

UNIVERSIDADE FEDERAL FLUMINENSE

Simone Vasconcelos Silva

**Reconstrução da Geometria da Mama a
partir de Imagens Termográficas**

NITERÓI
2010

UNIVERSIDADE FEDERAL FLUMINENSE

Simone Vasconcelos Silva

**Reconstrução da Geometria da Mama a
partir de Imagens Termográficas**

Tese de Doutorado submetida ao Curso de Pós-Graduação em Computação da Universidade Federal Fluminense como pré-requisito para a obtenção do título de Doutor em Computação, Área de concentração: Computação Visual.

**Orientador(a):
Aura Conci**

NITERÓI
2010

Reconstrução da Geometria da Mama a partir de Imagens Termográficas

Simone Vasconcelos Silva

Tese de Doutorado submetida ao Curso de Pós-Graduação em Computação da Universidade Federal Fluminense como pré-requisito para a obtenção do título de Doutor em Computação, Área de concentração: Computação Visual.

Aprovada por:



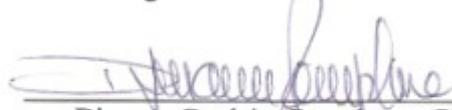
Aura Conci – UFF



Esteban Walter Gonzales Clua – UFF



Regina Célia Paula Leal Toledo – UFF



Djenane Cordeiro Pamplona – PUC-RIO



Rita de Cássia Fernandes Lima – UFPE

Niterói, dezembro de 2010.

Dedico este trabalho a todos aqueles que de alguma forma contribuíram para sua realização, especialmente a minha filha e aos meus pais.

Agradecimentos

Primeiramente agradeço a Deus, pois sem Ele nada em minha vida seria possível!

Gostaria de agradecer de forma muito especial toda a minha família, mas especialmente aos meus pais, Cláudio e Maria das Graças, e a minha filha, Rafaella Vasconcelos, razão da minha vida!

A minha orientadora prof. Aura Conci, agradeço pela compreensão, paciência e incentivo ao meu trabalho.

Agradeço a todos os meus amigos, que graças a Deus são muitos, mas de forma muito especial aos melhores amigos (Selmo Pires, Frank Pavan, Aline Vasconcelos, Jonivan Coutinho, Nádia Chagas, Simone Santos e Edson Terra) que agüentaram todo o papo sobre disciplinas, qualificação, tese e mais tese.

Com muito carinho agradeço aos professores Helder Costa e Daniel Ignácio pelo apoio que me deram para ingressar e permanecer no doutorado.

Ao Aldo Shimoya e Selmo Pires meu muito obrigada pelas dúvidas esclarecidas na parte estatística.

Agradeço a todos os amigos do IC, em especial a Marcelo Zamith e a Teresa Cancela, a todos os amigos do projeto, em especial a Prof. Rita Lima (pela enorme contribuição no meu trabalho), Mariana Viana, Leonardo Motta e Edgar Diniz.

Como grande contribuição para os testes deste trabalho, agradeço a toda equipe do Instituto Nacional de Tecnologia (INT), em especial ao Laboratório de Ergonomia da Divisão de Desenho Industrial, pela atenção e contribuição importantíssima para este trabalho.

Agradeço a todas as voluntárias do projeto, as quais doaram seus exames para o banco de imagens.

Não poderia deixar de agradecer também aos professores que fizeram parte da minha banca de proposta de tese, Esteban Clua, Rita Lima, Djenane Pamplona e Regina Toledo que deram ótimas contribuições para que o texto pudesse chegar a ser uma tese.

Ao Instituto Federal Fluminense pelo incentivo e apoio financeiro e ao Instituto Superior do CENSA pela compreensão.

“Que os vossos esforços desafiem as impossibilidades, lembrai-vos de que as grandes coisas do homem foram conquistadas do que parecia impossível.”

Charles Chaplin

Resumo

Este trabalho faz parte de uma linha de pesquisa mais ampla denominada “Processamento de imagens digitais aplicadas à mastologia”, patrocinado pela Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) e em desenvolvimento na Universidade Federal Fluminense (UFF) e na Universidade Federal de Pernambuco (UFPE). O trabalho aqui apresentado desenvolve uma nova metodologia para reconstrução da mama de pacientes a partir de imagens termográficas bidimensionais, de forma que o modelo tridimensional gerado represente o mais fielmente possível a geometria e a forma real da mama. Para este processo são utilizadas apenas três imagens termográficas de cada paciente: as adquiridas nas posições frontal e laterais.

O resultado deste trabalho visa auxiliar a geração de informações que possibilitem diagnosticar tumores e outros tipos de doenças ou deformações na mama, assim como representar a geometria da mama, auxiliando também nas cirurgias re-constitutivas e estéticas. Como o câncer de mama é o tipo de tumor mais freqüente entre as mulheres no Brasil e no mundo, novas pesquisas e tecnologias voltadas a solucionar ou mesmo minimizar estes fatos são de grande importância para a medicina e para a sociedade. Neste sentido, essa pesquisa pretende auxiliar no desenvolvimento de exames preventivos baseados na termografia.

Este trabalho é dividido em três etapas: geração de curvas 2D através da detecção dos contornos das mamas nas imagens termográficas; geração de superfícies 3D a partir das curvas 2D; e sua validação através de imagens termográficas de modelos com geometrias conhecidas. Para geração das superfícies 3D foi desenvolvido um software capaz de gerar a superfície do tronco e das mamas como um objeto único ou de gerar uma modelagem de cada mama separadamente.

As validações foram feitas por comparações com objetos tridimensionais cuja geometria pudesse ser adquirida de forma precisa por máquinas de coordenadas (no caso do fantoma e das próteses externas) e de mamas reais de voluntárias que aceitaram a digitalização de pontos dos seus corpos por scanner laser. Os resultados obtidos através da validação do modelo 3D foram considerados satisfatórios, pois a modelagem proposta representa com menos de 6,1% de diferença o volume e a área da mama real da paciente.

Palavras-Chave: Termografia, Reconstrução, Mama

Abstract

This research work belongs to a broader research project called “Processing of digital images applied to mastology”, sponsored by the Coordination for the Improvement of Higher Education Personnel (CAPES) and developed at the Fluminense Federal University (UFF) and the Federal University of Pernambuco (UFPE). The current research paper, develops a new methodology for the reconstruction of the patients’ breast by means of bidimensional thermographic images, so that the three dimensional model generated, thoroughly represents the actual geometry and shape of the breast. In order to carry out this process, only three thermographic images from each patient are utilized: the ones acquired through the frontal and lateral positions.

The result of this research work aims at assisting the generation of information which enables the diagnosis of tumors and other types of diseases or deformations in the breast, as well as representing the geometry of the breast, so as to assist reconstructive and esthetic surgeries. Since breast cancer is the most common kind of cancer among Brazilian women and women of the world, new researches and technologies focused on solving or even minimizing these facts are of great importance for medicine and society. Taking this into account, this research endeavors to assist the development of preventive exams based on thermography.

This research work is divided into three stages: generation of the 2D curves by means of the detection of the outlines of the breasts in the thermographic images; generation of the 3D surfaces using the 2D curves; and its validation through thermographic images of models with known geometries. To generate the 3D surfaces, a software capable of generating the surface of the torso and the breasts as a single object or generating a modeling of each breast separately, was developed.

The validations were made by comparing three dimensional objects whose geometry could be precisely acquired by machines employing coordinates (in the case of the phantom and the external prosthetics) and real breasts of volunteers who accepted to have of the points of their bodies digitalized by a laser scanner. The results that were obtained by 3D model were considered satisfactory, therefore, since the modeling which was proposed represents the real area of the breast of the patient with a margin of error of less than 6,1%.

Key words: thermography, reconstruction, breast

SUMÁRIO

<u>CAPÍTULO 1 – INTRODUÇÃO.....</u>	<u>1</u>
1.1 Modelagem Tridimensional a partir de Termografia.....	2
1.2 Motivação	3
1.3 Trabalhos Relacionados.....	4
1.4. Objetivos	11
1.5. Estrutura do Trabalho	11
<u>CAPÍTULO 2 – ANATOMIA, CÂNCER E EXAMES DE MAMA.....</u>	<u>13</u>
2.1 Câncer de Mama no Brasil e no Mundo.....	13
2.2 Anatomia e Patologia das Mamas	14
2.3 Tipos de Exames.....	17
2.3.1 Mamografia.....	17
2.3.2 Ultrassonografia.....	20
2.3.3 Ressonância Magnética	20
2.3.4. Termografia.....	22
<u>Capítulo 3 – SEGMENTAÇÃO de Imagens.....</u>	<u>25</u>
3.1 Introdução ao Processamento de Imagens.....	25
3.1.1 Domínio Espacial.....	25
3.1.2 Processamento de Imagens Médicas.....	26
3.2 Detecção de Bordas.....	29
3.2.1 Operadores e Algoritmos.....	30
3.3 Segmentação.....	34
3.3.1 Limiarização.....	35
<u>CAPÍTULO 4 – CURVAS, SUPERFÍCIES E MODELAGEM TRIDIMENSIONAL....</u>	<u>37</u>
4.1 Curvas	37
4.1.1 Curvas de Bézier.....	38
4.1.2 Curvas de Hermite.....	39
4.1.3 Splines.....	40
4.1.4 NURBS.....	41
4.1.5 Ajuste de Curvas pelo Método dos Mínimos Quadrados.....	42
4.2 Superfícies.....	43
4.3 Modelagem Tridimensional.....	46

<u>CAPÍTULO 5 – METODOLOGIA PARA RECONSTRUÇÃO DA MAMA A PARTIR DE IMAGENS TERMOGRÁFICAS.....</u>	<u>48</u>
5.1 Obtenção das Imagens Termográficas.....	48
5.2 Características das Imagens Utilizadas.....	52
5.3 Sequência de Atividades da Metodologia.....	53
5.4 Geração do Modelo 2D.....	55
5.4.1 Determinação da Região de Interesse	55
5.4.2 Detecção dos Contornos para Extração da Borda.....	56
5.4.3 Plotagem das Curvas 2D.....	61
5.5 Geração do Modelo 3D.....	63
5.5.1 Superfícies NURBS Geradas.....	66
5.6 Ferramenta “THERMIC BREAST 3D”.....	67
<u>CAPÍTULO 6 - VALIDAÇÃO E TESTES DO MODELO 3D.....</u>	<u>77</u>
6.1 Processo Utilizado nos Testes.....	77
6.1.1 Testes com Próteses Externas e Fantoma.....	80
6.1.2 Teste com Voluntárias.....	85
6.2 Resultados e Análises dos Testes	90
6.2.1 Análises Gerais e de Acordo com as Validações 2D e 3D.....	111
<u>CAPÍTULO 7 – Considerações finais e trabalhos futuros.....</u>	<u>121</u>
7.1 Considerações Finais.....	121
7.2 Trabalhos Futuros.....	122
<u>REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....</u>	<u>127</u>

Lista de Figuras

Figura 1.1 Mamografias (a) mama de paciente jovem (b) mama de paciente mais idosa.....	1
Figura 1.2 Modelo 3D.....	6
Figura 1.3 Marcos anatômicos no modelo do software BSA.....	10
Figura 2.1 Tipos de câncer mais incidentes, estimados para 2010.	13
Figura 2.2 Distribuição espacial das taxas de incidência do câncer de mama.....	14
Figura 2.3 Anatomia da mama.	15
Figura 2.4. Tecidos da mama.....	15
Figura 2.5. Anomalias na mama.....	16
Figura 2.6 - Esquema de um mamógrafo.....	17
Figura 2.7 Mamografia (a) Posição CC (b) Posição MLO.....	18
Figura 2.8 Imagens da Mamografia (a) Posição MLO (b) Posição CC.....	18
Figura 2.9 (a) Mamografia digital demonstrando nódulo (b) Mesma mamografia com inversão de contraste.....	19
Figura 2.10 (a) Ultrassonografia da mama (b) Exemplo de imagem obtida	20
Figura 2.11. (a) Ressonância magnética da mama (b) Exemplo de imagem obtida.....	21
Figura 2.12 Exemplo de terminal térmico.....	22
Figura 2.13. Termograma (a) Pseudo-cores (b) Tons de Cinza.....	23
Figura 3.1 Etapas do processamento de imagens.....	25
Figura 3.2 Exemplos de vizinhanças de tamanhos diferentes.....	26
Figura 3.3 Etapas do Processamento de Imagens e Diagnóstico.....	27
Figura 3.4 Detecção do contorno da mama (a) na mamografia (b) na termografia.....	30
Figura 3.5 Máscaras utilizadas nas equações de Prewitt e Sobel.....	31
Figura 3.6 (a) Imagem original em tons de cinza (b) Operador Roberts (c) Operador Prewitt (d) Operador Sobel.....	32
Figura 3.7 Comparação entre gradiente e primeira derivada de Gauss.....	33
Figura 3.8. Representação gráfica da imagem limiarizada.....	36
Figura 3.9. (a) Imagem original em tons de cinza (b) Imagem limiarizada com $T=105$	36
Figura 4.1 Curva de Bézier.....	38
Figura 4.2 Curva de Hermite.....	39
Figura 4.3 B-Spline.....	40
Figura 4.4 B-Spline Quadrática.....	40

Figura 4.5 Curva NURBS com variação do peso	42
Figura 4.6 Superfícies. (a) Bicúbicas Paramétricas (b) Bézier.....	44
Figura 4.7 Utilização de superfícies NURBS (a) Modelo da mama (b) Corpo humano feminino.....	45
Figura 5.1 Termogramas do banco de imagens, representando algumas das posições de obtenção das imagens (a) Frontal (b) Lateral Externa.....	49
Figura 5.2 Termogramas representando as diferenças e medidas de escalas.....	51
Figura 5.3 Câmera de infravermelho FLIR S45.....	52
Figura 5.4 Imagem termográfica visualizada com as palettes (a) glowbow (b) grey (c) rainhi (d) iron (e) medical (f) midgreen.....	52
Figura 5.5 (a) Superfície sombreada mostrando as curvas para a modelagem da mama de uma paciente, visão frontal. (b) Visão lateral da mama do modelo.....	55
Figura 5.6 (a) Imagem termográfica (b) Região válida contendo o limite superior e inferior do ROI.....	56
Figura 5.7 Detecção de contornos (a) Corpo na Imagem Frontal (b) Mama - Imagem Lateral	58
Figura 5.8 Detecção do contorno inferior da mama (a) Imagem Frontal (b) Imagem Lateral.	60
Figura 5.9 Imagem termográfica lateral da mama sem a representação da borda inferior	60
Figura 5.10 Região de Interesse (a) Imagem Frontal (b) Imagem Lateral	61
Figura 5.11 Pontos finais plotados (a) Imagem Frontal (b) Imagem Lateral	62
Figura 5.12 Plotagem das curvas do modelo 2D (a) frontal (b) lateral.....	62
Figura 5.13 Fluxograma das atividades da modelagem 3D.....	63
Figura 5.14 Determinação das coordenadas z dos pontos da curva	64
Figura 5.15 Determinação das coordenadas z nos casos de imagens laterais que não apresentam a representação da curva inferior da mama.....	65
Figura 5.16 Representação das curvas frontais alinhadas as curvas inferiores das mamas.....	65
Figura 5.17 Malhas 3D geradas.....	67
Figura 5.18 Tela principal da ferramenta “Thermic Breast 3D”.....	68
Figura 5.19 Modelo 2D – Frontal.....	69
Figura 5.20 Modelo 2D – Lateral	69
Figura 5.21 Imagem com a grade.....	70
Figura 5.22 Procedimento para aquisição da medida paciente em cm.....	71
Figura 5.23 Procedimento para aquisição da medida do modelo 2D em pixels.....	71

Figura 5.24 Superposição dos pontos e curva (gerados pela ferramenta) com a curva característica da prótese nº 6.....	72
Figura 5.25 Modelo 3D gerada a partir de imagens termográficas.....	75
Figura 5.26 Rotação aplicada ao modelo 3D gerado.....	75
Figura 5.27 Modelo 3D de cada mama separadamente.....	76
Figura 6.1 (a) Prótese mamária externa (b) Fantoma.....	81
Figura 6.2 Máquina de Medição por Coordenadas CRYSTA 574. (a) Prótese (b) Fantoma...	82
Figura 6.3 Visualização das trajetórias de aquisição de pontos.....	83
Figura 6.4 (a) Sequência da importação dos pontos (b) construção da geometria (c) geração da malha.....	83
Figura 6.5 Exemplos de malhas 3D geradas pelo GAMBIT.....	84
Figura 6.6 Procedimento para aquisição de medidas em próteses (a) cm (b) pixels.....	85
Figura 6.7 (a) Imagem Digital (b) Detecção de contorno utilizando algoritmo de Canny	86
Figura 6.8 (a) Scanner Laser 3D (b) Modelagem 3D gerada pelo Scanner Laser.....	87
Figura 6.9 (a) Modelo 3D (b) Região de Interesse.....	88
Figura 6.10 Exemplo das mamas recortadas para os cálculos do volume e da área.....	89
Figura 6.11 (a) Imagens Termográficas (b) Curvas 2D (c) Sobreposição das curvas	92
Figura 6.12 (a) Malha gerada (b) Malha GAMBIT (c) Sobreposição: entre malhas (d) Sobreposição: malha e imagem térmica.....	93
Figura 6.13 (a) Imagens Termográficas (b) Curvas 2D (c) Sobreposição das curvas.....	95
Figura 6.14 (a) Malha gerada (b) Imagem da prótese (c) Sobreposição: malha e imagens.....	96
Figura 6.15 (a) Imagens Termográficas (b) Curvas 2D (c) Sobreposição das curvas	98
Figura 6.16 (a) Malha gerada (b) Malha GAMBIT (c) Sobreposição: malha gerada e imagens	99
Figura 6.17 (a) Imagens Termográficas (b) Curvas 2D (c) Imagens digitais (d) Sobreposição das curvas frontais (e) Sobreposição das curvas laterais.....	102
Figura 6.18 (a) Malha 3D gerada (b) Imagem digital (c) Sobreposição: malha e imagem....	102
Figura 6.19 (a) Imagens Termográficas (b) Curvas 2D (c) Imagens Digitais (d) Sobreposição das curvas frontais (e) Sobreposição das curvas laterais.....	105
Figura 6.20 (a) Malha 3D gerada (b) Imagem digital (c) Sobreposição: malha e imagem digital (d) Modelo 3D scanner laser (e) Sobreposição: malha e modelo (f) Sobreposição: malha e imagem térmica.....	105
Figura 6.21 (a) Imagens Termográficas (b) Curvas 2D (c) Imagens Digitais (d) Sobreposição das curvas frontais (e) Sobreposição das curvas laterais.....	109

Figura 6.22 (a) Malha 3D gerada (b) Imagem digital (c) Sobreposição: malha e imagem digital (d) Modelo 3D scanner laser (e) Sobreposição: malha e modelo (f) Sobreposição: malha e imagem térmica.....	109
Figura 6.23 Gráfico ilustrando a média geral das diferenças encontradas na modelagem 3D nos testes realizados.....	112
Figura 6.24 Gráfico ilustrando o valor máximo geral das diferenças encontradas na modelagem 3D nos testes realizados.....	112
Figura 6.25 Gráfico ilustrando o valor da média geral das diferenças encontradas em cada mama das voluntárias.....	113
Figura 6.26 Gráfico ilustrando o valor máximo geral das diferenças encontradas em cada mama das voluntárias.....	113
Figura 6.27 Gráfico ilustrando a média das diferenças, em relação a validação 2D, encontradas na modelagem 2D nos testes realizados.....	114
Figura 6.28 Gráfico ilustrando o valor máximo das diferenças, em relação a validação 2D, encontradas na modelagem 2D nos testes realizados.....	115
Figura 6.29 Gráfico ilustrando a média das diferenças, em relação a validação 2D, para cada mama das voluntárias.....	115
Figura 6.30 Gráfico ilustrando o valor máximo das diferenças, em relação a validação 2D, para cada mama das voluntárias.....	116
Figura 6.31 Gráfico ilustrando a média das diferenças, em relação a validação 3D, encontradas na modelagem 3D nos testes realizados.....	117
Figura 6.32 Gráfico ilustrando o valor máximo das diferenças, em relação a validação 3D, encontradas na modelagem 3D nos testes realizados.....	117
Figura 6.33 Gráfico ilustrando a média das diferenças, em relação a validação 3D, para cada mama das voluntárias.....	118
Figura 6.34 Gráfico ilustrando o valor máximo das diferenças, em relação a validação 3D, para cada mama das voluntárias.....	118
Figura 6.35 Gráfico ilustrando o valor mínimo geral das diferenças encontradas na modelagem 3D nos testes realizados.....	119
Figura 6.36 Gráfico ilustrando o valor mínimo das diferenças, em relação a validação 2D, encontradas na modelagem 2D nos testes realizados.....	119
Figura 6.37 Gráfico ilustrando o valor mínimo das diferenças, em relação a validação 3D, encontradas na modelagem 3D nos os testes realizados.....	120

Lista de Tabelas

Tabela 5.1 Testes realizados para escolha da quantidade de pontos de controle da NURBS...	66
Tabela 6.1 Amostra utilizada nos testes.....	77
Tabela 6.2 Medidas e comparações utilizadas em cada parte do teste	80
Tabela 6.3 Escalas utilizadas nos testes.....	90
Tabela 6.4 Resultados obtidos para a Prótese No 4.....	93
Tabela 6.5 Resultados obtidos para a Prótese No 8.....	96
Tabela 6.6 Resultados obtidos para o Fantoma.....	99
Tabela 6.7 Resultados obtidos para a Voluntária 1.....	102
Tabela 6.8 Resultados obtidos para a Voluntária 2.....	106
Tabela 6.9 Resultados obtidos para a Voluntária 3.....	110

Lista de Siglas

API	-	<i>Application Programming Interface</i>
AV	-	Ambiente Virtual
BSA	-	Analisador da Forma da Mama
CAPES	-	Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior
CC	-	Crânio Caudal
CCD	-	<i>Charge-Coupled Device</i>
CFD	-	<i>Computacional Fluid Dynamics</i>
CTI	-	Centro de Tecnologia da Informação
DICOM	-	<i>Digital Imaging and Communication in Medicine</i>
DLL	-	<i>Dinamic Link Library</i>
FINEP	-	Financiadora de Estudos e Projetos
GLAUX	-	<i>OpenGL Auxiliar</i>
GLU	-	<i>OpenGL Utility Library</i>
GLUT	-	<i>OpenGL Utility Toolkit</i>
GPL	-	<i>General Public License</i>
GVC	-	<i>Generalized Voxel Coloring</i>
HC	-	Hospital das Clínicas
HCN		Hospital das Clínicas de Niterói
HUAP		Hospital Universitário Antônio Pedro
IARC	-	<i>Internacional Agency for Research on Cancer</i>
IC	-	Instituto de Computação
INT-BRA	-	Instituto Nacional de Tecnologia
INT-ITA	-	<i>Instituto Nazionale Tumori</i>
IR	-	Infravermelho
ITK	-	<i>Insight Toolkit</i>
LAMECO	-	Laboratório de Medição por Coordenadas
LUT	-	<i>Look-Up Tables</i>
MCT	-	Ministério da Ciência e Tecnologia
ML	-	Médio Lateral
MLO	-	Médio Lateral Oblíquo
MMC	-	Máquina de Medição de Coordenadas
MMQ	-	Método dos Mínimos Quadrados

NURBS	-	<i>Non Uniform Rational B-Spline Surfaces</i>
OMS	-	Organização Mundial de Saúde
OpenGL	-	<i>Open Graphics Library</i>
PET	-	<i>Positron Emission Tomography</i>
ProMED	-	Prototipagem Rápida para Medicina
RM	-	Ressonância Magnética
ROI	-	<i>Region of Interest</i>
SPECT	-	<i>Single Photon Emission Computed Tomography</i>
UFF	-	Universidade Federal Fluminense
UFPE	-	Universidade Federal de Pernambuco
VTK	-	<i>Visualization Toolkit</i>

CAPÍTULO 1 – INTRODUÇÃO

O câncer de mama é o segundo tipo de câncer mais frequente no mundo e o mais comum entre as mulheres. A cada ano, cerca de 22% dos casos novos de câncer em mulheres são de mama. Apesar de ser considerada uma doença feminina, ele também atinge cerca de 1% dos homens no mundo.

Entre as mulheres brasileiras o câncer de mama é o tipo de tumor mais freqüente. O número de casos novos da doença esperados para o Brasil em 2010 é de 49.240, com um risco estimado de 49 casos a cada 100 mil mulheres. A incidência maior é entre mulheres com mais de 40 anos, mas o número de caso em jovens está aumentando a cada ano (INCA,2009).

Alguns estudos têm identificado que a detecção do câncer de mama no estágio inicial proporciona uma possibilidade de cura de 85%, mas se for detectado em estágios mais avançados, as chances de cura são de 10% (NG e SUDARSHAN, 2001). Portanto o diagnóstico precoce proporciona ao paciente grande probabilidade de cura, por isso novos exames e tratamentos buscam a detecção da doença na sua fase inicial, reduzindo assim o risco de vida dos pacientes.

O auto-exame é muito importante na detecção do câncer de mama e a mamografia, exame para detecção e rastreamento do câncer (Figura 1.1), é um dos exames mais utilizados no Brasil para diagnóstico desta doença. Várias campanhas são realizadas no país pelo Ministério da Saúde, com objetivo de conscientizar a população da importância do diagnóstico precoce e do seu tratamento.

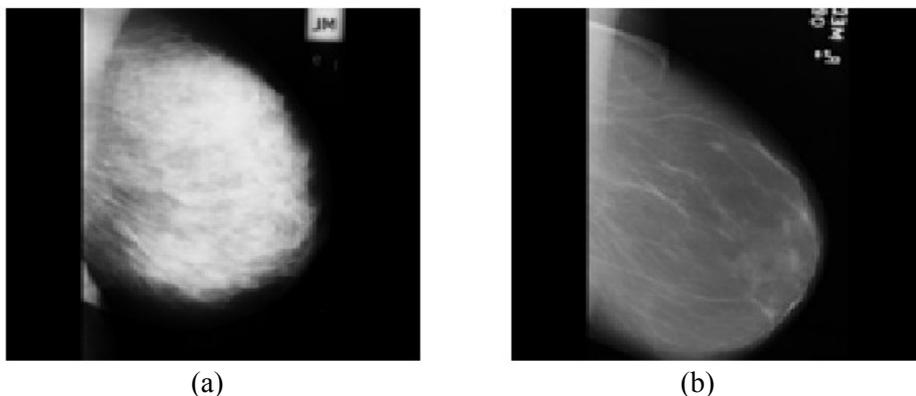


Figura 1.1 Mamografias (a) mama de paciente jovem (b) mama de paciente mais idosa

A mamografia é um exame de alta sensibilidade, porém não consegue detectar tumores em pacientes mais jovens, devido à maior densidade da mama. Mulheres mais jovens apresentam uma maior quantidade de tecido glandular nas mamas, o que torna esses órgãos mais densos e firmes, conforme Figura 1.1 (a), com a idade o tecido mamário vai se atrofiando e sendo substituído por tecido adiposo, facilitando a visualização de patologias, conforme Figura 1.1 (b).

Devido a isso, e ao fato da radiação ionizante utilizada na mamografia ser considerada um risco para o paciente, outros tipos de exames devem ser utilizados de forma auxiliar na detecção da doença. Por estes motivos, a termografia pode se tornar um exame importante no diagnóstico precoce do câncer de mama, pois através das diferenças de temperaturas é possível detectar tumores em mamas mais densas, além de ser possível detectar também outros tipos de anomalias.

A termografia é uma técnica não-invasiva, rápida e sem contato físico com o paciente, e seu processo de aquisição não causa nenhum tipo de dor, desconforto ou transtorno ao mesmo. E pode-se dizer que a termografia é uma aproximação relativamente direta da imagem latente da variação da temperatura na superfície da pele humana (Ng, 2008).

Este capítulo faz uma síntese do trabalho, através da descrição do problema, dos objetivos e da metodologia desenvolvida. Apresenta também um breve relato de outros trabalhos relacionados ao tema.

1.1 Modelagem Tridimensional a partir de Termografia

A termografia vem se tornando uma técnica importante no auxílio ao diagnóstico clínico, permitindo avaliar diversas doenças. Trata-se de uma modalidade de imagem que está sendo usada em muitas áreas médicas, como: oncologia, cirurgia, reumatologia, neurologia, urologia, angiologia, ginecologia, oftalmologia, entre outras (DIAKIDES e BRONZIMO, 2008).

A termografia é uma tecnologia de obtenção de imagens de objetos que estejam a uma temperatura acima de zero absoluto. As câmeras de infravermelho captam a radiação térmica emitida pelo corpo e a convertem numa imagem que representa a distribuição de temperaturas superficiais desse corpo.

Embora usada inicialmente em aplicações militares, a aplicação da termografia à medicina tem crescido bastante, sendo uma técnica que permite a determinação da temperatura de superfície do corpo, refletindo a distribuição de calor que é produzido continuamente no corpo como um subproduto no metabolismo. Três fatores principais determinam a taxa de produção de calor: taxa metabólica básica, atividade específica do órgão e atividade muscular local (MISIOTEK, NAMYSTOWSKI e CZECIOR, 1999).

A modelagem tridimensional objetiva a reconstrução virtual de um objeto, sendo uma das partes da computação gráfica de grande importância e com diversas aplicações de interesse para áreas médica, de jogos, de realidade virtual, de projetos e de animações.

Com a disseminação do uso da termografia, assim como de suas vantagens para área médica, principalmente no que diz respeito ao câncer de mama, tornou-se necessário a reconstrução 3D da mama a partir de imagens 2D dos exames termográficos para permitir o uso da simulação computacional no cálculo de temperaturas nas mamas e com isso trazer melhorias ao diagnóstico médico.

A metodologia apresentada neste trabalho está relacionada à geração do modelo tridimensional da mama de pacientes a partir de imagens termográficas bidimensionais, de forma inédita, onde este modelo seja o mais próximo possível da representação real da mama da paciente. Para tal, foram utilizadas apenas imagens termográficas bidimensionais, nas posições frontais e laterais externas das mamas da paciente.

Este trabalho visa auxiliar a geração de informações que possibilitem diagnosticar tumores e outros tipos de doenças na mama, assim como representar com o máximo de exatidão possível a geometria da mama da paciente, podendo auxiliar também, desta forma, nas cirurgias reconstrutivas e/ou estéticas da mama.

1.2 Motivação

Conforme citado anteriormente, o câncer de mama é um tipo de tumor muito frequente entre as mulheres do Brasil e do mundo, causando um alto índice de óbitos, e além disso pode causar diversos transtornos estéticos e psicológicos nas pacientes devido à necessidade de cirurgias para retirada da mama ou parte dela dependendo do tipo do tumor. Dessa forma novas pesquisas e tecnologias voltadas a solucionar e/ou minimizar estes fatos são de grande importância para a medicina e para a sociedade.

Nesse sentido, esta pesquisa se propõe a desenvolver uma modelagem computacional para auxiliar exames preventivos baseados na termografia, principalmente em pacientes mais jovens, ajudando a diagnosticar tumores e anomalias nas mamas mais densas.

1.3 Trabalhos Relacionados

Outros trabalhos já foram realizados com o objetivo de reconstrução tridimensional de objetos e do corpo humano ou partes dele, porém a reconstrução da mama gerando um modelo 3D a partir de curvas extraídas de imagens 2D de exames termográficos representa uma inovação.

Serão relatados, a seguir, alguns trabalhos relacionados à reconstrução 3D da mama através de outros tipos de exames, e à reconstrução 3D de outras partes do corpo ou de objetos utilizando a termografia.

Estes trabalhos serão divididos por autores para um melhor entendimento, conforme segue:

a) Aksenov et al. (2003) e Ju, Nebel, e Siebert (2004)

Apresentaram uma combinação de modelos 3D de superfície com imagens térmicas 2D para permitir a medição quantitativa do fluxo de calor emitido pela superfície. Medir a superfície 3D permite computar a orientação e a distância entre a câmera e a superfície, possibilitando determinar o fluxo de calor real emitido por unidade de área da superfície.

Um scanner termográfico 3D é capaz de capturar imagens 3D e dados infravermelhos de maneira sincronizada, ou seja, através de uma combinação de um scanner 3D e uma câmera térmica. A geração de um termograma 3D foi obtida pelo mapeamento da imagem infravermelha, capturada pela câmera térmica, à geometria 3D. E a partir das informações extraídas da imagem térmica 3D, gerada por este processo, pode-se então, quantificar o fluxo de calor emitido pela superfície.

b) Sanches (2009)

Através de um trabalho de doutorado, foi desenvolvido, implementado e avaliado um método computacional para registrar, mapear e sobrepor informações de temperatura da termografia numa reconstrução 3D de ressonância magnética ou tomografia computadorizada. Portanto pode-se dizer que o autor aborda nesse trabalho uma metodologia para fusão de imagens de ressonância magnética 3D e imagens infravermelhas 2D.

Este trabalho foi dividido em três partes e nos testes experimentais foram utilizadas imagens da tomografia computadorizada da cabeça.

Na primeira parte do trabalho, as imagens foram adquiridas por ressonância magnética, onde as projeções 2D foram geradas a partir de planos tomográficos na mesma direção do conjunto de imagens tomográficas em 4 ângulos (frontal, lateral esquerda, posterior e lateral direita), através da utilização de técnica semelhante à utilizada em imagens de profundidade ou *range image*. O processo de projeção 2D dividiu-se em limiarização manual, normalização, negativo e equalização do histograma da imagem. A projeção 2D gerou quatro imagens em tons de cinza, as quais foram utilizadas como padrão no processo de registro.

Na segunda parte do trabalho, realizou-se o registro dos dois conjuntos de imagens, ou seja, o registro das imagens resultantes da projeção 2D com as imagens termográficas obtidas no mesmo ângulo. O processo de registro foi baseado na inserção de marcadores nas imagens, visualização das diferenças e registro da imagem. Foram utilizados sete marcadores para realizar o alinhamento necessário para o registro e o método de transformação utilizado para o alinhamento foi a transformação *affine* (quando a transformação mapeia linhas paralelas para linhas paralelas).

Na terceira parte do trabalho, as imagens térmicas foram combinadas e projetadas sobre o modelo 3D das imagens de ressonância magnética ou tomografia computadorizada. Foi feita uma sobreposição das linhas das imagens termográficas nas bordas de cada fatia da ressonância magnética, e após a sobreposição das bordas com as informações das imagens obtidas através do registro, as imagens 2D foram geradas a partir dos dados 3D da tomografia, com o objetivo de avaliar o processo de reconstrução. A partir daí, foi possível obter a visualização tridimensional da região utilizando as informações de temperatura e de estruturas internas do paciente.

c) Gray, Dumont e Abidi (2000)

A pesquisa realizada apresenta o uso de *range images* como método para adquirir a informação geométrica do objeto, e a partir desse ponto, as imagens termográficas correspondentes são mapeadas usando um método volumétrico para criar o modelo 3D com textura.

O método apresentado por essa pesquisa supõe que há múltiplas faixas e intensidade de pares de imagens para um objeto, todos registrados para um sistema global de

coordenadas. As *range images* individuais são usadas para criar uma malha da superfície, e nesta malha associada à intensidade das imagens, aplicam-se mapas de textura. Essas múltiplas faixas de malhas com texturas são usadas para atualizar o volume de visualização, baseando-se na hipótese de que uma posição do volume é conhecida, desconhecida ou vazia, usando a informação que tem o maior grau de confiança para um dado voxel.

O volume de visualização atualizado foi passado através de um algoritmo *Marching Cubes* com subdivisões adaptáveis para gerar um modelo 3D todo com textura. Este algoritmo adaptável leva em consideração informações adicionais a respeito dos pesos da borda e das coordenadas de textura para gerar uma superfície mais suavizada do que o algoritmo padrão. A imagem térmica foi utilizada como um mapa de textura para a superfície da malha que deu origem ao modelo 3D.

d) Noda, Nunes e Bezerra (2008)

Um outro trabalho, elaborado por esses três autores, propõe minimizar a dificuldade em obter casos reais para testes nos sistemas de diagnóstico auxiliado por computador e realidade virtual. Esse trabalho visa implementar um ambiente virtual (AV) capaz de simular esses casos de teste, gerando objetos 2D e 3D a partir de mamografias.

Para isso, o usuário fornece parâmetros da estrutura da mama e do nódulo, a partir dessas informações, ocorrendo a simulação da mama 3D, onde o modelo 3D gerado é armazenado em um banco de dados. Realizou-se simulação de compressão da mama a partir de informações da mamografia e o modelo 3D, após o cálculo de compressão, foi utilizado na simulação de imagens 2D.

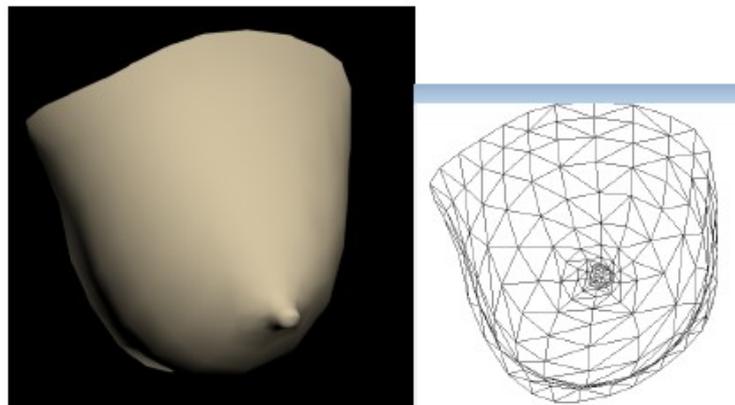


Figura 1.2 Modelo 3D. Fonte: Noda, Nunes e Bezerra (2008)

Para o desenvolvimento desse trabalho, foi utilizada uma mama modelada no software 3D Studio Max, conforme mostrou a Figura 1.2, e exportada para ser utilizada em linguagem Java.

e) Yin et. al. (2004)

Vários autores desenvolveram uma metodologia que deu origem a uma ferramenta capaz de gerar malhas 3D de imagens tomográficas a partir de imagens volumétricas através do método de elementos finitos. Este método matemático foi utilizado para simular e visualizar a deformação mecânica dos tecidos e dos órgãos durante exames ou intervenções médicas.

Um software, ImageParser, foi desenvolvido para gerar uma malha de elementos finitos para imagens tomográficas 3D e utilizou um método semi-automático para detectar as regiões de interesse na imagem, que incluiu tecidos e órgãos vizinhos, completando a segmentação de tecidos diferentes e de malha de órgão. A segmentação foi baseada nos tons de cinza dos voxels da imagem e com isso o software detectou a borda da mama e como resultado, constrói um modelo 3D. Portanto foi possível simular o mecanismo de respostas da mama baseada em imagens 3D de tomografia computadorizada a deformações causadas nos tecidos pelas compressões resultantes de diversos tipos de exames.

Em suma, pode-se dizer que, através de um volume 3D da mama de imagens de tomografia computadorizada, o ImageParser pode gerar uma malha de elementos finitos e simular as respostas realísticas da deformação dos tecidos da mama ao processo de compressão.

f) Azevedo, Tavares e Vaz (2007, 2009)

Nesta outra pesquisa, os autores utilizaram uma sequência de imagens adquiridas em torno de um objeto, de forma a “varrê-lo” completamente. As imagens foram obtidas com uma câmara *Charge-Coupled Device* (CCD) convencional, visando construir um modelo 3D do objeto em questão. O objetivo final desses trabalhos foi a extração da forma 3D de zonas anatômicas exteriores, com boa precisão e aparência foto-realista.

O primeiro passo no método de reconstrução foi a calibração da câmara utilizada. Em seguida, foi adquirida a imagem do objeto e logo após, adquirido um conjunto de imagens ao redor desse objeto.

As imagens foram segmentadas através da binarização por *threshold*, após a segmentação, o modelo 3D do objeto foi reconstruído utilizando a técnica de *Generalized*

Voxel Coloring (CVG). Para finalizar, o modelo volumétrico obtido passou por uma suavização através do algoritmo *Marching Cubes*. Esse processo de reconstrução 3D foi testado através das imagens de um dorso e uma mão humana.

g) Rudolpho et al. (2007)

Também foi desenvolvida por vários autores uma técnica baseada em dados volumétricos para reconstrução da mama como auxílio aos procedimentos da mastectomia (remoção cirúrgica da mama) para restaurar a simetria através do volume, forma, e contorno da mama.

Nesse trabalho, as imagens foram capturadas pelo scanner e sobrepostas no modelo 3D usando um software chamado Geomagic Studio 9, o qual foi utilizado também para a análise dos dados. Uma vez que um modelo de superfície 3D foi criado, pode-se rotacionar e visualizar um número infinito de planos.

As medidas quantitativas e os cálculos de área e de volume da mama foram feitos através do modelo 3D, usando as ferramentas básicas fornecidas no software. A análise dos dados foi feita em relação à assimetria das mamas, ou seja, a diferença de porcentagem entre a mama direita e esquerda de pacientes depois de certo tempo da reconstrução. A assimetria da mama foi calculada da seguinte forma: $\text{assimetria} = (\text{volume da mama esquerda} - \text{volume da mama direita}) / (\text{volume total da mama}) \times 100$.

Esse estudo foi uma análise preliminar de pacientes voluntários que se submeteram à reconstrução unilateral do tecido mamário. As imagens 3D foram obtidas durante rotinas pré e pós-operatórias e serviram como um guia para o planejamento cirúrgico. Doze pacientes que fizeram à reconstrução unilateral da mama doaram suas imagens 3D. A simetria total da mama melhorou na conclusão da reconstrução na maioria dos pacientes, e a simetria pós-operatória média foi de 95%, em comparação a 88% na pré-operatória.

Através de imagens 3D os cirurgiões plásticos puderam avaliar mais objetivamente seu paciente, isso foi uma melhoria no planejamento cirúrgico, o qual muitas das vezes utiliza apenas imagens e estimativas bidimensionais subjetivas.

h) Santa Bárbara (2006)

Um software desenvolvido no Brasil e de grande importância na área de reconstrução 3D de imagens médicas é chamado InVesalius, um software livre e de domínio público, desenvolvido e utilizado pela Prototipagem Rápida para Medicina (ProMED) para o

tratamento de imagens médicas. Em 2001 não existiam softwares gratuitos de imagens médicas em português que atendessem às necessidades de hospitais e clínicas brasileiras, o que fez com que o Centro de Tecnologia da Informação Renato Archer (CTI) optasse por desenvolvê-lo e foi resultado de uma tese de doutorado.

Além de ser utilizado para pesquisa e prototipagem rápida de modelos crânio-faciais e ortopédicos, o software InVesalius também permite que cirurgiões representem, visualizem e interpretem as imagens obtidas com equipamentos de tomografia computadorizada. O InVesalius importa dados de tomógrafos e aparelhos de ressonância magnética em formato *Digital Imaging and Communication in Medicine* (DICOM) e permite ao usuário visualizar imagens em duas e três dimensões, segmentar objetos de interesse, aplicar técnicas de extração de contorno e interpolação. Esses recursos são de extrema utilidade no planejamento e documentação de procedimentos cirúrgicos.

O software InVesalius cria modelos virtuais tridimensionais de estruturas anatômicas a partir de imagens tomográficas, disponibilizando a visualização, análise e segmentação dos modelos virtuais, além de confeccionar modelos físicos com o auxílio da prototipagem rápida, por meio da exportação de dados. Os dados de entrada devem obedecer vários parâmetros de qualidade, necessários para que software gere modelos precisos das anatomias. O trabalho também propõe um protocolo para a aquisição das imagens de tomografia computadorizada, destinadas à reconstrução tridimensional.

O software InVesalius é uma ferramenta simples, robusta, multiplataforma e de fácil manuseio, seu desenvolvimento foi possível devido uma integração entre a engenharia e a medicina.

Para a visualização 3D, utilizou-se uma junção de dois tipos de renderização da imagem: *rendering* por volume e *rendering* por superfície. Utilizou também algoritmos de segmentação baseados em contorno, *threshold*, crescimento de região, *Level Set* (que utiliza características baseadas nas imagens como intensidade média, gradiente e bordas) e métodos híbridos.

O software utiliza a biblioteca *Visualization Toolkit* (VTK) para processamento e análise de imagens e a biblioteca *Insight Toolkit* (ITK) para segmentação e registros de imagens médicas, onde os algoritmos de segmentação citados acima pertencem a esta biblioteca.

i) Farinella et al. (2006), Catanuto et al. (2006)

Uma ferramenta foi desenvolvida por uma equipe de profissionais da área de computação auxiliados por cirurgiões plásticos, para ajudar na avaliação da forma das mamas na cirurgia reconstrutiva e estética. Mais precisamente, cientistas da computação da Universidade da Catania e cirurgiões do *Instituto Nazionale Tumori* (INT-ITA) em Milão na Itália.

Através desse trabalho foi definida uma segmentação não-ambígua da superfície do tórax mamário, partindo das especificações informais sugeridas pelos cirurgiões do INT-ITA. E foi indicado um conjunto de medidas e de técnicas geométricas da computação gráfica para visualização 3D, permitindo uma avaliação objetiva do resultado da cirurgia estética e reconstrutiva.

A análise das mamas de acordo com as restrições sugeridas por cirurgiões conduziu à definição de um algoritmo que divide o modelo da superfície das mamas em quatro subunidades, conforme se pode visualizar na Figura 1.3, usando alguns marcos anatômicos (pontos), como: ponto externo ou jugular; xifóide; mamilo; inserção do peitoral do braço; extremidade da clavícula; ponto médio axilar e o ponto inferior da mama, no que diz respeito ao eixo vertical do corpo.

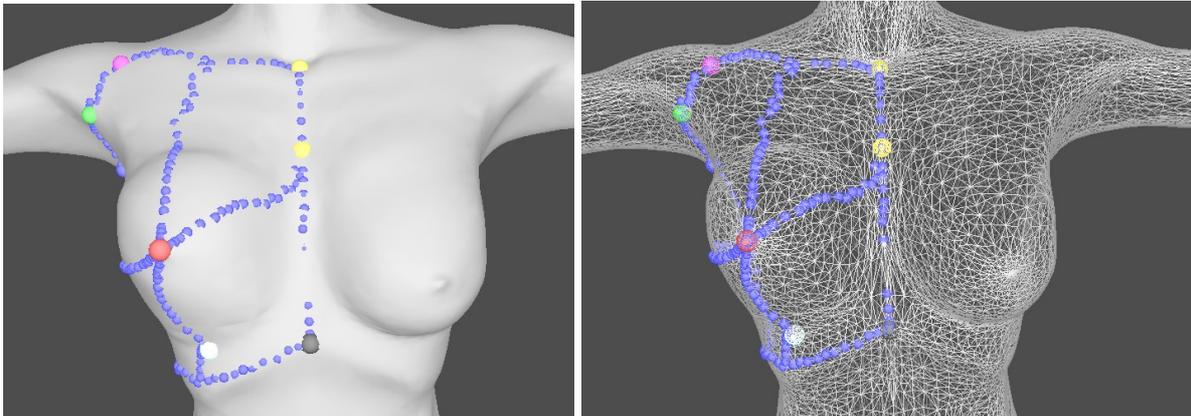


Figura 1.3 Marcos anatômicos no modelo do software BSA. Fonte: Farinella et al.(2006)

O algoritmo proposto foi implementado e gerou uma ferramenta customizada chamada Analisador da Forma da Mama (BSA 0.1). Essa ferramenta permitiu aos cirurgiões computar parâmetros objetivos para a avaliação do resultado da cirurgia estética e reconstrutiva.

O posicionamento exato dos marcos é de grande importância para a qualidade do resultado e estes pontos são localizados interativamente por cirurgiões no modelo usando a ferramenta BSA 0.1. O algoritmo empregou primitivas geométricas simples tais como planos, linhas, e geodésias, além de definir quatro elementos: plano de simetria bilateral tórax mamário; plano meridiano da mama; plano equatorial da mama e cobertura exterior da caixa da mama.

Através desses marcos, planos e linhas, um número de medidas relevantes pode ser computado, como: medidas lineares; medidas da área; ângulos; curvatura e convexidade. A ferramenta possui vários modelos sintéticos da mama, permitindo aos cirurgiões computar parâmetros objetivos para avaliação do resultado da cirurgia estética e reconstrutiva.

1.4. Objetivos

O objetivo deste trabalho é gerar um modelo 3D que represente a imagem do exame termográfico da mama de acordo com as formas reais da paciente, visando gerar um modelo o mais próximo possível da forma geométrica das mamas da paciente real, usando modelagem geométrica para geração de malhas e superfícies.

Pode-se dividir o objetivo geral, citado acima, nos seguintes objetivos específicos:

- Geração do modelo 2D através da detecção dos contornos das mamas (extração das curvas) nas imagens termográficas;
- Geração do modelo 3D (superfícies) a partir das curvas do modelo 2D;
- Validação do método através de imagens termográficas da mama de voluntárias e de modelos sintéticos (fantomas e próteses);
- Comparação dos resultados obtidos com o modelo 3D gerado a partir da termografia com os modelos 3D obtidos através de um scanner laser.

1.5. Estrutura do Trabalho

A organização da estrutura deste trabalho encontra-se dividida em sete capítulos, além das referências bibliográficas.

Neste primeiro capítulo foi feita uma introdução do trabalho e no segundo capítulo, apresenta-se uma breve estatística sobre os casos de câncer de mama no Brasil e no mundo,

assim como anatomia da mama e os principais exames utilizados. Já o terceiro capítulo, aborda o processamento de imagens, considerando sua relação com a área médica, além de apresentar conceitos de segmentação e detecção de contornos, abordando os principais operadores e algoritmos.

No quarto capítulo, finalizando a revisão bibliográfica, os principais tipos de curvas e superfícies são apresentados, com ênfase nas superfícies NURBS. Este capítulo aborda também assuntos relacionados à modelagem tridimensional.

O quinto capítulo apresenta, de forma detalhada, a metodologia proposta para modelagem 3D das mamas a partir de imagens termográficas, colocando em evidência as atividades e a ferramenta de apoio desenvolvida.

O sexto capítulo trata da validação dos modelos 2D e 3D gerados, através de testes com modelos sintéticos (próteses e fantoma) e com voluntárias.

O último capítulo faz um relato das considerações finais e propõe alguns trabalhos futuros.

CAPÍTULO 2 – ANATOMIA, CÂNCER E EXAMES DE MAMA

O termo câncer é utilizado genericamente para representar um conjunto de mais de cem doenças, incluindo tumores malignos de diferentes localizações. Desde 2003, as neoplasias malignas constituem-se na segunda causa de morte na população brasileira. O câncer de mama é uma destas doenças, e tem causado um grande número de óbitos no Brasil e no mundo.

Este capítulo aborda informações quantitativas sobre câncer de mama, sua anatomia, tumores e diversos tipos de exames.

2.1 Câncer de Mama no Brasil e no Mundo

Em 2008, a Agência Internacional para Pesquisa em Câncer (IARC - *International Agency for Research on Cancer*) da Organização Mundial de Saúde (OMS), estimou que ocorreriam 12,4 milhões de casos novos e 7,6 milhões de óbitos por câncer no mundo. Destes, os mais incidentes foram o câncer de pulmão (1,52 milhões de casos novos), mama (1,29 milhões) e cólon e reto (1,15 milhões).

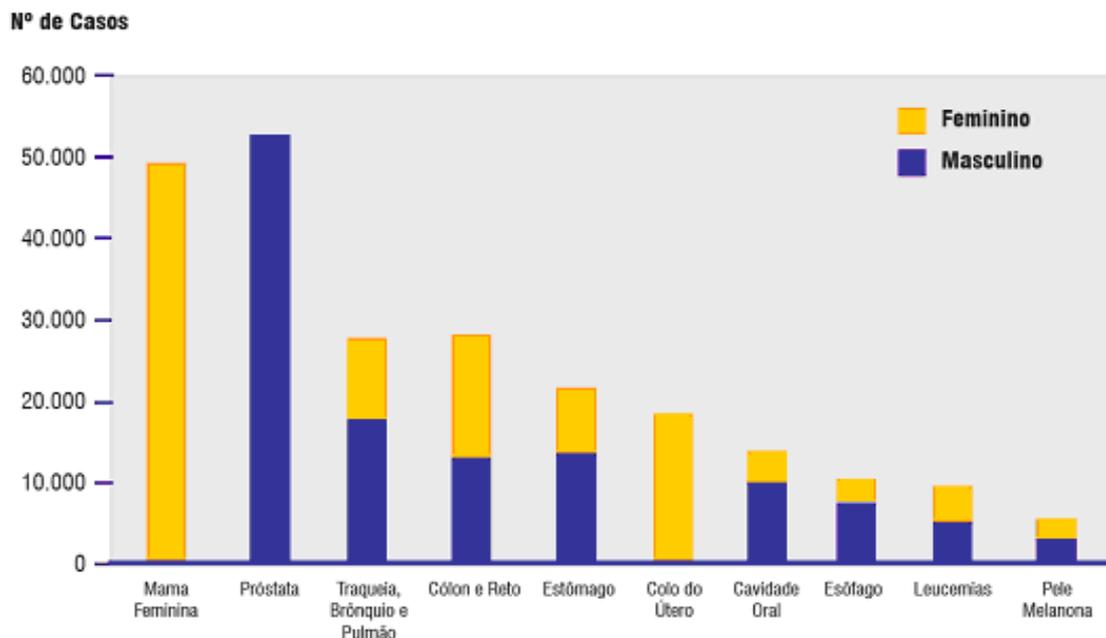


Figura 2.1 Tipos de câncer mais incidentes, estimados para 2010. Fonte: INCA (2009)

No Brasil, as estimativas, para o ano de 2010, serão válidas também para o ano de 2011, e apontam para a ocorrência de 489.270 casos novos de câncer. O tipo mais frequente é o câncer de próstata no sexo masculino e o câncer de mama no sexo feminino, conforme mostrou a Figura 2.1 (INCA, 2009).

O número de casos novos de câncer de mama esperados para o Brasil em 2010 será de 49.240, com um risco estimado de 49 casos a cada 100 mil mulheres. Na Região Sudeste, o câncer de mama é o mais incidente entre as mulheres, com um risco estimado de 65 casos novos por 100 mil (INCA, 2009). A Figura 2.2. mostra a distribuição espacial das taxas brutas de incidência do câncer de mama por 100 mil mulheres em todas as unidades federativas do Brasil, estimadas para o ano de 2010.

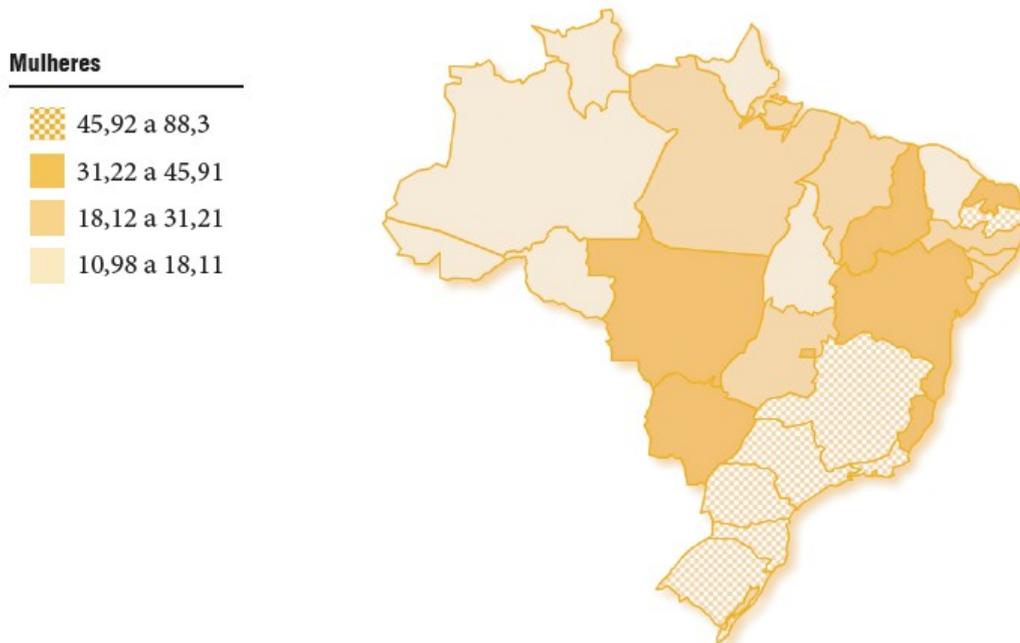


Figura 2.2 Distribuição espacial das taxas de incidência do câncer de mama. Fonte: INCA (2009)

2.2 Anatomia e Patologia das Mamas

A mama é uma coleção de tecidos adaptados para secretar leite após o parto. As glândulas que produzem leite são chamadas de lóbulos e os tubos que os conectam aos mamilos são chamados dutos, conforme a Figura 2.3.

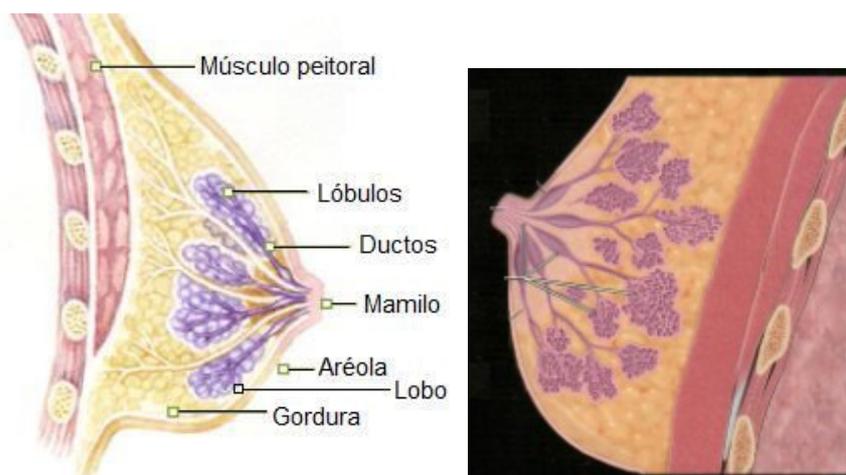


Figura 2.3 Anatomia da mama. Fonte: Adaptado de Berg et al. (2006)

Uma mama normal consiste de tecido adiposo, glandular e fibroso, conforme ilustra a Figura 2.4.



Figura 2.4. Tecidos da mama

Dentre as patologias mais frequentes das mamas pode-se citar: os cistos (modificação benigna da estrutura da mama), os fibroadenomas (tumor benigno cujo contorno é bem definido e geralmente palpável) e os carcinomas (difere do cisto e do fibroadenoma por apresentar formato irregular e limites mal-definidos) (SERRANO, 2010).

Na maioria dos casos de tumores, o formato dos nódulos indica o grau de risco. Os nódulos de formato irregular apresentam maiores chances de representarem tumores

malignos, embora contorno bem definido não garanta que o nódulo seja benigno. Portanto é de grande importância a identificação do contorno do nódulo. A Figura 2.5 identifica um nódulo linfático e um câncer de mama em estágio inicial.

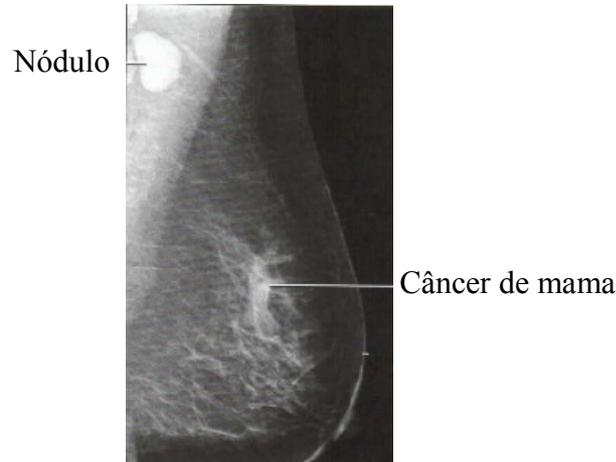


Figura 2.5. Anomalias na mama. Fonte: Adaptado de Berg et al. (2006)

Um câncer de mama em estágio inicial surge com calcificações (agrupamento de minúsculos depósitos de cálcio), as quais são encontradas em uma área onde há células se dividindo rapidamente. Esse brusco crescimento da divisão celular caracteriza a presença de um câncer.

Os fatores de risco estão relacionados à vida reprodutiva da mulher (menarca precoce, nuliparidade, idade da primeira gestação acima dos 30 anos, anticoncepcionais orais, menopausa tardia e terapia de reposição hormonal). Esses fatores influenciam no desenvolvimento do câncer de mama, sendo a idade um dos fatores de risco mais importante, pois as taxas de incidência aumentam rapidamente até os 50 anos, e posteriormente o mesmo se dá de forma mais lenta.

Alguns estudos apontam para dois tipos de câncer de mama relacionados com a idade, onde o primeiro é caracterizado por ser mais agressivo e ocorre na pré-menopausa, e o segundo está associado com características indolentes e ocorre na pós-menopausa.

No Brasil, o Ministério da Saúde recomenda como principais estratégias de rastreamento um exame mamográfico, pelo menos a cada dois anos, para mulheres de 50 a 69 anos, e o exame clínico anual das mamas, para mulheres de 40 a 49 anos. Para mulheres de grupos populacionais considerados de risco elevado para o câncer de mama, recomenda-se o exame clínico da mama e a mamografia, anualmente, a partir de 35 anos de idade.

As taxas de mortalidade por câncer de mama, no Brasil, continuam elevadas, apesar deste tipo de câncer ser considerado de bom prognóstico, quando diagnosticado e tratado oportunamente. Porém, a doença ainda é diagnosticada em estágios avançados (INCA, 2009).

2.3 Tipos de Exames

Serão detalhados a seguir os principais tipos de exames utilizados para o correto diagnóstico e prevenção do câncer de mama, tais como: mamografia, ultrassonografia, ressonância magnética e termografia.

2.3.1 Mamografia

A radiografia é utilizada na demonstração dos tumores de mama desde o início do século passado, seus achados radiográficos, especialmente a presença de micro-calcificações, foram bem documentados e estabelecidos a partir de 1950. Devido à queda de 42% na mortalidade feminina, observada nas quatro décadas anteriores, e à estabilidade das taxas de mortalidade decorrentes do câncer de mama, vários ensaios clínicos foram realizados a partir deste mesmo ano. No final de 1963 foi iniciado um ensaio clínico de longa duração, e reforçou a impressão de redução da mortalidade no grupo exposto ao rastreamento mamográfico (MARCHI, 2004).

Na mamografia a mama da paciente é comprimida por um aparelho chamado mamógrafo, conforme Figura 2.6.

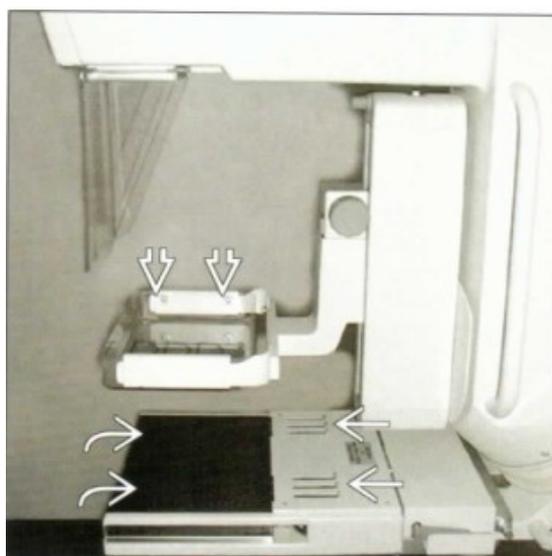


Figura 2.6 - Esquema de um mamógrafo

E simultaneamente a compressão, são incididos raios-x sobre a mama da paciente em duas direções: paralelamente à cintura da paciente, exposição crânio caudal (CC) e em direção inclinada, exposição médio lateral (ML) ou médio lateral oblíqua (MLO), conforme mostra a Figura 2.7.

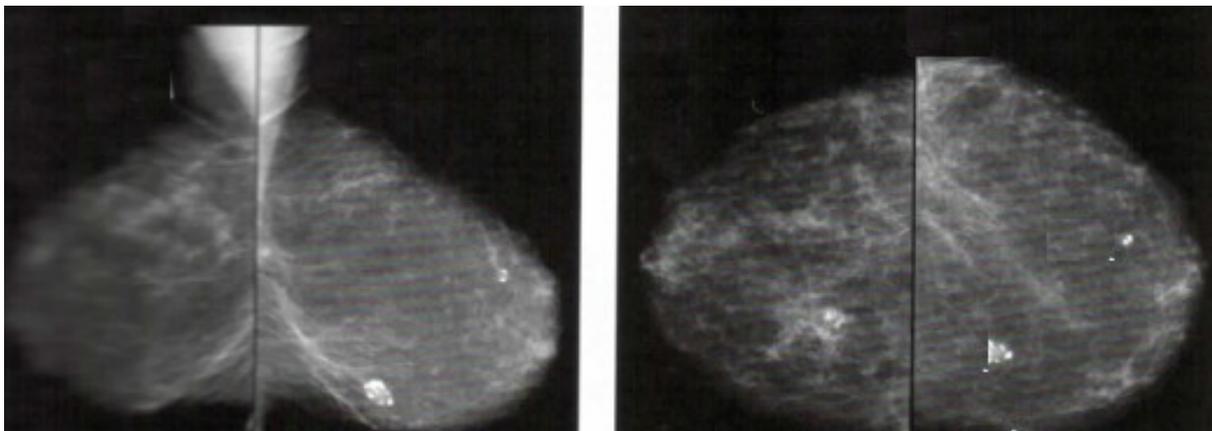


(a)

(b)

Figura 2.7 Mamografia (a) Posição CC (b) Posição MLO

A Figura 2.8 mostra as imagens resultantes do processo executado durante um exame de mamografia.



(a)

(b)

Figura 2.8 Imagens da Mamografia (a) Posição MLO (b) Posição CC. Fonte: Adaptado de Berg et al. (2006)

Um avanço em relação à mamografia é o processo da mamografia digital, obtida utilizando-se um processo digital, no qual o detector de selênio ou silício é parte integrante do processo de captura dos Raios-x e é feita a conversão do sinal eletrônico em imagem digital.

No caso da mamografia computadorizada, é utilizado um mamógrafo comum ou analógico e a imagem, capturada por um chassi, é escaneada e digitalizada por um computador.

A crescente preocupação com a melhoria da tecnologia nos exames de mamografia está relacionada com a qualidade da imagem. Essa qualidade é caracterizada pelo melhor contraste das estruturas a serem analisadas. Os principais fatores que podem limitar esse contraste incluem energia do feixe, processamento do filme, quantidade de radiação medida em miliampère por segundo, condições de visualização e meio de visualização, além do meio de armazenagem. Essas limitações podem levar à perda do contraste da imagem, especialmente quando as condições de exposição ou processamento do filme levam a uma redução da densidade óptica em tecidos contendo lesão (FREITAS et al., 2006).

Na mamografia digital, a eliminação das limitações do filme e a utilização dos recursos de pós-processamento da imagem reduzem o número de imagens insatisfatórias, e com isso reduzem a necessidade da superexposição radiológica do paciente, o tempo e os custos da repetição de imagens insatisfatórias. A Figura 2.9 mostra um exemplo de utilização da mamografia digital.

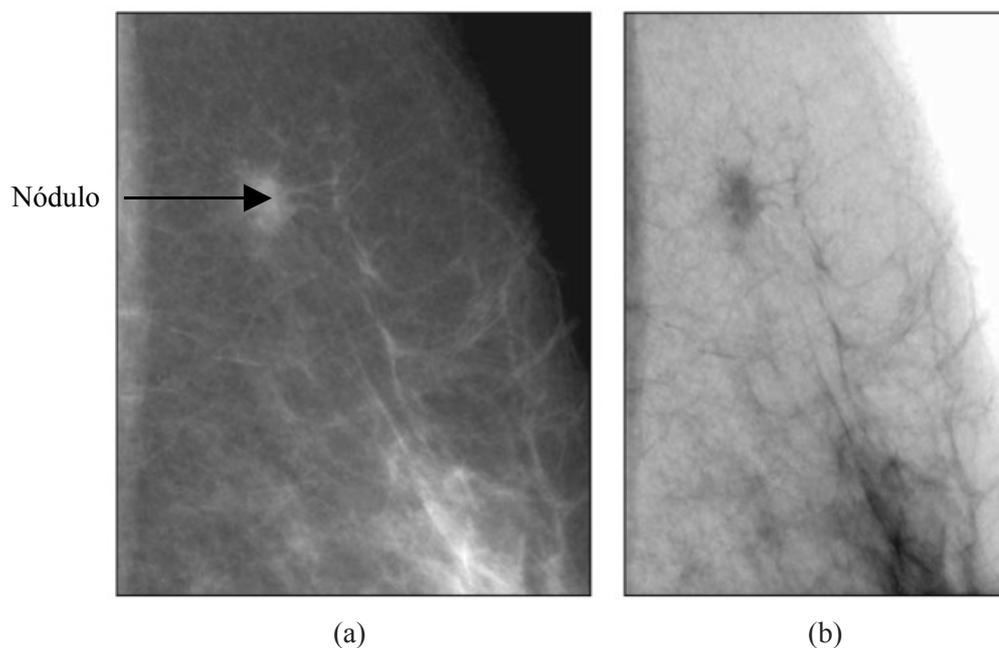


Figura 2.9 (a) Mamografia digital demonstrando nódulo (b) Mesma mamografia com inversão de contraste. Fonte: Freitas et. al. (2006)

2.3.2 Ultrassonografia

A ultrassonografia utiliza ondas sonoras de alta frequência para examinar o tecido mamário e é utilizada para confirmar a presença ou ausência de nódulos, mas não consegue detectar câncer em estágio muito precoce. Ao contrário da mamografia, não utiliza radiação ionizante. A Figura 2.10 ilustra um exemplo da realização desse tipo de exame e uma imagem obtida através do mesmo.

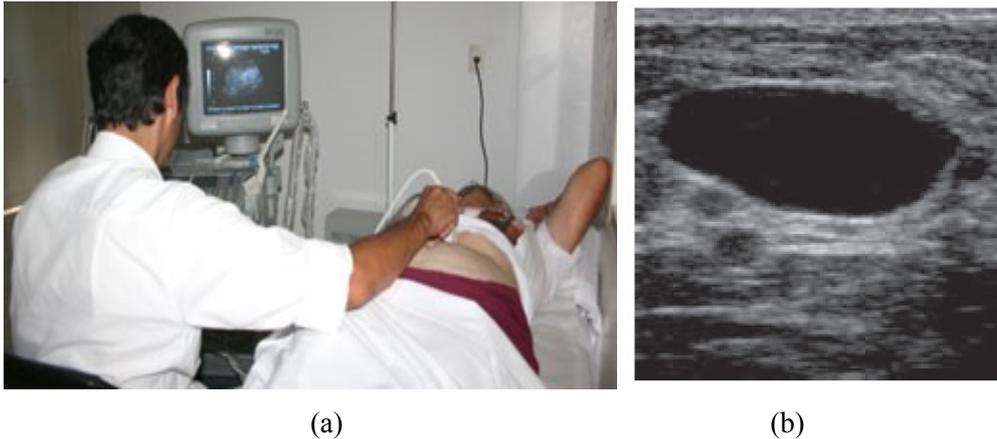


Figura 2.10 (a) Ultrassonografia da mama (b) Exemplo de imagem obtida

Estima-se que a sensibilidade da mamografia em programas de rastreamento esteja entre 77% e 95%, caindo para 51% a 83% em mulheres com menos de 40 anos, ou com mamas densas. A ultrassonografia tem maior chance de falsos negativos, mas certamente é de grande utilidade em mamas densas, onde a mamografia tem pouca sensibilidade. A ultrassonografia pode ser útil também em mulheres submetidas a cirurgias para aumento da mama através de próteses de silicone, pois a prótese dificulta a realização da mamografia.

2.3.3 Ressonância Magnética

Nas duas últimas décadas, vários avanços foram obtidos no campo da ressonância magnética (RM) de mama, como o uso sistemático do meio de contraste e avanço na tecnologia das bobinas de superfície do equipamento, tornando-se uma importante modalidade de imagem na detecção e diagnóstico do câncer de mama (LEOPOLDINO et al., 2005). A Figura 2.11 mostra o equipamento de ressonância magnética e a imagem resultante deste exame na mama.

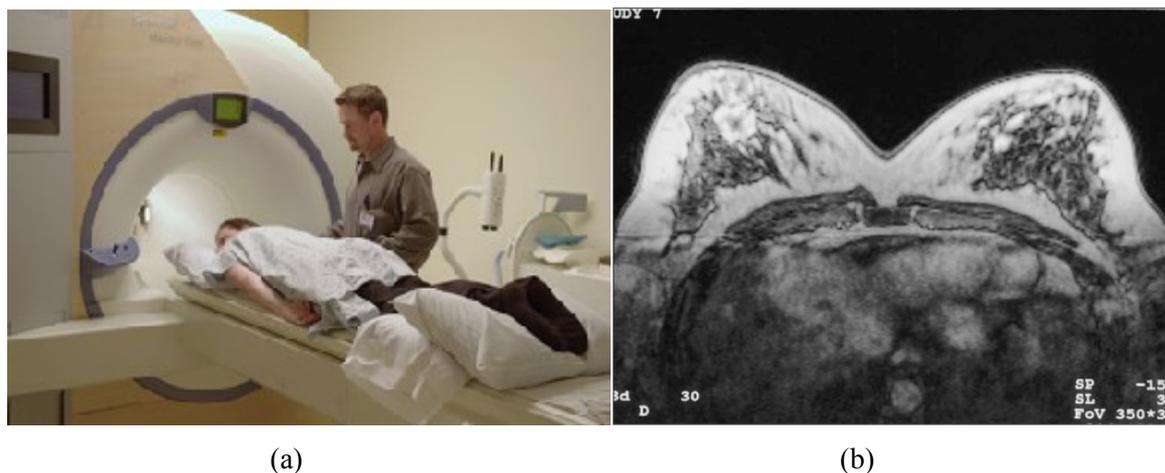


Figura 2.11. (a) Ressonância magnética da mama (b) Exemplo de imagem obtida

A ressonância magnética da mama está sendo cada vez mais utilizada como método adjunto aos métodos convencionais (mamografia e ultrassonografia) na detecção do câncer de mama. Esse fato se deve à elevada sensibilidade da ressonância magnética para detecção do câncer de mama, inclusive de lesões ocultas no exame físico e nos métodos convencionais. A ressonância magnética das mamas tem sido utilizada em diversas situações (CHALA e BARROS, 2007), tais como:

- Rastreamento de mulheres com alto risco para o câncer de mama;
- Rastreamento da mama contra-lateral em mulheres com diagnóstico de câncer de mama para pesquisa de neoplasias sincrônicas;
- Busca da lesão primária oculta em pacientes com metástases axilares;
- Caracterização de achados duvidosos na mamografia ou na ultrassonografia;
- Determinação da extensão local do câncer de mama;
- Verificação da presença e extensão de doença residual, especialmente quando a margem cirúrgica é positiva no exame histológico;
- Avaliação da resposta à quimioterapia neo-adjuvante;
- Diferenciação entre cicatriz cirúrgica e recorrência tumoral nas pacientes previamente tratadas por câncer de mama;
- Avaliação da integridade dos implantes mamários.

A mamografia localizava a lesão que poderia ser biopsiada, ressecada cirurgicamente e avaliada sua malignidade por patologistas, e o IR era capaz de informar ao cirurgião que o paciente tinha grande possibilidade de câncer, mas não era capaz de informar onde se encontrava com tanta precisão a lesão, devido sua avaliação ser fisiológica e não anatômica. O IR demonstrou um aumento de 13% a 32% na detecção de tumores não-invasivos, quando associado ao exame físico e à mamografia, totalizando uma detecção precoce em 98% dos casos (AMALU, 2002).

A termografia é uma modalidade de imagem que permite a investigação e o diagnóstico médico a partir de alterações de temperatura na superfície do corpo, de forma não-invasiva. Utilizada para converter a energia térmica do espectro eletromagnético, emitida pela superfície do corpo em impulsos elétricos que podem ser visualizados na forma de uma imagem colorida usando pseudo-cores ou tons de cinza, conforme Figura 2.13. Os tons mais escuros correspondem às regiões com menor temperatura e os mais claros correspondem às regiões com maior temperatura (SANCHES, 2009).

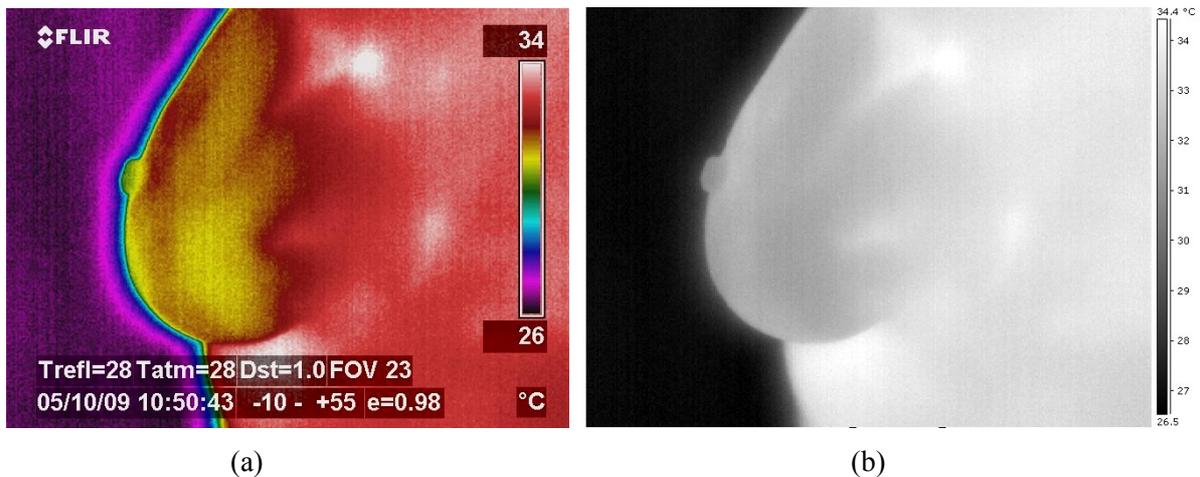


Figura 2.13. Termograma (a) Pseudo-cores (b) Tons de Cinza

Há diversos métodos de imageamento infravermelho: estático; dinâmico; multi-espectral e hiper-espectral; mapeamento de textura térmica; multimodal; fusão de sensores; imageamento infravermelho tridimensional; etc. E estão sendo utilizados em uma variedade de aplicações: oncologia, dor, distúrbios vasculares, artrite, reumatismo, cirurgia, viabilidade tissular, distúrbios dermatológicos, monitoramento da eficácia de medicamentos, medicina esportiva e do trabalho (BRIOSCHI, YENG e TEIXEIRA, 2007).

Os dois métodos mais utilizados para obtenção de imagens térmicas são os métodos estático e dinâmico. No método estático as imagens do paciente são obtidas logo após aclimatação térmica com a sala de exame. Essas imagens são visualizadas no programa de visualização fornecido pelo fabricante da câmera e analisadas quanto à distribuição da temperatura, forma, e assimetria em relação à respectiva área contra-lateral. No método dinâmico a área a ser examinada é resfriada por cerca de 1 minuto e a forma de resfriamento varia de acordo com o exame a ser realizado, várias imagens são obtidas a partir do resfriamento e são analisadas quanto à temperatura entre as áreas simétricas durante o reaquecimento espontâneo (HERRICK e HUTCHINSON, 2004).

CAPÍTULO 3 – SEGMENTAÇÃO DE IMAGENS

Este capítulo inicialmente, aborda alguns conceitos importantes sobre processamentos de imagens, e em seguida apresenta o processo de segmentação de imagens e detecção de bordas, detalhando seus operadores e algoritmos.

3.1 Introdução ao Processamento de Imagens

O processamento de imagens abrange *hardware*, *software* e fundamentos teóricos, podendo ser dividido em seis partes fundamentais, tais como: aquisição de imagem; pré-processamento; segmentação; representação e descrição; base de conhecimento; e reconhecimento e interpretação (GONZALES e WOODS, 2000).

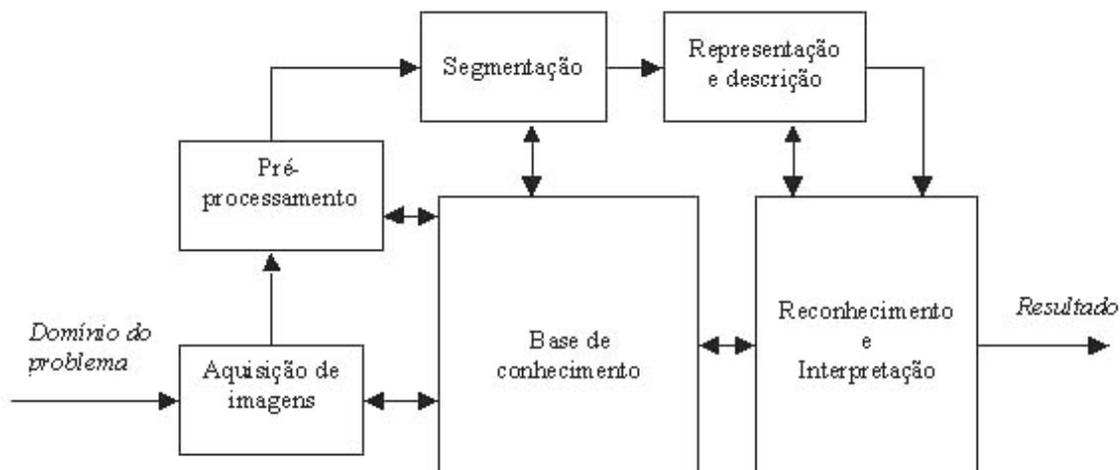


Figura 3.1 Etapas do processamento de imagens. Fonte: Gonzales e Woods (2000)

3.1.1 Domínio Espacial

Uma imagem pode ser representada como uma função bidimensional, $f(x,y)$, onde x e y são coordenadas espaciais e f refere-se à informação da cor de um *pixel* da imagem. Métodos que atuam no domínio espacial são baseados na manipulação dos *pixels* de uma imagem e os processos no domínio espacial são caracterizados pela Equação 3.1.

$$g(x,y) = T(f(x,y)) \quad (\text{Eq. 3.1})$$

onde $T(f(x,y))$ é uma transformação na imagem e $g(x,y)$ é a imagem transformada.

A operação sobre uma vizinhança de influência do *pixel* localizado na posição (x,y) é denominada T , o termo vizinhança de influência considera os *pixels* ao redor da posição (x,y) . A Figura 3.2 mostra alguns exemplos de vizinhança com tamanhos variados.

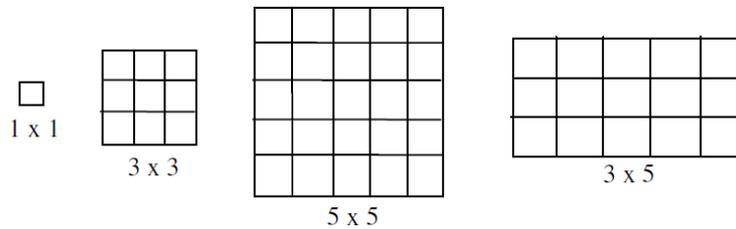


Figura 3.2 Exemplos de vizinhanças de tamanhos diferentes

A vizinhança mais simples tem tamanho 1×1 , isto é, apenas o valor do *pixel* no ponto é suficiente para determinar o resultado final na imagem processada. Esse tipo de operação é chamado de função de transformação de intensidade (também chamada de mapeamento), é utilizada para alterar a intensidade da imagem e pode ser aplicada a toda a imagem ou a uma parte dela, podendo ser da forma: $s=T(r)$. As variáveis r e s denotam a intensidade de $f(x,y)$ e $g(x,y)$ em qualquer ponto (x,y) . Algumas abordagens de processamento podem ser formuladas em cores ou em tons de cinza (GONZALES e WOODS, 2000).

3.1.2 Processamento de Imagens Médicas

Os equipamentos de tomografias computadorizadas, ressonâncias magnéticas e ultrassonografias geram imagens médicas que são disponibilizadas na forma digital. A necessidade da precisão nos diagnósticos faz com que seja gerado um número cada vez maior de imagens por paciente.

As técnicas de tratamento, cirúrgicas ou de diagnóstico, exigem análises quantitativas e mensurações de patologias, cada vez mais detalhadas e precisas. Para isso utilizam-se ferramentas de sistemas denominadas Estações de Trabalho Radiológicas, que permitem a mensuração de objetos em imagens tomográficas e reconstruções tridimensionais de diferentes estruturas, mas a utilização dos recursos dessas estações radiológicas é restrita, em função do alto custo do software de processamento de imagens e do hardware (BARROS et al., 2001), (BARROS, RIBEIRO e WANGENHEIN, 2001).

Com a evolução das técnicas de aquisição de imagens médicas, a capacidade e a fidelidade do diagnóstico por imagens foram ampliadas. Pesquisadores da área de computação

gráfica, processamento de imagens e visão computacional vêm desenvolvendo técnicas de visualização, processamento e análise de imagens. Tais técnicas permitem que os médicos visualizem, classifiquem, analisem e manipulem tanto as imagens 2D como as representações 3D dos órgãos (MEDAGLIA e MANSSOUR, 2006).

As etapas do processamento de imagem, de acordo com Gonzales e Woods (2000), foram adaptadas para processamento de imagens e diagnóstico, conforme mostra a Figura 3.3.

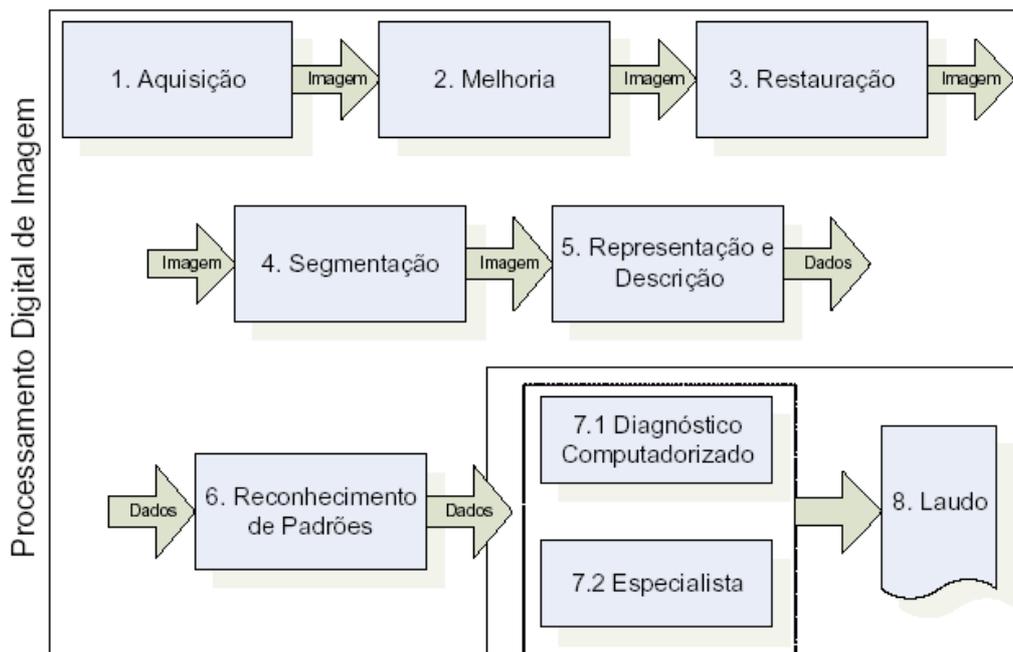


Figura 3.3 Etapas do Processamento de Imagens e Diagnóstico. Fonte: Seixas e Saade (2006)

Todas as imagens podem ser caracterizadas por diversos parâmetros de qualidade, tais como: resolução espacial (está relacionada ao nível de detalhes da imagem, ou seja, ao número de *pixels* da imagem); gradação tonal (medida da capacidade para distinguir pequenas diferenças de intensidade); e resolução temporal (medida de tempo necessária para formar a imagem) (GONZALEZ e WOODS, 2000).

Para produção de imagens médicas, vários parâmetros são relevantes, como a quantificação do risco e do desconforto para o paciente, o grau de invasão, a dosagem de radiações, o custo do procedimento, entre outros. Técnicas de computação gráfica e visualização científica têm sido utilizadas para auxiliar na análise e interpretação de informações médicas representadas através de imagens.

As principais atividades relacionadas ao processamento de imagens médicas são referentes à:

- Eliminação de ruídos: através do desenvolvimento de técnicas capazes de eliminar ou minimizar ruídos, melhorando a qualidade das imagens e facilitando o processamento;
- Segmentação: define uma variedade de técnicas utilizadas para extrair as regiões de interesse da imagem;
- Reconhecimento de padrões: estabelece parâmetros quantificáveis para reconhecer elementos de interesse na imagem. Esses parâmetros dependem de características do elemento, como cor, posição, dimensões, textura e outros;
- Registro: esse processo é baseado na sobreposição de duas ou mais imagens de forma que seus pontos correspondentes coincidam espacialmente (para tal é feito um alinhamento entre as imagens);
- Fusão: representa as técnicas necessárias para utilizar de forma simultânea mais de um tipo de exame, obtendo dessa forma mais informações para o diagnóstico através da extração de informações específicas em cada exame.

As modalidades de imagens médicas podem ser classificadas em duas categorias globais: anatômicas e funcionais. As modalidades anatômicas são dedicadas a identificar morfologias, incluindo raio-x, tomografia computadorizada, ressonância magnética, ultrassom, etc. As modalidades funcionais são aquelas que têm o objetivo de adquirir informação a respeito do metabolismo relacionado a uma anatomia, incluindo cintilografia, *Single Photon Emission Computed Tomography* (SPECT), *Positron Emission Tomography* (PET), modalidades de medicina nuclear, etc (MAINTZ e VIERGEVER, 1998).

O aperfeiçoamento nos diagnósticos e nos tratamentos é resultado dos avanços na forma de aquisição, processamento e armazenamento de imagens médicas. As imagens médicas auxiliam no diagnóstico de anomalias e fornecem informações necessárias para o acompanhamento dos tratamentos. Um diagnóstico pode utilizar imagens adquiridas de diversas modalidades, pois as limitações de uma modalidade podem ser superadas pelas características de outra.

3.2 Detecção de Bordas

Detectores de borda abrangem uma coleção de métodos importantes utilizados para o pré-processamento local da imagem, e são utilizados para localizar mudanças na intensidade (brilho) das funções referentes à cor do *pixel*. Os *pixels*, cuja função intensidade muda bruscamente, compõem a borda de uma região ou objeto (SONKA, HLAVAC e BOYLE, 2008).

A definição de uma região ou objeto é dada através da conexão entre os *pixels* que se encontram próximos, formando a borda ou contorno, onde uma borda é o limite entre duas regiões com propriedades distintas em níveis de cinza. Para que seja possível efetuar a extração de uma região na imagem, é preciso localizar seu contorno, assim, caso todos os *pixels* de um contorno possam ser localizados, um objeto ou região da imagem poderá ser distinguida das demais e propriedades físicas desta região poderão ser mensuráveis (GONZALES e WOODS, 2000).

A borda de uma imagem caracteriza-se por uma mudança no nível de intensidade do *pixel*, e a função dos detectores de borda é encontrar esse tipo de variação. As variações nos níveis de intensidade dos *pixels* podem ser determinadas pelas derivadas primeira e/ou segunda. O processo consiste na definição de máscaras que caracterizam as variações e executam a convolução da imagem pela máscara. Derivadas parciais são utilizadas com relação aos eixos principais da imagem (x e y), e um operador diferencial é o gradiente, sendo a imagem uma função $f(x,y)$ na posição (x,y), logo o gradiente será representado pela Equação 3.2.

$$\nabla f(x, y) = \left(\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y} \right) \quad (\text{Eq. 3.2})$$

E o módulo desse gradiente expressa a variação de intensidade no *pixel* de acordo com a Equação 3.3.

$$|\nabla f(x, y)| = \sqrt{(\nabla f_x(x, y))^2 + (\nabla f_y(x, y))^2} \quad (\text{Eq. 3.3})$$

Através do cálculo do gradiente, pode-se verificar se um *pixel* pertence à borda, de maneira que, se sua magnitude exceder certo limiar previamente definido, então esse *pixel* pertence à borda.

A Figura 3.4 (a) ilustra um exemplo de detecção de contorno da mama a partir de uma imagem de mamografia, e a Figura 3.4 (b) ilustra um exemplo de detecção do contorno inferior da mama a partir de uma imagem termográfica.

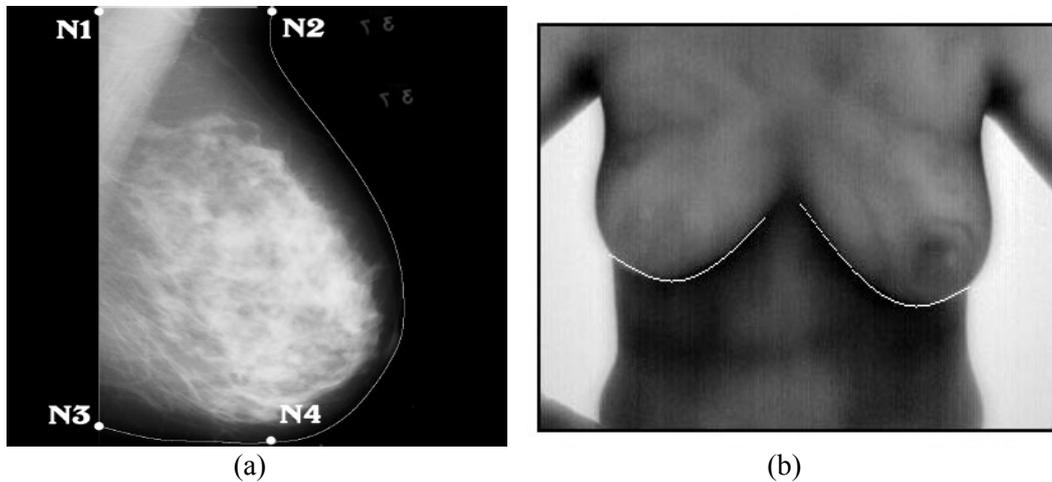


Figura 3.4 Detecção do contorno da mama (a) na mamografia (b) na termografia. Fonte: Ferrari et al. (2000) e Motta et al. (2010)

3.2.1 Operadores e Algoritmos

Alguns operadores para detecção de bordas, podem ser citados, tais como, Roberts, Sobel, Robinson, Prewitt e Marr-Hildreth. Um algoritmo muito utilizado na detecção de borda é o algoritmo de Canny.

Serão detalhados alguns desses operadores de acordo com alguns autores, como Sonka, Hlavac e Boyle (2008), Najarian e Splinter (2006) e o algoritmo de Canny, conforme segue:

- a) Roberts: É um dos mais antigos operadores de detecção de bordas. É um operador simples baseado na diferença entre os pontos da diagonal. Utiliza uma vizinhança 2x2 para encontrar as mudanças nas direções x e y, e as máscaras de convolução são dadas por:

$$G_x \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} \quad G_y \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix}$$

A soma de todos os coeficientes da máscara, assim como a soma das diagonais é igual à zero, mas nas regiões em que os *pixels* estão situados entre fronteiras o resultado é diferente de zero, originando a borda ou contorno da região. Esse operador apresenta desvantagens em relação à sua alta sensibilidade aos ruídos, devido ao pequeno número de *pixels* utilizado para aproximação do gradiente.

b) Prewitt: Operador baseado na derivada primeira, o gradiente é estimado em oito possíveis direções (para uma máscara de convolução 3x3). O resultado da convolução indica a direção do gradiente, e as expressões matemáticas que definem este operador são dadas pelas Equações 3.4 e 3.5.

$$g(x) = \frac{\partial f(x, y)}{\partial x} = (z_7 + z_8 + z_9) - (z_1 + z_2 + z_3) \quad (\text{Eq. 3.4})$$

$$g(y) = \frac{\partial f(x, y)}{\partial y} = (z_3 + z_6 + z_9) - (z_1 + z_4 + z_7) \quad (\text{Eq. 3.5})$$

c) Sobel: Esse detector de bordas tem o objetivo de detectar as bordas horizontais e verticais. Na aproximação de Sobel, a detecção da borda ocorre onde o gradiente é máximo, e as expressões matemáticas que definem este operador são dadas pelas Equações 3.6 e 3.7.

$$g(x) = \frac{\partial f(x, y)}{\partial x} = (z_7 + 2 * z_8 + z_9) - (z_1 + 2 * z_2 + z_3) \quad (\text{Eq. 3.6})$$

$$g(y) = \frac{\partial f(x, y)}{\partial y} = (z_3 + 2 * z_6 + z_9) - (z_1 + 2 * z_4 + z_7) \quad (\text{Eq. 3.7})$$

Prewitt e Sobel são os operadores mais comuns baseados na derivada primeira de uma imagem, a Figura 3.5 mostra as máscaras relacionadas a cada um destes operadores.

			Z ₁	Z ₂	Z ₃						
			Z ₄	Z ₅	Z ₆						
			Z ₇	Z ₈	Z ₉						
Prewitt						Sobel					
-1	-1	-1	-1	0	1	-1	-2	-1	-1	0	1
0	0	0	-1	0	1	0	0	0	-2	0	2
1	1	1	-1	0	1	1	2	1	-1	0	1

Figura 3.5 Máscaras utilizadas nas equações de Prewitt e Sobel

A Figura 3.6 mostra a segmentação da mama através de uma comparação entre os operadores detalhados acima.

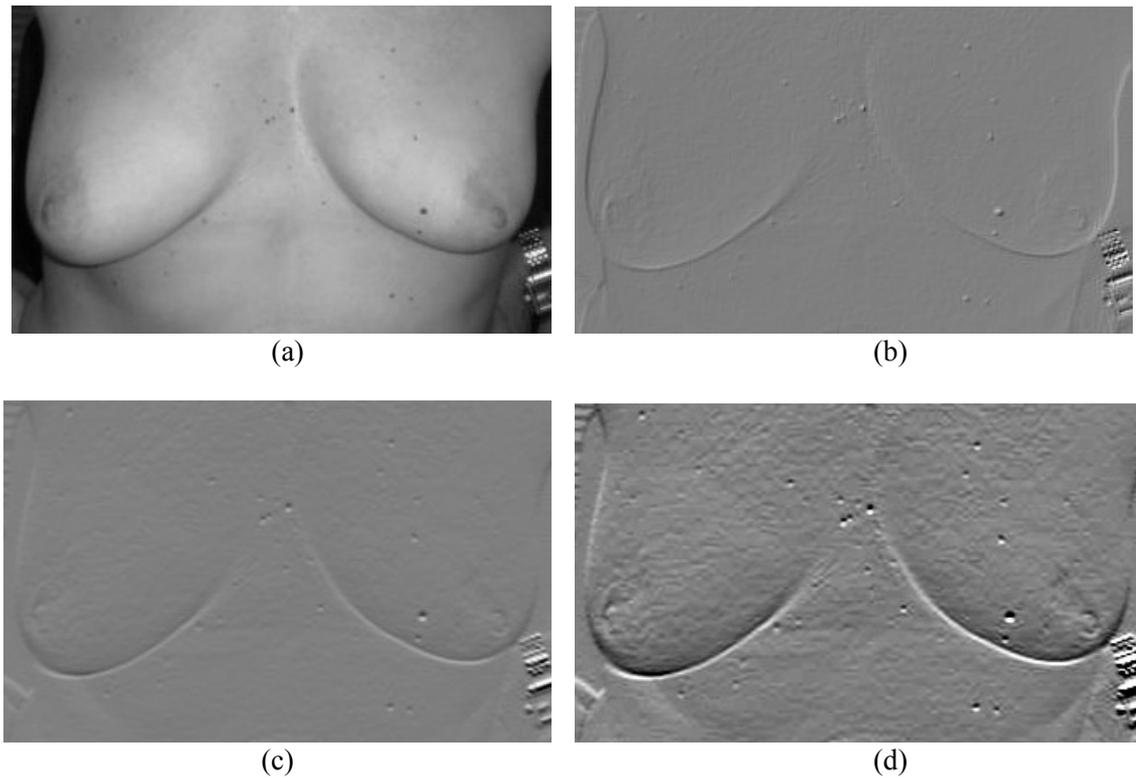


Figura 3.6 (a) Imagem original em tons de cinza (b) Operador Roberts (c) Operador Prewitt (d) Operador Sobel

c) Algoritmo de Canny: Esse método encontra as bordas procurando máximos locais do gradiente da imagem, o qual é calculado usando a derivada do filtro gaussiano. O método usa dois *thresholds* (limiares), para detectar bordas fortes e fracas, e considera as bordas fracas que são conectadas às bordas fortes. A imagem de entrada para esse método é uma imagem em níveis de cinza e a saída é uma imagem binarizada e afinada (GONZAGA e MAZETTI, 2005). Considerando a função gaussiana em uma dimensão, pode-se expressar através da Equação 3.8.

$$G(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} \quad (\text{Eq. 3.8})$$

onde, σ é o desvio padrão. Um filtro gaussiano tem os valores da máscara determinados a partir de uma função bidimensional gaussiana discreta, com média igual a zero e desvio padrão σ , como mostrado na Equação 3.9.

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}} \quad (\text{Eq. 3.9})$$

onde x e y são as posições na máscara $G(x, y)$. A primeira derivada da imagem é equivalente à imagem da convolução da primeira derivada da função de Gauss, $g(x,y)=D[G(x,y)*f(x,y)]$. É possível combinar os estágios de detecção e suavização em simples convolução em uma dimensão (1D), conforme mostra a Figura 3.7 (CANNY, 1986).

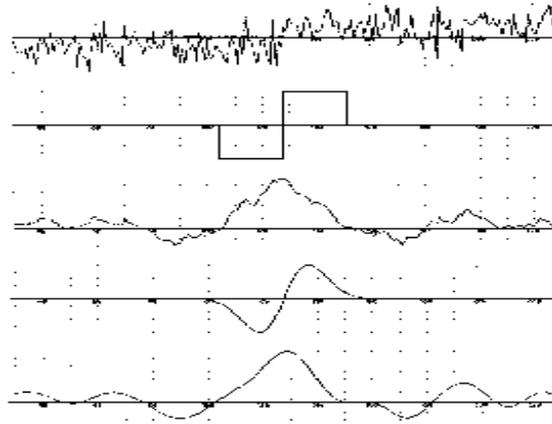


Figura 3.7 Comparação entre gradiente e primeira derivada de Gauss. Fonte: Canny (1986)

O detector de bordas de Canny possui três características básicas: boa detecção (habilidade para localizar e marcar todas as bordas realmente existentes), boa localização (os pontos da borda devem ser bem localizados e as bordas localizadas devem ser próximas das bordas reais) e resposta única para os pontos de uma borda (o operador deve retornar apenas um ponto para cada ponto sobre a borda). De acordo com esses objetivos, o processo de detecção de bordas pode ser dividido em quatro etapas (CANNY, 1986):

- Uniformização da imagem: A imagem é uniformizada por uma função gaussiana bidimensional (2-D) de tamanho especificado por um parâmetro;
- Diferenciação: Considerando a convolução bidimensional a imagem uniformizada é separada nas direções x e y , é possível calcular o gradiente da superfície uniforme da imagem convolucionada;
- Omissão de pontos de mínima intensidade: Encontrado a medida da intensidade de cada ponto da imagem, é necessário localizar as bordas. Isso é possível localizando os pontos de máxima intensidade, ou de maneira inversa, pelos pontos de mínima intensidade, que precisam ser omitidos;

- Limiarização: O método chamado "histerese", considerando um segmento de borda, para todo valor situado acima do limite superior de limiarização, ele é imediatamente aceito. Para todo valor situado abaixo do limite inferior de limiarização, ele é imediatamente rejeitado. Pontos situados entre os dois limites serão aceitos se eles estiverem relacionados com *pixels* que apresentem respostas fortes.

Na visão de vários autores como Vale, Galvanin e Dal Poz (2004), Sonka, Hlavac e Boyle (2008), Najarian e Splinter (2006) o algoritmo de Canny pode ser sintetizado da seguinte forma:

- Leitura da imagem I a ser processada;
- Criação de uma máscara 2D de Gauss para convoluir I . O desvio σ de Gauss é um parâmetro para o detector de bordas;
- Criação de uma máscara 1D para a derivada primeira de Gauss nas direções x e y (G_x e G_y), o mesmo valor σ é usado;
- Convolução da imagem I com G nas linhas (I_x) e nas colunas (I_y);
- Convolução de I_x , com G_x , originando I'_x , e convolução de I_y , com G_y , originando I'_y ;
- Combinação dos componentes x e y , onde a magnitude do resultado é computada para cada *pixel* (x,y) ;
- Anulação dos *pixels* cujos valores não sejam máximos locais na direção perpendicular à borda. Esse processo produz um afinamento das bordas, atendendo ao terceiro critério de desempenho de Canny;
- Limiarização adaptativa (histerese), que consiste em uma limiarização baseada em dois limiares T_1 e T_2 , onde $T_1 \cong 2T_2$ ou $T_1 \cong 3T_2$.

3.3 Segmentação

Segmentação de imagem é uma das partes mais importantes para análise de dados provenientes do processamento de imagens. É o principal meio utilizado para dividir a imagem em partes que tenham uma forte correlação com objetos ou áreas do mundo real, representados na imagem. A segmentação pode ser classificada como completa quando os resultados pertencentes a um conjunto de regiões separadas que correspondem

exclusivamente aos objetos da imagem, ou como parcial quando as regiões não estão relacionadas diretamente com os objetos da imagem (SONKA, HLAVAC e BOYLE, 2008).

A segmentação divide uma imagem em partes ou objetos e o nível até o qual essa divisão deve ser realizada depende do problema que será resolvido, ou seja, a segmentação termina quando os objetos de interesse na aplicação tiverem sido isolados. Os algoritmos de segmentação para imagens monocromáticas são geralmente baseados em propriedades de valores dos níveis de cinza: descontinuidade e similaridade. Na descontinuidade a imagem é particionada baseada nas mudanças bruscas nos níveis de cinza, sendo as principais áreas de interesse a detecção de pontos, linhas e bordas na imagem. E a similaridade baseia-se na limiarização, crescimento de regiões e divisão e fusão de regiões (GONZALEZ e WOODS, 2000).

O objetivo da segmentação é fazer com que os objetos e áreas de interesse na imagem tenham seus *pixels* agrupados e destacados dos demais (CONCI, AZEVEDO e LETA, 2008).

Há várias técnicas para extrair da imagem a região de interesse (ROI – Region of Interest) necessária ao processamento, e uma das técnicas muito utilizada para determinar a região de interesse nas imagens é a limiarização.

3.3.1 Limiarização

Limiarização (também chamado de *Threshold*), é uma das mais importantes abordagens para segmentação de imagens. Esse processo é uma maneira de extrair objetos do fundo de uma imagem através da seleção de um limiar T que separe os dois grupos (objeto e fundo da imagem).

Uma imagem limiarizada $g(x,y)$ é definida como:

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

onde $f(x,y)$ é o nível de cinza do ponto (x,y) .

Os *pixels* rotulados como 1 correspondem aos objetos e aqueles rotulados como 0 correspondem ao fundo. Quando T depende apenas de $f(x,y)$, o limiar é chamado de global, mas quando depende de $f(x,y)$ e de alguma propriedade local do ponto $p(x,y)$, então o limiar é chamado dinâmico (SONKA, HLAVAC e BOYLE, 2008), (GONZALES e WOODS, 2000).

A Figura 3.8 representa a imagem limiarizada em função da imagem original.

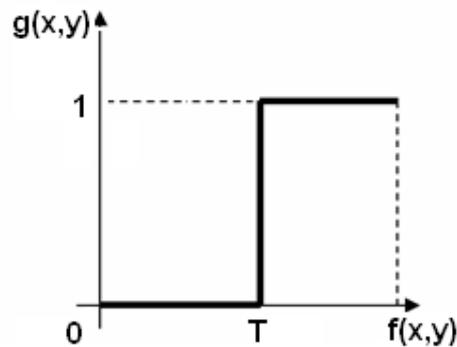


Figura 3.8. Representação gráfica da imagem limiarizada

A Figura 3.9 mostra um exemplo do processo de limiarização em uma imagem da mama, utilizando um limiar (T).



Figura 3.9. (a) Imagem original em tons de cinza (b) Imagem limiarizada com $T=105$

Na definição do limiar podem-se usar informações do histograma da imagem, o qual associa a cada intensidade de cor na imagem a sua frequência de ocorrência. E para determinar os *pixels* de uma borda da imagem é possível utilizar o operador gradiente e um limiar. Estes *pixels* podem não representar totalmente um contorno, devido a diversos tipos de ruídos, por isso, procedimentos para conexão de *pixels* são executados após os algoritmos para detecção de bordas.

CAPÍTULO 4 – CURVAS, SUPERFÍCIES E MODELAGEM TRIDIMENSIONAL

Curvas e superfícies desempenham um papel importante em diversas áreas, tanto na criação de objetos sintéticos quanto na visualização de fenômenos científicos. Na modelagem geométrica em computação gráfica as curvas são consideradas a base, tanto na geração de forma simples quanto na criação de projetos complexos. As superfícies são generalizações das curvas e são descritas por uma malha de curvas definidas em planos ortogonais (AZEVEDO e CONCI, 2003).

Este capítulo aborda um detalhamento das curvas (tipos e ajustes) e superfícies que podem ser utilizadas para modelagem, assim como conceitos básicos de modelagem tridimensional.

4.1 Curvas

As curvas podem ser obtidas de duas formas: através da digitalização de um modelo físico, seguido de ajuste matemático da curva referente aos pontos digitalizados, ou através de formulações específicas para definição de curvas no espaço. Podem ser representadas por um conjunto de pontos conectados por segmentos de reta, ou através de formulações matemáticas.

A representação das curvas através de formulações matemáticas possui algumas vantagens como: maior precisão, armazenamento mais compacto e diversas facilidades em relação às curvas (nos cálculos das propriedades, no desenho, nas alterações do formato, etc.).

Para uma curva plana, a forma não-paramétrica explícita é dada por $y = f(x)$. Curvas fechadas ou com valores múltiplos não podem ser representadas explicitamente. Essa limitação não existe no caso de representações implícitas, na forma $f(x,y) = 0$. As principais limitações das representações não-paramétricas estão relacionadas à dependência destas ao sistema de coordenadas, cuja escolha afeta a facilidade de uso, a qualidade e precisão de uma representação gráfica. Na forma paramétrica, cada coordenada de um ponto em uma curva é representada por função de um único parâmetro. A posição de um ponto na curva é fixada pelo valor do parâmetro. Para uma curva 2D que usa t como parâmetro, as coordenadas cartesianas de um ponto na curva são $(x(t), y(t))$. É a forma de representação mais utilizada e

permite que a curva seja desenhada facilmente e com manipulação algébrica simples, além de indicar que trechos da curva serão usados (AZEVEDO e CONCI, 2003).

4.1.1 Curvas de Bézier

Esse tipo de curva pode ser gerado por 3, 4 ou até $n+1$ pontos de controle. Em computação gráfica, na maioria das vezes, são necessários quatro pontos de controle, sendo necessário a utilização dessa curva na forma cúbica.

O primeiro e quarto ponto de controle são interpolados, a curva passa pelo primeiro e pelo quarto ponto de controle, os outros são utilizados para construção das tangentes da curva. As funções de base são sempre positivas e sua soma é sempre 1, o que caracteriza o polinômio de Bernstein que é dado pela Equação 4.1.

$$b_{in}(u) = \binom{n}{i} u^i (1-u)^{n-i} \quad (\text{Eq. 4.1})$$

onde n é o grau dos polinômios, $0 \leq u \leq 1$ e $i=0,1,\dots,n$.

A curva de Bézier está localizada no fecho convexo dos seus pontos de controle, conforme mostra a Figura 4.1.

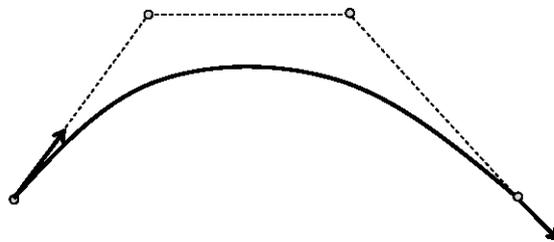


Figura 4.1 Curva de Bézier

A Curva de Bézier possui algumas propriedades, tais como:

- Continuidade infinita;
- O grau da curva é dado pelo número de pontos de controle menos 1;
- Está contida no fecho convexo do polígono de controle;
- O primeiro e último ponto da curva coincidem com primeiro e último ponto do polígono de controle;
- Suavizam as irregularidades de formato esboçadas pelos pontos de controle;

- Qualquer linha reta intercepta a curva tantas ou menos vezes quanto intercepta o polígono de controle;
- Movendo a posição de um só ponto, toda a forma da curva se modifica;
- Transformar os pontos de controle e desenhar a curva é equivalente a desenhar a curva transformada.

4.1.2 Curvas de Hermite

Ao invés de modelar a curva a partir de um polígono de controle (Bézier), especificam-se pontos de controle e vetores tangentes nesses pontos. A vantagem é a facilidade de emendar várias curvas bastando especificar tangentes iguais nos pontos de emenda. Para gerar a curva de Hermite são necessários quatro elementos, onde dois são os pontos que descrevem o início e o final da curva, e os outros dois são os vetores que descrevem as tangentes e seus pesos na curva nos pontos de início e fim da curva, ou seja, a primeira tangente indica como a curva deixa o ponto inicial e a segunda tangente indica como a curva encontra o ponto final, conforme mostra a Figura 4.2 (AZEVEDO e CONCI, 2003).

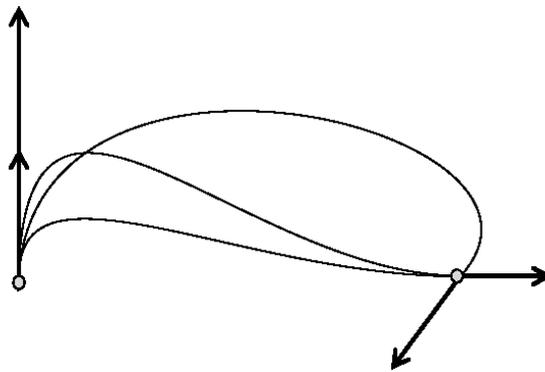


Figura 4.2 Curva de Hermite

No caso de cúbicas, tem-se o ponto inicial e final além dos vetores tangentes. Uma forma de representar essas curvas é através das funções interpolantes de Hermite, conforme mostra a Equação 4.2.

$$p(u) = \begin{bmatrix} 1 & u & u^2 & u^3 \end{bmatrix} M_H \begin{bmatrix} p_0 \\ p_1 \\ p'_0 \\ p'_2 \end{bmatrix} \quad \text{onde } M_H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -3 & 2 \\ 0 & 0 & 3 & -2 \\ 0 & 1 & -2 & 1 \\ 0 & 0 & -1 & 1 \end{bmatrix} \quad (\text{Eq. 4.2})$$

4.1.3 Splines

O nome vem de um instrumento (régua flexível) usado por desenhistas para gerar curvas livres suaves, com curvaturas contínuas, classes C^2 . A alteração de um vértice afeta a curva apenas na vizinhança, uma B-spline uniforme de grau d tem continuidade C^{d-1} . Funções de base são não nulas apenas em um intervalo no espaço do parâmetro e como é impossível obter isso com apenas um polinômio, cada função de base é composta da emenda de funções polinomiais. Por exemplo, uma função de base de uma B-spline quadrática tem três trechos (não-nulos) emendados com continuidade C^1 (AZEVEDO e CONCI, 2003).

B-splines tem controle local, ou seja, a mudança de um ponto de controle só afeta alguns segmentos da curva. B-splines cúbicas aproximam uma série de pontos de controle, por uma curva com segmentos de curvas polinomiais cúbicas, conforme mostra a Figura 4.3.

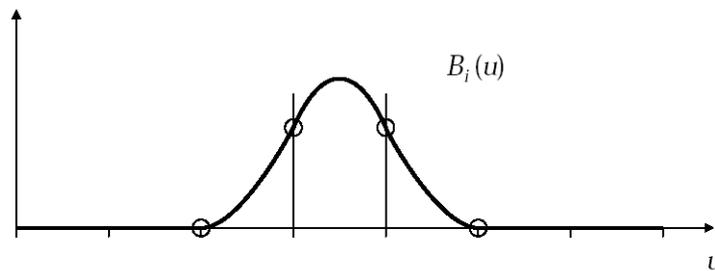


Figura 4.3 B-Spline

Todas as funções de base têm a mesma forma, mas são deslocadas entre si em intervalos. Num determinado intervalo, apenas um número de funções de base não é nulo. Numa B-spline quadrática, cada intervalo é influenciado por três funções de base, os valores u_i do espaço de parâmetro que delimitam os intervalos são chamados de nós (Figura 4.4).

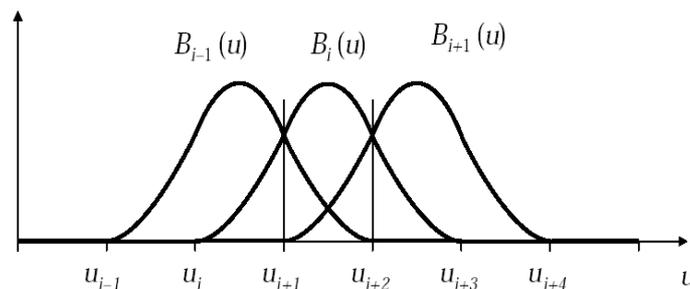


Figura 4.4 B-Spline Quadrática

As funções da base B-Spline são dadas pela Equação 4.3.

$$p(u) = \sum_{i=0}^m B_{i,d}(u) p_i \quad (\text{Eq. 4.3})$$

onde m é o número de pontos do polígono de controle e d é o grau da B-spline.

A função B-spline não passa pelos pontos de controle, e pode ser gerada para qualquer número de pontos de controle e grau de polinômio. O número de pontos de controle, o grau e o número de nós estão relacionados. Os nós podem ser representados como vetores ou matrizes linhas e são classificados como uniformes e periódicos, uniformes e não-periódicos, e não-uniformes. Os nós influenciam na forma da curva B-spline, portanto essas curvas utilizam a mesma classificação de seus nós.

As curvas B-Splines possuem algumas características, tais como:

- Dados $m+1$ pontos, a curva é composta de $(m-d+1)$ curvas Bézier de grau d emendadas com continuidade $d-1$ nos $m+d+1$ nós;
- Cada ponto da curva é afetado por $d+1$ pontos de controle;
- Cada ponto de controle afeta $d+1$ segmentos;
- Restrita ao fecho convexo do polígono de controle.

4.1.4 NURBS

Essas curvas são denominadas *Non Uniform Rational B-Splines Surfaces* (NURBS) devido ao fato de serem definidas por funções básicas racionais que utilizam vetores de nós não-uniformes, e uma vantagem importante é relacionada às técnicas para modelar círculos e cônicas.

As curvas NURBS têm um valor associado a cada ponto de controle que determina o peso desse ponto, desta forma quanto maior o peso de um ponto, mais influência esse ponto exerce sobre o intervalo da curva no qual atua.

As curvas NURBS herdam todas as características das curvas B-spline, porém, possibilitam a alteração de pesos, conforme Figura 4.5.

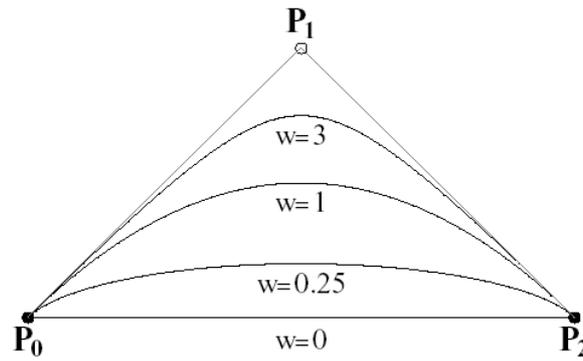


Figura 4.5 Curva NURBS com variação do peso

Uma curva NURBS de grau p é definida pela Equação 4.4.

$$C(u) = \frac{\sum_{i=0}^n N_{i,p}(u)w_i P_i}{\sum_{i=0}^n N_{i,p}(u)w_i}, a \leq u \leq b \quad (\text{Eq. 4.4})$$

onde P_i representa os pontos de controle da curva, $N_{i,p}$ são funções básicas B-spline de grau p e cada valor real w_i é um peso associado ao ponto de controle P_i .

4.1.5 Ajuste de Curvas pelo Método dos Mínimos Quadrados

As três principais formas de ajuste de curvas são referentes ao método dos mínimos quadrados (MMQ), a interpolação e a aproximação de Fourier (CHAPRA e CANALE, 1998).

O método dos mínimos quadrados encontra uma equação com uma determinada ordem que descreve a tendência geral dos pontos. Com isso, a curva obtida não passa por todos os pontos. O cálculo do erro associado à curva obtida é utilizado para verificar se a ordem da equação atende às necessidades, pois caso não atenda, os cálculos devem ser refeitos mudando a ordem da equação.

A interpolação de Fourier é um método que procura ajustar a curva passando por todos os pontos do conjunto de dados nas situações onde é pedido um valor intermediário entre dois valores obtidos com considerável precisão.

Nesses dois métodos a equação obtida é um polinômio resultante de uma combinação de monômios como mostrado na Equação 4.5.

$$F(x) = a_0 + a_1X + a_2X^2 + \dots + a_nX^n \quad (\text{Eq. 4.5})$$

A aproximação de Fourier é um método que usa séries trigonométricas para ajustar a curva que passa pelo conjunto de pontos. É adequado em situações da engenharia, onde existe a necessidade de modelar um sistema que possua vibração ou oscilação.

Duas situações podem ocorrer: na primeira, os dados possuem um erro considerável, não sendo necessário que a curva passe por todos os pontos, então é encontrada uma curva que siga o padrão geral dos pontos; na segunda, os dados possuem uma grande precisão, e nesse caso, é possível encontrar uma curva que passe por todos os pontos.

O uso do MMQ possui algumas vantagens, por ser o ajuste mais rigoroso e mais facilmente aplicado em diversas situações já que a sua metodologia é sempre a mesma. O MMQ possibilita análises estatísticas mais rigorosas dos resultados após o ajuste, propondo o cálculo de erro obtido após ajuste, de forma que o resultado seja recalculado até que atinja um valor tolerável. O MMQ pode ser usado para realizar simulações iniciais nos projetos onde, com tentativas sucessivas, é escolhida a opção que minimiza o erro (WOLF e GHILANI, 1997).

4.2 Superfícies

As superfícies são generalizações das curvas, e assim como as curvas, podem ser formadas por conjunto de pontos ou representação analítica e podem ser descritas de forma explícita ou implícita, paramétrica ou não. Na forma implícita, uma superfície é descrita por equações da forma $f(x, y, z) = 0$, onde cada ponto que pertence ao R^3 e satisfaz à equação, pertence também à superfície.

Existem diversos tipos de superfícies, tais como: de revolução, geradas por deslocamento, geradas por interpolação bilinear, por interpolações trilineares, de formas livres, paramétricas bicúbicas, Hermite, Bézier, B-Spline, Racionais, NURBS e NURMS. Algumas são detalhadas a seguir, como:

- a) Superfícies Paramétricas Bicúbicas: São generalizações de curvas cúbicas paramétricas e são formadas por superfícies formadas por duas curvas cúbicas, onde cada pedaço da malha é definido matematicamente, indicando sua posição e forma 3D. Esse tipo de superfície é definido pela Equação 4.6 e um exemplo deste tipo de superfície pode ser visualizado na Figura 4.6 (a).

$$P(u, v) = \sum_{i=0}^3 \sum_{j=0}^3 P_{ij} B_i(u) B_j(v) \quad (\text{Eq. 4.6})$$

- b) Superfície de Hermite: É uma extensão das curvas de Hermite e necessita de dois parâmetros (s e t) que variam entre 0 e 1. Essa superfície bicúbica é escrita pela Equação 4.7.

$$P(s, t) = SHG_h H^T T^T \quad (\text{Eq. 4.7})$$

onde $S = [s^3 \ s^2 \ s \ 1]$, $T = [t^3 \ t^2 \ t \ 1]$; T indica a transposta das matrizes e vetores, e G_h define a geometria que define a superfície.

- c) Superfície de Bézier: É uma extensão das curvas de Bézier, mas são mais simples de criar e manipular, sendo definida por 16 pontos de controle. É dada pela Equação 4.8 e um exemplo desse tipo de superfície pode ser visualizado na Figura 4.6 (b).

$$P(s, t) = \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^m B_{i,j} J_{i,n}(s) J_{j,m}(t) \quad 0 \leq s, t \leq 1 \quad (\text{Eq. 4.8})$$

onde B_{ij} define o vértice de controle da superfície, $J_{i,n}(s)$, $J_{j,m}(t)$ são funções de Bernstein.

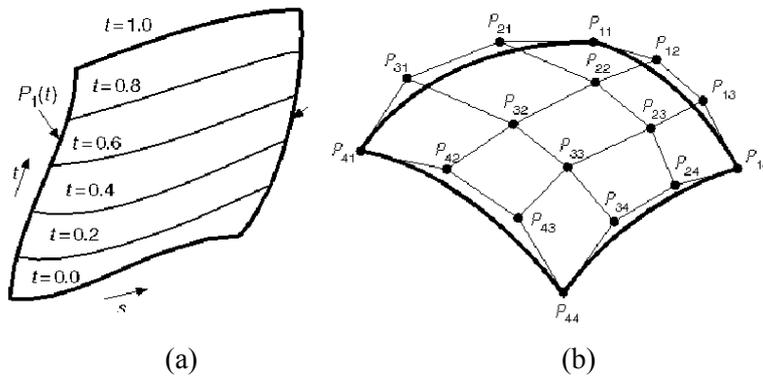


Figura 4.6 Superfícies. (a) Bicúbicas Paramétricas (b) Bézier

- d) Superfícies de B-Splines: As equações para superfícies B-splines são obtidas de modo similar às curvas B-Splines, à partir de uma rede bidirecional de pontos de controle, de dois vetores de nós que representam as duas direções e o produto das funções B-Spline associadas. Assim, as superfícies B-Spline são definidas pela Equação 4.9.

$$P(s, t) = \sum_{i=0}^m \sum_{j=0}^n B_{i,j} N_{i,k}(s) N_{j,l}(t) \quad (\text{Eq. 4.9})$$

onde B_{ij} são os pontos de controle e $N_{i,k}(s)$, $N_{j,l}(t)$ são as funções de B-spline.

d) Superfícies NURBS: Foram criadas especialmente para modelagem 3D e representam formas tridimensionais. São bastante utilizadas para geração de objetos, devido a diversos motivos, como: representam formas analíticas e livres; fornecem flexibilidade no design das formas; o tempo de processamento é considerado pequeno; são generalizações das curvas e superfícies de Bézier e B-splines. Uma superfície NURBS de grau p na direção de u e grau q na direção de v é definida através de uma rede bidirecional de pontos de controle $P_{i,j}$ com seus respectivos pesos $w_{i,j}$ e funções básicas B-Spline, de acordo com a Equação 4.10.

$$S(u, v) = \frac{\sum_{i=0}^m \sum_{j=0}^n B_i(u) B_j(v) P_{i,j} w_{i,j}}{\sum_{i=0}^m \sum_{j=0}^n B_i(u) B_j(v) w_{i,j}} \quad (\text{Eq. 4.10})$$

onde, $P_{i,j}$ são os pontos de controle, $w_{i,j}$ são os pesos, $B_{i,k}$ e $B_{j,l}$ são as funções bases B-splines.

As superfícies NURBS são formadas por curvas que satisfazem as condições de uma curva NURBS nos dois sentidos de formação da superfície. Os nós são representados por uma lista de números chamada “vetor nó”, que representa uma sequência de números iguais ou crescentes. O número de vezes que um nó é repetido chama-se multiplicidade, e quando um determinado nó não se repete, então é denominado nó simples.

A Figura 4.7. apresenta exemplos de elementos gerados a partir de superfícies NURBS.

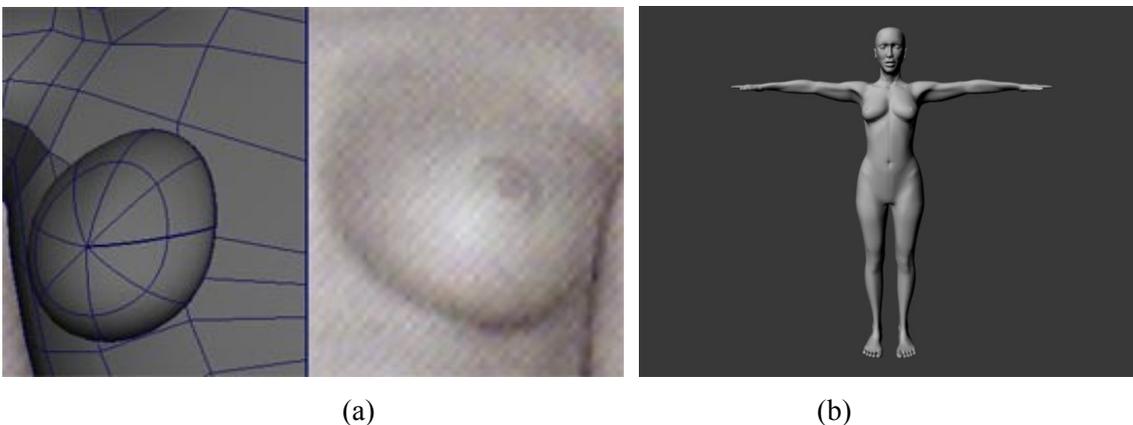


Figura 4.7 Utilização de superfícies NURBS (a) Modelo da mama (b) Corpo humano feminino

As superfícies NURBS oferecem algumas vantagens, tais como: reproduzir com qualidade curvas e superfícies simples ou complexas; possibilidade de alterar a superfície de forma iterativa através dos pontos de controle; tempo computacional reduzido; formulação matemática simples e flexibilidade de design para uma grande variedade de formas. Além de fornecerem interpretações geométricas que não variam sob mudança de escala, rotação e translação, assim como nas projeções.

4.3 Modelagem Tridimensional

A reconstrução de superfícies tem o objetivo de obter um modelo computacional a partir de um objeto que se assemelhe o mais fielmente possível ao objeto real. Muitas técnicas são utilizadas para alcançar esse objetivo, tais como: nuvem de pontos, métodos volumétricos, triangulação de Delauney, Splines e NURBS, entre outros.

Um modelo 3D é uma representação de um objeto tridimensional, utilizando um conjunto de pontos ou vértices no espaço 3D, esses pontos são conectados através de polígonos onde os tipos mais utilizados são triângulos e quadriláteros.

As técnicas de digitalização e reconstrução de formas complexas de objetos tridimensionais têm apresentado um desenvolvimento bastante considerável. A velocidade e a precisão das técnicas de digitalização são resultados obtidos devido ao progresso em diversas áreas, como na física, engenharia elétrica, etc. As tecnologias têm permitido, cada vez mais, medir e reproduzir objetos com precisão. Entretanto, os sistemas comerciais para realizar a cópia do objeto, adquirem milhões de amostragens (pontos do objeto). O resultado da leitura consiste em uma nuvem de pontos, nem sempre organizados, e que requerem algoritmos eficientes e confiáveis que permitem gerar modelos computacionais a partir dessas amostragens (CURLISS, 1997).

Na visão computacional, existem vários métodos para obter modelos 3D de objetos a partir de imagens, mas a necessidade de melhoria é constante e muitas pesquisas buscam representar objetos de forma automática, rápida e precisa. As aplicações possíveis para a reconstrução 3D variam desde a inspeção industrial, aplicações biomédicas, realidade virtual, identificação de objetos, sistemas de segurança, navegação automática, entre outras (AZEVEDO, TAVARES e VAZ, 2009).

O processo de reconstrução de superfícies consiste, em geral, em construir uma superfície poligonal a partir do conjunto de pontos lidos para um pós-processamento (suavização, aplicação de textura) e visualização do objeto tridimensional (MENCL, 2001).

O objetivo da reconstrução de uma superfície é, a partir de um conjunto de pontos, definir uma superfície e criar um modelo mais próximo possível da realidade. Como a quantidade de pontos obtidos é finita, o processo de reconstrução da superfície não poderá garantir que esta seja idêntica ao objeto real.

CAPÍTULO 5 – METODOLOGIA PARA RECONSTRUÇÃO DA MAMA A PARTIR DE IMAGENS TERMOGRÁFICAS

A metodologia apresentada neste capítulo tem como objetivo gerar um modelo 3D da mama de pacientes a partir de imagens 2D de exames termográficos, através da detecção dos contornos das mamas, utilizando somente dados das imagens termográficas laterais e frontais. Pode-se dizer que a metodologia visa gerar automaticamente um modelo 3D compatível com as medidas e formas reais da paciente.

5.1 Obtenção das Imagens Termográficas

Todas as imagens termográficas utilizadas neste capítulo pertencem ao banco de imagens do projeto de pesquisa “Processamento de imagens digitais aplicadas a mastologia”. Esse projeto institucional vem sendo desenvolvido pela Universidade Federal de Pernambuco (UFPE) e pela Universidade Federal Fluminense (UFF), patrocinado pela Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), através do Edital Pró-engenharias 2008 nº PE021/2008. Na UFF participam alunos e professores do Instituto de Computação (IC) e na UFPE participam alunos e professores do Departamento de Engenharia Mecânica e médicos do Hospital das Clínicas da Universidade Federal de Pernambuco (HC-UFPE).

O banco de dados clínicos foi desenvolvido por Araújo (2009) e encontra-se disponível no endereço <http://150.161.110.168/termo>.

O banco de imagens vem sendo desenvolvido por alunos do IC da UFF, sendo composto principalmente de imagens de pacientes do Ambulatório de Mastologia do HC-UFPE. Tais pacientes concordaram em participar do projeto se submetendo aos exames, através da assinatura de um Termo de Consentimento Livre e Esclarecido, exigido pelo Ministério da Saúde, onde o projeto encontra-se cadastrado.

Devido ao protocolo de obtenção das imagens, os pacientes permanecem anônimos e são identificados pela numeração do prontuário no hospital. Mais informações sobre este projeto, assim como o seu banco de imagens pode ser acessado através do link 200.20.11.171/proeng.

Vários trabalhos relatam que a temperatura da sala para o exame deve ficar entre 19°C e 22°C, mas na obtenção das imagens dos pacientes no HC-UFPE a temperatura ambiente esteve entre 24°C e 29°C, devido à falta de uma melhor estrutura física do hospital (ARAÚJO, 2009).

As imagens termográficas são adquiridas após os pacientes estarem em aproximado equilíbrio térmico com o ambiente (cerca de 10 minutos), para que as imagens possam ter melhor veracidade quanto à temperatura medida. As informações de umidade relativa do ar e da temperatura da sala são levadas em consideração e configuradas na câmera no momento da captura. Por ainda ser um método experimental, não existe um protocolo padrão para se adquirir essas imagens. No projeto, atualmente, são adquiridas imagens frontais, laterais externas e internas de cada mama (MOTTA et al., 2009), conforme mostra a Figura 5.1.

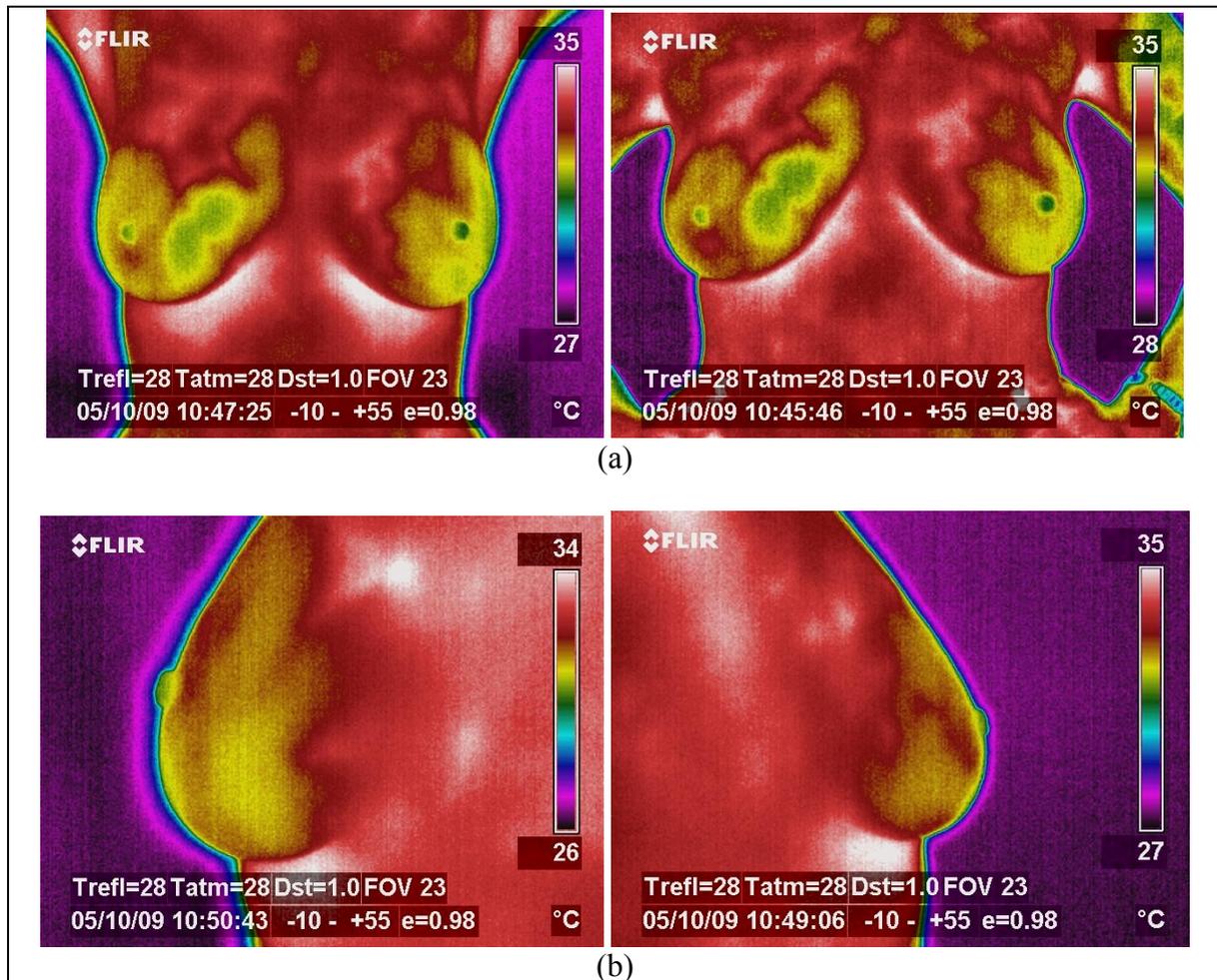


Figura 5.1 Termogramas do banco de imagens, representando algumas das posições de obtenção das imagens (a) Frontal (b) Lateral Externa

As imagens utilizadas na metodologia apresentada neste capítulo são as que representam a posição frontal com as mãos na cintura e as duas laterais externas. Foi selecionada a frontal com mãos na cintura devido a esta posição representar de forma mais precisa a geometria da mama, e as laterais internas não foram utilizadas devido ao fato destas aquisições terem iniciado somente a partir de 2009, o que limitaria o número de imagens válidas para a metodologia.

Pode-se perceber uma diferença na escala das imagens representadas pela Figura 5.1 (b), pois devido à falta de uma padronização para o processo de aquisição não foi estabelecida uma medida para a distância utilizada entre a câmera e a paciente, o que pode causar a diferença de escala. Em relação a essa diferença, para que as imagens do banco possam ser válidas para a metodologia apresentada neste capítulo, três possibilidades devem ser consideradas:

- Não há diferença visível de escala entre a imagem frontal utilizada e as duas imagens laterais externas, logo as imagens desta paciente são válidas;
- Não há diferença de escala visível entre a imagem frontal utilizada e uma das imagens laterais externas. Porém as imagens laterais externas possuem diferença de escala entre si, logo as imagens desta paciente são válidas após um processo de conversão de escala;
- Há diferença de escala visível entre a imagem frontal utilizada e as duas imagens laterais externas, logo as imagens desta paciente são inválidas.

O processo de conversão de escala nas imagens laterais externas ocorre da seguinte forma:

- É determinado o ponto (x,y) onde x é máximo (imagem lateral externa direita) ou mínimo (imagem lateral externa esquerda) na curva frontal da mama;
- Calcula-se a distância na horizontal do ponto (x,y) ao limite esquerdo ou direito (d_{ex} ou d_{dx}) da imagem e calcula-se a distância na vertical deste mesmo ponto ao limite inferior (d_{ey} ou d_{dy}) da imagem, conforme mostra a Figura 5.2;
- A imagem lateral externa que sofrerá a transformação da escala será aquela que apresentar diferença visível de escala em relação à imagem frontal, e a transformação da escala se dá de acordo com a Equação 5.1.

$$T(P) = T(x,y) = (xS_x, yS_y) \quad (\text{Eq. 5.1})$$

onde $S_x=d_{ex}/d_{dx}$ e $S_y=d_{ey}/d_{dy}$ (quando a alteração de escala for de acordo com a imagem lateral esquerda) ou $S_x=d_{dx}/d_{ex}$ e $S_y=d_{dy}/d_{ey}$ (quando a alteração de escala for de acordo com a imagem lateral direita).

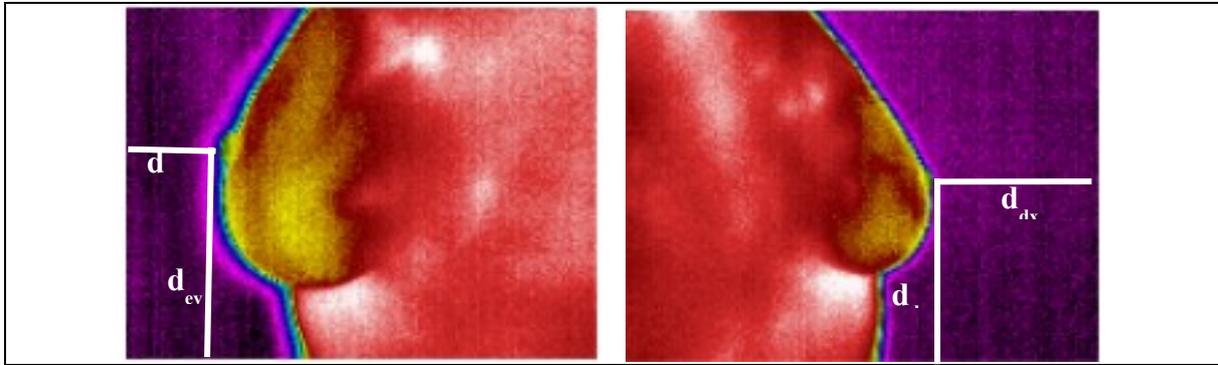


Figura 5.2 Termogramas representando as diferenças e medidas de escalas

Esse processo de conversão de escala ocorre na geração do modelo 2D durante a atividade de detecção do contorno das bordas que separam o corpo da região externa nas imagens laterais, que será detalhado na Seção 5.4.2.

Em relação ao método de aquisição das imagens, atualmente está sendo estabelecido um padrão para as posições e as distâncias entre a câmera e as pacientes.

Recentemente, no congresso Consensos e Diretrizes Internacionais em Termografia Médica 2010, realizado em Fortaleza durante o Congresso Brasileiro de Dor, foi concluído que para um diagnóstico mais preciso de imagens termográficas, seria necessário no processo de aquisição primeiramente obter uma imagem térmica do corpo inteiro da paciente, com o objetivo de avaliar a existência de alguma anomalia situada em outras regiões do corpo que pudesse impactar na temperatura da região mamária.

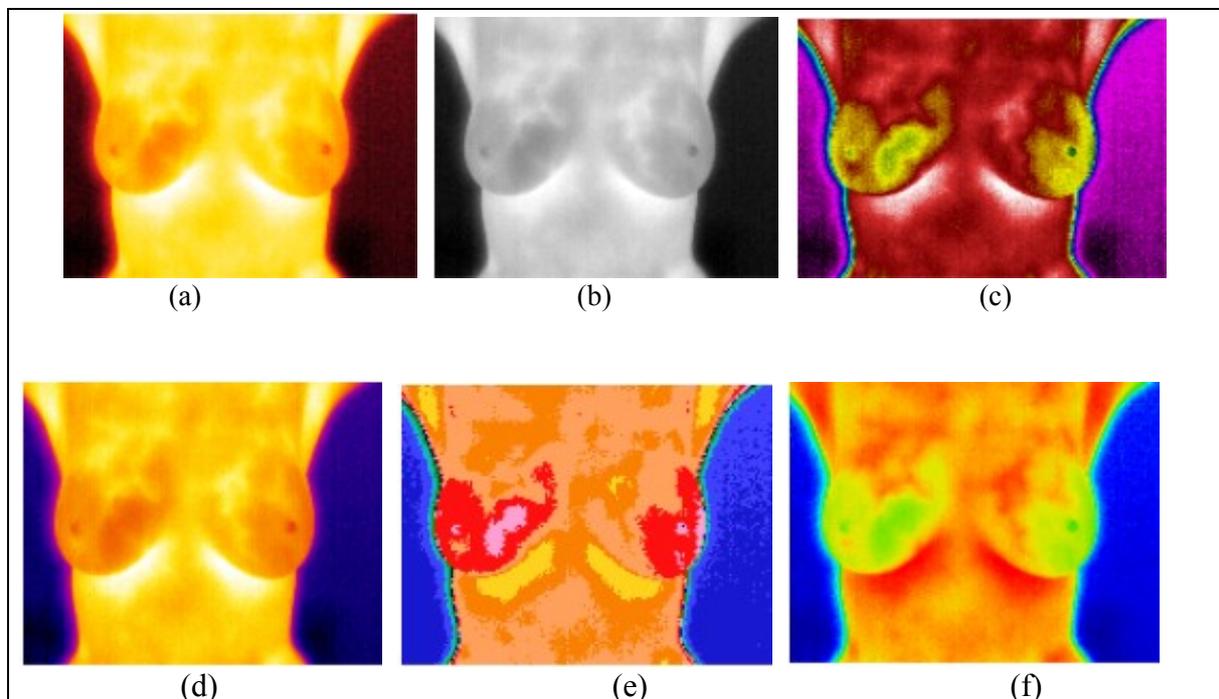
As imagens termográficas armazenadas no banco de imagens foram obtidas através de uma câmera de infravermelho FLIR S45 (Figura 5.3), adquirida pelo Departamento de Engenharia Mecânica da UFPE através do Edital FINEP (Financiadora de Estudos e Projetos) 2003 de Laboratórios Multiusuários (BEZERRA, 2007).



Figura 5.3 Câmera de infravermelho FLIR S45

5.2 Características das Imagens Utilizadas

Na imagem térmica cada *pixel* representa uma temperatura na cena adquirida, e com o *software* da câmera termográfica utilizada (ThermaCAM QuickView) é possível visualizar a imagem termográfica capturada em diferentes LUTs (*Look-Up Tables*) através da opção *palette*. Algumas destas *palettes* são denominadas *glowbow*, *grey*, *rainhi*, *iron*, *medical* e *midgreen*, conforme mostra a Figura 5.4.

Figura 5.4 Imagem termográfica visualizada com as palettes (a) *glowbow* (b) *grey* (c) *rainhi* (d) *iron* (e) *medical* (f) *midgreen*

As formas de representação mais utilizadas para imagens térmicas são através de tons de cinza ou em *false color*, utilizando a paleta *rainhi*, conforme mostra a Figura 5.4 (b) e (c) respectivamente. O tipo de paleta utilizado não interfere na temperatura representada na imagem.

A metodologia apresentada neste capítulo utiliza as imagens térmicas em *false color* com paleta *rainhi*, pois embora as imagens infravermelhas possam ser visualizadas em escala de cinza, *false color* são geralmente utilizadas para uma melhor visualização.

Em processamento digital de imagens o termo *false color* (ou pseudo-cores) refere-se a uma coloração obtida através do mapeamento de escalas de cinza para um espaço de cor tridimensional. Como a visão humana pode distinguir melhor as variações de cores do que as variações de níveis de cinza (brilho), o mapeamento para uma imagem colorida usando *false color* pode ajudar na visualização e na interpretação de imagens (SANCHES, 2009).

Os arquivos contendo as imagens dos exames termográficos do banco de imagens estão no formato JPEG, e todas as imagens têm tamanho de 320x240 *pixels*.

5.3 Sequência de Atividades da Metodologia

Esta sequência de atividades compõe uma nova metodologia, desenvolvida neste trabalho, para modelagem 3D da mama a partir de imagens termográficas.

A modelagem 3D da mama a partir de imagens termográficas foi dividida em três etapas: Geração do modelo 2D; Geração do modelo 3D e Teste e validação do modelo. Cada uma destas etapas é composta de uma série de atividades.

A primeira etapa, Geração do modelo 2D (extração das curvas das imagens termográficas), pode ser dividida na seguinte sequência de atividades:

- Determinação da região de interesse da imagem frontal;
 - Detecção do contorno do corpo;
 - Detecção do contorno inferior das mamas;
 - Eliminação dos pontos que não pertencem às bordas detectadas;
 - Ajuste de curvas dos pontos detectados;
 - Plotagem das curvas do modelo 2D frontal das mamas;

- Determinação da região de interesse das imagens laterais;
 - Detecção do contorno frontal e inferior das mamas;
 - Eliminação dos pontos que não pertencem às bordas detectadas;
 - Ajuste da curva dos pontos detectados;
 - Plotagem das curvas do modelo 2D lateral das mamas.

A segunda etapa, Geração do modelo 3D (geração das superfícies a partir das curvas extraídas na geração do modelo 2D), pode ser dividida na seguinte sequência de atividades:

- Determinação dos dois pontos extremos da curva frontal da mama nas imagens laterais;
- Através da união destes pontos extremos por uma reta, são calculadas as distâncias entre os pontos da curva frontal e os pontos da curva inferior da mama prolongada pela reta, determinando as coordenadas z ;
- Para a mama direita, determina-se o ponto onde a coordenada x é máxima (x_{\max}) na curva e para mama esquerda, determina-se o ponto onde a coordenada x é mínima (x_{\min}) na curva, onde x_{\max} e x_{\min} são representações fictícias dos mamilos;
- Ajuste da curva frontal da mama (extraída da imagem lateral) ao ponto mínimo da curva inferior da mama (extraída da imagem frontal), ou seja, alinhamento das duas curvas;
- Cálculo dos pontos de controle para mama e parte do tronco;
- Geração das superfícies NURBS através dos pontos de controle e representação da superfície através de malha 3D.

A geração de malhas 3D através de curvas e superfícies se justifica pelo fato das malhas geradas representarem tridimensionalmente as imagens termográficas. Portanto foi selecionada uma técnica para reconstrução tridimensional baseada em superfícies para representar um exame bidimensional que extrai parâmetros relacionados à superfície do corpo ou do objeto.

A utilização de superfícies NURBS se justifica devido aos seguintes fatos: representam formas tridimensionais com tempo de processamento reduzido; são uma das formas mais utilizadas para modelagem 3D; e são utilizadas pelos softwares de scanner laser para modelagem 3D. Esse tipo de modelagem foi utilizado para validação do modelo gerado

pela metodologia e será demonstrado na terceira etapa, validação e teste do modelo, que se encontra detalhada no Capítulo 6.

5.4 Geração do Modelo 2D

A modelagem 2D da mama é baseada na extração de duas curvas (inferior da mama e frontal da mama), conforme mostra a Figura 5.5, sendo esta a etapa inicial para construção da modelagem 3D da mama.

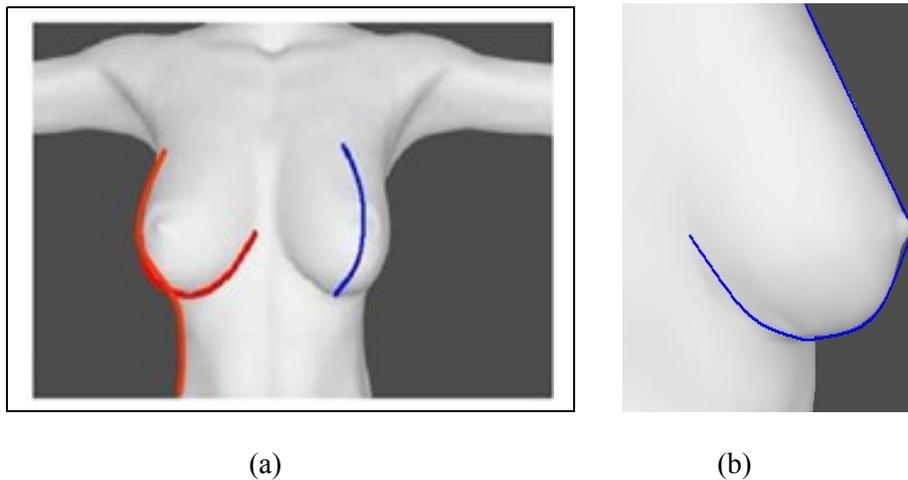


Figura 5.5 (a) Superfície sombreada mostrando as curvas para a modelagem da mama de uma paciente, visão frontal. Fonte: Castro et al. (2009) (b) Visão lateral da mama do modelo

Para extração dessas curvas uma série de atividades foi desenvolvida e encontra-se detalhada a seguir.

5.4.1 Determinação da Região de Interesse

Para eliminar as regiões das imagens desnecessárias ao processo de modelagem foi determinada a região considerada válida.

Na Figura 5.6 (a) pode-se observar a imagem contendo informações da câmera, assim como a data e hora da aquisição, além da escala de temperatura.

Ao abrir a mesma imagem no software ThermaCAM QuickView, essas informações podem ser eliminadas, considerando como região válida a parte da imagem após extração da área referente as informações da câmera na parte inferior e da escala na lateral da imagem, conforme a Figura 5.6 (b).

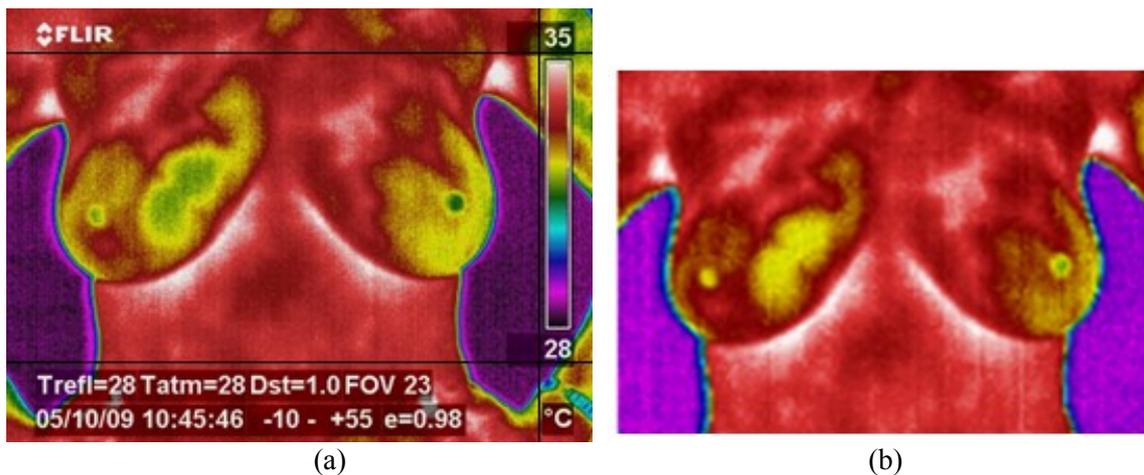


Figura 5.6 (a) Imagem termográfica (b) Região válida contendo o limite superior e inferior do ROI

Na parte superior da imagem toda a região é considerada válida, pois de acordo com o trabalho realizado por Motta (2010), onde uma amostra de 151 imagens termográficas foi avaliada qualitativamente por cinco radiologistas em relação à detecção da região de interesse. O resultado dessa avaliação sugere que o limite superior do ROI seja acima da posição da axila e pouco abaixo da clavícula, pois nessas regiões ainda se encontra tecido mamário. Os radiologistas que participaram desta pesquisa pertencem ao Hospital das Clínicas de Niterói (HCN), ao Hospital Universitário Antônio Pedro (HUAP) e a Clínica ProEcho de Niterói.

Desta forma encontra-se o limite superior e inferior da região de interesse (ROI-*Region of Interest*) das imagens (frontal e lateral), conforme mostra a Figura 5.6 (b). Os limites laterais do ROI nas imagens serão identificados no decorrer do processo de detecção de contornos.

5.4.2 Detecção dos Contornos para Extração da Borda

Uma mudança na temperatura da cena adquirida está relacionada à variação do tom das cores em uma escala de cor da imagem, como mostra a Figura 5.6 (a). Para detecção da cor de cada *pixel* da imagem termográfica, foi utilizada uma função que retorna a cor do *pixel* nas suas três componentes: R (*red*), G (*green*), B (*blue*).

O processo de detecção da borda baseou-se nos princípios do processo de limiarização (*threshold*) incluindo algumas alterações. O processo *threshold* analisa cada *pixel* de uma imagem e o substitui por um *pixel* preto ou branco conforme seja menor ou maior que um valor de intensidade (limiar). O processo de detecção da borda utilizado baseou-se neste

princípio inserindo algumas adaptações necessárias a detecção das bordas nas imagens termográficas utilizando *false color* com paleta *rainhi*.

O processo utilizado ocorre da seguinte forma: cada *pixel* da imagem é analisado de acordo com sua cor nas três componentes RGB; o *pixel* cuja cor pertença ao intervalo utilizado como limiar é substituído por um *pixel* preto e o *pixel* cuja cor não pertença ao intervalo é mantido; as coordenadas dos *pixels* que sofreram alteração são armazenadas em arquivo. O intervalo utilizado como limiar está relacionado com a variação de cor da borda que se deseja extrair da imagem.

A detecção dos contornos para extração de bordas é dividido em duas partes: detecção do contorno das bordas que separam o corpo da região externa e detecção do contorno das bordas inferiores das mamas.

a) Detecção do contorno das bordas que separam o corpo da região externa

Este tipo de contorno é encontrado nas bordas laterais do corpo (imagem frontal) e frontais das mamas (imagem lateral).

Nas imagens termográficas, usando a paleta *rainhin*, é possível perceber que o contorno (borda) do corpo da paciente é representado por temperaturas, que na imagem termográfica formam um conjunto de pontos que dão origem às curvas do corpo. Cada uma dessas curvas possui uma tonalidade de magenta, azul, verde e amarelo, conforme pode ser observado na Figura 5.6. A qualidade da representação do contorno nestas curvas varia de acordo com a imagem.

O intervalo de representação de cada uma das quatro cores, citadas anteriormente, é utilizado como limiar (T) para detecção do contorno. Dessa forma obtêm-se quatro conjuntos de pontos para cada borda, sendo que o conjunto de pontos selecionado é aquele que apresenta o maior número de pontos e uma representação mais próxima da geometria do corpo da paciente, ou seja, um conjunto de pontos com forte grau de relacionamento entre as coordenadas x e y. Essa escolha do conjunto de pontos com forte grau de relacionamento ocorre através do cálculo do coeficiente de correlação (r) de cada conjunto de pontos. O conjunto de pontos que tiver o coeficiente de correlação mais próximo da unidade é o que apresenta um maior grau de relacionamento.

O coeficiente de correlação de Pearson (r) indica o grau de relacionamento entre as variáveis x e y, e pode ser calculado de acordo com a Equação 5.2. Um coeficiente de

correlação entre 0,80 e 1,00 indica uma forte relação entre estas variáveis (LARSON e FARBER, 2004).

$$r = (n \sum x_i y_i - \sum x_i \sum y_i) / ([n \sum x_i^2 - (\sum x_i)^2]^{1/2} [n \sum y_i^2 - (\sum y_i)^2]^{1/2}) \quad (\text{Eq. 5.2})$$

onde n é o número de pares de coordenadas (x,y) da amostra.

Para detecção do contorno do corpo é feita uma varredura na imagem (Figura 5.6 (b)), da direita para esquerda, até o eixo central da imagem, e de cima para baixo. Os pontos do contorno são detectados em cada linha pelo primeiro *pixel* (x,y) cuja cor pertença ao intervalo de cor utilizado como limiar, e armazenados em arquivo. Esse mesmo processo é repetido a partir da lateral esquerda da imagem. Obtém-se dessa forma um arquivo com os pontos do contorno do lado direito do corpo e um arquivo com os pontos do contorno do lado esquerdo do corpo.

Esse processo é repetido quatro vezes, alterando o limiar T (de acordo com as quatro cores da borda). Ao final é determinado o arquivo (lado direito e esquerdo) que contém o maior número de pontos com coeficiente de correlação (r) mais próximo da unidade. A detecção do contorno frontal das mamas nas imagens laterais é feito de forma semelhante, utilizando o processo de conversão de escala, descrito na Seção 5.1, quando necessário.

Os arquivos resultantes do processo descrito acima, contêm os pontos que foram marcados nas imagens termográficas, conforme mostra a Figura 5.7.

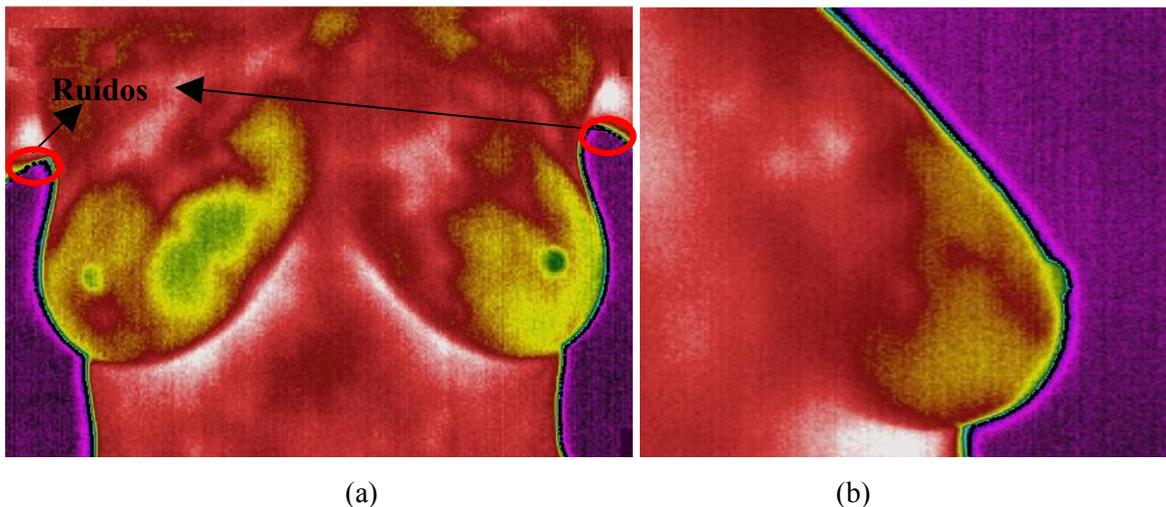


Figura 5.7 Detecção de contornos (a) Corpo na Imagem Frontal (b) Mama - Imagem Lateral

Para eliminar os pontos que estão fora dos contornos da borda lateral do tronco, conforme mostra a Figura 5.7 (a), cada arquivo gerado foi dividido em conjuntos de pontos. Foram calculadas as médias \bar{x} e \bar{y} para cada conjunto e após o cálculo das médias, calculou-se o desvio padrão (S), conforme a Equação 5.3, de cada ponto x_i e y_i do conjunto. Os pontos que pertencem ao intervalo de $\bar{x} \pm S$ e $\bar{y} \pm S$ foram considerados válidos e os demais foram descartados, ou seja, os pontos cuja dispersão foi abaixo de 68,26% (menor dispersão da distribuição normal) pertencem ao contorno, sendo os demais considerados como ruído e os pontos válidos armazenados.

O desvio-padrão é a medida de dispersão mais empregada, pois leva em consideração a totalidade dos valores da variável em estudo. É um indicador de variabilidade bastante estável e baseia-se nos desvios em torno da média aritmética. O desvio-padrão em relação a uma amostra é dado pela Equação 5.3 (LARSON e FARBER, 2004).

$$S = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}}{n-1} \quad \text{ou} \quad S = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}}{n-1} \quad (\text{Eq. 5.3})$$

b) Detecção do contorno das bordas inferiores das mamas

No que diz respeito aos pontos de contorno (borda) da parte inferior da mama em relação ao restante do corpo, percebe-se que estes são representados por temperaturas na tonalidade da cor branca, conforme mostra a Figura 5.7. Logo, para detecção desse tipo de contorno nas imagens termográficas, utiliza-se a cor branca como limiar (T).

Na detecção do contorno inferior da mama, a varredura foi feita apenas nas linhas que continham *pixels* já marcados na detecção do contorno do corpo, ou seja, *pixels* de cor preta. Essas linhas foram retiradas dos pontos (x,y) armazenados após a eliminação dos ruídos.

Na imagem frontal, para cada uma dessas linhas a varredura é feita de cima para baixo e da direita para esquerda a partir do primeiro ponto detectado no contorno do corpo até o eixo central do corpo. Os pontos do contorno da curva inferior são detectados em cada linha pelo primeiro *pixel* (x,y) cuja cor seja igual a cor do limiar T (cor branca), e são armazenados. Esse mesmo processo é repetido no sentido oposto (da esquerda para direita). Obtêm-se dessa forma dois arquivos, um contendo os pontos da borda inferior da mama direita e outro da mama esquerda. Esses arquivos contêm os pontos que foram marcados nas imagens termográficas, conforme mostra a Figura 5.8 (a).

O mesmo processo é repetido de forma semelhante para as imagens laterais externas, onde para cada uma das linhas a varredura é feita de cima para baixo e do primeiro ponto detectado no contorno da mama para a esquerda (imagem lateral direita) ou para a direita (imagem lateral esquerda). Os pontos do contorno são detectados em cada linha pelo primeiro *pixel* (x,y) cuja cor seja igual a cor do limiar T (cor branca), e são armazenados, obtendo-se assim dois arquivos: um com os pontos da borda inferior da mama direita e outro com os da mama esquerda. Esses arquivos contêm os pontos que foram marcados nas imagens termográficas, conforme mostra a Figura 5.8 (b).

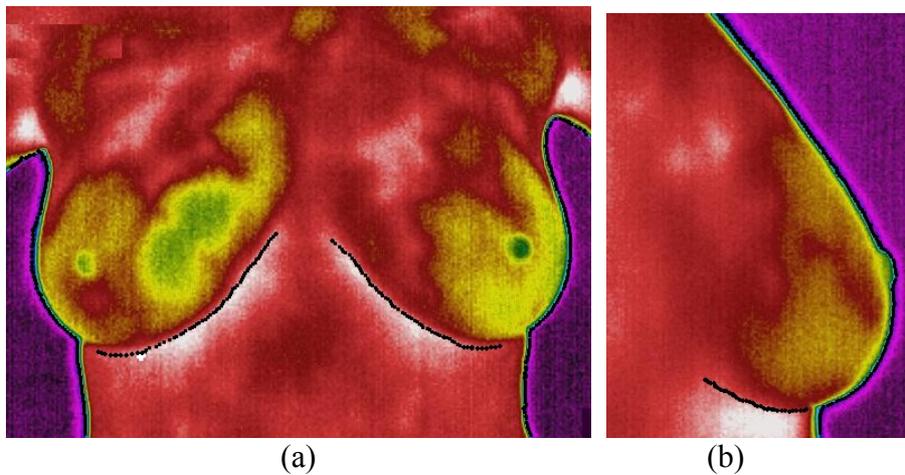


Figura 5.8 Detecção do contorno inferior da mama (a) Imagem Frontal (b) Imagem Lateral

Algumas imagens laterais externas não possuem uma representação da borda inferior da mama. Nesses casos apenas o contorno da borda frontal da mama é detectado, conforme a Figura 5.9.

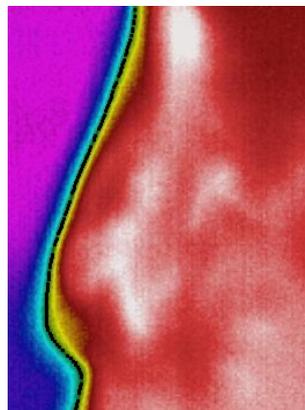


Figura 5.9 Imagem termográfica lateral da mama sem a representação da borda inferior

Para eliminar os pontos que estão fora dos contornos da borda inferior da mama utilizou-se o mesmo processo que fora utilizado para eliminação dos pontos fora do contorno da borda lateral do corpo, descrito anteriormente.

5.4.3 Plotagem das Curvas 2D

Após o processo de detecção de bordas, os demais limites da região de interesse foram determinados.

Os limites laterais da região de interesse na imagem termográfica frontal foram determinados pelo menor valor de x (x_{\min}) dos pontos do corpo na lateral esquerda e pelo maior valor de x (x_{\max}) dos pontos do corpo na lateral direita, conforme mostra a Figura 5.10 (a).

Os limites laterais da região de interesse na imagem termográfica lateral da mama direita foram definidos assim: o limite lateral esquerdo foi determinado pelo ponto com menor valor de x (x_{\min}) e o limite lateral direito foi determinado pelo ponto com maior valor de x (x_{\max}), conforme mostra a Figura 5.10 (b). Nas imagens laterais da mama esquerda o processo se deu de forma semelhante.

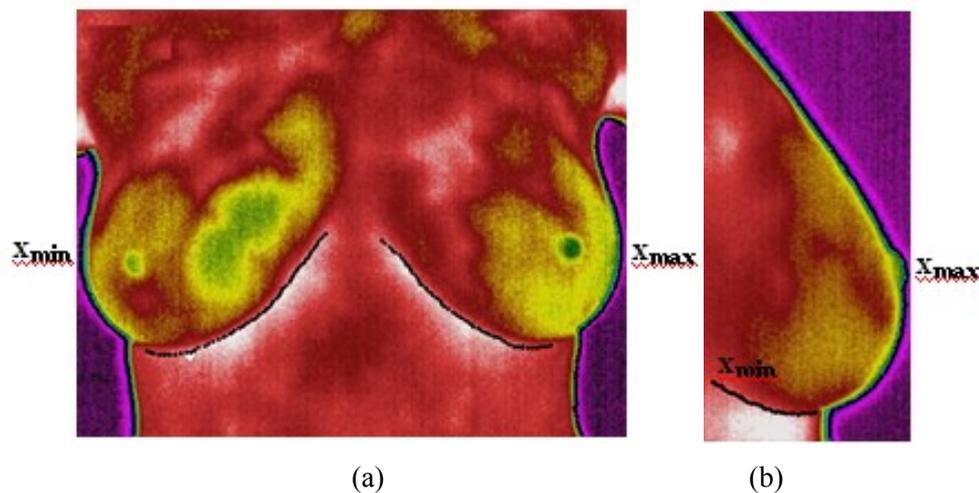


Figura 5.10 Região de Interesse (a) Imagem Frontal (b) Imagem Lateral

Após todos os pontos necessários terem sido armazenados, estes foram plotados, e na imagem frontal, a parte da imagem acima dos pontos teve a borda representada por uma reta unindo os pontos detectados ao limite superior da região de interesse, para que a região acima da axila e abaixo da clavícula pertença à modelagem, conforme ilustra Figura 5.11.

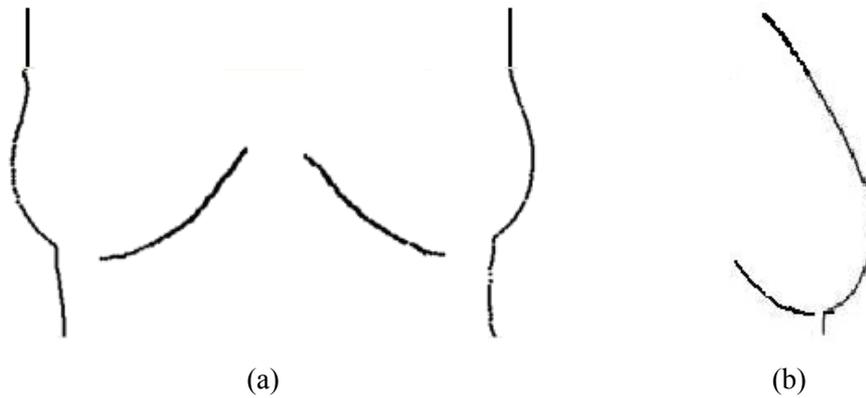


Figura 5.11 Pontos finais plotados (a) Imagem Frontal (b) Imagem Lateral

Para determinar as curvas formadas pelos pontos de contorno encontrados, utilizou-se o ajuste de curvas através do método dos mínimos quadrados (MMQ), apresentado no Capítulo 4. Conforme citado anteriormente, esse método é utilizado quando se tem uma distribuição de pontos e deseja-se ajustar a melhor curva ao conjunto de dados.

Através da detecção do contorno inferior da mama, tanto na imagem frontal como na lateral, não foi possível detectar todos os seus pontos até a intersecção com o tronco ou com os demais contornos da mama, gerando intervalos sem pontos, conforme observado na Figura 5.11. Por isso foi necessário utilizar um método matemático para determinar as curvas que melhor se ajustam aos pontos encontrados e com estas curvas desenhar o contorno do tronco e da mama. Foram testados algoritmos para ajuste utilizando polinômios de ordem entre 2 e 6, sendo a ordem 4 a que melhor representou as curvas das mamas e de ordem 6 que melhor representou as curvas da lateral do corpo. Após os ajustes pelos MMQ foram plotadas as curvas da modelagem 2D, conforme Figura 5.12, e os valores de x_{\max} e x_{\min} foram recalculados.

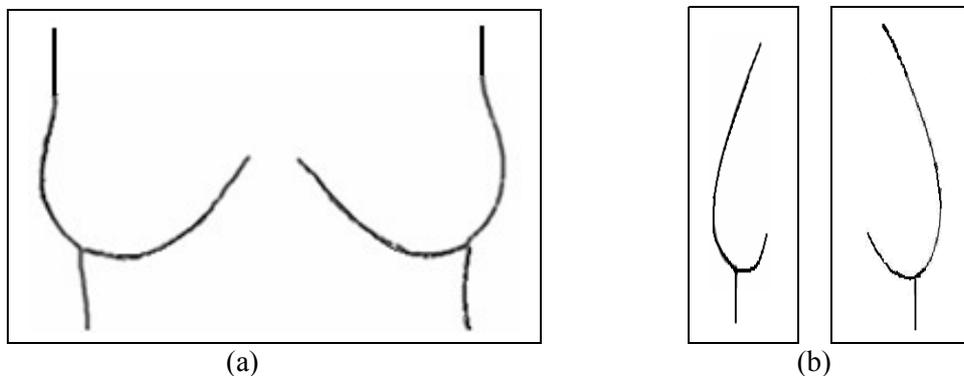


Figura 5.12 Plotagem das curvas do modelo 2D (a) frontal (b) lateral

5.5 Geração do Modelo 3D

Um ponto no espaço é determinado por três coordenadas, que são identificadas por um terno ordenado $P=(x,y,z)$ de números que determinam a posição do ponto no espaço em relação ao sistema de eixos.

Na geração do modelo 3D, as atividades foram representadas através de um fluxograma para melhor detalhamento dos procedimentos utilizados, conforme mostra a Figura 5.13.

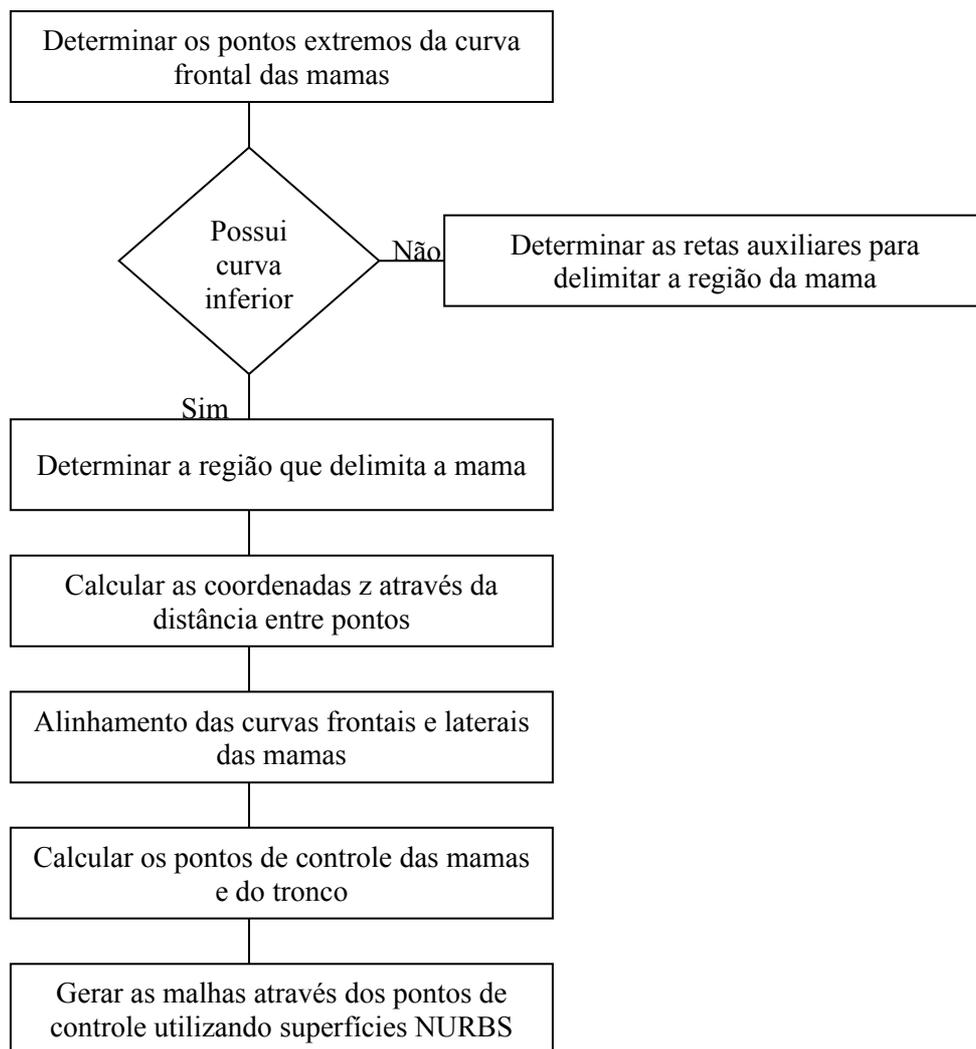


Figura 5.13 Fluxograma das atividades da modelagem 3D

Para geração do modelo 3D, primeiramente foram determinados os valores referentes às coordenadas z para cada um dos pontos da curva 2D frontal das mamas (imagens laterais). Para isso, os dois pontos extremos (P_{ext1} e P_{ext2}) da curva da mama foram interceptados por

uma reta, e dessa forma foram calculadas as distâncias (d), através da Equação 5.4, entre os pontos da curva frontal da mama e os pontos da curva inferior prolongada pela reta que delimita a região da mama, determinando a coordenada z para cada ponto da curva frontal, conforme mostra a Figura 5.14. O processo é o mesmo para a imagem lateral esquerda e direita da mama.

$$d^2 = (x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2 \quad (\text{Eq. 5.4})$$

onde d é a coordenada z que deseja-se determinar.

O arquivo que contém os pontos (x,y) da curva foi alterado de forma que cada ponto possua três coordenadas (x,y,z) , e o ponto onde a coordenada x foi máxima (x_{\max}) na curva da imagem lateral direita ou mínima (x_{\min}) na curva da imagem lateral esquerda é uma representação fictícia do mamilo.

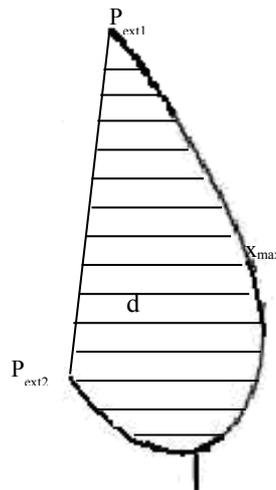


Figura 5.14 Determinação das coordenadas z dos pontos da curva

No caso de algumas imagens laterais externas da mama que não possuem a representação da curva inferior, encontrou-se os dois pontos extremos (P_{ext1} e P_{ext2}) da curva frontal da mama. Em seguida, uma reta é traçada na vertical de forma que intercepte o ponto P_{ext1} e uma reta é traçada na horizontal de forma que intercepte o ponto P_{ext2} , o ponto de interseção entre essas duas retas delimita a região da mama. Após esse processo foram calculadas as distâncias (d), através da Equação 5.4, entre os pontos da reta (posição vertical) e os pontos da curva da mama, determinando a coordenada z para cada ponto desta curva, conforme a Figura 5.15. O processo é o mesmo para imagem lateral da mama direita e esquerda.

Nestes casos a precisão da modelagem 3D em relação as medidas e formas reais da paciente é menor.

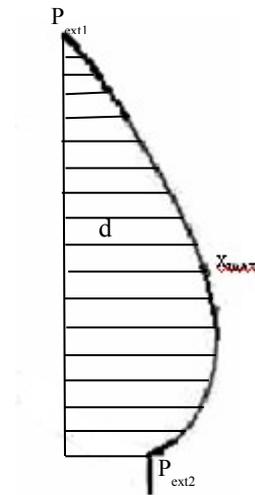


Figura 5.15 Determinação das coordenadas z nos casos de imagens laterais que não apresentam a representação da curva inferior da mama

O próximo passo consiste em ajustar a curva frontal das mamas, encontrada na imagem lateral, ao ponto mínimo da curva inferior das mamas, encontrada na imagem frontal, através do alinhamento entre essas curvas. Para isto foi necessário fazer uma rotação da curva frontal das mamas (imagem lateral), girando a curva do plano xy em direção ao plano yz.

Portanto, as curvas foram primeiramente transladadas para a origem do sistema $P(0,0,0)$, para em seguida sofrerem uma rotação de 90° , sendo os novos pontos encontrados transladados em relação a x, de forma que o último ponto dessas curvas alinha-se ao ponto com menor valor de x (x_{\min}) das curvas inferiores das mamas (imagem frontal), conforme mostra a Figura 5.16.

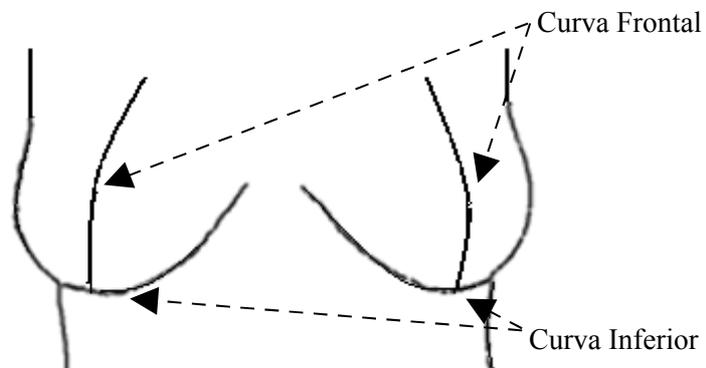


Figura 5.16 Representação das curvas frontais alinhadas as curvas inferiores das mamas

5.5.1 Superfícies NURBS Geradas

As superfícies NURBS são geradas através de pontos de controle, mais detalhes sobre as funções utilizadas para gerar NURBS encontra-se na Seção 5.6 deste capítulo.

Para calcular os pontos de controle para as mamas, primeiramente determinou-se a coordenada z que foi utilizada em cada ponto da curva das mamas. Isso foi feito através da detecção dos pontos na curva da mama que estão na mesma linha da curva transladada. Os pontos com o mesmo valor de y entre essas duas curvas possuem seus valores alterados de $(x,y,0)$ para (x,y,z) , onde o valor de z é retirado da curva transladada .

Após encontrar a coordenada z para cada ponto, determinaram-se os primeiros pontos de controle (dois pontos extremos e o ponto médio da curva). Através do ponto médio, a curva foi dividida em duas partes. Para cada parte o processo foi repetido sete vezes dividindo a curva em dezesseis partes, totalizando dezessete pontos de controle. O mesmo processo foi realizado para encontrar os pontos de controle das curvas de parte do tronco.

Quanto maior o número de subdivisões de uma superfície NURBS, melhor a qualidade de representação do objeto, e o número de subdivisões depende do número de pontos de controle definidos na superfície. O número de pontos de controle de uma superfície define o grau de precisão: quanto maior for o número de pontos, maior será a precisão do modelo que o representa, mas em contrapartida, modelos que possuem muitos pontos de controle necessitam de muita memória para armazenamento.

Portanto, vários testes foram realizados utilizando as imagens termográficas de três pacientes do banco de imagens. Para cada paciente, em relação à geração do modelo 3D, foram testadas as seguintes quantidades de pontos de controle: 7, 9, 11, 13, 15, 17, 21, 23 e 25. A Tabela 5.1 mostra as imagens utilizadas e o total de testes realizados.

Tabela 5.1 Testes realizados para escolha da quantidade de pontos de controle da NURBS

Pacientes	Imagens	Nº de testes
Paciente 1	IR 0856, IR 0862, IR 0866	9
Paciente 2	IR 0944, IR 0948, IR 0949	9
Paciente 3	IR 1027, IR 1032, IR 1033	9
Total de testes realizados		27

Durante os testes, foi possível verificar que a precisão do modelo gerado em relação ao objeto real aumentou de forma considerável até a quantidade de 17 pontos de controle e a partir daí a variação foi considerada pequena em relação as demais quantias. Logo, 17 pontos de controle foi o número encontrado para gerar um modelo com boa precisão em relação ao objeto modelado.

O modelo escolhido apresentou baixo custo de armazenamento e processamento (aproximadamente 2 segundos), cujo valor foi desprezado neste trabalho por possuir significado irrelevante na modelagem.

As superfícies NURBS foram geradas na forma de malhas 3D, conforme mostra a Figura 5.17.

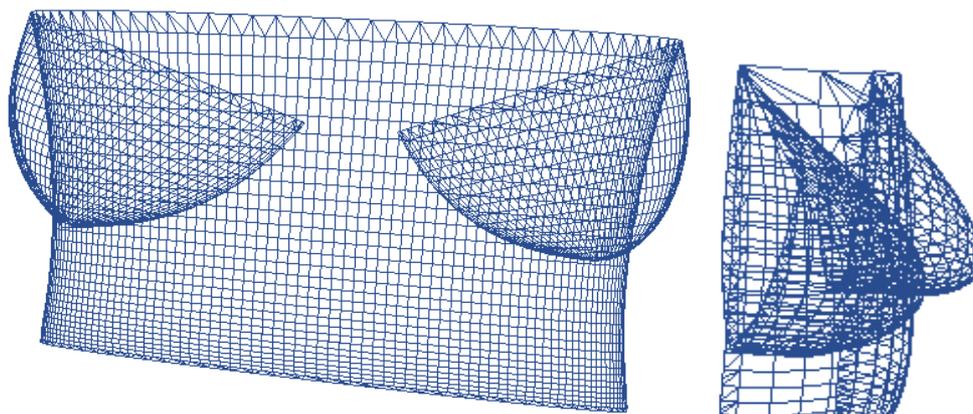


Figura 5.17 Malhas 3D geradas

5.6 Ferramenta “THERMIC BREAST 3D”

Baseada na metodologia apresentada, foi desenvolvida uma ferramenta computacional denominada “*Thermic Breast 3D*”. Esta ferramenta apresenta um menu contendo as seguintes opções:

- Arquivo – com as opções abrir e salvar;
- Modelo 2D – que mostra as formas das curvas (tronco e mama) retiradas da imagem de acordo com as coordenadas x e y;
- Modelo 3D – que mostra as formas da imagem termográfica da paciente em uma modelagem 3D.

A tela principal da ferramenta “*Thermic Breast 3D*”, conforme mostra a Figura 5.18, é composta pelo menu, pelas opções: tipo de imagem, cor da curva, posição da mama e tipo de medida. Também apresenta regiões para imagem termográfica, pontos da mama direita, pontos da mama esquerda e pontos do tronco.

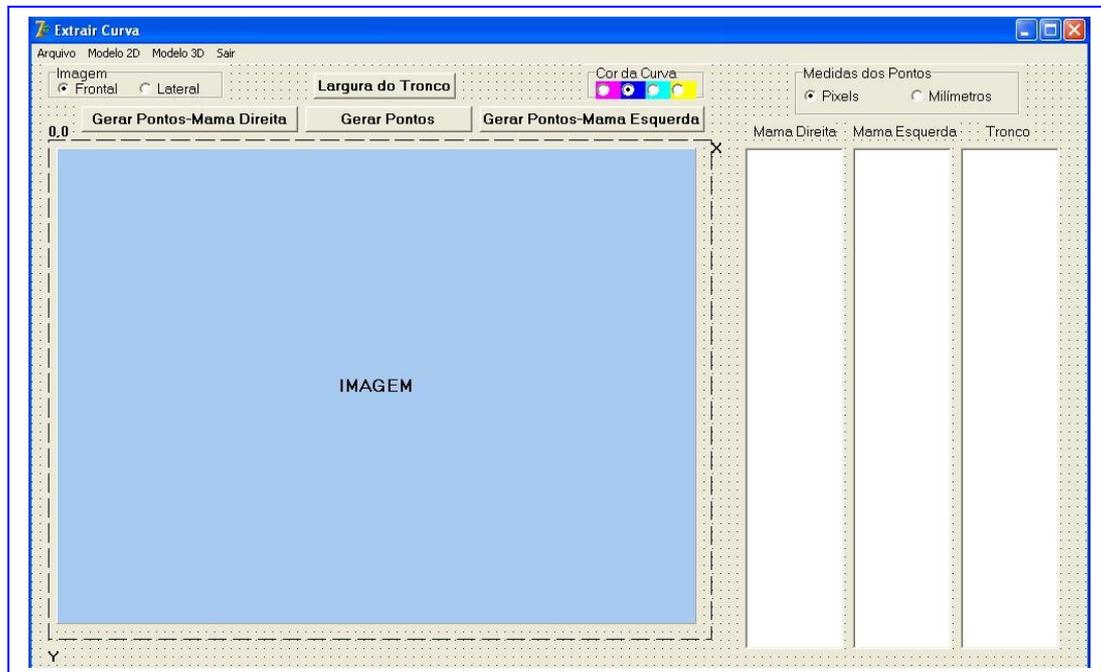


Figura 5.18 Tela principal da ferramenta “*Thermic Breast 3D*”

A maioria das figuras apresentadas neste capítulo foi gerada a partir do uso desta ferramenta.

Após abrir o arquivo contendo a imagem escolhida, o usuário poderá selecionar de que tipo é essa imagem: frontal ou lateral.

A ferramenta automaticamente irá marcar os pontos dos contornos que separam o interior do exterior do corpo (lateral do tronco) e inferior da mama da imagem termográfica da paciente. Através desses pontos, a ferramenta gera um modelo 2D aproximado das medidas e formas reais da paciente, conforme mostra as Figuras 5.19 e 5.20.

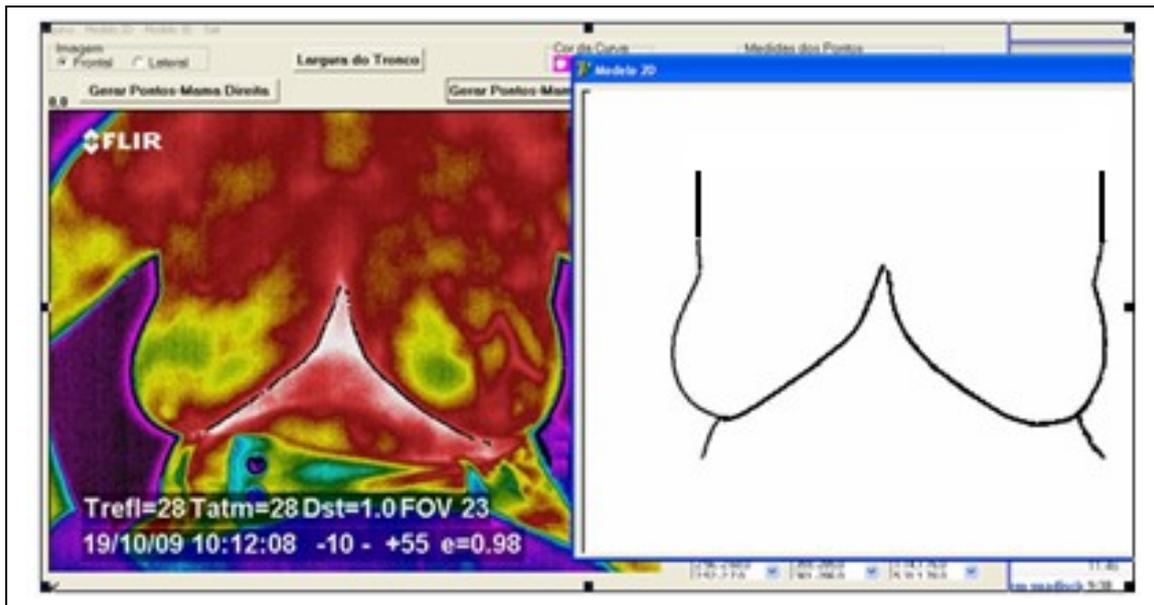


Figura 5.19 Modelo 2D – Frontal

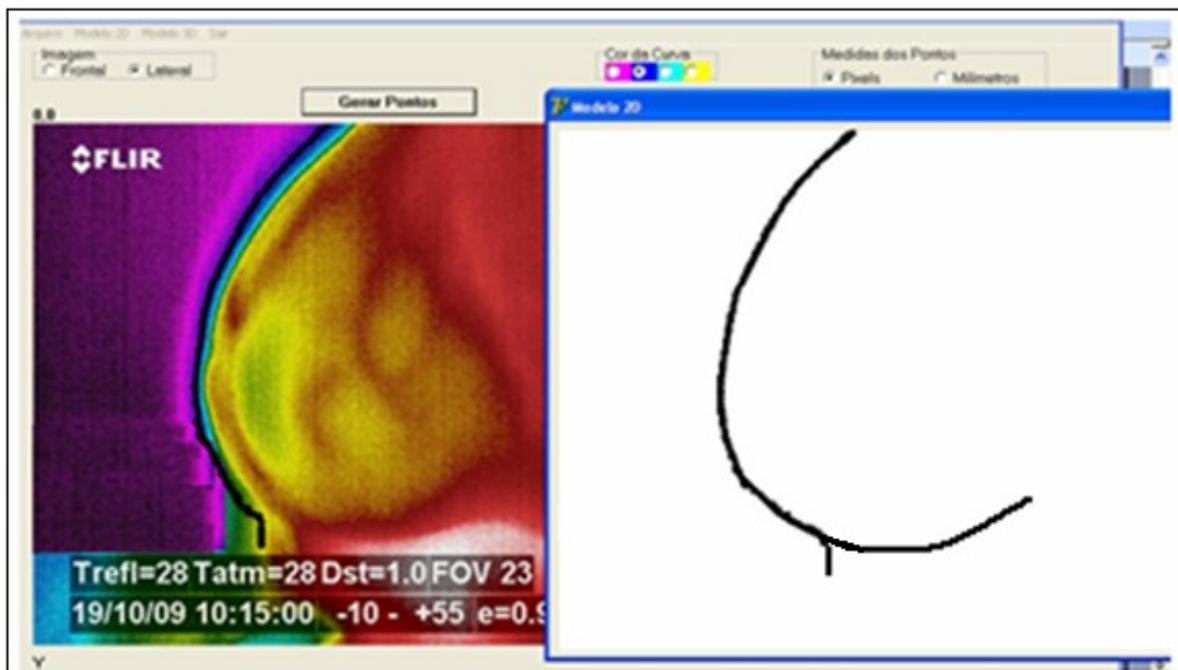


Figura 5.20 Modelo 2D – Lateral

A ferramenta mostrará a cor da curva, selecionada automaticamente, para extração dos pontos, tendo o usuário a opção de selecionar o padrão de medidas das coordenadas: *pixels* ou milímetros.

Automaticamente é feita a conversão de todos os pontos (x,y) de *pixels* para milímetro com o objetivo de proporcionar medições no modelo, tais como, área, volume, e outras, visto que esse padrão de medida é um dos mais utilizados pelos softwares que trabalham com malhas, facilitando assim a leitura da malha gerada pela ferramenta “*Thermic Breast 3D*” nos softwares comerciais utilizados na área de modelagem.

Para possibilitar essa conversão através da ferramenta, o processo de aquisição das imagens a partir de 2009 passou a utilizar uma grade, onde cada lado dos quadrados mede 7,5 cm e tal medida serviria como um padrão para as possíveis conversões, mas esse processo não é considerado preciso, pois é difícil estimar distâncias como a que é mostrada na Figura 5.21.

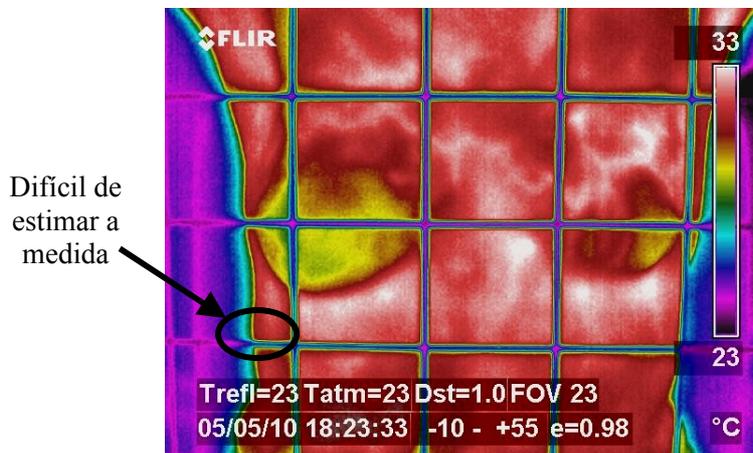


Figura 5.21 Imagem com a grade

Buscando solucionar essa questão de adequação de escala entre *pixels* e milímetros foi elaborado um procedimento descrito através das seguintes etapas:

- Aquisição da medida da paciente: paciente posicionada na vertical entre dois anteparos e amparada por uma superfície plana (normalmente uma das paredes da sala de exame). Estes anteparos são ajustados ao tronco da paciente logo abaixo da mama, desta forma obtém-se a medida em centímetros entre os dois anteparos, conforme mostra a Figura 5.22;
- Aquisição da medida do modelo 2D: a ferramenta localiza no modelo 2D frontal o ponto (P_1) , pertencente à curva do lado esquerdo do tronco, que esteja imediatamente abaixo do ponto mínimo da curva inferior da mama, o mesmo procedimento é feito para curva do lado direito (P_2) , conforme a Figura 5.23. Após localizar os dois pontos, caso estejam na mesma linha, calcula-se a distância em *pixels* entre as coordenadas x desses pontos, caso

contrário, a ferramenta seleciona o ponto cuja coordenada y tenha o menor valor, garantindo que a aquisição da medida esteja abaixo das duas mamas. Nesse último caso, localiza-se um novo ponto, na mesma linha do ponto selecionado, pertencente a curva do lado oposto, então calcula-se a distância em *pixels* entre as coordenadas x destes dois pontos;

- Conversão automática pela ferramenta: primeiramente, a medida obtida da paciente em centímetro é convertida para milímetro, e em seguida é feita uma regra de três simples para conversão dos pontos (x,y) em *pixels* para pontos (x,y) em milímetros.

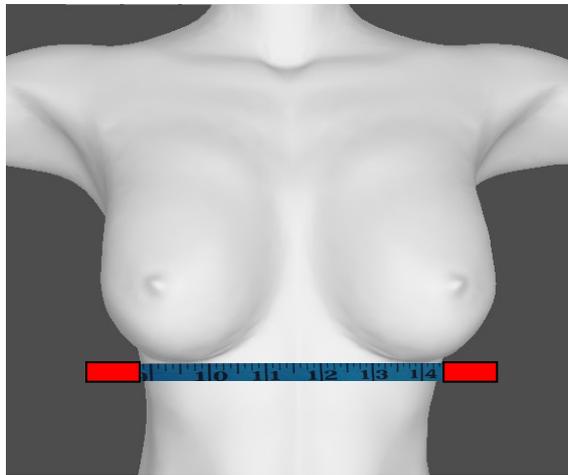


Figura 5.22 Procedimento para aquisição da medida paciente em cm

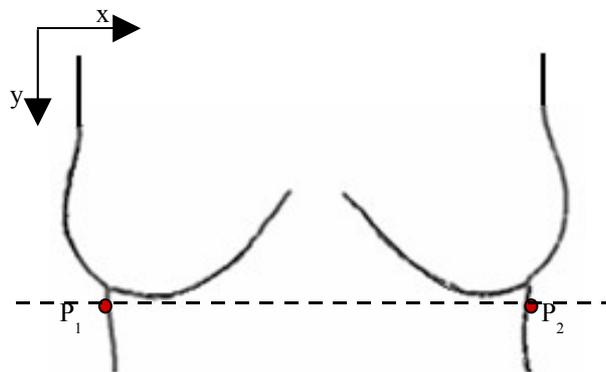


Figura 5.23 Procedimento para aquisição da medida do modelo 2D em *pixels*

A parte da extração das curvas 2D da mama através do uso desta ferramenta, foi utilizada para auxiliar uma pesquisa de aperfeiçoamento na escolha de próteses mamárias externas para pacientes, selecionando os modelos das próteses que mais se aproximavam das medidas e curvas reais de pacientes (VIANA et al., 2010a).

Uma vez escolhida a prótese mais adequada à paciente, ela foi usada na simulação de temperaturas em todo o seu volume. Para isso foi utilizado um programa específico para a seleção da prótese a partir da comparação entre a curva da base da mama extraída do termograma (gerada pela ferramenta desenvolvida neste trabalho) e a curva da base da prótese (VIANA et al., 2010b), conforme mostra a Figura 5.24.

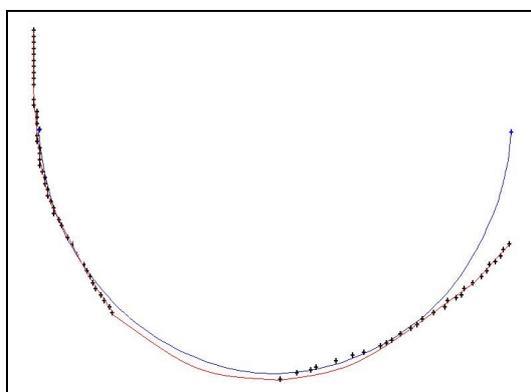


Figura 5.24 Superposição dos pontos e curva (gerados pela ferramenta) com a curva característica da prótese nº 6. Fonte: Adaptado de Viana et al. (2010b)

Através da modelagem 2D, a ferramenta gera um modelo 3D compatível com a imagem real do exame termográfico da paciente, possibilitando diversas formas de visualização e manipulação desse modelo. Para geração do modelo 3D foram extraídos os pontos de contorno das mamas e de parte do tronco na imagem frontal e nas imagens laterais. Através desses pontos foram calculados os pontos de controle para geração das NURBS, utilizando a biblioteca gráfica OpenGL (*Open Graphics Library*).

A ferramenta foi desenvolvida através da linguagem Object Pascal (Lazarus versão 0.9.28.2) utilizando a biblioteca OpenGL, podendo ser executado a partir da ferramenta visual de programação Lazarus (software livre) e/ou Delphi (software proprietário).

De acordo com o site oficial (www.lazarus.freepascal.org) e a comunidade brasileira (lazarusbrasil.org) do Lazarus, iniciado em fevereiro de 1999, este é uma biblioteca de classes

para *Free Pascal*, que emula o Delphi, onde o Free Pascal é um compilador *General Public License* (GPL) que funciona em Linux, Win32, OS/2, Mac OS e outros.

Lazarus permite desenvolver programas com as sintaxes do Delphi em todas as plataformas acima. E foi desenvolvido para ser total e completamente independente da *Application Programming Interface* (API), é uma ferramenta feita em código aberto que possui interface interativa, componentes de banco de dados, integração com OpenGL, etc.

OpenGL é uma biblioteca muito eficiente e pode ser utilizada em uma larga variedade de linguagens de programação, possuindo rotinas gráficas e de modelagem, bi (2D) e tridimensional (3D), extremamente portátil e rápida. Essa biblioteca é uma sofisticada API para criação de aplicações gráficas 2D e 3D, portanto quando se diz que um programa é baseado em OpenGL ou é uma aplicação OpenGL, significa que ele é escrito em alguma linguagem de programação que faz chamadas a uma ou mais bibliotecas OpenGL (COHEN e MANSSOUR, 2006).

OpenGL é uma interface entre softwares gráficos e o hardware, com cerca de 150 comandos distintos que podem ser utilizados para especificar objetos e operações necessários para implementar aplicações tridimensionais interativas. A biblioteca OpenGL fornece um conjunto de primitivas gráficas (pontos, linhas e polígonos) para construção de modelos, suporte a iluminação, sombreado, mapeamento de textura, transparência, animação, transformações geométricas, etc. A biblioteca *OpenGL Utility Library* (GLU) fornece várias funções para modelagem, tais como superfícies quadráticas, curvas e superfícies NURBS (*Non Uniform Rational B-Splines Surfaces*) (WOO et al., 1999), (WRIGHT e SWEET, 2000).

Os comandos do OpenGL são disponibilizados através de bibliotecas dinâmicas, conhecidas como *Dinamic Link Library* (DLL) e seus respectivos arquivos *header* e *library*, onde os arquivos *header* são incluídos no código-fonte, enquanto os arquivos *library* devem ser incluídos no projeto (AZEVEDO e CONCI, 2003). Pode-se citar algumas das bibliotecas dinâmicas, ou seja, arquivos DLL, tais como:

- OpenGL32.DLL é o arquivo que contém as funções padrão do OpenGL, definidas pelo *OpenGL Architecture Review Board*;
- GLU32.DLL é a biblioteca de utilitários que contém funções para desenho de esferas, cubos, cilindros, etc;
- GLAUX.DLL (OpenGL Auxiliar) contém os comandos da chamada auxiliar e permite desenvolver aplicações simples, independente da plataforma e sistema operacional;

- GLUT.DLL (*OpenGL Utility Toolkit*) é um sistema de gerenciamento de janelas independente do sistema operacional.

Para criar uma NURBS em OpenGL é feita a chamada da função `nurbSurface=gluNewNurbsRenderer()`. Para ajustar as propriedades de um NURBS, chama-se a função `gluNurbsProperty (GLUnurbsObj *nurb, GLenum property, GLfloat value)`. As propriedades podem ser (WOO et al., 1999):

- `GLU_Sampling_Tolerance` (especifica o comprimento máximo em *pixel* dos polígonos que compõem a malha);
- `GLU_Display_Mode` (define como NURBS devem ser renderizadas);
- `GLU-Culling` (`GL_True` significa que uma superfície NURBS deve ser descartada se seus pontos de controle estiverem fora da janela de visualização);
- `GLU_Auto_Load_Matrix` (`GL_True` significa que um NURBS utiliza as matrizes de projeção corrente).

A função para desenhar a curva é dada por (WOO et al., 1999):

```
gluNurbsSurface( GLUnurbsObj *nurb, GLint uKnotCount, GLfloat *uKnot,
                GLint vKnotCount, GLfloat *vKnot, GLint uStride, GLint vStride, GLfloat
                *ctrlArray, GLint uOrder, GLint vOrder, GLenum type)
```

onde:

- `nurb` é o ponteiro do objeto NURBS;
- `uKnotCount` especifica o número de nós na direção da paramétrica `u`;
- `uKnot` especifica um array de nós na direção `u`;
- `vKnotCount` é o número de nós na direção da paramétrica `v`;
- `vKnot` especifica um array de nós na direção `v`;
- `uStride` especifica o equilíbrio entre os pontos de controle na direção `u` em `ctrlArray`;
- `vStride` especifica o equilíbrio entre os pontos de controle na direção `v` em `ctrlArray`;
- `uOrder` é a ordem da superfície NURBS na direção `u`;
- `vOrder` é a ordem da superfície NURBS na direção `v`;
- `type` especifica o tipo de superfície.

A Figura 5.25 ilustra o modelo 3D gerado a partir do modelo 2D, através da utilização de superfícies NURBS no formato de malha.

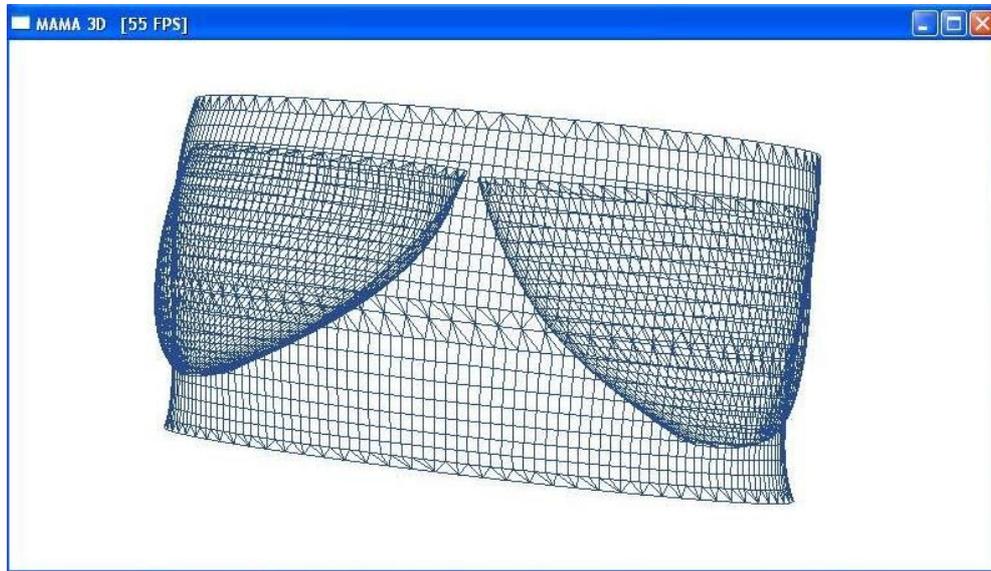


Figura 5.25 Modelo 3D gerada a partir de imagens termográficas

A Figura 5.26 ilustra a manipulação e visualização do modelo 3D gerado após a aplicação de uma transformação de rotação.

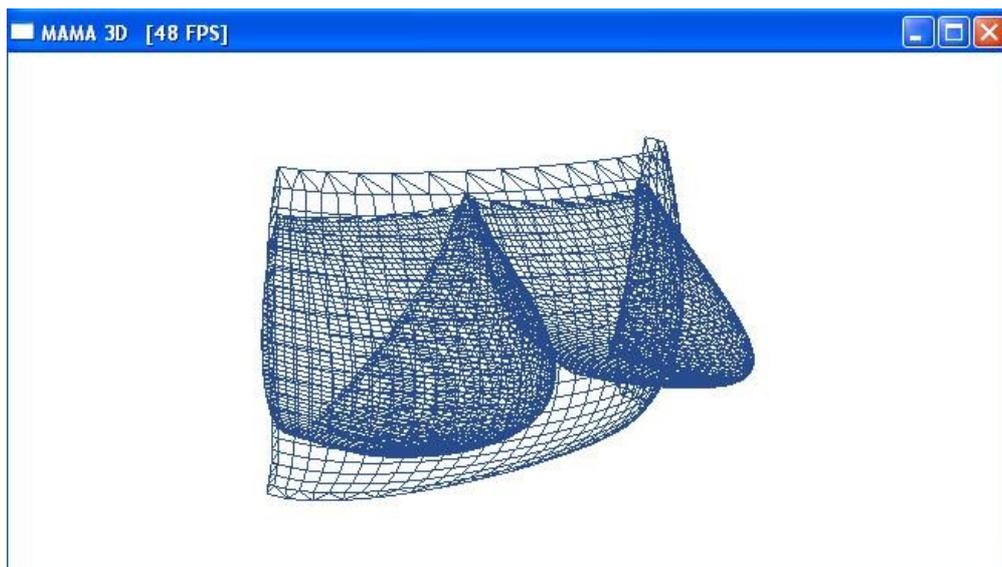


Figura 5.26 Rotação aplicada ao modelo 3D gerado

A ferramenta permite ao usuário optar pela geração do modelo 3D contendo as mamas e parte do tronco, conforme as Figuras 5.25 e 5.26, como também a geração do modelo 3D de cada mama separadamente, conforme a Figura 5.27.

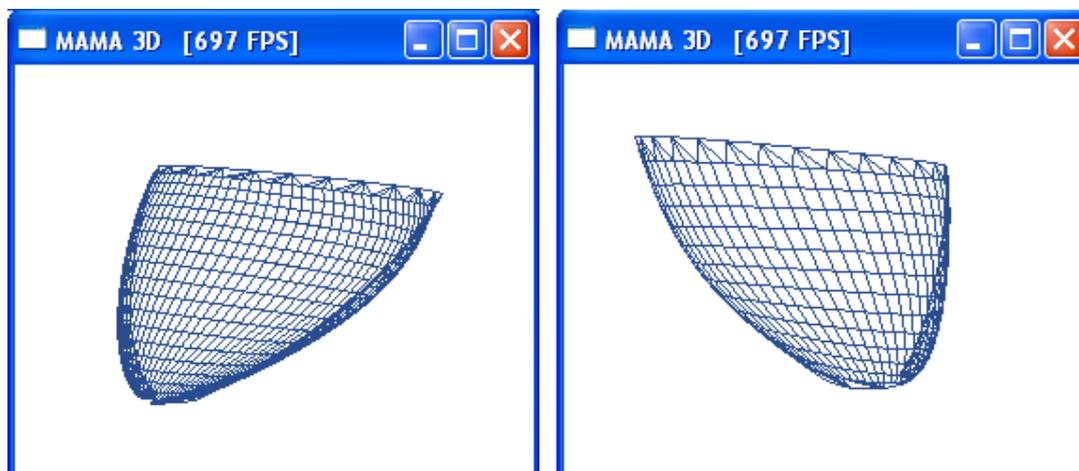


Figura 5.27 Modelo 3D de cada mama separadamente

CAPÍTULO 6 - VALIDAÇÃO E TESTES DO MODELO 3D

Este capítulo aborda o processo utilizado nos testes para validação do modelo 3D gerado através da metodologia apresentada neste trabalho. Aborda também os resultados obtidos e traz uma análise da qualidade e confiabilidade do modelo em relação a imagens e objetos reais.

6.1 Processo Utilizado nos Testes

Os testes foram realizados para as seguintes categorias: próteses externas, fantoma e seres humanos (voluntárias), conforme mostra a Tabela 6.1.

Tabela 6.1 Amostra utilizada nos testes

Categorias	Quantidade	Dados Adicionais	
		Tamanho	Idade
Próteses Externas	2	Prótese 1: N° 4	-----
		Prótese 2: N° 8	-----
Fantoma	1	-----	-----
Voluntárias	3	-----	Voluntária 1: 56 anos
		-----	Voluntária 2: 58 anos
		-----	Voluntária 3: 53 anos
Total	6	-----	-----

O processo de teste da modelagem 3D foi dividido em duas partes, de acordo com as categorias da amostra (Tabela 6.1).

A primeira parte está relacionada aos modelos sintéticos (próteses e fantoma) e a segunda parte em relação a seres humanos (voluntárias).

Cada uma destas partes foi desmembrada em validação 2D (em relação as curvas extraídas nas imagens termográficas) e validação 3D (em relação as superfícies geradas), dessa forma as partes do processo de testes consistem em comparações entre curvas e entre malhas, da seguinte maneira:

- Parte 1 – Testes com Próteses e Fantoma
 - Validação 2D: Comparação das curvas extraídas de imagens termográficas com as curvas geradas pelos pontos extraídos das próteses e do fantoma através de uma máquina de medição de coordenadas (detalhada na Seção 6.1.1);
 - Validação 3D: Comparação das malhas do modelo 3D gerado pela metodologia apresentada neste trabalho com as malhas geradas pelo aplicativo GAMBIT (detalhado na Seção 6.1.1).
- Parte 2 – Testes com Voluntárias
 - Validação 2D: Comparação das curvas extraídas de imagens termográficas com as curvas extraídas de imagens digitais;
 - Validação 3D: Comparação das malhas do modelo 3D gerado pela metodologia apresentada neste trabalho com as malhas geradas através da utilização de um scanner laser (detalhado na Seção 6.1.2).

Em síntese, pode-se dizer que a validação 2D se refere aos testes realizados nas curvas extraídas das imagens e a validação 3D refere-se aos testes realizados nas malhas geradas (superfícies).

O processo de testes utilizado abrange métodos qualitativos e quantitativos. Os métodos quantitativos baseiam-se em diversos padrões de medidas, onde tais medidas são referentes às curvas extraídas das imagens e às superfícies das malhas. Essas medidas utilizadas foram:

- Área interna da curva: é a medida da área interna da forma geométrica gerada pela curva da base de próteses e fantoma;
- Perímetro da curva: é a medida do comprimento de cada curva extraída dos modelos;
- Raio de curvatura: é a medida da curvatura de cada curva extraída dos modelos;
- Máxima distância entre as curvas: é a medida que expressa a distância máxima entre os pontos mais distantes de duas curvas, calculada na sobreposição de curvas, onde determina-se a máxima distância entre dois pontos na horizontal e na vertical, sendo considerada a máxima distância entre as curvas o maior entre os valores encontrados;

- Coeficiente de determinação (r^2): é uma medida que pode ser utilizada para verificar a adequação do ajuste de curvas, através da Equação 6.1. Essa medida é encontrada através do quadrado do coeficiente de correlação de Pearson (r), o qual indica o grau de relacionamento entre as variáveis x e y . Um coeficiente de correlação entre 0,80 e 1,00 indica uma forte relação entre estas variáveis. Logo o coeficiente de determinação aceitável para o ajuste de uma curva pertence ao intervalo entre 0,64 e 1,00, portanto quanto mais próximo de 1,00 melhor será este ajuste (LARSON e FARBER, 2004).

$$r^2 = [(n \sum x_i y_i - \sum x_i \sum y_i) / ([n \sum x_i^2 - (\sum x_i)^2]^{1/2} [n \sum y_i^2 - (\sum y_i)^2]^{1/2})]^2 \quad (\text{Eq. 6.1})$$

onde n é o número de pares de coordenadas (x,y) da amostra;

- Área da superfície: é a medida da área da superfície 3D (malha) formada pelos pontos e/ou curvas extraídos dos modelos;
- Volume da superfície: é a medida do volume da superfície 3D (malha) formada pelos pontos e/ou curvas extraídos dos modelos.

Para calcular as medidas citadas acima, com exceção do coeficiente de determinação, foi utilizado o software Rhinoceros NURBS Modeling (Rhino) versão 4.0. Esse software fornece ferramentas para modelar e documentar projetos com precisão nas áreas de animação, desenho, engenharia, análise, produção e/ou construção. O Rhino pode criar, editar, analisar, documentar, renderizar e animar curvas NURBS, superfícies e sólidos, suportando também malhas de polígonos e nuvens de pontos. Além disso, oferece suporte para uma grande variedade de digitalização 3D, tal como scanners 3D e impressoras 3D.

Os arquivos, gerados pelo software apresentado no Capítulo 5 contendo os pontos de controle das malhas geradas pela metodologia desenvolvida neste trabalho foram exportados para a ferramenta Rhino, e a partir desses pontos a ferramenta efetuou os cálculos necessários para obtenção das medidas.

Os métodos qualitativos baseiam-se em comparações através da sobreposição de imagens, sendo realizados das seguintes formas:

- Curvas extraídas das imagens termográficas e curvas extraídas das próteses, fantoma e voluntárias;
- Malhas 3D geradas pela metodologia com malhas de próteses e fantoma geradas através do GAMBIT, e com imagens termográficas;

- Malhas 3D geradas pela metodologia com imagens digitais e termográficas das voluntárias;
- Malhas 3D geradas pela metodologia e as imagens das voluntárias provenientes da utilização de um scanner laser.

Para as comparações entre as malhas 3D geradas, malhas do GAMBIT, imagens digitais e imagens do scanner laser foram efetuadas sobreposições de imagens através do aplicativo Picture Merge, tal aplicativo gerou novas imagens contendo as imagens originais sobrepostas.

Para as comparações entre as curvas foi elaborada a sobreposição das mesmas através da ferramenta Rhino, onde as curvas foram alinhadas através de seus pontos mínimos e transladadas para o ponto 0,0 do plano cartesiano xy.

As partes do processo de testes utilizam os métodos quantitativos e qualitativos de acordo com a Tabela 6.2.

Tabela 6.2 Medidas e comparações utilizadas em cada parte do teste

Medidas / Comparações	Validação 2D	Validação 3D
Área interna da curva	X	
Perímetro da curva	X	
Raio de Curvatura	X	
Máxima distância entre curvas	X	
Coefficiente de determinação	X	
Sobreposição de curvas	X	
Sobreposição de imagens	X	X
Área da superfície da malha		X
Volume da superfície da malha		X

6.1.1 Testes com Próteses Externas e Fantoma

Um modelo de prótese externa e de fantoma utilizado neste trabalho pode ser observado na Figura 6.1.

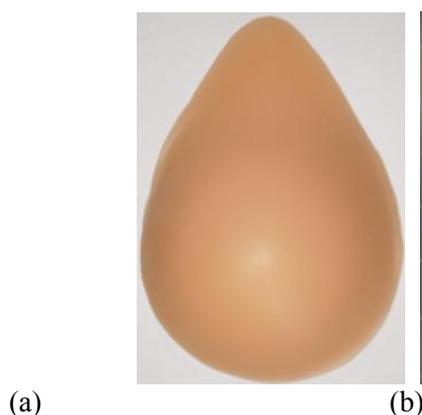


Figura 6.1 (a) Prótese mamária externa (b) Fantoma

As próteses mamárias externas utilizadas nos testes são do fabricante Ortho Pauher, modelos SG-419 e SG-420. Através de solicitações enviadas pelo projeto de pesquisa “Processamento de imagens digitais aplicadas a mastologia” ao fabricante, descrevendo a importância do projeto e as publicações obtidas, sete modelos (tamanhos 1, 2, 4, 6, 8, 10 e 12) foram doados pelo fabricante ao Departamento de Engenharia Mecânica da Universidade Federal de Pernambuco. Foram utilizados nos testes os tamanhos 4 e 8, já que os demais tamanhos possuem forma similar com alterações apenas nas dimensões. Portanto os resultados obtidos nos testes com os tamanhos 4 e 8 representam adequadamente os sete modelos.

O fantoma utilizado nos testes foi adquirido pelo Departamento de Engenharia Mecânica da UFPE para auxílio nas simulações. Nessas simulações foi utilizado um manequim de PVC de dorso feminino, onde foi inserido um dispositivo aquecedor como fonte de calor para representar o tumor, e o interior da mama direita foi preenchido com borracha de silicone, a fim de uniformizar a transferência do calor em torno da mama (SANTOS et al., 2009).

Na primeira parte dos testes foi realizada a comparação das curvas do modelo 2D gerado a partir de imagens termográficas com as curvas extraídas de próteses e fantoma através de uma Máquina de Medição por Coordenadas (MMC), além da comparação do modelo 3D gerado pela metodologia com as malhas 3D geradas pelo aplicativo GAMBIT. A seguir será descrito o processo de obtenção das coordenadas das próteses e do fantoma, assim como uma breve descrição do aplicativo utilizado.

A obtenção das coordenadas das próteses mamárias e do fantoma foi realizada pelo Laboratório de Medição de Coordenadas (LAMECO), utilizando-se uma máquina de medição por coordenadas (MMC) com controle numérico computadorizado, modelo CRYSTA 572, fabricação MITUTOYO, ano 2004. A MMC é um dos melhores instrumentos de medição para controle dimensional e suas características são: flexibilidade, alta velocidade de medição, baixo nível de incertezas e grande aplicabilidade. Uma máquina de medição por coordenadas é a representação física de um sistema de coordenadas cartesianas (VIANA, 2010).

Associado à máquina existe um programa computacional com algoritmos matemáticos adequados para ajustar os pontos coordenados às geometrias, usualmente chamadas de geometrias substitutas que modelam a peça a ser medida, resultando em medições de diâmetro, ângulo, esfera, cone, etc. Os ajustes dos pontos coordenados para obtenção das geometrias substitutas podem ser realizados pela aplicação de métodos matemáticos diversos, porém o mais utilizado pelos fabricantes de MMCs é o método dos mínimos quadrados (WÄLDELE e NI, 1995).

A Figura 6.2 (a) mostra a máquina de medição por coordenadas utilizada com o detalhe de fixação de próteses na mesa da máquina e a Figura 6.2 (b) mostra a máquina de medição utilizada com o fantoma na mesa da máquina.

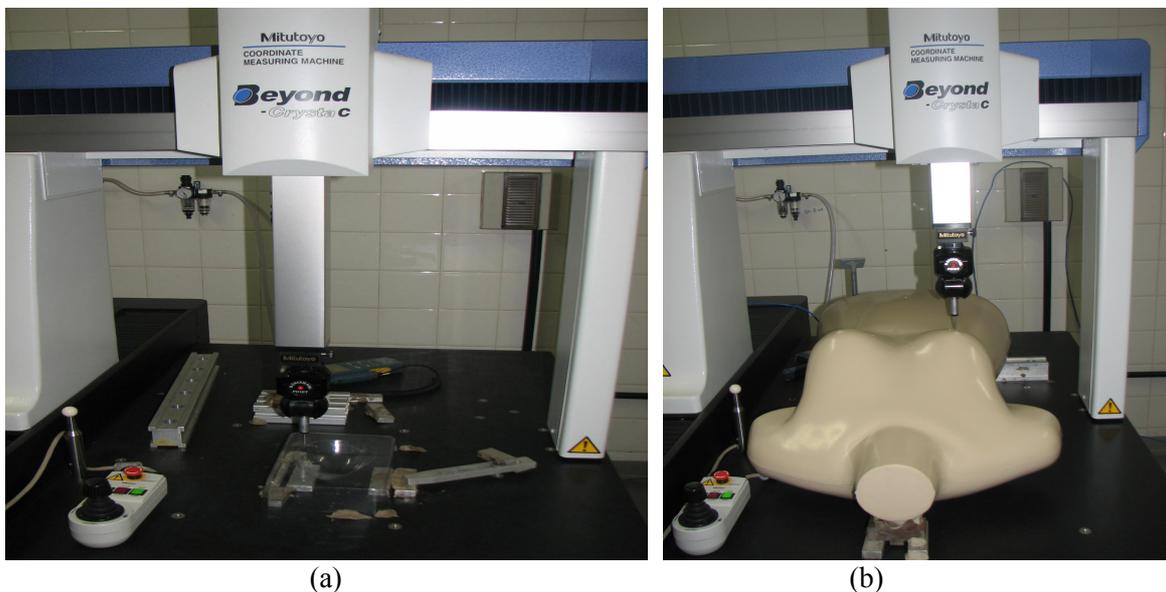


Figura 6.2 Máquina de Medição por Coordenadas CRYSTA 574. (a) Prótese (b) Fantoma

O procedimento para aquisição dos pontos em cada prótese foi feito em trajetórias pré-determinadas, conforme mostrado na Figura 6.3.

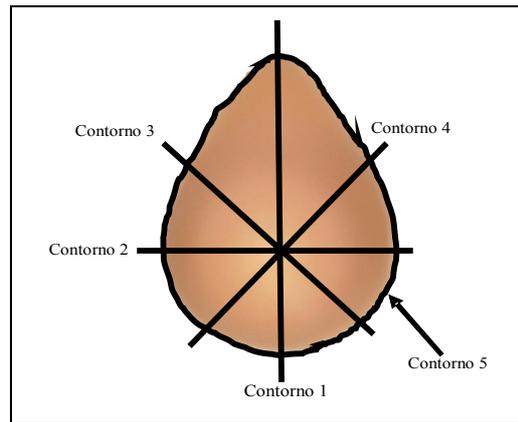


Figura 6.3 Visualização das trajetórias de aquisição de pontos. Fonte: Viana (2010)

A digitalização de cada um dos perfis das próteses foi feita através da ferramenta de aplicação para engenharia reversa denominada *scan-pack*, e o passo de aquisição ponto a ponto foi de 0,1 mm sendo a estratégia de aquisição programada para percorrer toda extensão da prótese mamária, sempre passando pelo ponto correspondente ao mamilo. As coordenadas adquiridas foram impressas em arquivo de texto e exportadas para o programa GAMBIT, de forma que as malhas das geometrias substitutas fossem geradas (VIANA et al., 2010b).

A Figura 6.4 mostra esta sequência da importação dos pontos para o GAMBIT onde foi feita a construção da geometria e geração da malha (SANTOS et al., 2009).

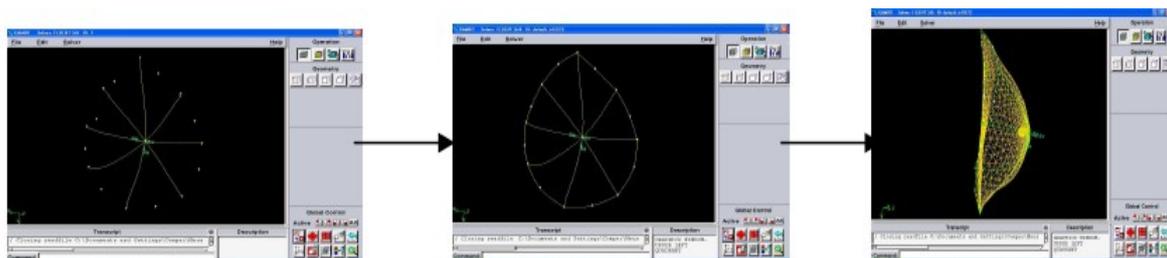


Figura 6.4 (a) Sequência da importação dos pontos (b) construção da geometria (c) geração da malha. Fonte: Santos et al. (2009)

O GAMBIT é um pré-processador específico para construção de geometrias, geração de malhas e determinação de condições de contorno e condições físicas dos modelos simulados. Permite a criação de geometrias 2D e 3D, podendo gerar malhas estruturadas e não-estruturadas formadas por triângulos, quadriláteros, tetraedros, hexaedros, pirâmides e prismas, além de permitir uma análise da qualidade da malha gerada. As condições de

contorno e as características físicas das regiões que compõem o modelo podem ser determinadas através dessa ferramenta. A versão utilizada para a geração das malhas das próteses e do fantoma foi a GAMBIT 2.2.30 (BEZERRA, 2007). A Figura 6.5 ilustra exemplos de malhas 3D geradas pelo GAMBIT.

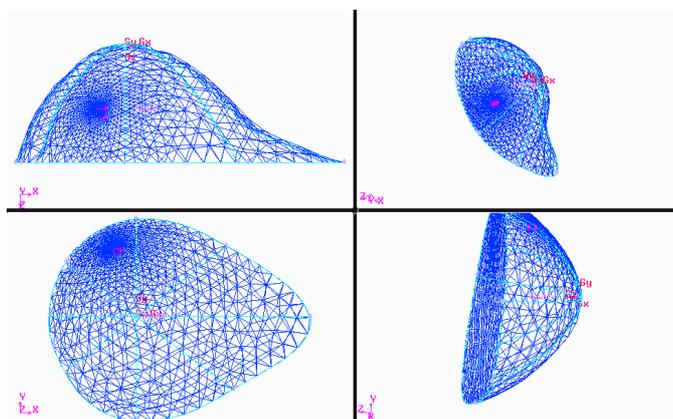


Figura 6.5 Exemplos de malhas 3D geradas pelo GAMBIT. Fonte: Santos et al. (2009)

Conforme mencionado anteriormente, na validação da malha gerada em relação à modelagem 2D foram utilizadas comparações de área, perímetro, raio de curvatura e coeficiente de determinação entre as curvas extraídas das imagens termográficas e as curvas obtidas através dos pontos extraídos pela MMC, além de utilizar também a distância máxima entre as duas curvas. E na validação da malha gerada em relação à modelagem 3D foram utilizadas comparações de área e volume entre a superfície da malha 3D gerada pela metodologia e a superfície da malha 3D gerada pelo GAMBIT.

Para geração de malhas 3D de próteses e fantoma através da metodologia apresentada no Capítulo 5, foram necessárias algumas adaptações:

- A região de interesse considerada foi toda a parte da imagem térmica que continha a prótese ou a mama direita do fantoma;
- Para geração do modelo 2D as seguintes atividades foram executadas: detecção dos contornos frontal e lateral (separando o interior do exterior), eliminação dos ruídos, ajustes das curvas e plotagem das curvas do modelo 2D;
- Para a geração do modelo 3D as seguintes atividades foram executadas: determinação dos pontos extremos da curva lateral, cálculo das distâncias (z), ajustes dos pontos extremos

das curvas laterais e frontais (horizontal e vertical), cálculo dos pontos de controle e geração das superfícies NURBS (modelo 3D);

- Para conversão de escalas, o processo utilizado para o fantoma foi o mesmo descrito no Capítulo 5. Para as próteses a aquisição da medida foi feita através da maior distância na horizontal entre as duas bordas da prótese, tanto no processo manual (distância em centímetros) como através da ferramenta na imagem termográfica (distância entre x_{\min} e x_{\max} em pixels), conforme mostra a Figura 6.6.

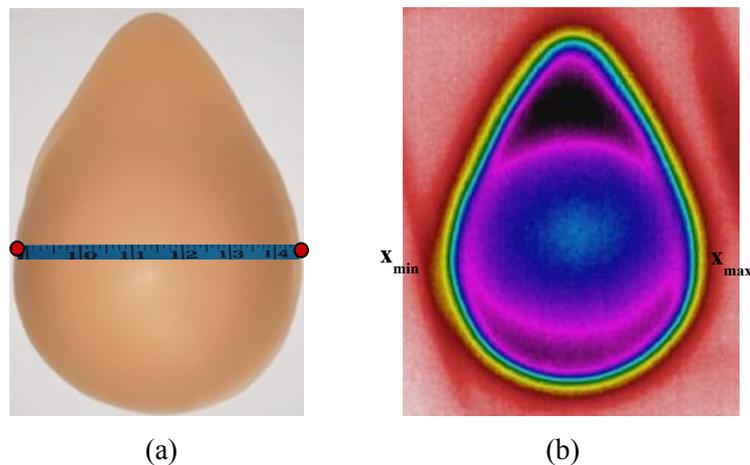


Figura 6.6 Procedimento para aquisição de medidas em próteses (a) em (b) *pixels*

6.1.2 Teste com Voluntárias

Todas as imagens referentes à mama de seres humanos utilizadas nos testes foram cedidas por voluntárias do projeto de pesquisa “Processamento de imagens digitais aplicadas a mastologia”.

Na segunda parte dos testes foi realizada a comparação das curvas geradas a partir de imagens termográficas com as curvas extraídas de imagens digitais das voluntárias. O processo para extração e ajustes das curvas do modelo 2D gerado a partir de imagens termográficas é descrito detalhadamente no Capítulo 5. Um processo semelhante foi utilizado para extração e ajustes das curvas da mama da imagem digital da voluntária.

A região de interesse (ROI) foi delimitada através de processo manual de acordo com os mesmos padrões de corte utilizados no processo automatizado para as imagens termográficas, descrito no Capítulo 5. A imagem digital foi convertida em imagem com tons

de cinza, e a detecção das bordas das mamas e do tronco foi realizada através do algoritmo de Canny, com $\sigma=2$ (Figura 6.7), descrito no Capítulo 3.

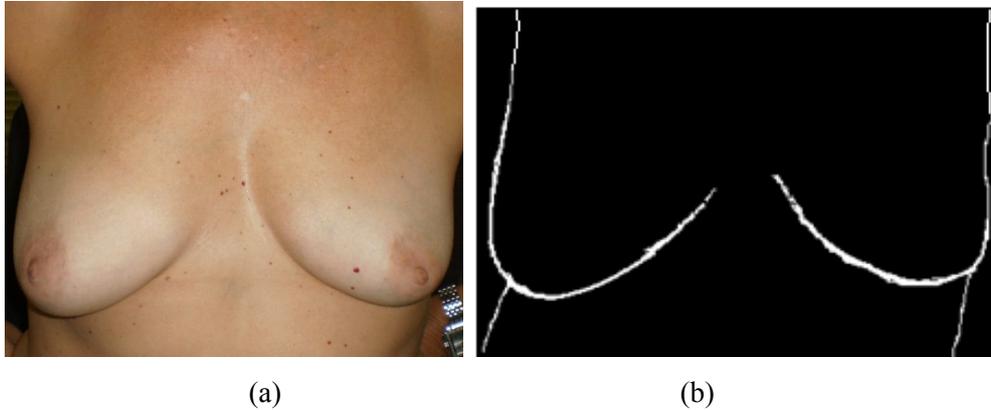


Figura 6.7 (a) Imagem Digital (b) Detecção de contorno utilizando algoritmo de Canny

A detecção da borda nas imagens digitais também foi feita através do filtro de Sobel, seguido do processo de *threshold*, mas o resultado foi inferior ao obtido pelo método de Canny.

A conversão da imagem digital colorida para tons de cinza e o processo de *threshold* foi realizado utilizando a ferramenta Image Analyzer. O algoritmo de Canny utilizado foi elaborado na linguagem C++, e os pontos extraídos foram armazenados em duas matrizes, a primeira representando a mama direita e a segunda representando a mama esquerda. Quando necessário, esses pontos foram ajustados através do MMQ (descrito no Capítulo 5) e o ajuste de curva ocorreu de forma muito semelhante ao ajuste das curvas extraídas das imagens termográficas, utilizando a mesma ordem de polinômio.

Ainda na segunda parte dos testes foi realizada a comparação do modelo 3D gerado a partir de imagens termográficas com o modelo 3D gerado de duas das três voluntárias a partir da utilização do scanner laser do Instituto Nacional de Tecnologia.

O Instituto Nacional de Tecnologia (INT-BRA), fundado em 1921 e localizado na cidade do Rio de Janeiro, é um órgão público federal da administração direta, pertencente à estrutura do Ministério da Ciência e Tecnologia (MCT) e atualmente conta com 26 laboratórios. Esse Instituto trabalha promovendo o desenvolvimento de pesquisas nas áreas de Química, Tecnologia dos Materiais, Engenharia Industrial, Energia e Meio Ambiente. O INT-BRA tem por finalidade promover e executar pesquisas, desenvolver e transferir ao setor

produtivo tecnologias e produtos, além de prestar serviços técnicos especializados e capacitar recursos humanos (INT, 2010).

Através de contato com coordenadores e pesquisadores do INT-BRA, foi possível a geração do modelo 3D de duas voluntárias utilizando o scanner laser do Laboratório de Ergonomia da Divisão de Desenho Industrial do Instituto. O scanner laser utilizado é do fabricante Cyberware e foi adquirido a cerca de um ano através do projeto CTPetro em convênio com a Petrobrás.

O scanner laser 3D de corpo inteiro (Figura 6.8), modelo WBX, captura milhares de medidas do corpo humano em apenas 17 segundos, onde quatro copiadores coletam as medidas 3D de alta velocidade a cada 2 milímetros da cabeça ao dedo do pé para criar uma série de dados 3D precisos. O processo captura uma disposição de pontos, onde cada ponto é representado por coordenadas x, y, e z para a forma e 24 bits de RGB para a cor. O sistema transfere os dados pela USB ao computador para uma visão imediata. Esse scanner 3D é controlado através de um software projetado para capturar a geometria do corpo de forma rápida e fácil. As ferramentas 3D permitem que o usuário veja os dados da varredura 3D imediatamente depois da conclusão da mesma e as opções de softwares disponíveis com o scanner possuem uma grande variedade de aplicações nos campos da antropometria, design, esporte, jogos, gráficos, medicina e pesquisa (CYBERWARE, 2010).



(a)



(b)

Figura 6.8 (a) Scanner Laser 3D (b) Modelagem 3D gerada pelo Scanner Laser

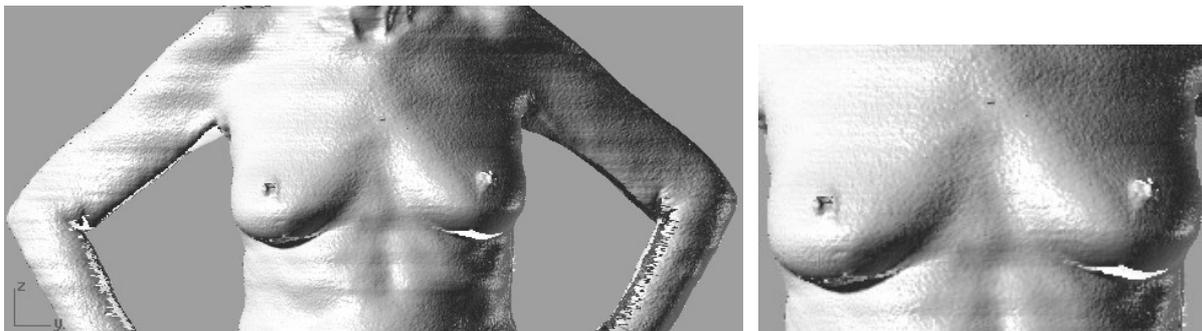
Os modelos 3D são gerados de forma que a voluntária fica posicionada no interior do scanner e este emite quatro feixes de laser a partir das diagonais do equipamento. Dessa forma a imagem é captada pelo scanner e tratada em um software específico do equipamento, gerando um modelo 3D da voluntária, conforme mostrou a Figura 6.8.

A partir do uso do scanner laser 3D foram obtidos os modelos 3D das mamas das voluntárias, sendo o procedimento utilizado para aquisição dos modelos é descrito a seguir.

Para cada voluntária obteve-se a medida da distância do pé a cintura e desta ao ombro, de forma que o scanner rastreasse apenas do ombro à cintura. As voluntárias ficaram despidas da cintura para cima, e foram posicionadas no interior do scanner com as mãos na cintura (mesmo procedimento utilizado na aquisição das imagens termográficas).

As imagens foram capturas pelo software gráfico do próprio scanner e os modelos gerados foram armazenados em arquivos de várias extensões (3DM, 3DS, OBJ, entre outras), possibilitando o tratamento em diversos softwares gráficos.

Um exemplo de modelo 3D de uma voluntária gerado pelo scanner laser e a região de interesse pode ser observado na Figura 6.9. A região de interesse (ROI) foi delimitada através de processo manual de acordo com os mesmos padrões de corte utilizados no processo automatizado para as imagens termográficas, descrito no Capítulo 5.



(a)

(b)

Figura 6.9 (a) Modelo 3D (b) Região de Interesse

O tratamento dos modelos 3D gerados pelo scanner se deu através da utilização da ferramenta Rhinoceros NURBS Modeling (Rhino). Os arquivos OBJ foram importados para o Rhino e para cada modelo foram recortadas as mamas direita e esquerda, cada uma foi

armazenada em arquivo. A Figura 6.10 mostra as mamas após o recorte do modelo, separando as duas em objetos diferentes para cálculo do volume e da área de cada uma delas.

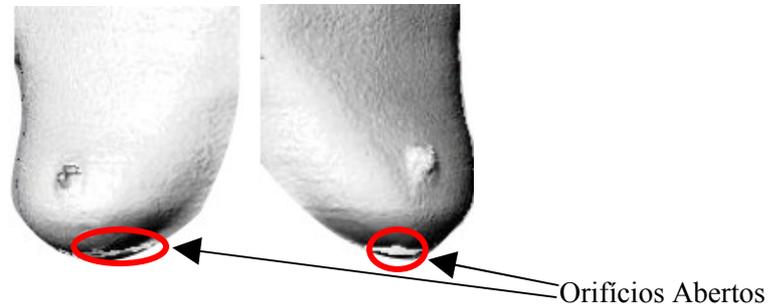


Figura 6.10 Exemplo das mamas recortadas para os cálculos do volume e da área

O modelo 3D de cada mama possuía uma grande quantidade de polígonos e a modelagem totalmente aberta, ou seja, possuía malha somente na parte frontal das mamas e contendo alguns orifícios abertos, conforme mostra a Figura 6.10. Tal situação impossibilita os cálculos da área e do volume, por isso tornou-se necessário um processo, através da ferramenta Rhino, para eliminação do número excessivo de polígonos e para o fechamento por completo da malha, possibilitando o cálculo das medidas da área e do volume das malhas de cada uma das mamas separadamente.

Para o cálculo do volume e da área da malha 3D gerada pela metodologia apresentada no Capítulo 5, foi gerada a malha 3D de cada mama separadamente conforme mostrou a Figura 5.24. Os pontos de controle de cada mama foram armazenados em arquivos, posteriormente foram lidos pela ferramenta Rhino e as medidas da área e do volume foram calculadas.

Pode-se resumir o processo de teste, parte 1 e 2, nos seguintes itens:

- Obtenção das coordenadas das curvas do Modelo 2D gerado;
- Obtenção das coordenadas das curvas de próteses, fantomas e imagens digitais;
- Obtenção das superfícies do Modelo 3D gerado;
- Obtenção das superfícies de próteses, fantomas e voluntárias;
- Sobreposição de malhas e imagens;
- Sobreposição de curvas;

- Cálculo das medidas de acordo com a Tabela 6.2, onde foram utilizados somente os métodos quantitativos. Portanto, os dados que compõem as tabelas compreendidas entre as numerações 6.4 e 6.9 não correspondem a sobreposição das curvas e imagens (métodos qualitativos);
- Cálculo das diferenças encontradas;
- Análise dos resultados.

Algumas dificuldades, relacionadas à localização geográfica dos aparelhos, foram encontradas no processo de testes com as voluntárias, devido à necessidade de aquisição, para cada voluntária, de imagens termográficas, digitais e através do scanner laser. Portanto, conforme Tabela 6.1, a amostra é de três voluntárias, onde somente as voluntárias 2 e 3 possuem as imagens necessárias para validação 3D e a voluntária 1 possui apenas imagens para validação 2D.

6.2 Resultados e Análises dos Testes

A Tabela 6.3 mostra as escalas utilizadas nos testes, relacionando a medida em centímetros com a medida em pixels, calculadas de acordo com o procedimento de adequação de escala detalhado no Capítulo 5 e na Seção 6.1.1.

Tabela 6.3 Escalas utilizadas nos testes

Categorias	cm	<i>pixels</i>
Prótese Externa Nº 4	11	176
Prótese Externa Nº 8	14,7	221
Fantoma	28,5	379
Voluntária 1	29	383
Voluntária 2	29,7	395
Voluntária 3	27,2	362

A medida em centímetro (cm) foi obtida através da etapa manual de aquisição da medida de paciente ou prótese e a medida correspondente em *pixels* foi obtida através da etapa automatizada para aquisição de medida do modelo 2D pela ferramenta.

Essas medidas em cm são convertidas para milímetros (mm) pela ferramenta, a qual calcula a conversão de *pixels* para milímetros e vice-versa. A ferramenta Rhino recebe os pontos de contorno das curvas e malhas após o procedimento de adequação de escala, com o padrão de medida em milímetros (mm).

Os resultados a seguir estão divididos de acordo com as duas partes do processo de teste, para cada parte são apresentadas as imagens das curvas e superfícies (Figura 6.11 a Figura 6.22) e resultados das medições (Tabela 6.4 a Tabela 6.9) de acordo com a Tabela 6.2. Nas imagens de sobreposição das curvas, a cor preta representa a curva extraída da imagem termográfica e a cor vermelha representa a curva extraída pela MMC das próteses e fantoma ou a curva extraída das imagens digitais das voluntárias.

a) Parte 1 - Prótese N° 4

• Validação 2D

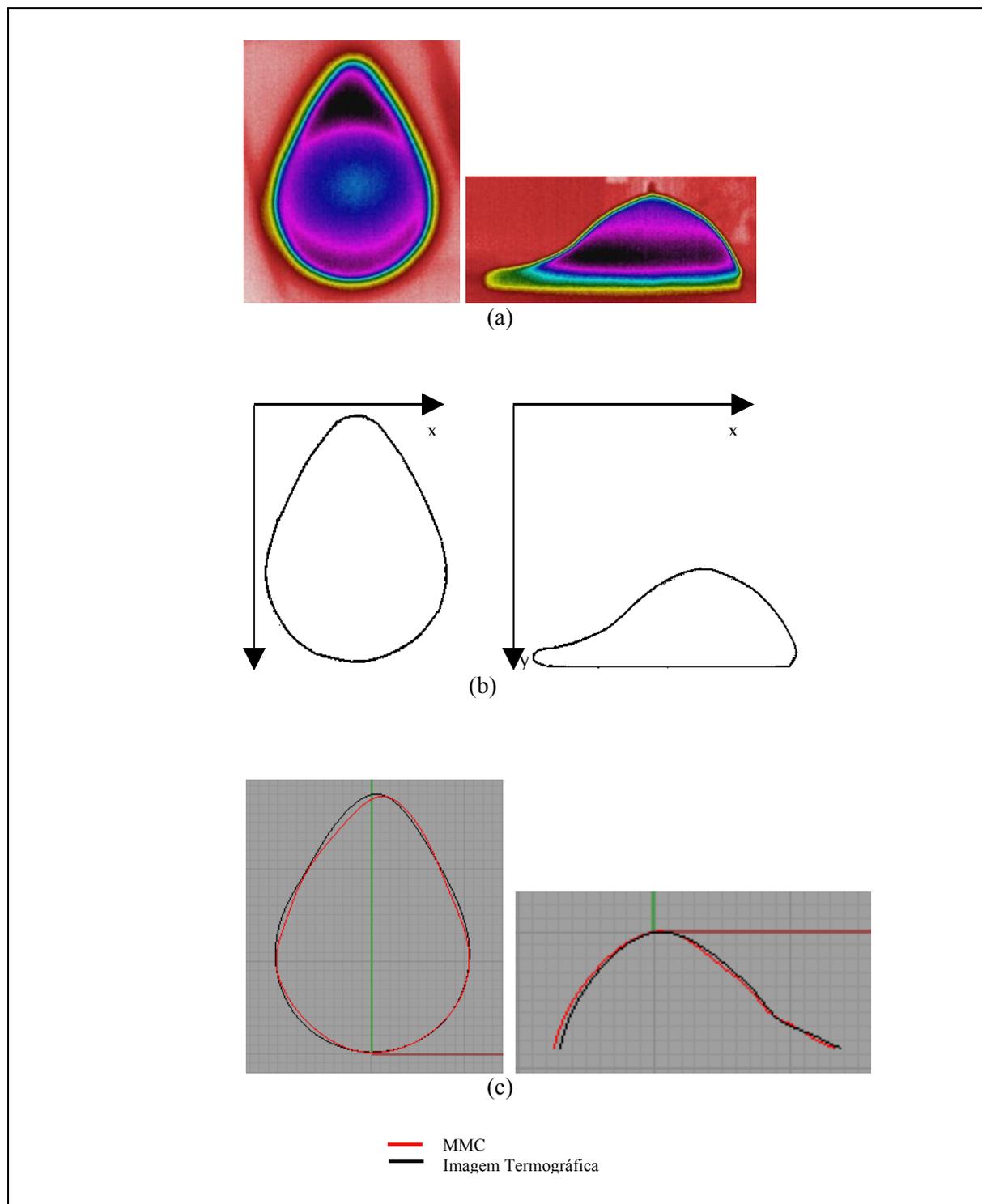


Figura 6.11 (a) Imagens Termográficas (b) Curvas 2D (c) Sobreposição das curvas

- Validação 3D

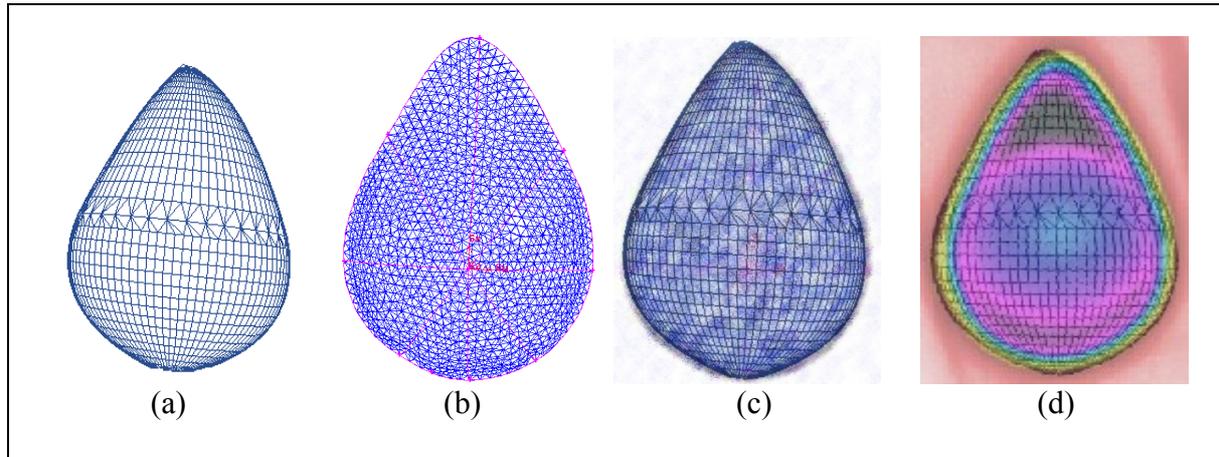


Figura 6.12 (a) Malha gerada (b) Malha GAMBIT (c) Sobreposição: entre malhas (d) Sobreposição: malha e imagem térmica

Tabela 6.4 Resultados obtidos para a Prótese N° 4

Medidas	Malha 3D (Gerada)	Malha 3D (GAMBIT)	Diferença
Validação 2D - Curva da base			
Área Interna da Curva (mm ²)	405,11	418,14	3,12%
Perímetro da Curva (mm)	74,27	75,22	1,26%
Raio de curvatura (superior)	2,07	2,15	3,72%
Raio de curvatura (inferior)	9,58	9,91	3,33%
Coefficiente de determinação (r ² superior)	0,96	0,98	2,04%
Coefficiente de determinação (r ² inferior)	0,90	0,92	2,17%
Máxima distância entre as curvas (mm)	0,74		
Validação 2D - Curva Lateral			
Perímetro da Curva (mm)	28,18	27,76	1,51%
Raio de curvatura	3,15	3,28	3,96%
Coefficiente de determinação (r ²)	0,92	0,95	3,16%
Máxima distância entre as curvas (mm)	0,44		

Medidas	Malha 3D (Gerada)	Malha 3D (GAMBIT)	Diferença
Validação 3D - Superfície			
Área da Superfície (mm ²)	20.321	21.181	4,06%
Volume da Superfície (mm ³)	323.996	340.240	4,77%

Em relação às curvas, tomando como referência as medidas geométricas, pode-se observar que as diferenças encontradas chegam no máximo ao valor de 3,96% (margem de erro considerada pequena). Na comparação dos coeficientes de determinação, pode-se observar que o fator de ajuste da curva da malha gerada está acima de 0,64 e muito próximo do fator de ajuste da curva da malha no GAMBIT, logo o ajuste é considerado de boa qualidade. Em relação à superfície, pode-se verificar que as diferenças encontradas chegam no máximo ao valor de 4,77% (margem de erro considerada pequena).

b) Parte 1 - Prótese N° 8

• Validação 2D

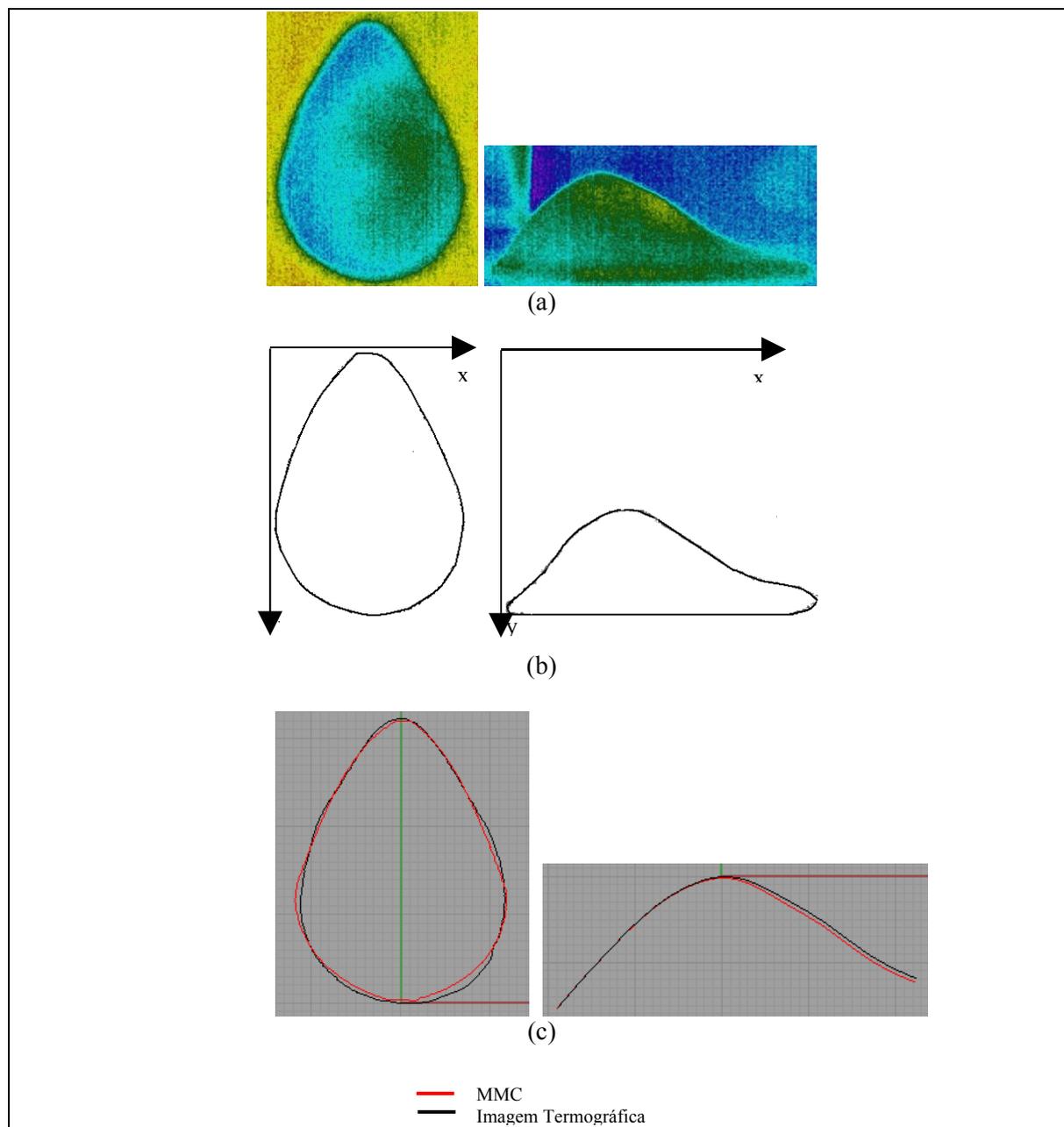


Figura 6.13 (a) Imagens Termográficas (b) Curvas 2D (c) Sobreposição das curvas

- Validação 3D

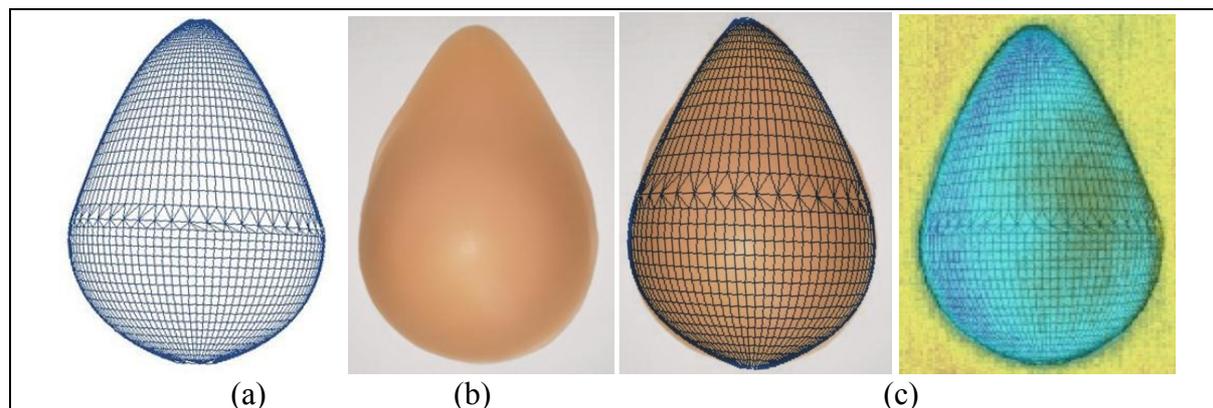


Figura 6.14 (a) Malha gerada (b) Imagem da prótese (c) Sobreposição: malha e imagens

Tabela 6.5 Resultados obtidos para a Prótese N° 8

Medidas	Malha 3D (Gerada)	Malha 3D (GAMBIT)	Diferença
Validação 2D - Curva da base			
Área Interna da Curva (mm ²)	521,635	534,262	2,36%
Perímetro da Curva (mm)	90,11	91,25	1,25%
Raio de curvatura (superior)	3,29	3,43	4,08%
Raio de curvatura (inferior)	9,87	10,18	3,05%
Coefficiente de determinação (r ² superior)	0,95	0,98	3,06%
Coefficiente de determinação (r ² inferior)	0,9	0,93	3,23%
Máxima distância entre as curvas (mm)	0,62		
Validação 2D - Curva lateral			
Perímetro da Curva (mm)	50,4	50,02	0,76%
Raio de curvatura	6,75	7,01	3,71%
Coefficiente de determinação (r ²)	0,93	0,96	3,13%
Máxima distância entre as curvas (mm)	0,48		

Medidas	Malha 3D (Gerada)	Malha 3D (GAMBIT)	Diferença
Validação 3D - Superfície			
Área da Superfície (mm ²)	28.692	30.189	4,96%
Volume da Superfície (mm ³)	512.178	539.268	5,02%

Em relação às curvas, tomando como referência às medidas geométricas, pode-se observar que as diferenças encontradas chegam ao máximo ao valor de 4,08% (margem de erro considerada pequena). Na comparação dos coeficientes de determinação, pode-se observar que o fator de ajuste da curva da malha gerada está acima de 0,64 e muito próximo do fator de ajuste da curva da malha no GAMBIT, logo o ajuste é considerado de boa qualidade. Em relação à superfície, pode-se verificar que as diferenças encontradas chegam no máximo ao valor de 5,02% (margem de erro considerada pequena).

c) Parte 1 - Fantoma

• Validação 2D

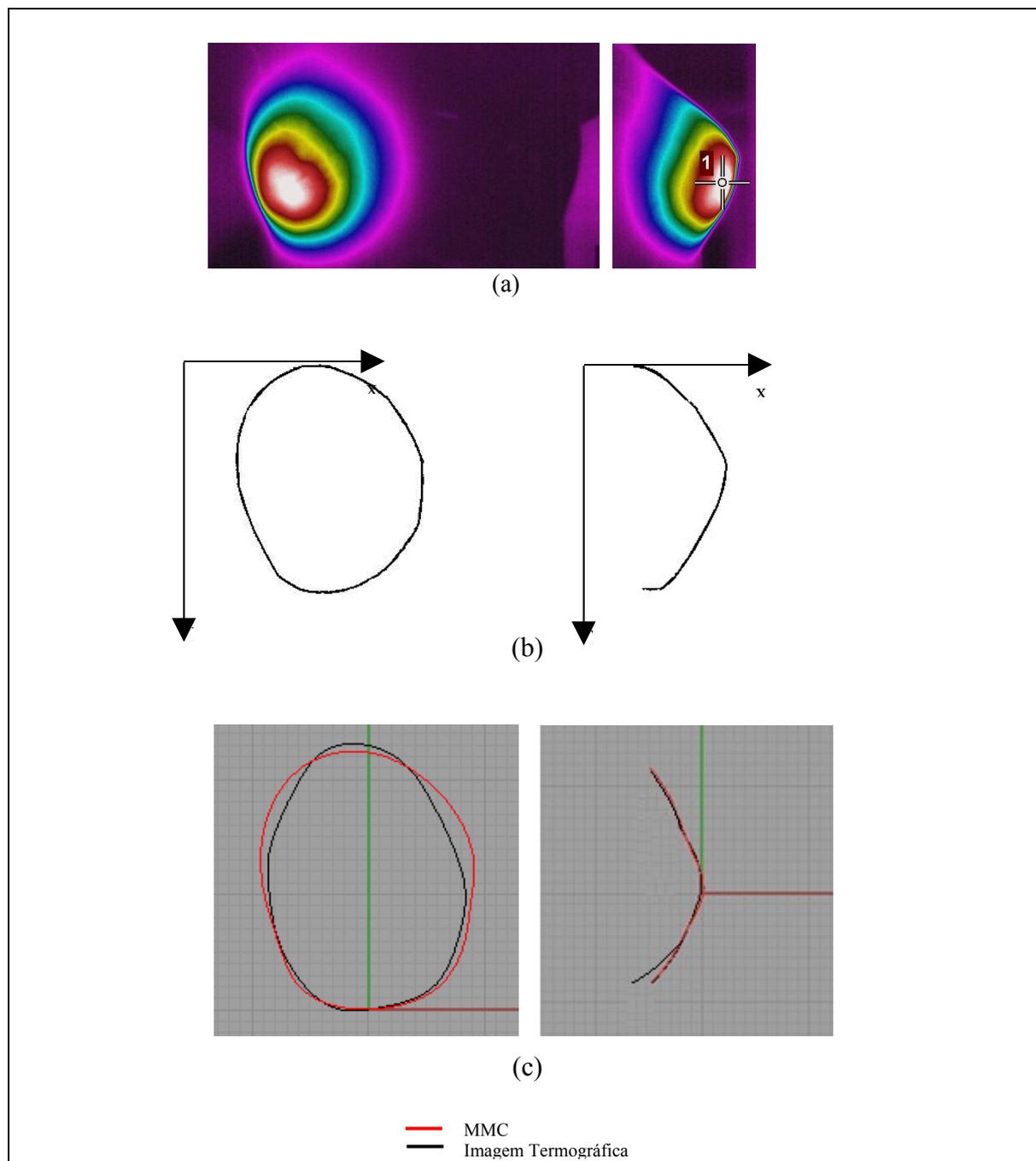


Figura 6.15 (a) Imagens Termográficas (b) Curvas 2D (c) Sobreposição das curvas

- Validação 3D

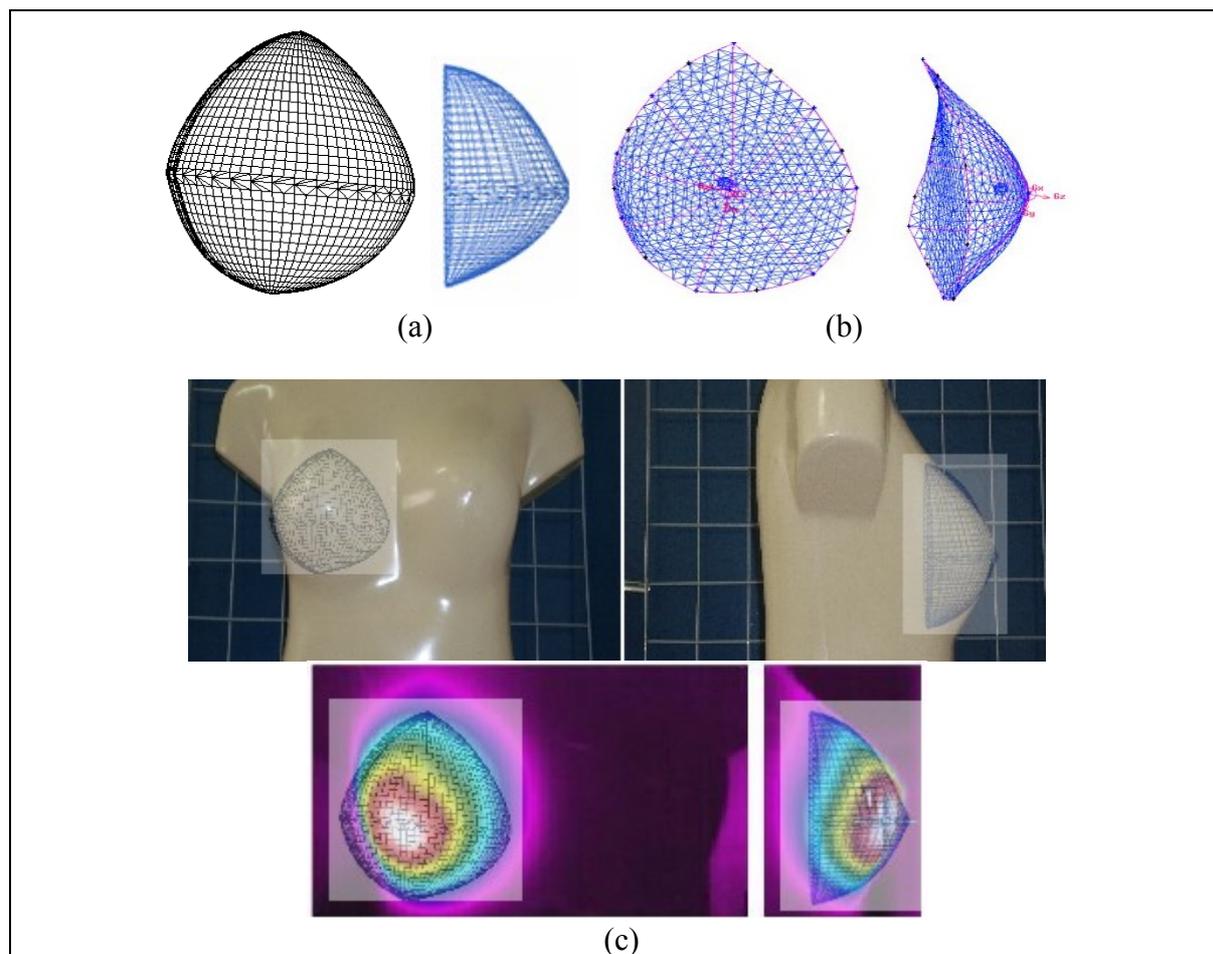


Figura 6.16 (a) Malha gerada (b) Malha GAMBIT (c) Sobreposição: malha gerada e imagens

Tabela 6.6 Resultados obtidos para o Fantoma

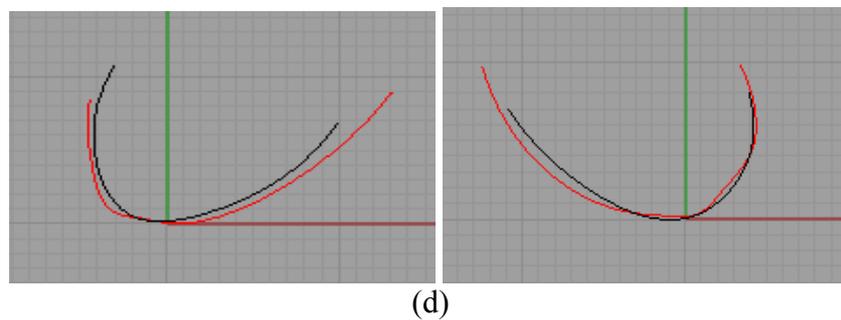
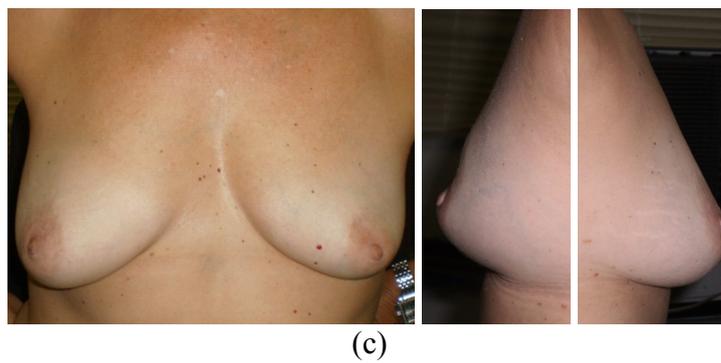
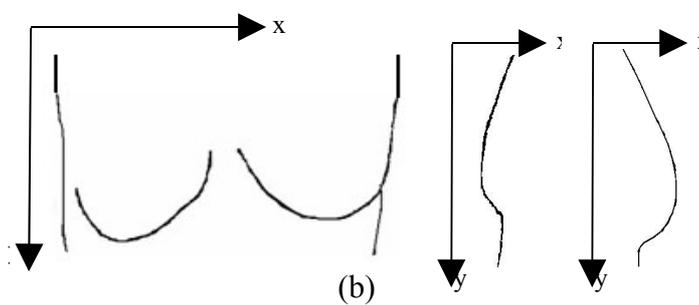
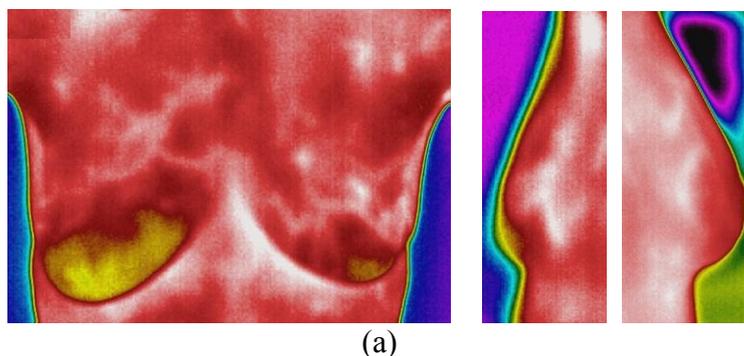
Medidas	Malha 3D (Gerada)	Malha 3D (GAMBIT)	Diferença
Validação 2D - Curva da base			
Área Interna da Curva (mm ²)	318,40	304,24	4,65%
Perímetro da Curva (mm)	65,27	63,49	2,80%
Raio de curvatura (superior)	6,91	7,08	2,40%
Raio de curvatura (inferior)	9,03	8,64	4,51%
Coefficiente de determinação (r ² superior)	0,95	0,98	3,06%
Coefficiente de determinação (r ² inferior)	0,9	0,93	3,23%
Máxima distância entre as curvas (mm)	1,51		

Medidas	Malha 3D (Gerada)	Malha 3D (GAMBIT)	Diferença
Validação 2D - Curva lateral			
Perímetro da Curva (mm)	22,37	23,41	4,44%
Raio de curvatura	3,97	4,11	3,41%
Coefficiente de determinação (r^2)	0,93	0,96	3,13%
Máxima distância entre as curvas (mm)	1,52		
Validação 3D - Superfície			
Área da Superfície (mm ²)	30.934	29.365	5,34%
Volume da Superfície (mm ³)	553.143	523.599	5,64%

Em relação às curvas, tomando como referência as medidas geométricas, pode-se observar que as diferenças encontradas chegam no máximo ao valor de 4,65% (margem de erro considerada pequena). Na comparação dos coeficientes de determinação, pode-se observar que o fator de ajuste da curva da malha gerada está acima de 0,64 e muito próximo do fator de ajuste da curva da malha no GAMBIT, logo o ajuste é considerado de boa qualidade. Em relação à superfície, pode-se verificar que as diferenças encontradas chegam no máximo ao valor de 5,64% (margem de erro considerada pequena).

d) Parte 2 – Voluntária 1

• Validação 2D



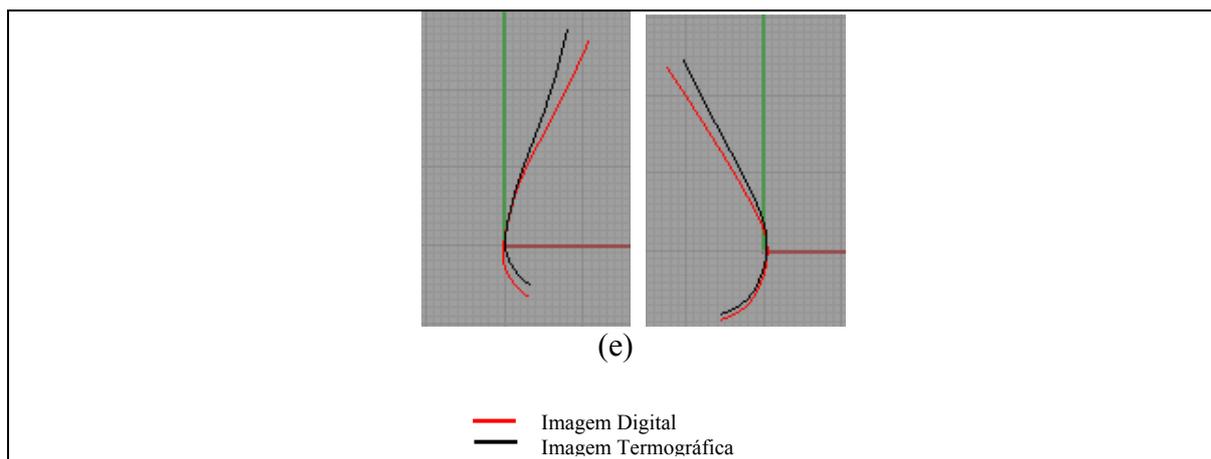


Figura 6.17 (a) Imagens Termográficas (b) Curvas 2D (c) Imagens digitais (d) Sobreposição das curvas frontais (e) Sobreposição das curvas laterais

- Validação 3D

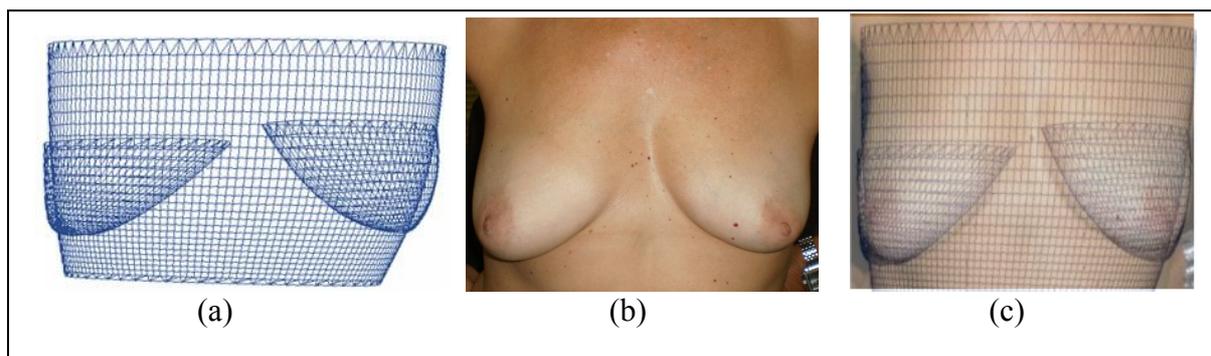


Figura 6.18 (a) Malha 3D gerada (b) Imagem digital (c) Sobreposição: malha e imagem

Tabela 6.7 Resultados obtidos para a Voluntária 1

Medidas	Malha 3D (Gerada)	Imagem Digital	Diferença
Validação 2D - Mama Direita (MD) – Curva Inferior			
Perímetro da Curva (mm)	26,53	25,51	4,00%
Raio da Curvatura (mm)	3,42	3,26	4,91%
Coefficiente de determinação (r^2)	0,92	0,94	2,13%
Máxima distância entre as curvas (mm)	1,20		

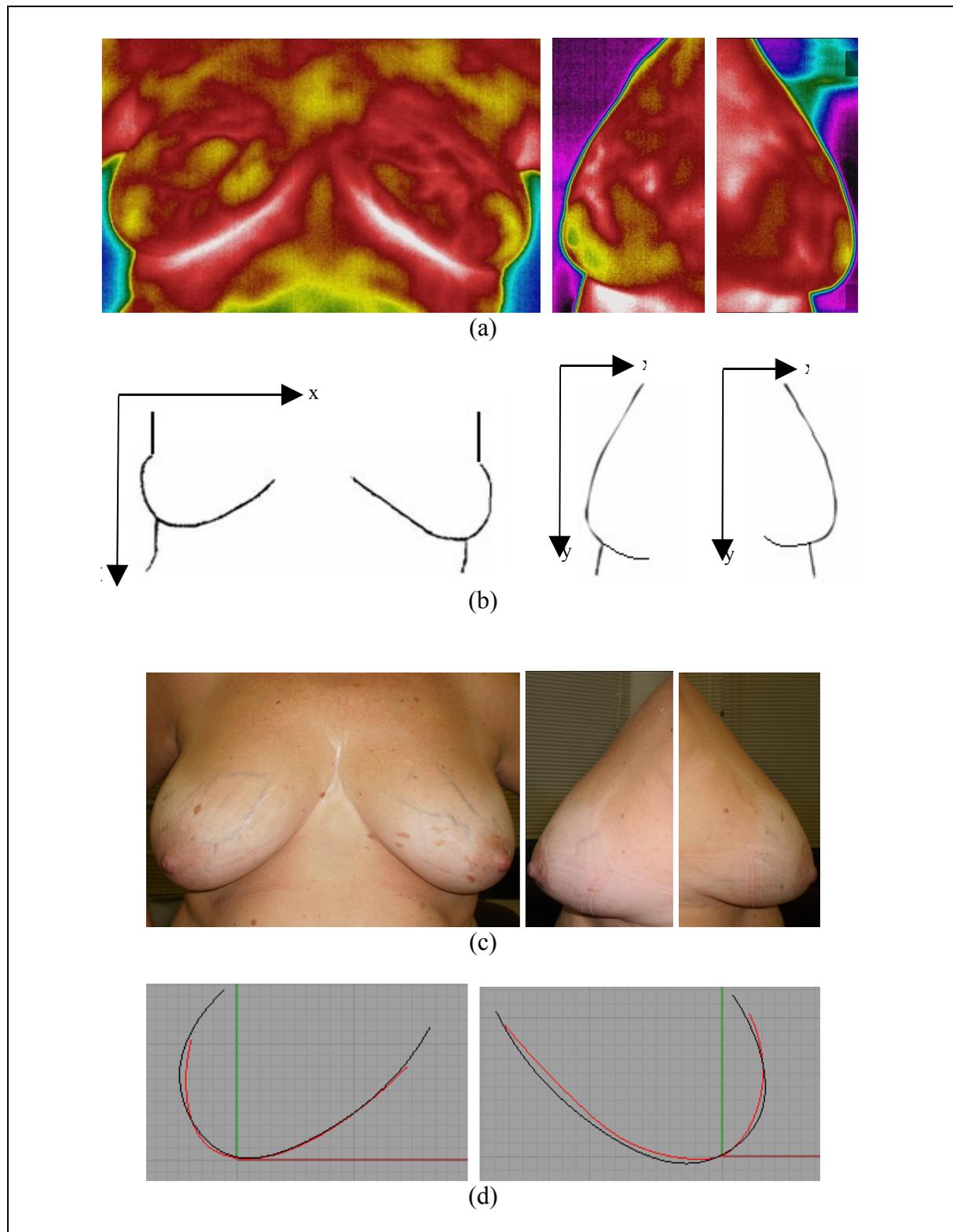
Medidas	Malha 3D (Gerada)	Imagem Digital	Diferença
Validação 2D - Mama Esquerda (ME) – Curva Inferior			
Perímetro da Curva (mm)	26,1	24,88	4,90%
Raio da Curvatura (mm)	3,83	4,02	4,73%
Coefficiente de determinação (r^2)	0,97	0,98	1,02%
Máxima distância entre as curvas (mm)	0,71		
Validação 2D - Mama Direita (MD) – Curva Lateral			
Perímetro da Curva (mm)	31,03	30,09	3,12%
Raio da Curvatura (mm)	10,01	9,53	5,04%
Coefficiente de determinação (r^2)	0,97	0,98	1,02%
Máxima distância entre as curvas (mm)	1,63		
Validação 2D - Mama Esquerda (ME) – Curva Lateral			
Perímetro da Curva (mm)	30,13	29,33	2,73%
Raio da Curvatura (mm)	11,45	11,70	2,14%
Coefficiente de determinação (r^2)	0,95	0,97	2,06%
Máxima distância entre as curvas (mm)	1,05		

Em relação às medidas geométricas, pode-se observar que as diferenças encontradas chegam no máximo ao valor de 5,04 (margem de erro considerada pequena). Na comparação dos coeficientes de determinação, pode-se observar que o fator de ajuste da curva da malha gerada está acima de 0,64 e muito próximo do fator de ajuste da curva da malha no GAMBIT, logo o ajuste é considerado de boa qualidade. Esses dados são verificados tanto na modelagem da mama direita quanto na modelagem da mama esquerda.

Pelo fato do scanner 3D estar localizado em cidade diferente da residência da voluntária 1, a mesma não participou do procedimento do scanner laser, logo não possui medições para a validação 3D.

e) Parte 2 - Voluntária 2

• Validação 2D



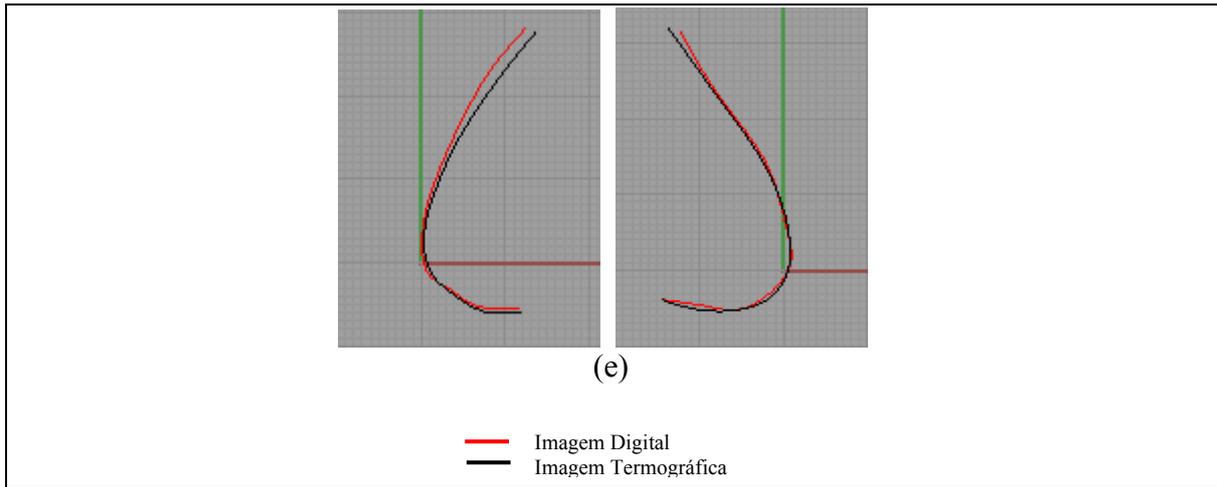


Figura 6.19 (a) Imagens Termográficas (b) Curvas 2D (c) Imagens Digitais (d) Sobreposição das curvas frontais (e) Sobreposição das curvas laterais

- Validação 3D

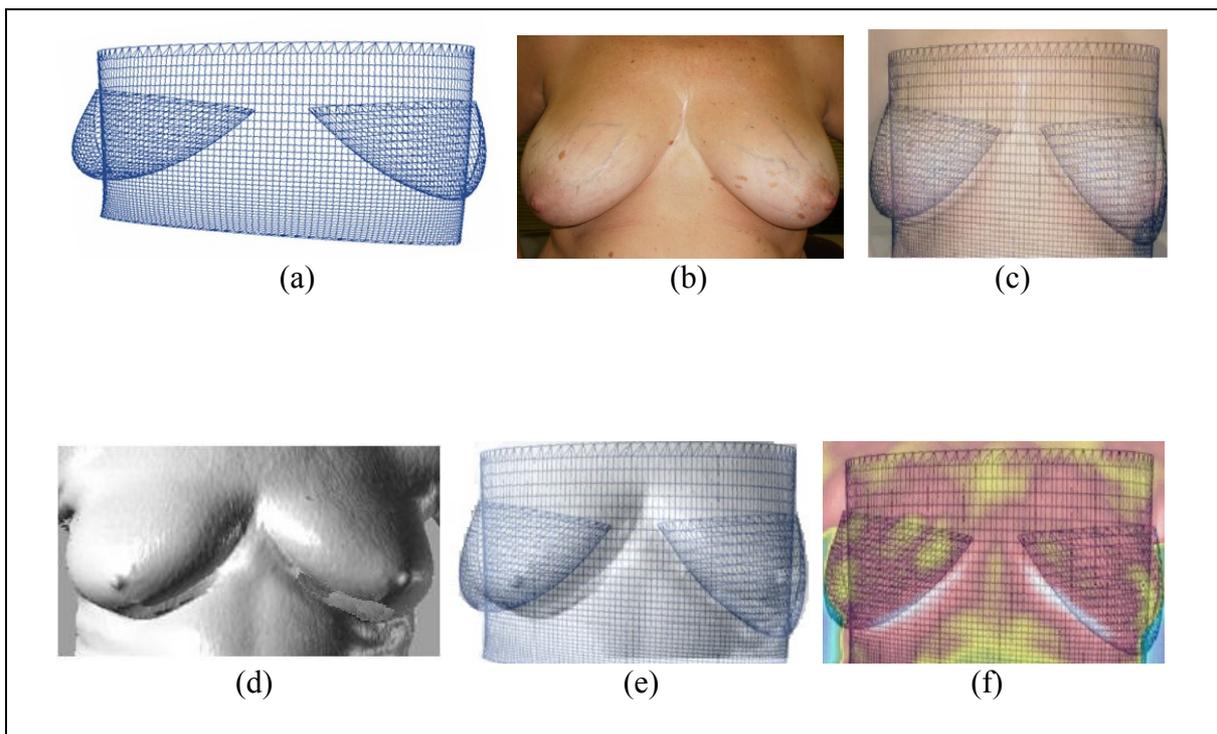


Figura 6.20 (a) Malha 3D gerada (b) Imagem digital (c) Sobreposição: malha e imagem digital (d) Modelo 3D scanner laser (e) Sobreposição: malha e modelo (f) Sobreposição: malha e imagem térmica

Tabela 6.8 Resultados obtidos para a Voluntária 2

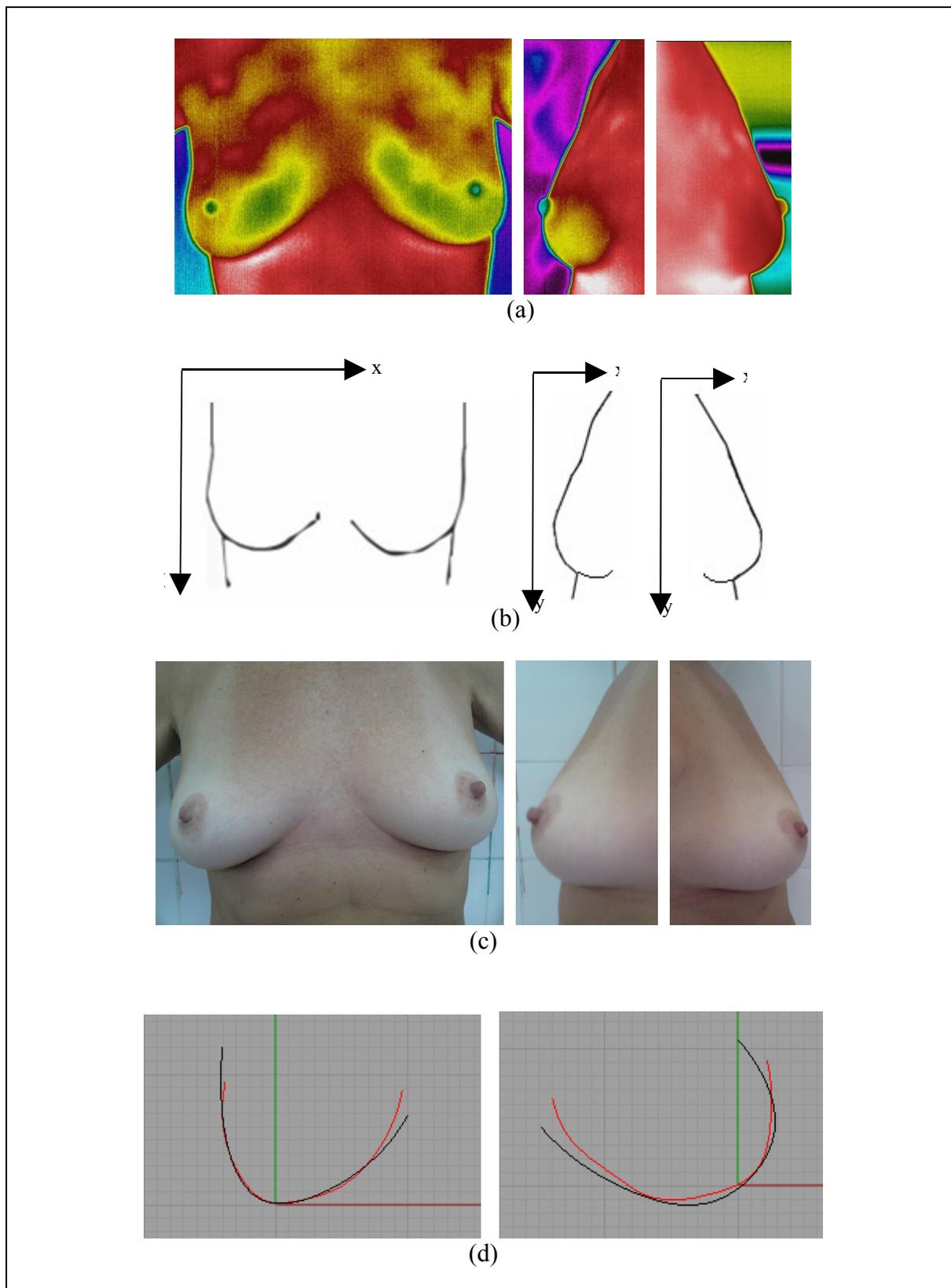
Medidas	Malha 3D (Gerada)	Imagem Digital	Diferença
Validação 2D - Mama Direita (MD) – Curva Inferior			
Perímetro da Curva (mm)	29,97	31,82	5,81%
Raio de Curvatura (mm)	4,54	4,40	3,18%
Coefficiente de determinação (r^2)	0,94	0,95	1,05%
Máxima distância entre as curvas (mm)	0,57		
Validação 2D - Mama Esquerda (ME) – Curva Inferior			
Perímetro da Curva (mm)	32,41	33,88	4,34%
Raio de Curvatura (mm)	5,66	6,02	5,98%
Coefficiente de determinação	0,93	0,95	2,11%
Máxima distância entre as curvas (mm)	0,63		
Validação 2D - Mama Direita (MD) – Curva Lateral			
Perímetro da Curva (mm)	45,19	44,38	1,83%
Raio de Curvatura (mm)	9,74	10,08	3,37%
Coefficiente de determinação (r^2)	0,91	0,89	2,25%
Máxima distância entre as curvas (mm)	1,03		
Validação 2D - Mama Esquerda (ME) – Curva Lateral			
Perímetro da Curva (mm)	53,32	51,57	3,39%
Raio de Curvatura (mm)	11,78	11,16	5,56%
Coefficiente de determinação (r^2)	0,96	0,94	2,13%
Máxima distância entre as curvas (mm)	0,62		
Validação 3D - Mama Direita (MD)			
Área da Superfície (mm ²)	33.532	35.672	6,00%
Volume da Superfície (mm ³)	515.453	548.763	6,07%

Medidas	Malha 3D (Gerada)	Imagem Digital	Diferença
Validação 3D - Mama Esquerda (ME)			
Área da Superfície (mm ²)	33.580	35.693	5,92%
Volume da Superfície (mm ³)	515.794	548.892	6,03%

Em relação às medidas geométricas, pode-se observar que as diferenças encontradas chegam no máximo ao valor de 5,98% (margem de erro considerada pequena). Na comparação dos coeficientes de determinação, pode-se observar que o fator de ajuste da curva da malha gerada está acima de 0,64 e muito próximo do fator de ajuste da curva da malha no GAMBIT, logo o ajuste é considerado de boa qualidade. Esses dados são verificados tanto na modelagem da mama direita quanto na modelagem da mama esquerda. Em relação à superfície, pode-se verificar que as diferenças encontradas chegam no máximo ao valor de 6,07% (margem de erro considerada pequena).

f) Parte 2 – Voluntária 3

• Validação 2D



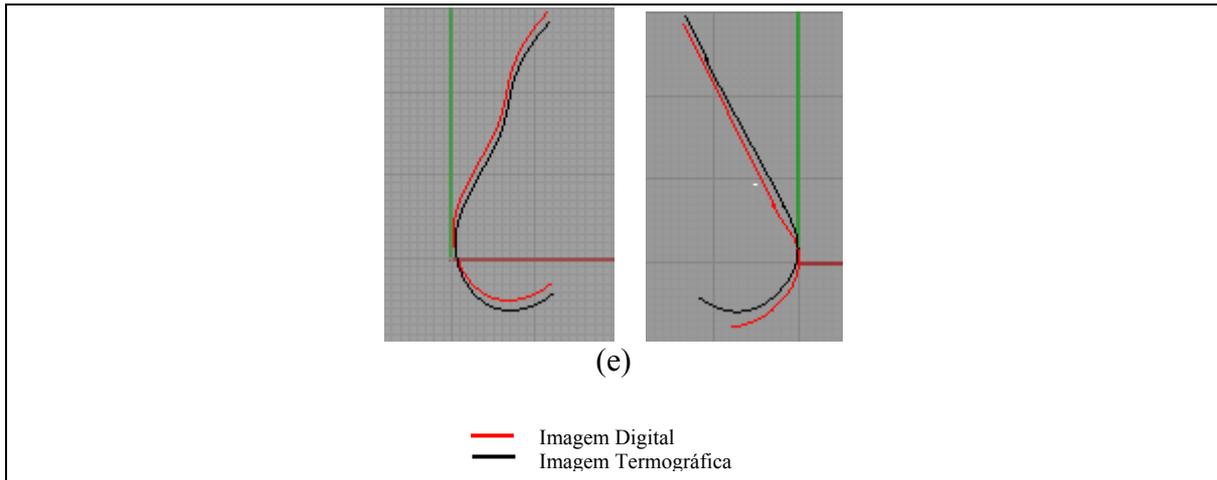


Figura 6.21 (a) Imagens Termográficas (b) Curvas 2D (c) Imagens Digitais (d) Sobreposição das curvas frontais (e) Sobreposição das curvas laterais

- Validação 3D

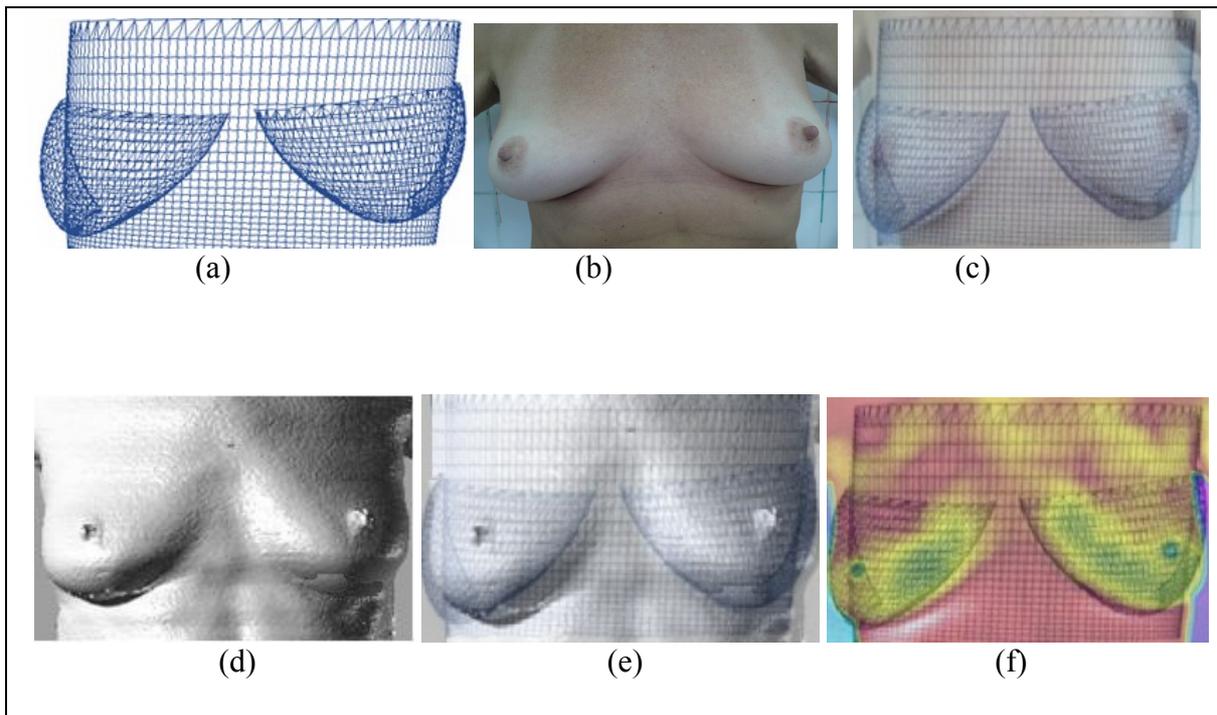


Figura 6.22 (a) Malha 3D gerada (b) Imagem digital (c) Sobreposição: malha e imagem digital (d) Modelo 3D scanner laser (e) Sobreposição: malha e modelo (f) Sobreposição: malha e imagem térmica

Tabela 6.9 Resultados obtidos para a Voluntária 3

Medidas	Malha 3D (Gerada)	Imagem Digital	Diferença
Validação 2D - Mama Direita (MD) – Curva Inferior			
Perímetro da Curva (mm)	25,02	26,22	4,58%
Raio de Curvatura (mm)	2,69	2,85	5,61%
Coefficiente de determinação (r^2)	0,95	0,97	2,06%
Máxima distância entre as curvas (mm)	0,87		
Validação 2D - Mama Esquerda (ME) – Curva Inferior			
Perímetro da Curva (mm)	27,91	29,39	5,04%
Raio de Curvatura (mm)	5,39	5,72	5,77%
Coefficiente de determinação (r^2)	0,93	0,93	0,00%
Máxima distância entre as curvas (mm)	1,5		
Validação 2D - Mama Direita (MD) – Curva Lateral			
Perímetro da Curva (mm)	46,34	45,38	2,12%
Raio de Curvatura (mm)	11,22	10,91	2,84%
Coefficiente de determinação (r^2)	0,94	0,93	1,08%
Máxima distância entre as curvas (mm)	0,78		
Validação 2D - Mama Esquerda (ME) – Curva Lateral			
Perímetro da Curva (mm)	44,24	42,03	5,26%
Raio de Curvatura (mm)	7,09	6,82	3,96%
Coefficiente de determinação (r^2)	0,96	0,94	2,13%
Máxima distância entre as curvas (mm)	0,87		
Validação 3D - Mama Direita (MD)			
Área da Superfície (mm ²)	30205	32123	5,97%
Volume da Superfície (mm ³)	509018	541624	6,02%

Medidas	Malha 3D (Gerada)	Imagem Digital	Diferença
Validação 3D - Mama Esquerda (ME)			
Área da Superfície (mm ²)	30.156	32.098	6,05%
Volume da Superfície (mm ³)	508.405	541.317	6,08%

Em relação às medidas geométricas, pode-se observar que as diferenças encontradas chegam ao máximo ao valor de 5,77% (margem de erro considerada pequena). Na comparação dos coeficientes de determinação, pode-se observar que o fator de ajuste da curva da malha gerada está acima de 0,64 e muito próximo do fator de ajuste da curva da malha no GAMBIT, logo o ajuste é considerado de boa qualidade. Esses dados são verificados tanto na modelagem da mama direita quanto na modelagem da mama esquerda. Em relação à superfície, pode-se verificar que as diferenças encontradas chegam no máximo ao valor de 6,08% (margem de erro considerada pequena).

6.2.1 Análises Gerais e de Acordo com as Validações 2D e 3D

Para uma análise de ordem mais abrangente, foram calculadas as médias e o valor máximo em relação às diferenças encontradas nos testes realizados. Assim como, foram calculadas também as médias e o valor máximo em relação às diferenças encontradas para cada uma das mamas (direita e esquerda) das voluntárias.

Através disto, pode-se observar que em média as diferenças entre o modelo 3D gerado, as malhas geradas pelo GAMBIT, imagens digitais ou modelos gerados pelo scanner laser, variaram entre 3,15% e 4,71%. E o valor máximo das diferenças variou entre 4,77% e 6,08%.

Essas margens de erro são consideradas pequenas e bastante aceitáveis, tornando o modelo 3D gerado pela metodologia muito próximo do objeto real. Essa afirmativa é válida para próteses, fantomas e voluntárias.

A Figura 6.23 mostra a variação das médias das diferenças para cada um dos testes realizado e a Figura 6.24 mostra a variação do valor máximo das diferenças.

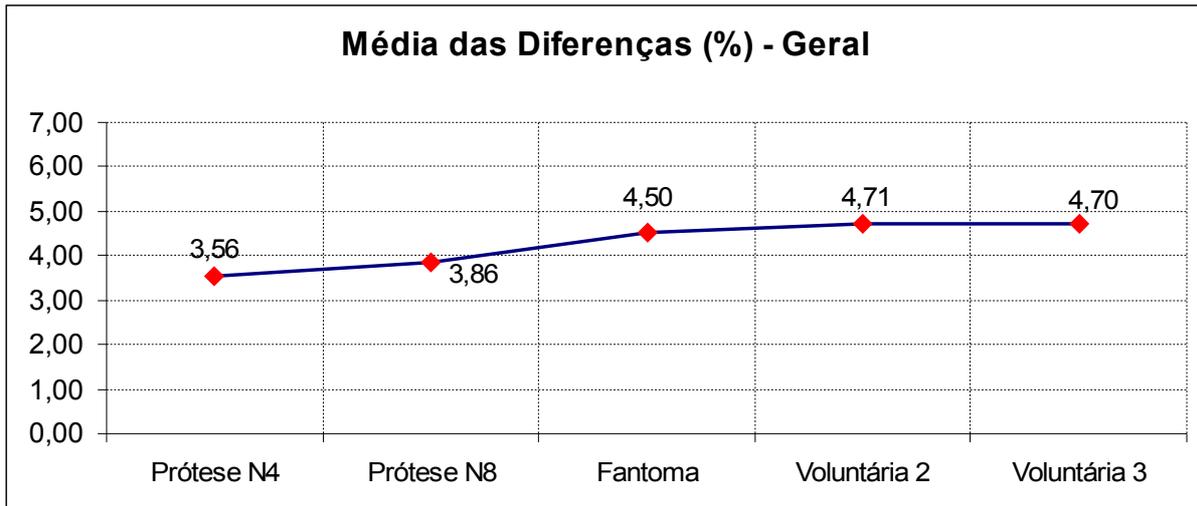


Figura 6.23 Gráfico ilustrando a média geral das diferenças encontradas na modelagem 3D nos testes realizados

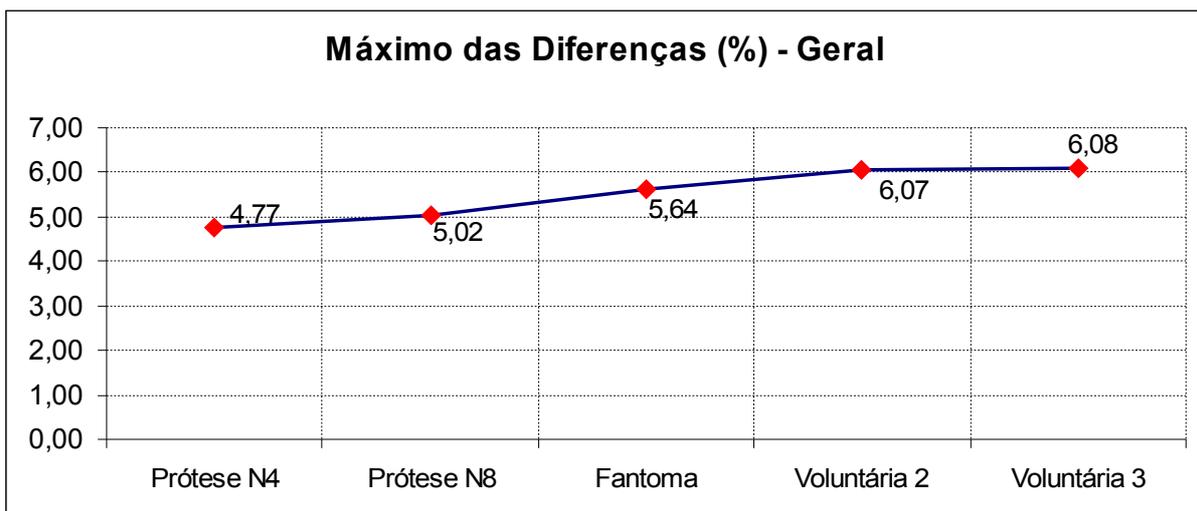


Figura 6.24 Gráfico ilustrando o valor máximo geral das diferenças encontradas na modelagem 3D nos testes realizados

Pode-se observar nas Figuras 6.23 e 6.24 que em relação à primeira parte dos testes, próteses e fantoma, a média geral e o valor máximo das diferenças apresentam um valor maior no teste com o fantoma, o que pode ser explicado devido ao fato da detecção das bordas da mama nas imagens termográficas desse objeto ter sido um processo menos preciso, já que a mama foi construída através de uma simulação, conforme explicado no início deste capítulo. Em relação à segunda parte dos testes, feita com voluntárias, os valores encontrados para a voluntária1 não foram utilizados nos cálculos da média geral e do valor máximo das diferenças, devido ao fato desta voluntária ter participado apenas da validação 2D.

Pode-se observar ainda nas Figura 6.23 e 6.24 que as médias e valor máximo das diferenças encontradas foram maiores em relação às voluntárias, isso se deve ao fato de que a geração do modelo 3D de voluntárias é mais complexa do que a geração de modelo 3D de objetos como próteses e fantoma, pois cada voluntária possui uma forma geométrica da mama particular e única, onde nem mesmo a mama da direita é totalmente igual a da esquerda, conforme mostram as Figuras 6.25 e 6.26.

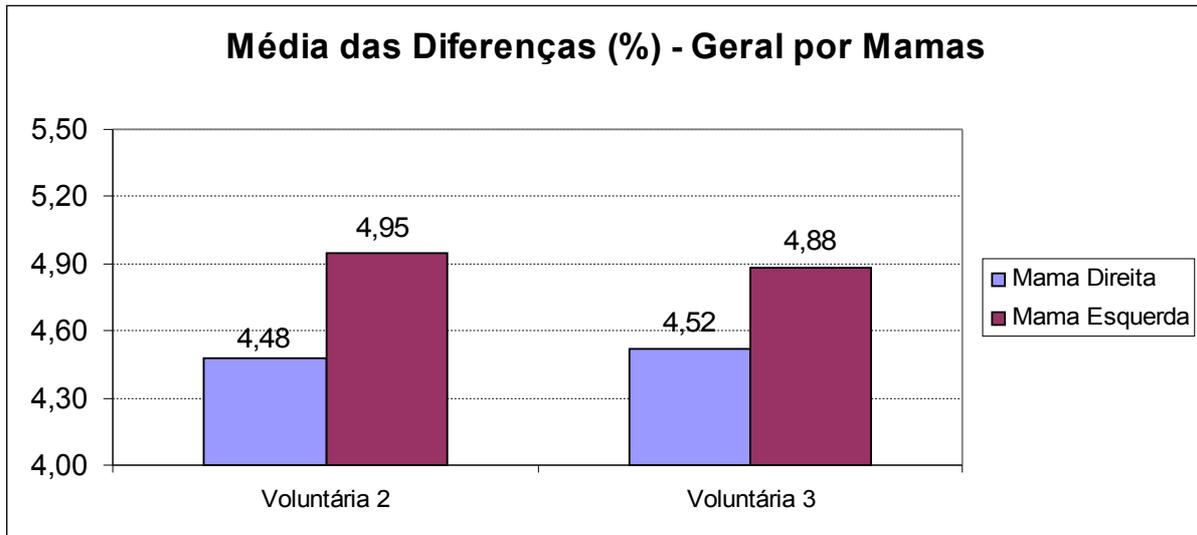


Figura 6.25 Gráfico ilustrando o valor da média geral das diferenças encontradas em cada mama das voluntárias

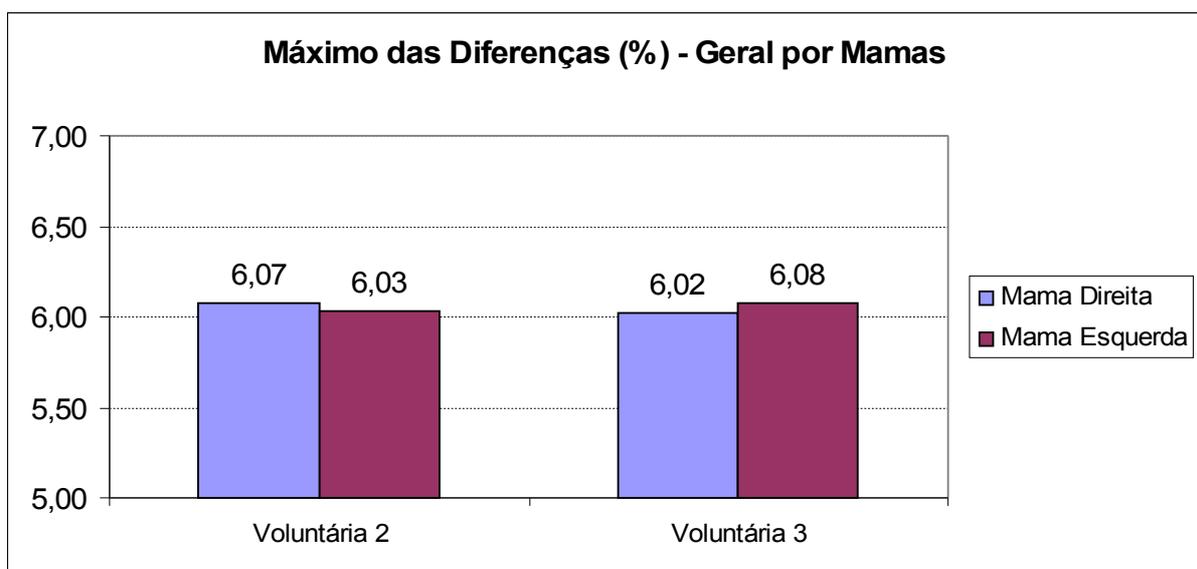


Figura 6.26 Gráfico ilustrando o valor máximo geral das diferenças encontradas em cada mama das voluntárias

Com objetivo de detalhar ainda mais a análise em relação às diferenças encontradas e representadas pelas médias gerais e pelo valor máximo, elaboram-se mais duas análises semelhantes, calculando para cada um dos seis testes realizado, a média e o valor máximo das diferenças encontradas em relação à validação 2D e a validação 3D. Assim como, foram calculadas também as médias e o valor máximo em relação às diferenças encontradas para cada uma das mamas das voluntárias em relação à validação 2D e a validação 3D.

Em relação à validação 2D pode-se observar que em média as diferenças entre as curvas do modelo 2D gerado, as curvas extraídas pela MMC e extraídas das imagens digitais, variaram entre 2,70% e 3,51%. E o valor máximo das diferenças variou entre 3,96% e 5,98%.

Conforme a análise geral das médias e do valor máximo, pode-se dizer que esta margem de erro é considerada pequena e aceitável, tornando o modelo 2D gerado pela metodologia muito próximo do objeto real, sendo essa afirmativa válida para próteses, fantasmas e voluntárias.

A Figura 6.27 mostra a variação das médias das diferenças na validação 2D para cada um dos testes realizado, a Figura 6.28 mostra a variação do valor máximo das diferenças e as Figuras 6.29 e 6.30 mostram a variação das médias e do valor máximo para cada mama.

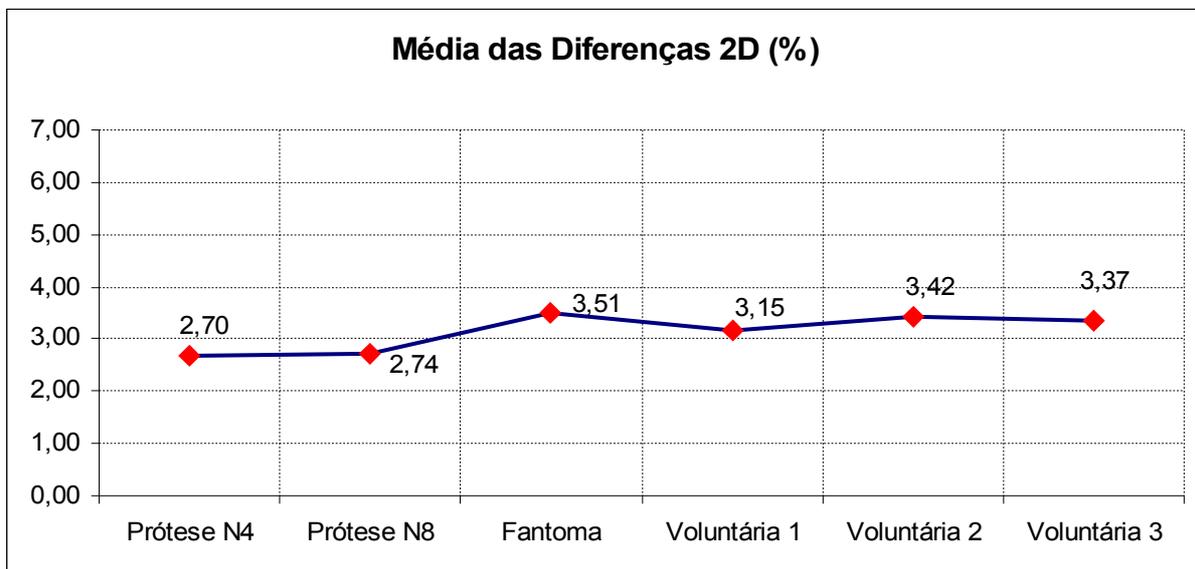


Figura 6.27 Gráfico ilustrando a média das diferenças, em relação a validação 2D, encontradas na modelagem 2D nos testes realizados

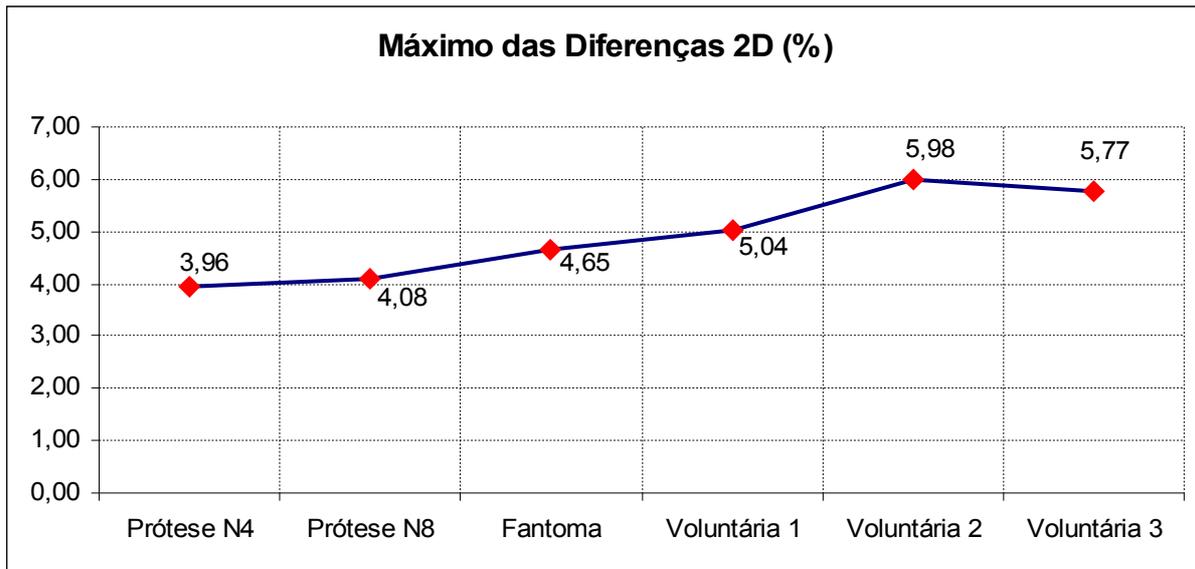


Figura 6.28 Gráfico ilustrando o valor máximo das diferenças, em relação a validação 2D, encontradas na modelagem 2D nos testes realizados

Pode-se observar nessas figuras que não houve grande variação entre os valores encontrados para as médias e para o máximo das diferenças em relação a validação 2D entre as próteses, fantoma e voluntárias.

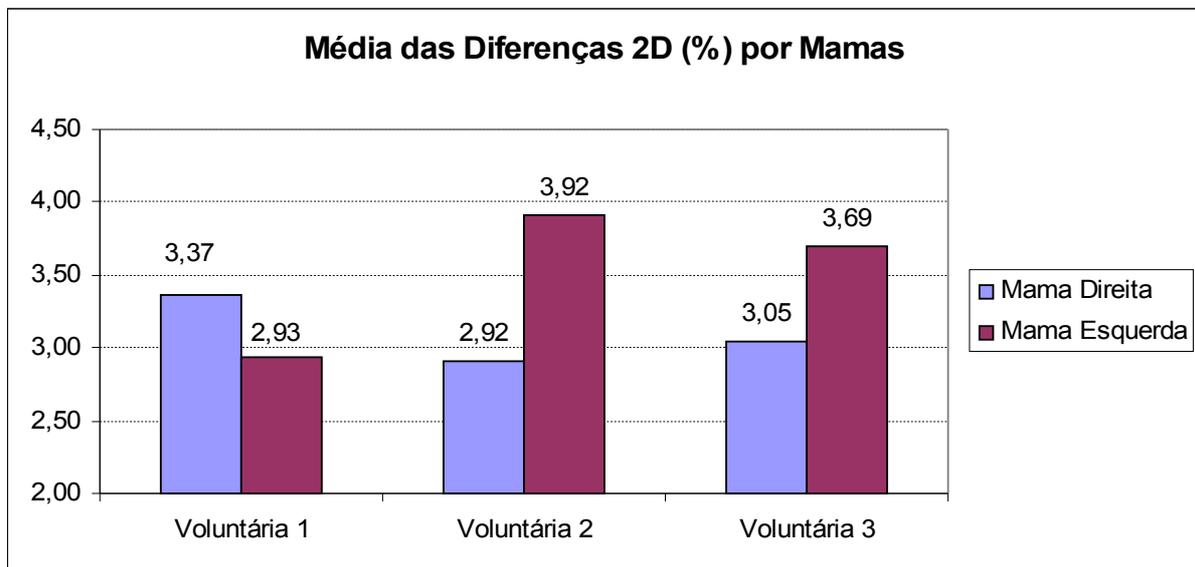


Figura 6.29 Gráfico ilustrando a média das diferenças, em relação a validação 2D, para cada mama das voluntárias

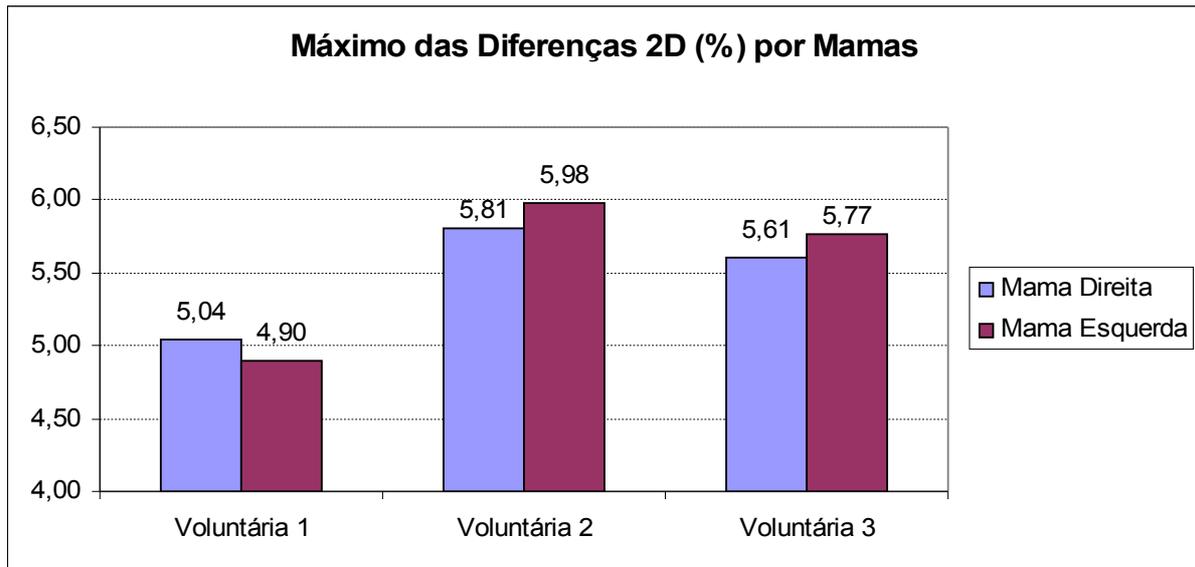


Figura 6.30 Gráfico ilustrando o valor máximo das diferenças, em relação a validação 2D, para cada mama das voluntárias

Na validação 2D também é possível perceber que cada voluntária possui diferenças entre as medidas e em alguns casos entre as formas geométricas da mama direita e esquerda, conforme mostram as Figuras 6.29 e 6.30.

Em relação à validação 3D pode-se observar que em média as diferenças entre o modelo 3D gerado, as malhas 3D geradas pelo GAMBIT e os modelos gerados pelo scanner laser, variaram entre 4,42% e 6,03%. E o valor máximo das diferenças variou entre 4,77% e 6,08%.

Conforme a análise geral das médias e do valor máximo, assim como das médias e do valor máximo encontrados na validação 2D, pode-se dizer que essa margem de erro é considerada pequena e aceitável, tornando o modelo 3D gerado pela metodologia muito próximo do objeto real, sendo essa afirmativa válida para próteses, fantasmas e voluntárias.

A Figura 6.31 mostra a variação das médias das diferenças na validação 3D para cada um dos testes realizado, a Figura 6.32 mostra a variação do valor máximo das diferenças e as Figuras 6.33 e 6.34 mostram a variação das médias e do valor máximo para cada mama.

Pode-se observar nas Figuras 6.31 e 6.32 que houve uma pequena elevação nos valores encontrados para as médias e valores máximos das diferenças em relação à validação 3D das voluntárias se comparado com os modelos sintéticos, pois conforme citado anteriormente, isso se deve ao fato de que a geração do modelo 3D de voluntárias é mais complexa do que a geração do modelo 3D de próteses e fantoma.

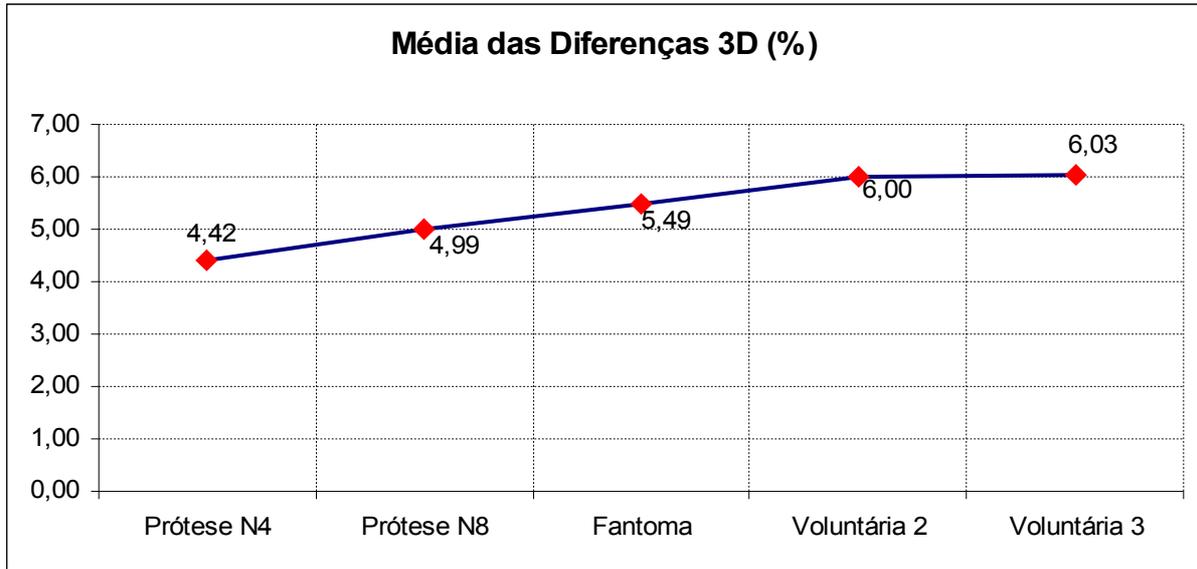


Figura 6.31 Gráfico ilustrando a média das diferenças, em relação a validação 3D, encontradas na modelagem 3D nos testes realizados

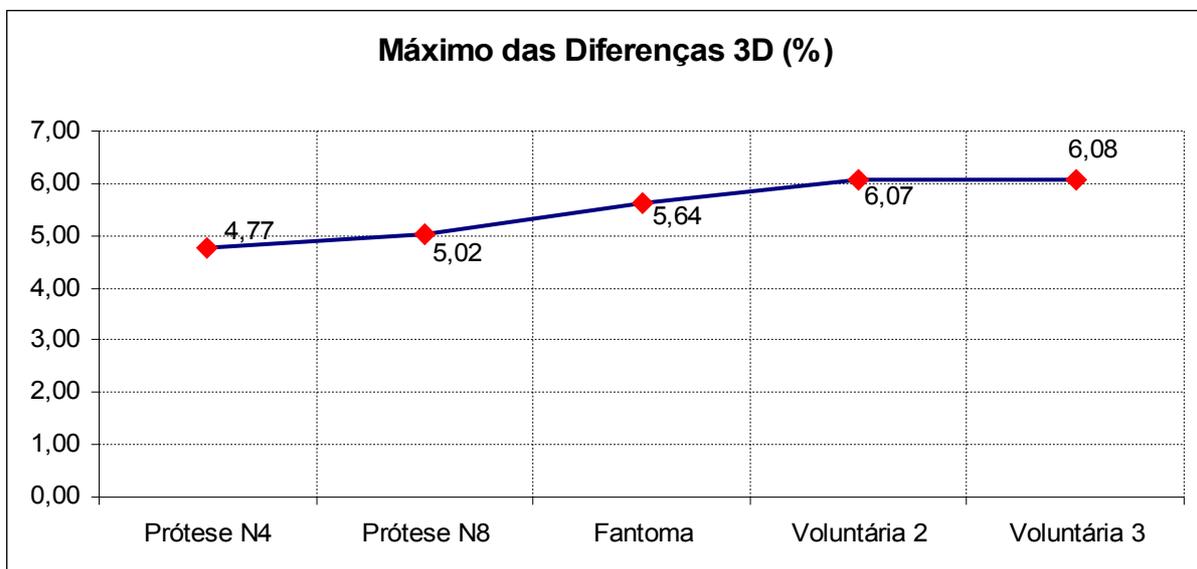


Figura 6.32 Gráfico ilustrando o valor máximo das diferenças, em relação a validação 3D, encontradas na modelagem 3D nos testes realizados

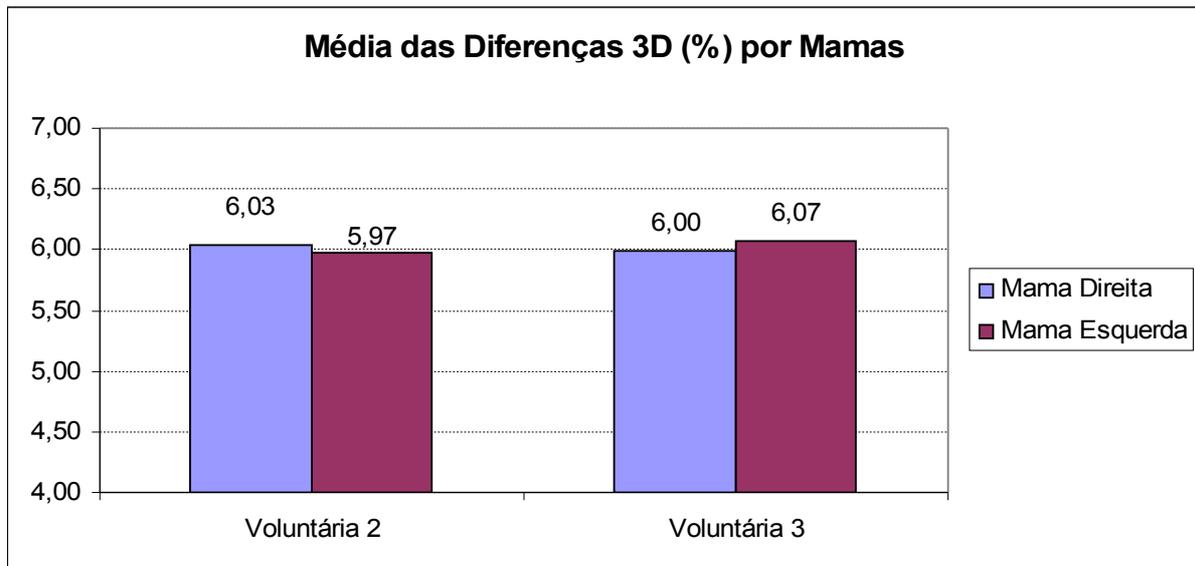


Figura 6.33 Gráfico ilustrando a média das diferenças, em relação a validação 3D, para cada mama das voluntárias

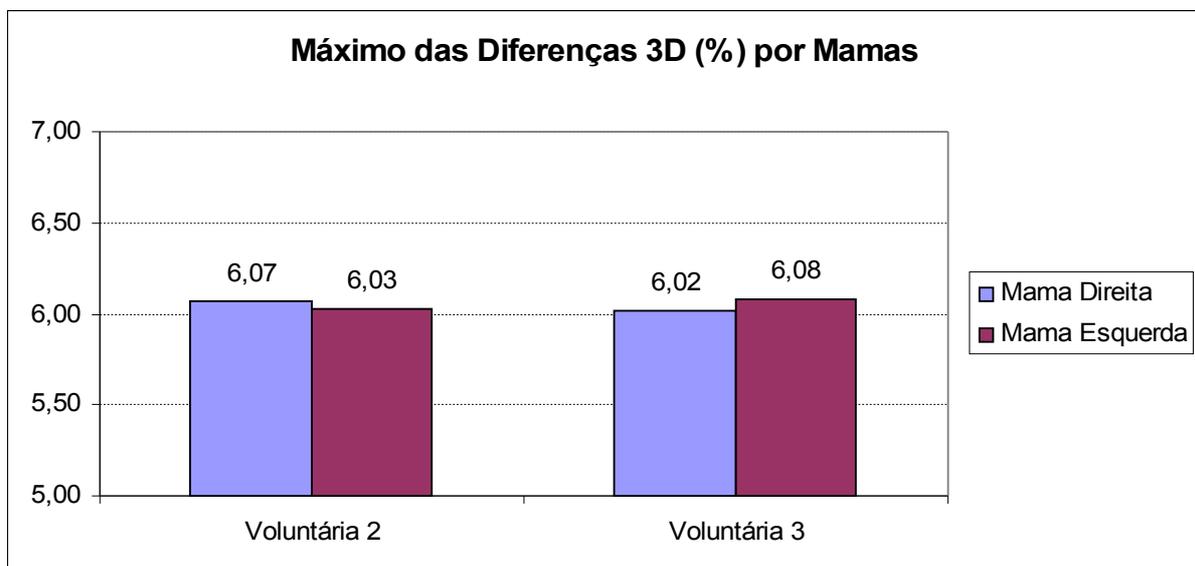


Figura 6.34 Gráfico ilustrando o valor máximo das diferenças, em relação a validação 3D, para cada mama das voluntárias

Na validação 3D, assim como na validação 2D, também é possível perceber que cada voluntária possui diferenças entre as medidas e em alguns casos entre as formas geométricas da mama direita e esquerda, conforme mostram as Figuras 6.33 e 6.34.

A nível de uma análise ainda mais detalhada foram calculados também os valores mínimos das diferenças encontradas na validação de forma geral, na validação 2D e na validação 3D.

A Figura 6.35 mostra a variação do valor mínimo das diferenças na validação de forma geral, a Figura 6.36 mostra a variação do valor mínimo das diferenças na validação 2D e a Figura 6.37 ilustra a variação do valor mínimo das diferenças na validação 3D para cada um dos testes realizado.

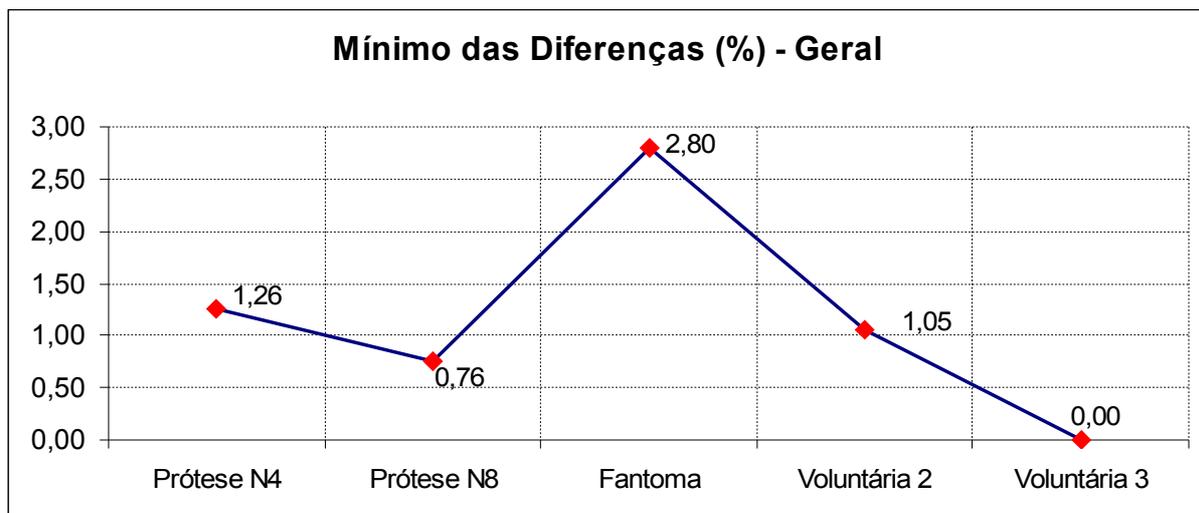


Figura 6.35 Gráfico ilustrando o valor mínimo geral das diferenças encontradas na modelagem 3D nos testes realizados

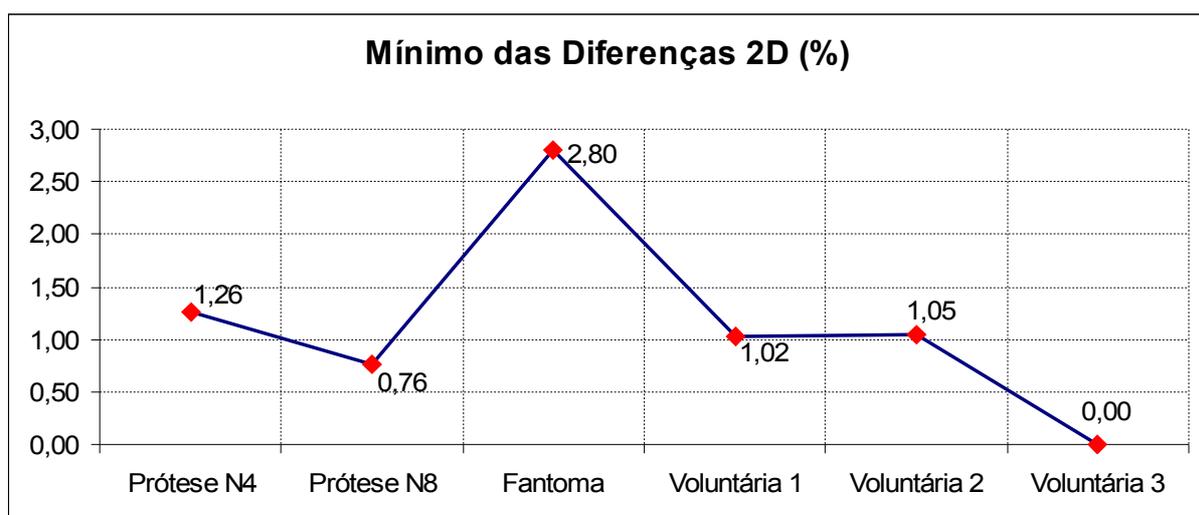


Figura 6.36 Gráfico ilustrando o valor mínimo das diferenças, em relação a validação 2D, encontradas na modelagem 2D nos testes realizados

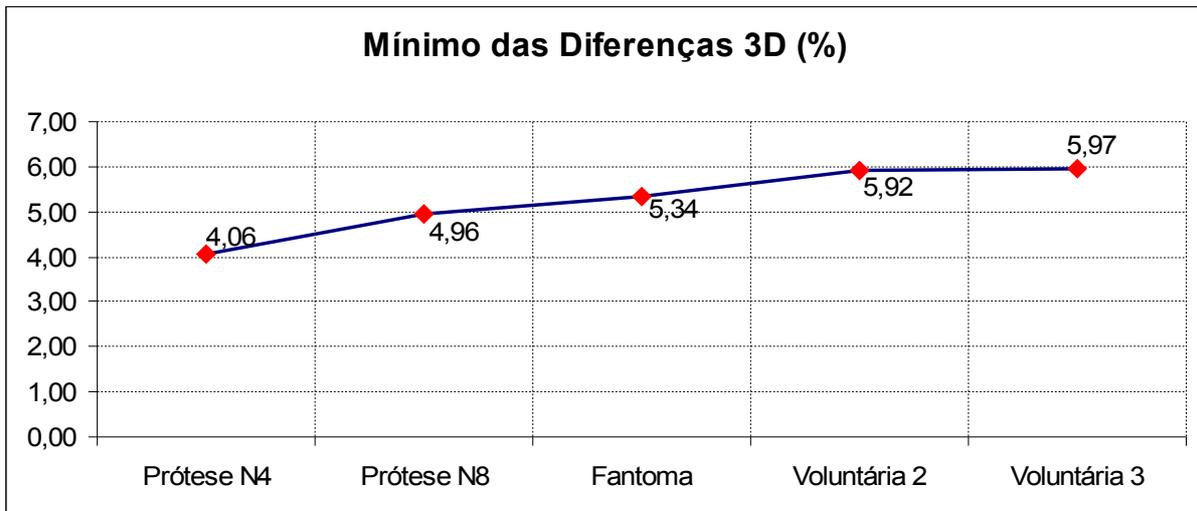


Figura 6.37 Gráfico ilustrando o valor mínimo das diferenças, em relação a validação 3D, encontradas na modelagem 3D nos os testes realizados

Nas Figuras 6.35, 6.36 e 6.37 pode-se observar que em relação ao mínimo das diferenças, este se encontra com valores menores no que diz respeito à validação 2D e com valores maiores quando relacionado à validação 3D. Isto se justifica devido ao fato de que as atividades da modelagem 3D, geração de superfícies, apresentam um maior nível de complexidade em relação as atividades da modelagem 2D, extração de curvas.

CAPÍTULO 7 – CONSIDERAÇÕES FINAIS E TRABALHOS FUTUROS

Este capítulo aborda as considerações finais sobre este trabalho e apresenta propostas para trabalhos futuros.

7.1 Considerações Finais

Este trabalho apresentou um método para reconstrução da mama através do desenvolvimento de um modelo 3D da mama de pacientes a partir somente de curvas extraídas de imagens termográficas, elaborando um modelo para análise numérica a partir desses exames termográficos e facilitando a visualização das mamas da paciente submetida a este tipo de exame.

É importante ressaltar que esse tipo de reconstrução da mama ocorreu através de um processo inédito, ou seja, nenhum outro trabalho reconstruiu a mama utilizando o método apresentado. Contribuiu-se, dessa forma, com a elaboração de uma metodologia que é composta por uma sequência de atividades que resultam no modelo 3D computacional, gerado exclusivamente por curvas extraídas de forma automática dos exames termográficos a partir de uma ferramenta desenvolvida neste trabalho.

A metodologia foi validada, tanto em relação à parte inicial (geração do modelo 2D) como em relação à parte final (geração do modelo 3D), através de testes utilizando modelos sintéticos (próteses externas e fantoma) e voluntárias (pessoas reais).

A análise resultante desses testes foi considerada satisfatória com baixa taxa de erros, onde a diferença entre o modelo 3D gerado pela metodologia e demais modelos foi inferior a 6,1%, dessa forma foi possível comprovar que o modelo 3D desenvolvido é bem próximo das características geométricas reais das voluntárias. Com isso, pode-se afirmar que este trabalho atingiu seu objetivo, ou seja, gerou um modelo 3D a partir de imagens termográficas, onde esse modelo é uma representação aproximada da geometria real das mamas humanas.

Este trabalho possui contribuições não somente na área computacional, através de uma nova metodologia para modelagem 3D, mas também contribui na área médica de diversas formas.

A parte inicial da metodologia, a geração do modelo 2D, pode contribuir para pesquisas e estudos referentes à escolha de próteses externas que mais se aproximam da geometria da mama da paciente, auxiliando os médicos neste procedimento.

A parte final da metodologia, a geração do modelo 3D, pode contribuir para melhoria das análises e estudos referentes ao uso da termografia como um exame auxiliar no diagnóstico do câncer e anomalias na mama, assim como poderá contribuir também como um modelo auxiliar na reconstrução mamária.

É importante ressaltar também que a escolha da prótese externa servirá para efetuar simulações computacionais diversas (análise paramétrica e métodos inversos de transformação de calor), a partir das quais será possível inferir propriedades mais sofisticadas.

7.2 Trabalhos Futuros

Como proposta para trabalhos futuros, pode-se citar:

- Inclusão dos modelos 3D gerados ao banco de imagens térmicas;
- Desenvolvimento de uma ferramenta on-line para integrar o prontuário da paciente às imagens termográficas, aos modelos 2D e aos modelos 3D;
- Elaboração de textura para o modelo 3D gerado e detecção das regiões que representam anomalias na superfície da mama de acordo com as imagens termográficas;
- Elaboração do modelo 3D utilizando as curvas das imagens laterais internas, comparando os resultados encontrados com os resultados apresentados neste trabalho. Esta pode ser uma forma de minimizar as diferenças encontradas nos testes realizados neste trabalho;
- Comparação dos modelos 3D das imagens térmicas com os modelos 3D gerados a partir de imagens de mamografia, ressonância magnética e ultrassonografia, ressaltando as diversas formas de se realizar estes exames, sendo a termografia é o único exame onde a mama está mais próxima de sua forma natural;
- Comparação do exterior e do interior do corpo com o objetivo de avaliar quantitativamente e qualitativamente o grau de equivalência entre eles, onde o exterior é extraído das imagens térmicas e representado através do modelo 3D, e o interior é representado através do auxílio de ferramentas CFD (*Computacional Fluid Dynamics*),

tais como o FLUENT para a resolução das equações de conservação de massa, quantidade do movimento e de energia;

- Uso da modelagem proposta para cálculo de perfis de temperatura em todo o volume da mama, usando os dados de temperaturas superficiais obtidas pela termografia. A simulação numérica será obtida através de programas de CFD, tais como o FLUENT;
- Fusão do modelo 3D gerado com o modelo 3D da ressonância magnética.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AMALU, W. C. **A Review of Breast Thermography**. Redwood City (EUA): International Academy of Clinical Thermography (IACT), 2002. 21p.

ARAÚJO, M. **Utilização de Câmera por Infravermelho para Avaliação de Diferentes Patologias em Clima Tropical e Uso Conjunto de Sistemas de Banco de Dados para Detecção de Câncer de Mama**. Recife: UFPE, 2009. 56 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica). Departamento de Engenharia Mecânica, Universidade Federal de Pernambuco. Recife, 2009.

AKSENOV, P.; CALRK, I.; GRANT, D.; INMAN A.; VARTIKOVSKI, L.; NEBEL, J. C. 3D Thermography for the Quantification of Heat Generation Resulting from Inflammation. In: PROCEEDINGS 8TH 3D MODELLING SYPOSIUM. **Anais...** Paris, France, 2003. Disponível em: <<http://staffnet.kingston.ac.uk/~ku33185/Papers/PDFformat/Paris03.pdf>>. Acesso em: 18 de fevereiro de 2008.

AZEVEDO E.; CONCI A. **Computação Gráfica – Teoria e Prática**. Vol. I, 1^o Edição. Rio de Janeiro: Ed. Campus-Elsevier, 2003. 353 p.

AZEVEDO, T. C. S.; TAVARES, J. M. R. S.; VAZ, M. A. P. Obtenção da Forma Tridimensional de Estruturas Anatômicas Externas a Partir de Imagens. In: 2^o ENCONTRO NACIONAL DE BIOMECÂNICA. **Anais...** Portugal, 2007. Disponível em: <<http://repositorio-aberto.up.pt/handle/10216/338>>. Acesso em: 27 de novembro de 2009.

AZEVEDO, T. C. S., TAVARES, J. M. R. S., VAZ, M. A. P. Obtenção da Forma 3D de Objetos Através de Métodos Volumétricos. In: CONGRESSO DE MÉTODOS NUMÉRICOS EM ENGENHARIA 2009 (METNUM 2009). **Anais...** Espanha, 2009. Disponível em: <<http://repositorio-aberto.up.pt/handle/10216/16048>>. Acesso em: 27 de novembro de 2009.

BARROS, E. M. DE; RIBEIRO, L. A.; WANGENHEIM, A. V. SIAPDI: Um Sistema de Processamento Distribuído de Imagens Médicas com Corba. In: WORKSHOP DE MEDICINA NA SAÚDE - CONGRESSO BRASILEIRO DE COMPUTAÇÃO. **Anais...** Itajaí, 2001.

BARROS, E. M. DE; SEHN, M.; WANGENHEIM, A. V.; KRECHEL, D. A Model for Distributed Medical Image Processing using CORBA. In: 14TH IEEE SYMPOSIUM ON COMPUTER BASED MEDICAL SYSTEMS (CBMS'2001). **Anais...** Washington, 2001.

BERG, W. A.; BIRDWELL, R. L.; GOMBOS, E. C.; WANG, S.; PARKINSON, B. T.; RAZA, S.; GREEN, G. E.; KENNEDY, A.; KETTER, M. D. **Diagnostic Imaging Breast**. 1º Edição. Canadá: Amirsys, 2006.

BEZERRA, L. A. **Uso de Imagens Termográficas em Tumores Mamários para Validação de Simulação Computacional**. Recife: UFPE, 2007. 59 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica). Departamento de Engenharia Mecânica, Universidade Federal de Pernambuco. Recife, 2007.

BRIOSCHI, M. L.; YENG, L. T.; TEIXEIRA, M. J. Diagnostico Avançado em Dor por Imagem Infravermelha e Outras Aplicações. **Prática Hospitalar**. Ano IX, nº 50, 2007. 93 p-98 p. Disponível em: <<http://www.praticahospitalar.com.br/pratica%2050/pdfs/mat%2013-50.pdf>>. Acesso em: 10 de maio de 2009.

CANNY J. A Computational Approach to Edge Detection. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**. Vol. Pami-8, No. 6, 1986. 679 p-698 p. Disponível em: <http://www.limsi.fr/Individu/vezien/PAPIERS_ACS/canny1986.pdf>. Acesso em: 22 de outubro de 2008.

CASTRO, F. J.; SILVA, S. V.; SERRANO, R. C.; MOTTA, L. S.; MENEZES, P. M.; BEZERRA, L. A.; CLUA, E. W.; LIMA, R.C. F.; CONCI, A. Um Sistema para Pré-Processamento de Imagens Térmicas e Modelagem Tridimensional Aplicada à Mastologia. In: ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA BIOMECÂNICA (ENEBI 2009). **Anais...** Florianópolis, 2009.

CATANUTO, G.; SPANO A.; PENNATI A.; RIGGIO E.; FARINELLA, G. M.; IMPOCO, G.; SPOTO, S.; GALLO, G.; NAVA M. B. Experimental Methodology for Digital Breast Shape Analysis and Objective Surgical Outcome Evaluation. **Journal of Plastic, Reconstructive & Aesthetic Surgery (JPRAS)**. Elsevier. 2006. p 1-5. Disponível em: <<http://svg.dmi.unict.it/bsa/>>. Acesso em: 03 de abril de 2008.

CHALA L. F.; BARROS N. Avaliação das Mamas com Métodos de Imagem. **Radiologia Brasileira (Radiol Bras)**. Vol. 40, nº.1. São Paulo, 2007. p 4-6. Disponível em: <<http://www.scielo.br/scielo.php?pid=S0100-39842007000100001&script=sciarttex>>. Acesso em: 17 de setembro de 2008.

CHAPRA, S.C.; CANALE, R. P. **Numerical Methods for Engineers: with Programming and Software Applications**. 3ª edição. EUA: WCB, 1998. 924p.

COHEN, M.; MANSSOUR, I. H. **OpenGL - Uma Abordagem Prática e Objetiva**. São Paulo: Editora NovaTec, 2006. 486 p.

CONCI A.; AZEVEDO E.; LETA, F. R. **Computação Gráfica – Teoria e Prática**. Vol. II, 1º Edição. Rio de Janeiro: Ed. Campus-Elsevier, 2008. 407 p.

CURLESS, B.L. **New Methods for Surface Reconstruction from Range Images**. USA: Stanford University, 1997. 189 p. Thesis (Doctor of Philosophy). Department of Electrical Engineering, Stanford University. USA, 1997. Disponível em: <http://www-graphics.stanford.edu/papers/curless_thesis/thesis.pdf>. Acesso em: 16 de junho de 2009.

CYBERWARE. **Whole Body Color 3D Scanner (Model WBX)**. Disponível em: <<http://www.cyberware.com/products/scanners/wbx.html>>. Acesso em: julho de 2010.

DIAKIDES, N. A.; BRONZINHO, J. D. **Medical Infrared Imaging**. USA: CRC Press, Boca Raton, 2008.

FARINELLA, G. M., IMPOCO, G., GALLO, G., SPOTO, S., CATANUTO, G. Unambiguous Analysis of Woman Breast Shape for Plastic Surgery Outcome Evaluation. In: 4TH CONFERENCE EUROGRAPHICS ITALIAN CHAPTER. **Anais...** Catania, Italy 2006. Disponível em: <<http://svg.dmi.unict.it/bsa/>>. Acesso em: 03 de abril de 2008.

FERRARI, R. J.; RANGAYYAN, R. M.; DESAUTELS, J. E. L.; FRÈRE, A. F. Segmentação de Mamogramas: Identificação da Borda da Mama, Músculo Peitoral e Disco Glandular. In: XVII CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA BIOMÉDICA (CBEB 2000). **Anais...** Vol. 1, p.1255-1261. Florianópolis, 2000. Disponível em: <http://www.sel.eesc.sc.usp.br/aladim/files/artigos/ricardof_floripa_cbeb_2000.pdf>. Acessado em: 22 de agosto de 2008.

FREITAS, A.G.; KEMP, C.; LOUVEIRAR, M. H.; FUJIWARA, S. M.; CAMPOS, L. F. Mamografia Digital: Perspectiva Atual e Aplicações Futuras. **Radiologia Brasileira (Radiol Bras)**. Vol. 39, nº 4. São Paulo, 2006. p 287-296. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0100-39842006000400012>. Acesso em: 17 de setembro de 2008.

GONZAGA, A.; MAZETTI, C. M. D. Metodologia para Extração de Características Invariantes à Rotação em Imagens de Impressões Digitais. In: I WORKSHOP DE VISÃO COMPUTACIONAL (WVC 2005). **Anais...** p. 40-43. Piracicaba, 2005.

GONZALEZ, R.C.; WOODS, R. E. **Processamento de Imagens Digitais**. 1º Edição. São Paulo: Ed. Edgard Blücher, 2000. 509 p.

GRAY, W. H; DUMONT, C.; ABIDI, M. A. Integration of Multiple Range and Intensity Image Pairs Using volumetric Method to Create Texture 3D Models. In: CONFERENCE. ON MACHINE VISION APPLICATIONS IN INDUSTRIAL INSPECTION VII, **Proceedings of SPIE**. Vol. 3966, p. 94-104, San Jose, CA, 2000.

HERRICK, A. L.; HUTCHINSON, C. Vascular Imaging. **Best Practice & Research Clinical Rheumatology**, Vol.18, n.6, p. 957-979, 2004.

INSTITUTO NACIONAL DE TECNOLOGIA - INT. **INT – Apresentação Institucional**. Disponível em <http://www.int.gov.br/Novo/INT/Apresentacao/int_apresentacao.html>. Acesso em: 20 de agosto de 2010.

INSTITUTO NACIONAL DE CÂNCER - INCA. **Estimativa 2010 - Incidência de Câncer no Brasil**. Rio de Janeiro: Ministério da Saúde, 2009. 98 p. Disponível em <<http://www.inca.gov.br>>. Acesso em: 03 de março de 2010.

JU, X.; NEBEL, J. C.; SIEBERT, J. P. 3D Thermography Imaging Standardization Technique for Inflammation Diagnosis. In: PHOTONICS ASIA 2004, **Proceedings of SPIE**. Vol. 6, p. 5640-46. China, 2004. Disponível em: <http://dirweb.king.ac.uk/papers/Ju_X.2004_481771/Beijing04.pdf>. Acesso em: 05 de maio de 2008.

LARSON, R.; FARBER, B. **Estatística aplicada**. 2º Edição. São Paulo: Pearson Prentice Hall, 2004. 496 p.

LEOPOLDINO, D. D.; D'IPPOLITO, G.; BEZERRA, A. S.; GRACIO, T. S. Aspectos Técnicos da Ressonância Magnética de Mama com Meio de Contraste: Revisão da Literatura. **Radiologia Brasileira (Radiol Bras)**. Vol. 38, nº 4. São Paulo, 2005. p 287-294. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0100-39842005000400011>. Acesso em: 17 de setembro de 2008.

MAINTZ, J. B. A.; VIERGEVER, M. A. A Survey of Medical Image Registration. **Medical Image Analysis**, Vol. 2, no 1. p 1-36. Oxford University Press, 1998. Disponível em: <<http://people.cs.uu.nl/twan/personal/media97.pdf>>. Acesso em: 18 de setembro de 2008.

MARCHI, A. A **Rastreamento do Câncer Mamário: Características de Utilização da Mamografia em Serviços de Saúde Públicos e Privados**. Campinas: Unicamp, 2004. 90 p. Dissertação (Mestrado em Ciências Médicas). Faculdade de Ciências Médicas, Universidade Estadual de Campinas. Campinas, 2004.

MEDAGLIA, D. R.; MANSSOUR I. H. Segmentação de Imagens Médicas Baseada no Uso das Bibliotecas ITK e VTK. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE COMPUTAÇÃO GRÁFICA E PROCESSAMENTO DE IMAGENS (SIBGRAPI 2006). **Anais...** Manaus, 2006. Disponível em: <<http://www.inf.pucrs.br/~manssour/Publicacoes/Sib2006.pdf>>. Acesso em: 12 de maio de 2008.

MENCL, R. **Recontruction of Surfaces from Unorganized 3D Points Clouds**. Germany: Dortmund University, 2001. 147 p. Thesis (Doctor of Engineering). Dortmund University. Germany, 2001.

MISIOTEK, M.; NAMYSTOWSKI, G.; CZECIOR, E. Thermography in the Investigation of Head and Neck Tumors. Diagnostics and Medical Technology. **Medical Science Monitor**, 2nd Department, Vol. 5, nº 6, p 1187-1190. Silesian Medical University. Poland, 1999. Disponível em: <http://www.medscimonit.com/fulltxt_free.php?ICID=503219>. Acesso em: 03 de junho de 2009.

MOTTA, L. S. **Obtenção Automática da Região de Interesse em Termogramas Frontais da Mama para o Auxílio à Detecção Precoce de Doenças**. Niterói: UFF, 2010. 109 p. Dissertação (Mestrado em Computação). Instituto de Computação, Universidade Federal Fluminense. Niterói, 2010.

MOTTA, L.; DINIZ, E.; CONCI, A.; LIMA, R. Segmentação Automática em Termogramas para o Auxílio ao Diagnóstico Automático e Modelagem 2D. In: X WORKSHOP DE INFORMÁTICA MÉDICA (WIN 2010) -XXX CONGRESSO DA SBC. **Anais...** Minas Gerais, 2010.

NAJARIAN, K.; SPLINTER, R. **Biomedical Signal and Image Processing**. NW: Taylor & Francis, 2006.

NG, E.Y.-K. A review of thermography as promising non-invasive detection modality for breast tumor. **International Journal of Thermal Sciences**. Vol. 48, nº 5, p. 849-859. Elsevier, 2008. Disponível em: <http://www.clinicalthermography.co.nz/Cache/Pictures/809464/Singapore_Research_2008.pdf>. Acesso em: 15 de abril de 2009.

NG, E.Y.K.; SUDARSHAN, N. M. Numerical computation as a tool to aid thermographic interpretation. **Journal of Medical Engineering and Technology**. Vol. 25, nº 2, p. 53-60. 2001. Disponível em: <<http://informahealthcare.com/doi/abs/10.1080/03091900110043621>>. Acesso em: 24 de junho de 2008.

NODA, M.S. ; NUNES, F. DE L. DOS S. ; BEZERRA, A. Um protótipo de ambiente virtual para simular objetos 2D e 3D referentes a imagens mamográficas. In: 5^o WORKSHOP DE REALIDADE VIRTUAL E AUMENTADA (WRVA 2008). **Anais...** Vol. 1, nº 8. Bauru, 2008.

RUDOLPHO, L.; KARP, N.; TEPPER, O.; SMALL, K.; UNGER, J.; DAVIDSON, E.; CHOI, M. Three-Dimensional Imaging as a Novel Approach to Breast Cancer Reconstruction. **Columbia Undergraduate Science Journal**, Spring 2007. Vol. 2, nº 1, p. 41-45. New York, 2007. Disponível em: <cusj.columbia.edu/cusj/include/getdoc.php?id=512>. Acesso em: 26 de novembro de 2008.

SANCHES, I. J. **Sobreposição de Imagens de Termografia e Ressonância Magnética: Uma Nova Modalidade de Imagem Tridimensional**. Curitiba: UTFPR, 2009. 168 p. Tese (Doutorado em Ciências). Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e Informática Industrial, Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Curitiba, 2009. Disponível em: <http://riut.utfpr.edu.br/jspui/bitstream/1/125/1/DOUT_Sanches.pdf>. Acesso em: 08 de abril de 2010.

SANTA BÁRBARA, A. S. **Processamento de Imagens Médicas Tomográficas para Modelagem Virtual e Física – O Software InVesalius**. Campinas: UNICAMP, 2006. 429 p. Tese (Doutorado em Engenharia Mecânica). Faculdade de Engenharia Mecânica, Universidade Estadual de Campinas. Campinas, 2006. Disponível em: <<http://cutter.unicamp.br/document/?code=vtls000380510&print=y>>. Acesso em: 20 de agosto de 2008.

SANTOS, L. C. DOS; BEZERRA, L. A.; ROLIM, T. L.; ARAÚJO, M. C.; SILVA, E. D. C.; CONCI, A.; LYRA, P. R. M.; LIMA, R. DE C. F. Desenvolvimento de Ferramenta Computacional para Análise Paramétrica da Influência da Posição e do Tamanho de um Tumor de Mama em Perfis de Temperatura. In: 2º ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA BIOMECÂNICA (ENEBI 2009). **Anais...** Florianópolis, 2009.

SEIXAS, F. L., SAADE, D. C. M. Detecção automática do contorno de estruturas anatômicas em imagens médicas para diagnóstico auxiliado por computador. VI WORKSHOP DE INFORMÁTICA MÉDICA (WIN 2006). **Anais...** Espírito Santo, 2006. Disponível em: <<http://www.sbc.org.br/bibliotecadigital/download.php?paper=990>>. Acesso em: 27 de outubro de 2008.

SERRANO, R. C. **Análise da Viabilidade do Uso do Coeficiente de Hurst e da Lacunaridade no Auxílio ao Diagnóstico Precoce de Patologias da Mama**. Niterói: UFF, 2010, 76 p. Dissertação (Mestrado em Computação). Instituto de Computação, Universidade Federal Fluminense. Niterói, 2010. Disponível em: <<http://www.ic.uff.br/PosGraduacao/Dissertacoes/457.pdf> >. Acesso em: 10 de maio de 2010.

SONKA, M.; HLAVAC, V.; BOYLE, R. **Image Processing, Analysis and Machine Vision**. 3th Edition, Thomson, 2008.

VALE, G. M.; GALVANIN, E. A. S.; DAL POZ, A. P. O Detector de Canny-Edp: Uma Combinação entre as Teorias de Canny e de Difusão Anisotrópica Não Linear. **Revista Brasileira de Cartografia**, N° 56/02, p. 156-168. 2004. Disponível em: <http://www.rbc.ufrj.br/_pdf_56_2004/56_2_08.pdf>. Acesso em: 15 de março de 2008.

VIANA, M. J. DE A. **Simulação do Perfil de Temperatura na Mama Através de Geometria Substituta Obtida a Partir de Prótese Mamária Externa**. Recife: UFPE, 2010, 95 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica). Departamento de Engenharia Mecânica, Universidade Federal de Pernambuco. Recife, 2010.

VIANA, M. J. DE A., SANTOS, F. G. DE S., ROLIM, T. L., LIMA, R. C. F., SILVA, S. V., CONCI, A. Simulating Breast Temperature Profiles Through Substitute Geometries from Breast Prostheses. In: 17TH INTERNATIONAL CONFERENCE ON SYSTEMS, SIGNALS AND IMAGE PROCESSING (IWSSIP 2010). **Anais...** Rio de Janeiro, 2010a.

VIANA, M. J. DE A., SANTOS, F. G. DE S., ROLIM, T. L., LIMA, R. C. F., SILVA, S. V., CONCI, A. Obtenção de Perfis de Temperaturas das Mamas Através da Geometria Substituta Determinada a Partir de Próteses. VI CONGRESSO NACIONAL DE ENGENHARIA MECÂNICA (CONEM 2010). **Anais...** Campina Grande, 2010b.

YIN, H. M., SUN, L. Z., WANG, G., YAMADA, T., WANG, J., VANNIER, M. W. ImageParser: a Tool for Finite Element Generation from Three-Dimensional Medical Images. **BioMedical Engineering OnLine**. Vol.3, nº 31. 2004. Disponível em: <<http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC524181/pdf/1475-925X-3-31.pdf>>. Acesso em: 27 de janeiro 2009.

WÄLDELE, F.; NI, J. Coordinate Measuring Machines. In: Bosch, J. A. **Coordinate Measuring Machine and Systems**. New York: Marcel Dekker, Inc., 1995.

WOLF, P.R.; GHILANI, C.D. **Adjustment Computations: Statistics and Least Squares in Surveying and GIS**. 3ª edição. EUA: John Wiley & Sons, Inc., 1997. 564p.

WOO, M.; NEIDER, J.; DAVIS, T.; SHREINER, D. **OpenGL Programming Guide: the Official Guide to Learning OpenGL, Version 1.2**. 3º Edição. Reading, Massachusetts: Addison Wesley, 1999. 730 p. Disponível em <<http://glprogramming.com/red/>>. Acessado em 23 de maio de 2009.

WRIGHT, R. S. JR.; SWEET, M. **OpenGL SuperBible**. 2º Edição. Indianapolis, Indiana: Waite Group Press, 2000. 696 p.