Sem as informações de biópsias para confirmar os diagnósticos (não disponíveis), para este trabalho, a análise quantitativa analisou a quantidade de informações presentes nos métodos aqui presentes e que são consideradas pelo médico no momento de elaboração do laudo.

Foram julgados, nas imagens resultantes do processamento completo, alguns fatores que ajudam, por exemplo, na classificação dos Bi-Rads®. Os fatores considerados foram:

- 1) Houve detecção de achados (quando presentes) nas imagens?
- 2) Houve definição de limites e contornos? (exemplo na figura 5.19)
- 3) Houve informação adicional na imagem? (exemplo na figura 5.20)
- 4) Houve boa diferenciação entre o achado e o fundo? (exemplo na figura 5.21)
- 5) Houve distorção no tamanho/direção do achado? (exemplo na figura 5.22)

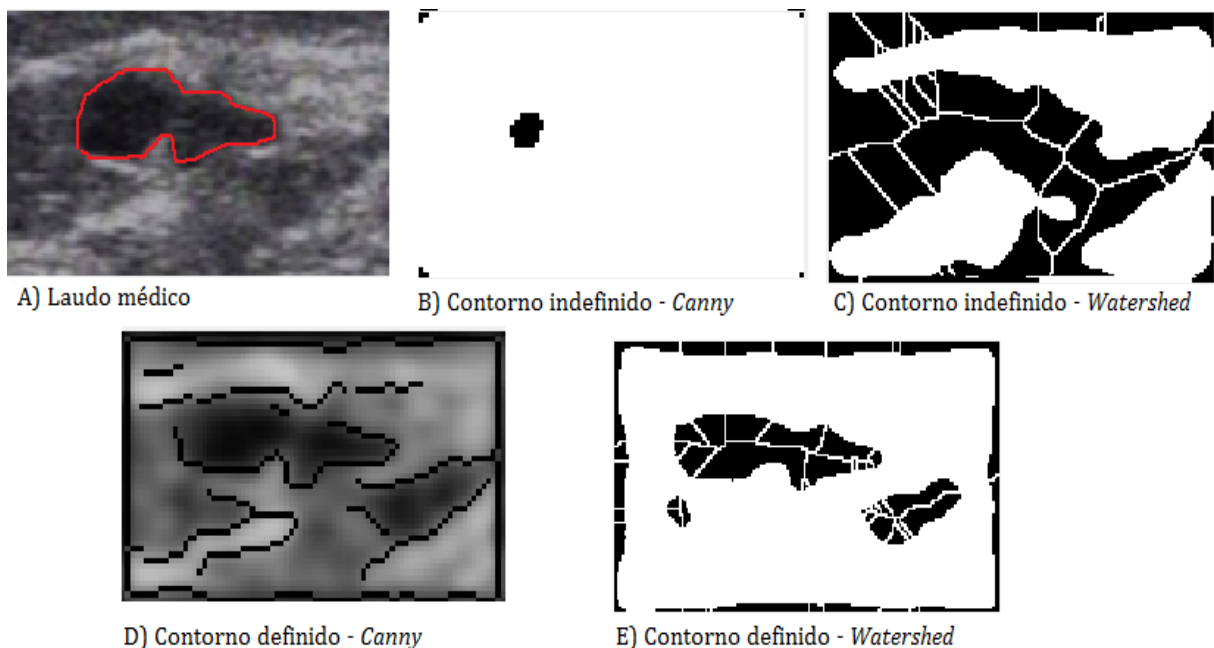


Figura 5.17 – Exemplo de definição de contornos

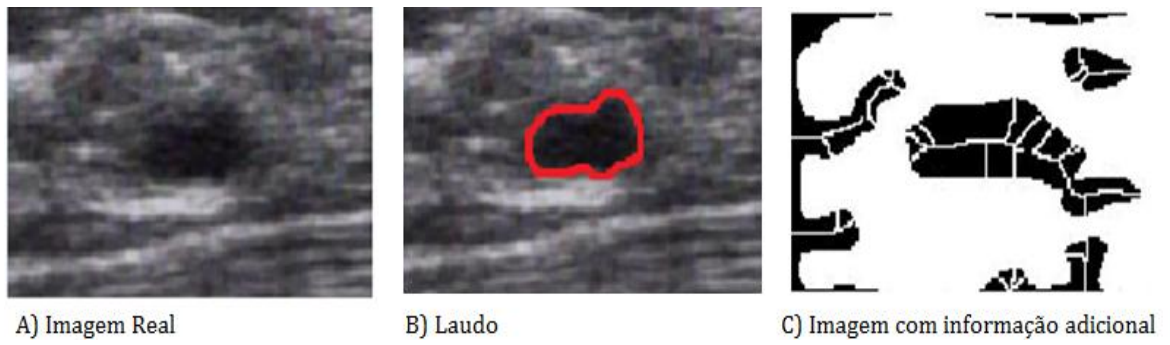


Figura 5.18 - Exemplo de informação adicional na imagem

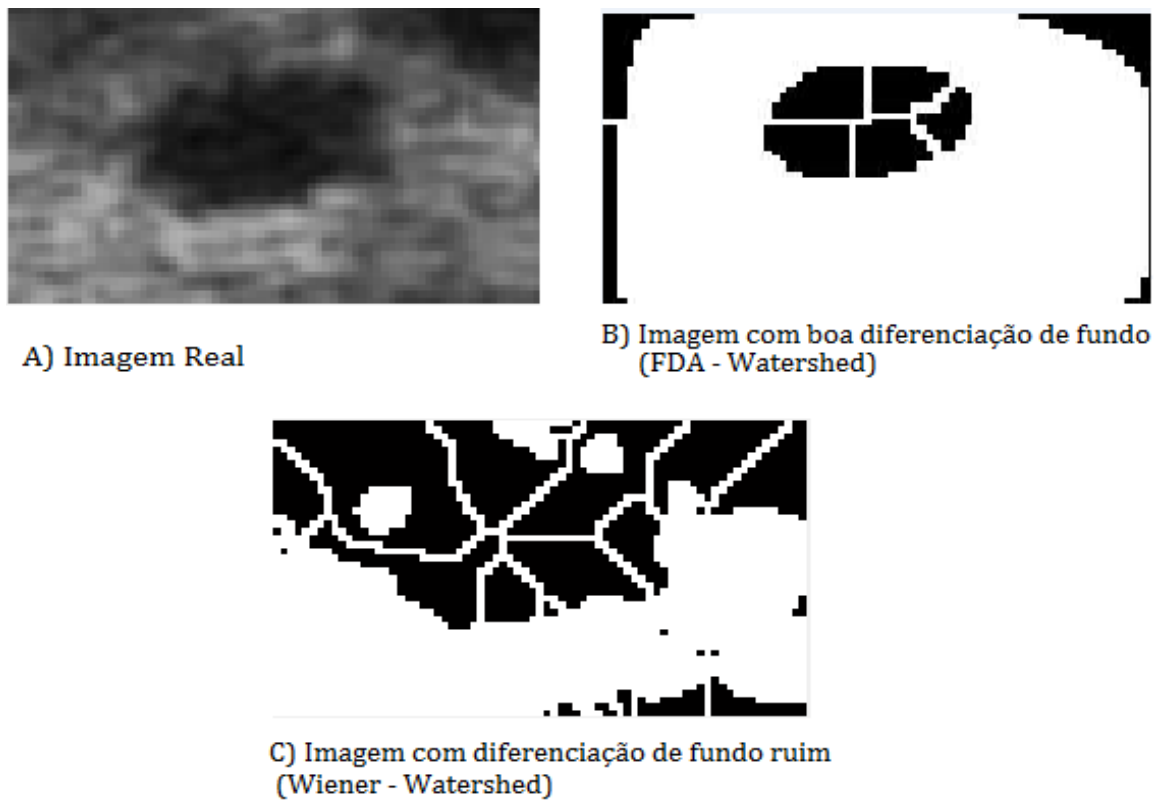


Figura 5.19 - Exemplo de informação sobre diferenciação de fundo

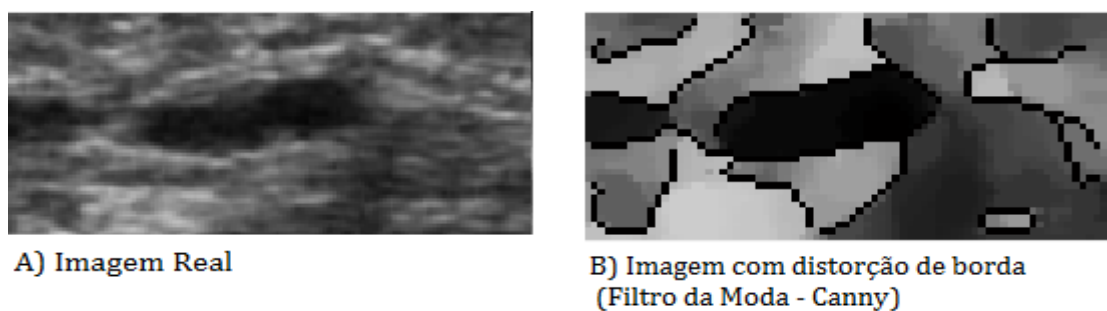


Figura 5.20 - Exemplo de informação de distorção

A partir da opinião das médicas especialistas, é possível verificar os resultados que constam nas tabelas 5.2, 5.3, 5.4 e 5.5 em números absolutos e percentuais. Os valores de bordas com distorção são analisados em relação ao número de bordas com limites e contornos encontrados.

Tabela 5.2 - Minimização do ruído por Wiener

	Detecção		Limites e Contornos		Informação adicional		Diferenciação de fundo		Distorção	
	total	%	total	%	total	%	total	%	total	%
Canny	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100
Watershed	9	15,51	1	1,72	2	3,44	0	0	1	100

Tabela 5.3 - Minimização do ruído pelo Filtro da Mediana

	Detecção		Limites e Contornos		Informação adicional		Diferenciação de fundo		Distorção	
	total	%	total	%	total	%	total	%	total	%
Canny	1	1,72	1	1,72	1	1,72	0	0	1	100
Watershed	9	15,52	1	1,72	2	3,44	0	0	1	100

Tabela 5.4 - Minimização do ruído pelo Filtro da Moda

	Detecção		Limites e Contornos		Informação adicional		Diferenciação de fundo		Distorção	
	total	%	total	%	total	%	total	%	total	%
Canny	58	100	54	93,10	8	13,79	57	98,27	15	27,78
Watershed	58	100	53	91,38	10	17,24	57	98,27	17	32,08

Tabela 5.5 - Minimização do ruído pelo Filtro Difusor Anisotrópico

	Detecção		Limites e Contornos		Informação adicional		Diferenciação de fundo		Distorção	
	total	%	total	%	total	%	total	%	total	%
Canny	58	100	55	94,83	5	8,62	55	94,83	7	12,72
Watershed	58	100	53	91,38	9	15,52	55	94,83	8	15,09

Capítulo 6 – Conclusão

O presente trabalho procurou apresentar aspectos pertinentes a uma metodologia para segmentação de imagens de nódulos da mama baseando-se em características qualitativas para a melhoria da imagem auxiliando, assim, a melhoria no desempenho da visão computacional do processamento das imagens mamárias.

A avaliação da qualidade de uma imagem qualquer não é uma tarefa trivial e direta, principalmente porque uma imagem considerada “boa” depende da aplicação à qual ela se destina. Imagens ultra-sônicas médicas de modo-B trazem informações sobre a anatomia de certo órgão em um dado plano de investigação.

Neste aspecto, o principal interesse clínico reside na identificação de estruturas de forma que a nitidez das mesmas, bem como a sua distinção das demais, são fatores a serem levados em consideração (KOCISIS, 2003).

Pode-se concluir que, independente da definição do *speckle*, este é responsável por uma degradação substancial da imagem ultra-sônica, reduzindo principalmente o contraste e definição das bordas dificultando a identificação de estruturas de interesse. A presença deste tipo de ruído é particularmente problemática porque dificulta tanto o diagnóstico médico quanto a aplicação de métodos automáticos de extração de informação (DANTAS, 2004).

A opção pelo ambiente MATLAB® deu-se pela facilidade de realizar modificações nos algoritmos além de que os programas desenvolvidos neste ambiente são interpretados linha a linha o que nos permite inferir que a implementação destes métodos em códigos estruturados e orientados a objetos (Linguagem C/C++) aumentaria sensivelmente as velocidades de processamento.

A análise qualitativa, por inspeção visual, mostra que mesmo nos casos de achados com bordas irregulares, sugestivos à malignidade e conseqüentemente mais complicados, a seqüência de procedimentos que se desenvolveu tornou o objeto de investigação mais facilmente identificado na imagem ruidosa do ultra-som quando é utilizado o filtro difusor anisotrópico (com método stick) para minimização do ruído e posterior equalização do histograma para melhoria do contraste da imagem. Esta seqüência de pré-processamento foi satisfatória tanto para a segmentação pelo método de Canny quanto pelo método *watershed*, estatisticamente comprovado pela análise quantitativa.

O método do *threshold* automático (método de Otsu) para segmentação, embora citado neste trabalho, não teve seus resultados aqui considerados pois sua eficácia foi apresentada em trabalhos científicos como o publicado por (WU; MOON, 2008) utilizando também os métodos de pré-processamento do Filtro Difusor Anisotrópico com método *Stick*.

A classificação em BI-RADS altamente difundida entre os profissionais da saúde responsáveis pela interpretação dos achados em imagens da mama leva em consideração, além da forma e contorno, a textura nódulo. Por isso, o filtro difusor anisotrópico tem aparecido nas bibliografias mais recentes para segmentação de imagens e aplicação em sistema CAD, afinal, ele preserva este tipo de informação mais do que os outros filtros comumente utilizados. Sendo a tecnologia de formação desta modalidade de imagem médica do Ultra-Som muito suscetível à formação de ruídos e outros tipos de degradações que aumentam as chances de diagnóstico impreciso, o desenvolvimento melhorias no processamento digital que auxiliem o profissional responsável a julgar de maneira mais assertiva é essencial para a consolidação de um sistema de Diagnóstico Auxiliado por Computador (CAD).

Por isso, apesar do presente projeto não propor um mecanismo de classificação em BI-RADS® os resultados aqui obtidos podem auxiliar trabalhos futuros para o desenvolvimento de um sistema CAD, uma vez que dos seus resultados qualitativos e quantitativos é possível obter informações sobre limites, contornos, distorções e diferenciação de tecidos.

A análise quantitativa mostra que a detecção de estruturas se mostra eficiente (para as técnicas com minimização de ruído por FDA e Filtro da moda) uma vez que parâmetros como relação sinal-ruído (SNR), tradicionalmente utilizado para a avaliação do nível de *speckle* de uma imagem, não leva em consideração efeitos como a perda de resolução.

A segmentação não se mostrou eficiente após o pré-processamento pelos filtros de Wiener e da Mediana. Porém, com o filtro da Moda e FDA é possível perceber um resultado percentual satisfatório, uma vez que a detecção foi de 100% e os limites e contornos correspondem àqueles dos laudos médicos em mais de 90% dos casos.

O filtro da Moda apresentou um bom efeito de diferenciação de fundo, mas causa

distorção na borda, o que não é conveniente, visto os critérios classificatórios apresentados no Capítulo 1.

Como não houve análise de imagens sem a presença de nódulos, não foi possível analisar estatisticamente a detecção em imagens com nódulos ausentes ficando este tema uma motivação para trabalhos futuros.

Referências Bibliográficas

American College of Radiology (2003). **Breast Imaging Reporting and Data System Ultrasound (BI-RADS™-Ultrasound)**. 1st ed. Reston, VA: American College of Radiology.

American College of Radiology (2003). **Breast Imaging Reporting and Data System Ultrasound (BI-RADS™ - Ultrasound)**. 4th ed. Reston, VA: American College of Radiology.

ABNT (1997). Associação Brasileira de Normas Técnicas. NBR IEC 601-2-5: **Equipamento eletromédico** – Parte 2: Prescrições particulares para segurança de equipamentos por ultra-som para terapia.

ABNT (1997). Associação Brasileira de Normas Técnicas. NBR IEC 60601-1: **Equipamento eletromédico** – Parte 2: Prescrições gerais para segurança.

BALLARD AND BROWN (1982) - **Computer Vision** - Englewood Cliffs, New Jersey, Prentice-Hall Inc.

BAUERMANN, G. – Acessado em 01 de novembro de 2011 –

Fonte: <http://www.imagesurvey.com.br/2009/03/watershed-em-imagens-binarias-e-um-exemplo-util-com-imagej/>

BEUCHER S.; LANTUEJOUL C. (1979) – *Use of watersheds in contour detection* – *International Workshop on image processing* – Rennes, França – 1979.

BOYLE, P.(2002). **Current situation of screening for cancer**. Ann Oncol, v.4, p.189-198.

BRENTANI, H. ; CARRARO, D. M. ; Moreira Filho, C. A. ; Ramos, P. L. ; ACHATZ, M. I. W.; FOLGUEIRA, M. A. A. K. ; KATAYAMA, M. L. H. ; BRENTANI, M. M. (2010) - **Breast Cancer gene expression profile in young women who are noncarriers of brca1/2 mutations with and without familial history**. Journal of Clinical Oncology, 2010. V.28. p 15S-15S.

BUENO, M. L. - Acessado em 01 de novembro de 2011

Fonte: <http://www.inf.ufsc.br/~visao/2000/Bordas/>

CARVALHO, C. F. (2004). **Ultra-sonografia em Pequenos Animais**. 1a ed. São Paulo, Roca.

CHALA, L. F. (2003). **Ultra-sonografia na diferenciação entre nódulos mamários benignos e malignos: determinação de nódulos provavelmente benignos e avaliação do impacto na redução do número de biópsias**. (Tese de Doutorado). São Paulo, SP: Faculdade de Medicina da Universidade de São Paulo.

CHAVES, I.G.; SILVA, G.A.S (2001). **Câncer de Mama**. In: CAMARGO, A. F.; MELO, V. L.- Ginecologia Ambulatorial., Belo Horizonte: Coopmed, p593-602.

DANTAS, R. G. (2004). **Detecção e redução de speckle em imagem médica por ultra som** – Dissertação de Mestrado – Universidade Estadual de Campinas – Campinas, 2004.

DEFATTA, D.J.; LUCAS, J. G.; HODGKISS, W.S (1988). – **Digital Signal Processing: a system design approach** – Nova York, 1988.

DÍAZ, G. – **Ultra Som** - Acessado em 01 de novembro de 2011.

Fonte: <http://gonzalodiaz.net>

GONZAGA, A. (2008). **Notas de aula da disciplina de Introdução à visão computacional** – SEL0339.

FENELON, S. (2008). Artigos de Radiologia - Acessado em 01 de novembro de 2011.

Fonte: <http://www.imaginologia.com.br/>

FELGUEIRAS, C. A. (2009) – **Processamento Digital de Imagens – Filtragem Espaciais** – Acessado em 01 de Dezembro de 2011.

Fonte: http://www.dpi.inpe.br/~carlos/Academicos/Cursos/Pdi/pdi_filtros.htm#s1_6

GONZALES, R. C.; WOODS, R.; EDDINS, S. (2004). **Digital Image Processing Using Matlab**, Prentice Hall, 2004.

IEC 150 (1963). **Testing and calibration of ultrasonic therapeutic equipment**, CEI.

IEC-854 (1986). **Methods of measuring the performance of ultrasonic pulse-echo diagnostic equipment**, CEI.

IEC-1161(1992). **Ultrasonic power measurement in liquids in the frequency range 0,5MHz to 25MHz**, CEI.

IEC-1689 (1996) **Ultrasonics physiotherapy systems – Performance requirements and methods of measuring in the frequency range 0,5MHz to 5MHz**, CEI.

INCA – Instituto Nacional do Câncer, Ministério da Saúde. **Estimativa 2008 – Incidência de Câncer no Brasil**, <http://www.inca.gov.br>, 01/11/2011.

KRISSIAN, K.; WESTIN, C.F.; KIKINIS, R.; VOSBURGH, K. (2007). **Oriented Speckle Reducing Anisotropic Diffusion** - IEEE - TRANSACTIONS ON IMAGE PROCESSING.

KOCSIS, O.; COSTARIDOU, D. C.; MANDELLOS, G.; LYMBEROPOULOS, D.; PANAYIOTAKIS, G. (2003). **Compression assessment based on medical image quality concepts using computer-generated test images**. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 71, p. 105 - 115.

MYLER, H. R.; WEEKS, A.R. (1993)– **Computer Imaging Recipes in C**, New Jersey: Prentice Hall.

NAKASHIMA, G. Y. (2003) – **Aplicação do filtro de Wiener para tratamento de sinais eletromiográficos** – Dissertação de Mestrado – São Carlos.

PEREIRA, D.C.; NASCIMENTO, M.Z.; SCOTT L.P.B; KURASHIMA, C.S.,(2008); **Avaliação de Filtros Wavelets Aplicados no pré-Processamento de Imagens Mamográficas**. *In: Anais do XI Congresso Brasileiro de Informática em Saúde, Campos do Jordão.*

PERONA J,; MALIK J. (1990) – **Scale-scape and edge-detection using anisotropic diffusion**. IEEE Trans Pattern Analy Machine Intell; 12:629–639.

RAFIEE, A.; SALIMI, A.; ROOSTA, A.R. (2008) - **A Novel Prostate Segmentation Algorithm in TRUS Images** - World Academy of Science, Engineering and Technology.

RAMOS, P. Z. A. (2010). **Segmentação de Imagens ultrassonográficas para detecção de nódulos** – Dissertação de Mestrado – Escola de Engenharia de São Carlos – São Carlos.

SANTA RITA, L.; (2011) – Acesso em 01 de novembro de 2011

Fonte: http://www.lucianosantarita.pro.br/ultra_som.html

SANTOS, V. T. (2002)– **Segmentação de imagens mamográficas para detecção de nódulos em imagens de mamas densas**. Dissertação de Mestrado – Escola de Engenharia de São Carlos – Universidade de São Paulo.

SEARA, D. M (1998). **Algoritmos para detecção de borda** – Dissertação de Mestrado – Universidade Federal de Santa Catarina.

WEBSTER, J.G.(1992). **Medical instrumentation: Application and design**. 2nd. ed., Houghton Mifflin..

WU, W. J.; MOON, W.K. (2008). **Ultrasound Breast Tumor Image Computer-Aided Diagnosis With Texture and Morphological Features** – Academic Radiology, Vol 15, No 7, July.

WELLS, P.N.T. (1977). **Biomedical ultrasonics**. London: Academic Press Inc., 1977.

IMEBI – **Sistema de classificação em BI-RAD®** - Acessado em 01 de novembro de 2011

Fonte: http://www.imebi.com.br/sistema_classificacao_birads.php

ANEXO A

Código Fonte em Matlab para o filtro difusor anisotrópico desenvolvido por Ritwik Kumar da Universidade de Harvard em 2010.

```

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% heat_explicit.m demonstrates diffusion filtering using heat equation for
% denoising solved using explicit method.
%
% Copyright (c) Ritwik Kumar, Harvard University 2010
%          www.seas.harvard.edu/~rkkumar
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

close all
clear all
clc

%Lê imagem de entrada
f = imread('Real001.tif');
f = rgb2gray(f);
w = double(f);

[l c] = size(w);

menor = 0;
aumento = 0;

if l > c
    aumento = l - c;
    menor = l;
elseif l < c
    aumento = c - l;
    menor = c;
end

im_quad = w;

ini = menor;
fim = menor + aumento;

im_quad(menor, :) = 0;
[l1 c1] = size(im_quad);

alpha = 0.2;
k = 1;
h = 1;
lambda = (alpha ^ 2) * (k / (h ^ 2));

A = zeros(l1, c1);

gen_vec = zeros(1, l1);

```

```

gen_vec(1,1) = lambda;
gen_vec(1,2) = (1 - 2 * lambda);
gen_vec(1,3) = lambda;

for i = 2:l1
    A(i,:) = gen_vec;
    gen_vec = circshift(gen_vec,[1 1]);
end
A(1,1) = (1 - 2 * lambda);
A(1,2) = (lambda);

%making the top-right and bottom-left corners null
A(1:2, c1-1:c1) = 0;
A(l1-1:l1, 1:2) = 0;
fprintf('size of w: %d\n', [size(im_quad)]);
fprintf('size of w: %d\n', [size(A)]);
w_j_1 = im_quad;
j = 1;

%figure
for i = 1:200 %for each iteration
    %multiplication by A on both sides results in diffences in both x and y
    %directions
    w_j = (A * w_j_1) * A;
    %old values = new values
    w_j_1 = w_j;
    %outputing the results at different i values
    if (i == 50) %%((i == 10) || (i == 50) || (i == 100) || (i == 200))
        im_fim(1:l, 1:c) = w_j(1:l, 1:c);
        %im_fim(l,c) = im_fim;

        imwrite(uint8(im_fim), 'im_process.tif');
        %imwrite(uint8(im_fim),strcat('heat-exp-
synimgn2',int2str(j),'.bmp'));

        clear im_fim
        j=j+1;
    end
end

imview(uint8(w));
imview(uint8(w_j));
imtool(double(filter_function(w,sqrt(300))));

```

ANEXO B

Código Fonte em Matlab para o método *Stick* desenvolvido por Ritwik Kumar da Universidade de Harvard em 2010.

```

function s = sticks(n,k)
%STICKS Sticks Filter Generation
% STICKS(N,K) returns a set of sticks filters
% N is the stick length
% K is the sticks' thickness
% Exemple : sticks(5,1) provide 8 5x5 matrix with stick thickness equal
% to one

% 04/07 T. Mervin

% check that args are odd positive numbers and that
% the sticks' thickness does not exceed filter size
if (mod(n,2) == 0) || (mod(k,2) == 0) || (k > n)
    disp('Wrong arguments. Expecting odd positive numbers, k < n')
else
    % N x N x 2N-2 matrix for the 2*N-2 sticks
    s = zeros(n,n,2*n-2);

    t = pi/(2*n-2); % angular gap pi/(2n-2)
    s0 = 1/n;
    m = round(n/2);
    l = (k-1)/2;

    % particular cases : tan(pi/2) and tan(0)
    s(m-l:m+1,:,1) = s0; % horizontal, tan(0)
    s(:,m-l:m+1,n) = s0; % vertical, tan(pi/2)

    for j = 2 : (n-1)/2 + 1,
        for i = 1 : n,
            a = round(tan((j-1)*t)*(i-m) + m); % ]0,pi/4]
            b = round(-tan((j-1)*t)*(i-m) + m); % symmetry
            c = round(cot(((n-1)/2+j-1)*t)*(i-m) + m); % beyond pi/4
            d = round(-cot(((n-1)/2+j-1)*t)*(i-m) + m); % symmetry

            A1 = a-l;
            A2 = a+l;
            B1 = b-l;
            B2 = b+l;

            C1 = c-l;
            C2 = c+l;
            D1 = d-l;
            D2 = d+l;

            if A1 <= 0 % we check that the determined value
                A1 = 1; % don't exceed the matrix size
            end % we truncate the values if it is so
        end
    end
end

```

```
if A2 > n
    A2 = n;
end
if B1 <= 0
    B1 = 1;
end
if B2 > n
    B2 = n;
end
if C1 <= 0
    C1 = 1;
end
if C2 > n
    C2 = n;
end
if D1 <= 0
    D1 = 1;
end
if D2 > n
    D2 = n;
end

s(A1:A2,i,j) = s0;
s(B1:B2,i,2*n-j) = s0;

s(i,C1:C2,(n-1)/2+j) = s0;
s(i,D1:D2,2*n-((n-1)/2+j)) = s0;
end
end
end
```

ANEXO C

Código Fonte em Matlab para função do filtro da moda desenvolvido por Laércio Asano, aluno da Engenharia de Computação da Escola de Engenharia de São Carlos.

```

function res = diferente(im)
    res = []
    for i = 1:size(im, 1)
        for j=1:size(im, 2)
            histo = histograma_pesado(im, i, j, 10);
            agrupamento = agrupar(histo, 10);
            [dummy, res(i, j)] = max(agrupamento);
            res(i, j) = res(i, j) - 1;
        end
    end
    res = uint8(res);
    'Ok'

function res = histograma_pesado(im, i, j, jan)
    histo = [];
    for x = max(1, i - jan):min(size(im, 1), i + jan)
        for y = max(1, j - jan):min(size(im, 2), j + jan)
            val = im(x, y) + 1;
            if val > size(histo)
                histo(val) = exp(-0.1*sum(abs([x, y] - [i, j])));
            else
                histo(val) = histo(val) + exp(-0.1*sum(abs([x, y] - [i,
j]))));
            end
        end
    end
    res = histo;

function res = agrupar(histo, jan)
    cumulativo = [];
    for i=1:size(histo, 2)
        cumulativo(i) = 0;
        for j=max(1, i - jan):min(i + jan, size(histo, 2))
            cumulativo(i) = cumulativo(i) + histo(j);
        end
    end
    res = cumulativo;

```