

UNIVERSIDADE FEDERAL FLUMINENSE

FRANCIÉRIC ALVES DE ARAÚJO

**METODOLOGIA PARA RECONSTRUÇÃO
TRIDIMENSIONAL DA GEOMETRIA DA MAMA
UTILIZANDO DOIS SENSORES DE
PROFUNDIDADE**

NITERÓI

2014

UNIVERSIDADE FEDERAL FLUMINENSE

FRANCIÉRIC ALVES DE ARAÚJO

**METODOLOGIA PARA RECONSTRUÇÃO
TRIDIMENSIONAL DA GEOMETRIA DA MAMA
UTILIZANDO DOIS SENSORES DE
PROFUNDIDADE**

Tese de Doutorado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Computação da Universidade Federal Fluminense como requisito parcial para a obtenção do Grau de Doutor em Computação. Área de concentração: Computação Visual

Orientador:
Prof.^a D.Sc. Aura Conci

NITERÓI

2014

Ficha Catalográfica elaborada pela Biblioteca da Escola de Engenharia e Instituto de Computação da UFF

A633 Araújo, Franciéric Alves de

Metodologia para reconstrução tridimensional da geometria da mama utilizando dois sensores de profundidade / Franciéric Alves de Araújo. – Niterói, RJ : [s.n.], 2014.
107 f.

Tese (Doutorado em Computação) - Universidade Federal Fluminense, 2014.

Orientador: Aura Conci.

1. Computação gráfica. 2. Reconstrução tridimensional. 3. Mamografia. 4. Termografia. I. Título.

CDD 006.42

METODOLOGIA PARA RECONSTRUÇÃO TRIDIMENSIONAL DA GEOMETRIA DA MAMA UTILIZANDO DOIS SENSORES DE PROFUNDIDADE

Franciéric Alves de Araújo

Tese de Doutorado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Computação da Universidade Federal Fluminense como requisito parcial para a obtenção do Grau de Doutor em Computação. Área de concentração: Computação Visual

Aprovada em 30 de Maio de 2014.

BANCA EXAMINADORA




Prof.ª. D.Sc. Aura Conci / UFF (Presidente)



Prof. D.Sc. Esteban Walter Gonzales Clua / UFF



Prof. D.Sc. Leandro Augusto Frata Fernandes / UFF



Prof. D.Sc. Anselmo Cardoso de Paiva / UFMA



Prof.ª. Ph.D. Djenane Cordeiro Pamplona / PUC-Rio

Niterói

2014

À toda minha família, em especial à minha avó, Maria Luzia.

À minha esposa, Marcela Cavalcante.

Ao meu filho, Eric Mateus.

Agradecimentos

Agradeço a Deus por tudo que Ele fez e faz em minha vida.

À minha esposa pelo apoio e motivação nesta caminhada e ao meu filho, Eric Mateus (Teteu), que é a razão da minha vida.

Agradeço o apoio de todos os meus familiares, em especial a minha avó, Maria Luzia, que fez tudo o que era possível para que eu tivesse uma boa educação.

À minha orientadora, Professora Aura Conci, pelo apoio, paciência e incentivo na realização deste trabalho.

Aos amigos do VisualLab, Roger, Rafael, Tiago Bonini, Lincoln, João Paulo, Giomar, pela amizade e pelas colaborações no meu trabalho.

Agradeço imensamente aos amigos do LABMINT/UFMA, em especial ao Professor Anselmo, Tiago, Jordan, Wesley e Paulo pelas valorosas contribuições.

À toda equipe do Instituto Nacional de Tecnologia (INT), em especial à Flávia Pastura, à Carla Guimarães e à Maria Cristina Zamberlan, que fazem parte do Laboratório de Ergonomia da Divisão de Desenho Industrial, e à Simone Belmonte, pela atenção e contribuição para este trabalho.

Aos amigos do IFPI, que fazem parte do convênio MINTER/DINTER, pelo apoio nos momentos críticos, especialmente Thiago Elias, Stepheson, Ritomar e Rogério Batista.

Aos amigos Lailson, Manuel, Oridéia, Alex Keoma, Lindberg, Dalfrede e em especial ao Tércio, pelas opiniões e contribuições no meu trabalho.

Aos meus amigos/irmãos do grupo do Bigode, por fazerem parte da minha vida e sempre estiveram me apoiando nessa jornada.

Resumo

Este trabalho faz parte do projeto de pesquisa, aprovado pelo comitê de ética do Ministério da Saúde, desenvolvido em parceria entre o Instituto de Computação da Universidade Federal Fluminense e o Hospital Universitário Antônio Pedro. Neste projeto são adquiridas termografias da mama de voluntárias. As termografias registram um mapa de temperatura da mama adquirida pela câmera térmica infravermelha. É uma técnica indolor, não emite radiação ionizante e pode ser aplicada em pacientes de qualquer idade. Essas capturas são realizadas seguindo protocolos, que em geral tem as seguintes etapas: Recomendações para a paciente e as condições do local para o exame; preparação, arrefecimento e posicionamento da paciente; posições e parâmetros das capturas.

Nesta tese é proposta uma metodologia para reconstrução da geometria 3D da mama adaptada ao protocolo de aquisição de imagens térmicas usado no projeto, o que permite realizar simulações computacionais diversas (análise paramétrica e métodos inversos de transformação de calor), possibilita o treinamento(simulações) de procedimentos cirúrgicos, auxilia o planejamento em cirurgias de aumento da mama, onde através do modelo tridimensional gerado, pode-se ter as informações necessárias para a criação de um par de mamas que sejam simétricas, agradáveis esteticamente, e proporcionais ao corpo da paciente. A forma tridimensional da mama gerada pode ser utilizada na Tomografia por Impedância Elétrica e outras implicações em modelagem computacional. Na metodologia desenvolvida foram utilizados dois sensores de profundidade de baixo custo de forma que o modelo 3D gerado represente, o mais fielmente possível, a geometria e a forma real da mama da paciente examinada.

A nova abordagem apresentada nesta tese consiste em três etapas: na primeira é realizada a calibração de dois Kinects fixados em um aparato desenvolvido; na etapa subsequente foi realizado um refinamento como forma de melhorar ainda mais o alinhamento (registro) das nuvens de pontos adquiridas pelos sensores. A última é a reconstrução da superfície do objeto virtual.

As validações foram feitas comparando as mamas reais de 5 voluntárias e 2 fantasmas capturadas por um escâner laser com as formas obtidas pela metodologia desenvolvida, e com medidas adquiridas diretamente nas mamas das voluntárias. Os testes foram divididos em testes qualitativos (sobreposição das imagens) e quantitativos (distâncias, áreas, medida real das voluntárias e coeficientes de similaridade). A metodologia apresentou um erro médio entre as superfícies de 4,13 mm, um Coeficiente de Dice de 0,93 de média e um Índice de Jaccard de 0,87 de média, a média da diferença entre as áreas de superfície foi de 3,55% e a média da diferença das distâncias entre os mamilos foi de 6,77% em comparação com as mamas reais e de 3,51% quando comparada com as superfícies geradas com o escâner laser.

Palavras-chave: Reconstrução tridimensional, sensor de profundidade, distância de Hausdorff, coeficientes de similaridade.

Abstract

This work belong to the research project approved by ethics committee of the Ministry of Health, developed on partnership between Institute of Computing of the Federal Fluminense University and Antônio Pedro University Hospital. This project acquires thermographies of volunteer's breast. The thermographies records a temperature map of the acquired scene through the infrared thermal camera. It is a painless technique, does not emit ionizing radiation and can be applied on patients of any age. These catches are made according to protocols, which generally has, the following steps: Recommendations for patient and local conditions for the examination; preparation, cooling and patient positioning; positions and parameters of the catches.

In this thesis, is proposed a methodology for 3D geometry reconstruction of the breast adapted to thermal images acquisition protocol used on the project, that allows realize several compute simulation (parametric analysis and inverses methods of heat transformation), make possible the training (simulations) of surgical procedures, aid the planning on surgeries of increase breasts, where through the tridimensional model generated, it can have the information needed to create a pair of tits that are symmetrical, aesthetically pleasing, and proportionate to the body of the patient. The tridimensional shape of generated breast can be used on Electric Impedance Tomography and other implications in computational modeling. The methodology developed in this thesis aims to develop three-dimensional reconstruction of the surface breast using two depth low cost sensors, adapted to the protocol of thermal imaging, where the model generated represent, as closely as possible, the real geometry and breast shape of the patient examined.

The methodology of this work consists in three steps. On the first the two Kinects, fixed on device that was built, are calibrated. On the next step, was made a sophistication to better the alignment (register) of clouds acquired from sensors. The last is the reconstruction of surface reconstructing of the virtual object.

Validations were made by comparing the real breasts of 5 volunteers and 2 phantoms captured by a laser scanner with the shapes obtained by the methodology, and measures directly acquired in the breasts of the volunteers. The tests were divided into qualitative tests (overlapping images) and quantitative (distances, areas, actual measurement of voluntary and similarity coefficients). The methodology presented an average error between the surfaces of 4.13 mm, a Dice coefficient of 0.93 and average Jaccard index average of 0.87, the mean difference between the surface areas was 3,55% and the difference of the distances between nipple average of 6.77% compared with the actual and the breasts and 3.51% when compared with surfaces generated by the laser scanner.

Keywords: Three-dimensional reconstruction, depth sensor, Hausdorff distance, similarity coefficients.

Lista de Figuras

1.1	(A) Sistema de navegação para acessar um modelo de tumor. (B) Visão geral do sistema de simulação[90].	19
1.2	(A) Alinhamento dos contornos da mama. (B) Volume gerado [31].	20
1.3	Geometrias substitutas[12].	21
1.4	(A) Voluntária com as marcações no corpo. (B) Medidas de discrepância no modelo gerado[57].	22
2.1	Câmera <i>pinhole</i> [20].	29
2.2	Modelo <i>pinhole</i>	30
2.3	A geometria de uma câmera de projeção linear.	31
2.4	Estrutura do Kinect.	34
2.5	(A) Projeção da luz estruturada em uma cena. (B) Mapa de profundidade gerado pelo Kinect. (C) Nuvem de pontos 3D.	35
2.6	(A) Nuvem de pontos sem oclusão. (B) Nuvem de pontos com oclusão.	37
2.7	(A) Cena sem interferência. (B) Cena com interferência.	37
2.8	Geometria da aquisição de duas vistas.	38
2.9	Exemplo da utilização do ICP.	40
2.10	Ilustração intuitiva da reconstrução de superfície de Poisson em 2D[48].	43
2.11	(A) Distância entre os pontos de A e B . (B) Distância entre as superfícies A e B . (C) Distância de Hausdorff.	45
3.1	Pontos detectados na ferramenta BSA [34].	48
3.2	Exemplo da aplicação de Farinella <i>et al</i> [34].	48
3.3	Fantoma na máquina de medição de coordenadas [81].	49
3.4	(A) Sequência da importação dos pontos. (B) Geração da malha [81].	49

3.5	(A) Detecção do contorno inferior da mama da imagem frontal. (B) Detecção do contorno da imagem lateral. (C) Curva lateral transladada. (D) Superfície gerada [93].	50
3.6	(A) Captura com um Kinect. (B) Modelo 3D reconstruído. (C) Modelo com textura. (D) Interação sensível ao toque. (E) Segmentação de objetos[42]. .	51
3.7	Resultados do método proposto por Cui e Stricker[26].	52
3.8	(A) Capturas com o Kinect. (B) Separação do objeto. (C) Modelos 3D. (D) Modelo 3D final [95].	53
3.9	Sistema para aquisição do modelo 3D da mama[23].	53
3.10	A configuração do sistema[96].	54
3.11	O manequim feminino com as marcações realizadas[96].	54
4.1	Etapas da metodologia desenvolvida	56
4.2	(A) Marcações para fixação do tripé. (B) Distância de captura. (C) Marcações para orientação no posicionamento.	57
4.3	Termogramas capturados utilizando o protocolo estático [32][82][86]	58
4.4	Termogramas capturados utilizando o protocolo dinâmico [32][82][86]	59
4.5	Capturas do tabuleiro de xadrez e detecção dos <i>corners</i>	62
4.6	Arquivo YML gerado.	63
4.7	(A) Distância entre os sensores. (B) Distância dos sensores a voluntária. .	64
4.8	(A) 20 cm. (B) 140 cm.	65
4.9	(A) 80 cm. (B) 140 cm.	65
4.10	(A) 20 cm. (B) 40 cm. (C) 60 cm.	65
4.11	Projeto do aparato criado(medidas em milímetros).	66
4.12	Posicionamento para aquisições.	66
4.13	Arquivo PLY gerado.	67
4.14	(A) Nuvem de pontos da voluntária 1. (B) Nuvem de pontos da voluntária 2.	68
4.15	Extração da região de interesse.	68
4.16	Região de interesse com as normais dos pontos definidas.	69

4.17	Superfície reconstruída.	69
4.18	(A) Escâner laser 3D do INT. (B) Modelo 3D gerado.	70
4.19	(A) Captura do modelo 3D. (B) Modelo 3D gerado.	71
4.20	(A) Modelo 3D. (B) Região de interesse.	72
4.21	(A) Superfície gerada com os Kinects. (B) Superfície gerada com o escâner laser.	72
4.22	(A) Superfícies. (B) Alinhamento manual. (C) Região da mama.	73
4.23	Resultado final do alinhamento.	73
4.24	(A) Superfície (Kinect). (B) Superfície (escâner laser). (C) Superfície (união). (D) Superfície (interseção).	74
5.1	Sobreposição da superfície 3D geradas pela metodologia e a de um escâner laser.	76
5.2	(A) Distância entre os mamilos obtidas a partir do Kinect (A) e do escâner laser (B).	77
5.3	Sobreposição das superfícies da voluntária 1.	78
5.4	Sobreposição das superfícies da voluntária 2.	78
5.5	Sobreposição das superfícies da voluntária 3.	78
5.6	Sobreposição das superfícies da voluntária 4.	79
5.7	Sobreposição das superfícies da voluntária 5.	79
5.8	Sobreposição das superfícies do fantoma 1.	79
5.9	Sobreposição das superfícies do fantoma 2.	79
5.10	Distância de Hausdorff e média dos erros médios computados entre os mo- delos 3D (em milímetros).	81
5.11	Variação da distância entre os pontos das superfícies da voluntária 1. . . .	81
5.12	Variação da distância entre os pontos das superfícies da voluntária 2. . . .	81
5.13	Variação da distância entre os pontos das superfícies da voluntária 3. . . .	82
5.14	Variação da distância entre os pontos das superfícies da voluntária 4. . . .	82
5.15	Variação da distância entre os pontos das superfícies da voluntária 5. . . .	82

5.16	Variação da distância entre os pontos das superfícies do fantoma 1.	82
5.17	Variação da distância entre os pontos das superfícies do fantoma 2.	83
5.18	Pontos das superfícies com distância inferior a 10mm (%).	84
5.19	Diferença entre as áreas das superfícies (%).	85
5.20	Diferença das distâncias entre os mamilos (%).	86
5.21	Coeficiente de Dice e Índice de Jaccard.	87
6.1	Aplicação da metodologia no trabalho de Bezerra <i>et al</i> [12].	96
6.2	Aplicação da metodologia no trabalho de Liu <i>et al</i> [57].	96
6.3	Aplicação da metodologia no trabalho de Tomikawa <i>et al</i> [90].	97
6.4	Aplicação da metodologia no trabalho de Kantartzis <i>et al</i> [47].	97

Lista de Tabelas

1.1	Dez tipos de câncer mais prevalentes em mulheres estimados para 2014, exceto pele não melanoma [40].	17
1.2	Comparação de tecnologias para aquisição da forma da mama.	24
2.1	Sistema de coordenadas	29
2.2	Comparação de sensores para aquisição 3D	33
2.3	Comparação entre os Kinects 1.0 e 2.0[94]	34
5.1	Distância de Hausdorff e erro médio (em milímetros).	80
5.2	Percentual de pontos com a distância inferior a 10mm.	83
5.3	Diferença da área da superfície(%).	84
5.4	Distância entre os mamilos(%).	85
5.5	Coefficiente de Dice e Índice de Jaccard	87
5.6	Resultados obtidos por voluntária/fantoma.	88
5.7	Resumo dos resultados obtidos.	88

Lista de Abreviaturas e Siglas

Sigla	Termo	Significado
2D	Bidimensional	Interface de Programação de Aplicativos
3D	Tridimensional	
API	<i>Application Programming Interface</i>	
BSA	<i>Breast Shape Analysis</i>	Analizador da Forma da Mama
CAAE	Certificado de Apresentação para Apreciação Ética	Projeto Assistido por Computador
CAD	<i>Computer Aided Design</i>	
CC	projeções Crânio-Caudal	
CEP	Comitê de Ética em Pesquisa	Dinâmica dos Fluidos Computacional
CFD	<i>Computational Fluid Dynamics</i>	
EIT	<i>Electrical Impedance Tomography</i>	
GPU	<i>Graphics Processing Unit</i>	Unidade de Processamento Gráfico
HUAP	Hospital Universitário Antônio Pedro	Algoritmo utilizado para minimizar a diferença entre duas estruturas de forma iterativa
ICP	<i>Iterative Closest Point</i>	
INCA	Instituto Nacional do Câncer	
INT	Instituto Nacional de Tecnologia	Infravermelho
IR	<i>Infrared</i>	
MCT	Ministério da Ciência e Tecnologia	
MI	<i>Marching Intersection</i>	Método para obtenção do modelo 3D que representa a união e a interseção entre as superfícies avaliadas
MLO	projeções Médio-Lateral Oblíqua	
MMC	Máquina de Medição de Coordenadas	

MS	Ministério da Saúde	
NURBS	<i>Non Uniform Rational B-Spline Surfaces</i>	Superfícies B-spline Não Uniforme Racional
PCL	<i>Point Cloud Library</i>	Projeto para processamento de nuvem de pontos
SCC	Sistema de Coordenadas da Câmera	
SCM	Sistema de Coordenadas do Mundo	

Lista de Símbolos

Símbolo	Significado
\vec{V}	Vetor normal
χ	Função indicadora do modelo
$\nabla\chi$	Gradiente da função indicadora
∇^2	Operador Laplaciano
$\nabla \cdot (\nabla\chi)$	Divergente do gradiente da função indicadora
\mathbf{C}	Centro de projeção da câmera ou centro óptico
\mathbf{c}	Ponto principal, onde o eixo principal, linha do centro da câmera(perpendicular ao plano da imagem), intercepta o plano da imagem.
f	Distância focal
π	Plano de projeção ou plano 2D da imagem
\mathbf{M}	Ponto no espaço tridimensional
\mathbf{m}	Projeção 2D do ponto \mathbf{M} no plano da imagem
$\tilde{\mathbf{M}}$	Coordenada homogênea do ponto \mathbf{M} no sistema de coordenadas da câmera
$\tilde{\mathbf{m}}$	Coordenada homogênea do ponto \mathbf{m} no sistema de coordenadas da imagem
$\tilde{\mathbf{n}}$	Coordenada homogênea do ponto \mathbf{m} no sistema de coordenadas em <i>pixel</i>
(X_m, Y_m, Z_m)	Sistema de coordenadas do mundo
(X_c, Y_c, Z_c)	Sistema de coordenadas da câmera
(x, y)	Sistema de coordenadas da imagem
(u, v)	Sistema de coordenadas utilizado para localizar <i>pixels</i> de imagens
(X_m, Y_m, Z_m)	Coordenada do ponto no sistema de coordenadas do mundo
(X_c, Y_c, Z_c)	Coordenada do ponto no sistema de coordenadas da câmera
(x, y)	Coordenada do ponto no plano de formação da imagem

u_0 e v_0	Coordenadas, em <i>pixels</i> , da projeção do centro óptico C sobre o plano de projeção
F	Matriz de projeção
G	Matriz de transformação
α_x e α_y	Distância focal da câmera em <i>pixels</i>
(m_x, m_y)	Número de <i>pixels</i> por unidade de medida em termos de coordenadas da imagem
K	Matriz de calibração com os parâmetros intrínsecos da câmera
R	Matriz de rotação
t	Vetor de translação
ud e vd	Coordenadas, em <i>pixels</i> , da imagem de profundidade
$d()$	Distância Euclidiana
R^3	Espaço tridimensional
d_H	Distância de Hausdorff
d_M	Erro médio entre superfícies
ϕ, φ	Funções reais

Sumário

1	INTRODUÇÃO	17
1.1	Motivação	18
1.2	Objetivos	24
1.3	Estrutura do trabalho	25
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	27
2.1	Aquisição do modelo 3D	27
2.1.1	Calibração de câmeras	28
2.1.2	Sensores de profundidade	33
2.1.2.1	Kinect	34
2.2	Registro e reconstrução tridimensional	38
2.2.1	Algoritmo para registro de imagem	39
2.2.2	Abordagem para a reconstrução de superfície	40
2.2.2.1	Superfície de Poisson	41
2.3	Técnicas de avaliação	44
2.3.1	Distância de Hausdorff	44
2.3.2	Coefficiente de Dice e Índice de Jaccard	45
3	TRABALHOS RELACIONADOS	47
3.1	Farinella <i>et al</i>	47
3.2	Santos <i>et al</i>	48
3.3	Vasconcelos <i>et al</i>	49

3.4	Izadi <i>et al</i>	50
3.5	Cui e Stricker	51
3.6	Weiss <i>et al</i>	52
3.7	Choppin <i>et al</i>	53
3.8	Wheat <i>et al</i>	53
4	METODOLOGIA DESENVOLVIDA	56
4.1	Protocolos de aquisição de imagens térmicas	57
4.2	Protocolo para captura da nuvem de pontos 3D da mama	58
4.2.1	Captura da nuvem de pontos e geração da superfície	67
4.3	Validação do modelo proposto	69
4.3.1	Distância entre superfícies (distância de Hausdorff e erro médio) . .	69
4.3.2	Coeficientes de similaridade (Coeficiente de Dice e Índice de Jaccard)	73
5	TESTES E RESULTADOS	75
5.1	Testes	76
5.2	Resultados e análises dos testes	78
5.3	Resumo dos resultados obtidos nos testes	87
5.3.1	Comparações com os trabalhos relacionados	90
6	CONSIDERAÇÕES FINAIS, CONTRIBUIÇÕES E TRABALHOS FUTUROS	93
6.1	Considerações finais	93
6.2	Contribuições	94
6.3	Trabalhos futuros	95
	Referências	98

Capítulo 1

INTRODUÇÃO

Câncer é o nome dado a um conjunto de mais de 100 tipos diferentes de doenças que têm em comum o crescimento desordenado de células anormais com potencial invasivo, cuja origem se dá por condições multifatoriais. Esses fatores causais podem agir em conjunto ou em sequência para iniciar ou promover o câncer (carcinogênese)[40].

Segundo o Instituto Nacional do Câncer (INCA) [40], no Brasil, as estimativas para 2014 apontam a ocorrência de aproximadamente 274.230 casos novos de câncer em mulheres, sendo que destes 57.120 são casos novos de câncer de mama, com um risco estimado de 56,09 casos a cada 100 mil mulheres. A Tabela 1.1 mostra que, sem considerar os tumores de pele não melanoma (83.710 casos novos em mulheres), o câncer de mama é o mais incidente na população brasileira feminina, seguido por cólon e reto (17.530), colo do útero (15.590) e traqueia, brônquio e pulmão (10.930).

Tabela 1.1: Dez tipos de câncer mais prevalentes em mulheres estimados para 2014, exceto pele não melanoma [40].

Localização primária	Casos novos	%
Mama Feminina	57.120	20,8%
Cólon e Reto	17.530	6,4%
Colo do Útero	15.590	5,7%
Traquéia, Brônquio e Pulmão	10.930	4,0%
Glândula Tireóide	8.050	2,9%
Estômago	7.520	2,7%
Corpo do Útero	5.900	2,2%
Ovário	5.680	2,1%
Linfoma não Hodgkin	4.850	1,8%
Leucemias	4.320	1,6%

Segundo o INCA [40], mesmo o câncer de mama sendo considerado um câncer de

relativamente bom prognóstico, se diagnosticado e tratado oportunamente, as taxas de mortalidade por câncer da mama continuam elevadas no Brasil, muito provavelmente porque a doença ainda é diagnosticada em estágios avançados.

Algumas das formas de diagnóstico por imagem, adotadas pelos especialistas, são os exames de mamografia, ultrassom e ressonância magnética[50]. Estes fornecem informações anatômicas internas do corpo, ajudando assim, ao diagnóstico médico. Outro exame utilizado é a termografia que não usa radiação ionizante, acesso venoso, ou outros procedimentos invasivos, além de ser indolor e não promover contato com a superfície da pele podendo ser comparada, analogamente com uma fotografia[2][5][64]. Portanto, o exame não proporciona qualquer incômodo para a paciente e é relativamente barato comparado aos métodos citados anteriormente.

A temperatura corporal tem sido utilizada como indicador de doença. A produção de calor ou termogênese é um processo fundamental para a vida, ela representa o efeito combinado do metabolismo de nutrientes, fluxo sanguíneo e gasto energético. Pequenas mudanças termogênicas em tecidos específicos podem refletir doenças ou mudanças da função fisiológica. Estas alterações são capazes de ser regularizadas por medições e tratamentos não-medicamentosos. A medida dessa propriedade intrínseca de vitalidade pode fornecer conhecimentos para o diagnóstico e tratamento de diversas doenças em seus estágios mais precoces [19].

Sanches *et al* [80] e Bichinho *et al* [13] afirmam que existem diversos fatores que influenciam a análise de termografias, sendo que estes podem gerar conclusões erradas se não forem tomadas as devidas providências. Para tal consistência, a reconstrução 3D, aliada à termografia, é um meio de validar, ou ajudar o diagnóstico, tornando-o mais preciso e com mais informações, usando métodos numéricos associados à análise da transferência de calor entre os órgãos e tecidos envolvidos.

1.1 Motivação

A reconstrução de modelos 3D é uma área da computação gráfica que tem por objetivo prover informações tridimensionais de objetos reais. As informações geradas podem ser do volume como um todo, incluindo seu interior, ou somente da superfície.

Os trabalhos apresentados na literatura sugerem a necessidade do desenvolvimento de uma metodologia para aquisição de modelos 3D que representem a geometria da mama e seja de baixo custo. Esta metodologia tem sua aplicabilidade em:

Treinamento(simulações) de procedimentos cirúrgicos

Tomikawa *et al* [90] realizaram a simulação de procedimentos de punção do tecido mamário, no Hospital Universitário de Kyushu, onde desenvolveram um sistema de visualização 3D baseado em modelos de ressonância magnética. Este simulador permite a visualização 3D da mama, como pode ser observado na Figura 1.1(A), auxiliando a execução do procedimento de punção, assim como o aprendizado devido a inserção de uma interface robótica que simula a existência de tumores para estudo, como representado na Figura 1.1(B). A diferença entre as distâncias obtidas no ambiente de navegação simulado e o real foi de 2,01 mm e 0,32 mm quando avaliados com fantasmas e de 3,00 mm e 4,07 mm em pacientes reais.

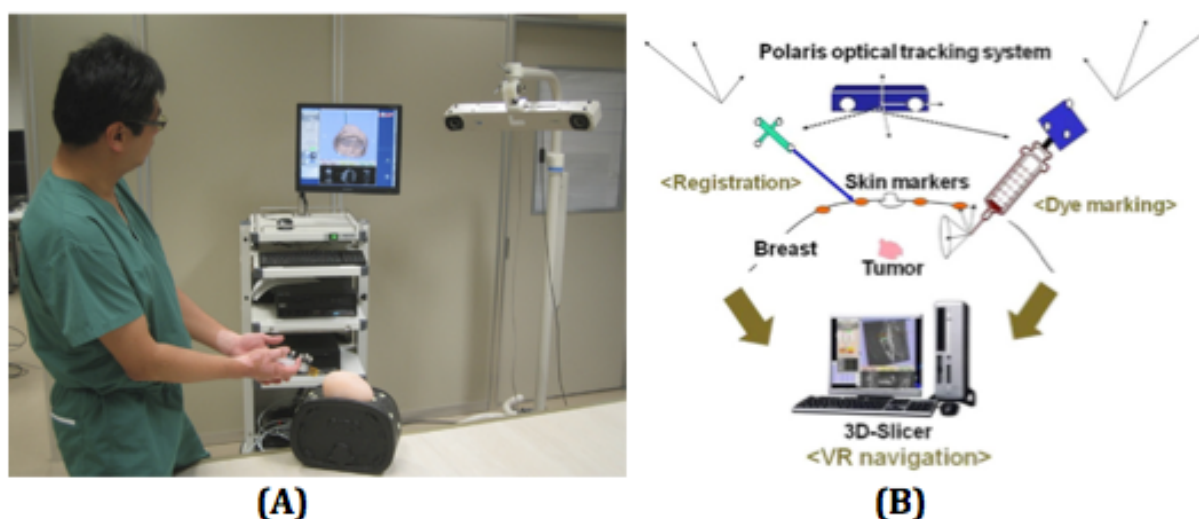


Figura 1.1: (A) Sistema de navegação para acessar um modelo de tumor. (B) Visão geral do sistema de simulação[90].

Uma das principais aplicações dos simuladores de procedimentos médicos é o apoio ao planejamento. Um simulador cujo modelo tenha sido construído para replicar a anatomia de um paciente específico pode ser utilizado para simular as diversas opções de procedimento que o especialista dispõe. Dessa forma, uma série de decisões a serem tomadas antes e durante um procedimento real, por exemplo exames com biopsias, podem ser testadas e comparadas. Essas simulações necessitam de modelos tridimensionais com medidas próximas das formas reais.

Auxiliar no planejamento em cirurgias de redução da mama

Diniz *et al* [31] apresentaram uma metodologia para reconstrução da mama com base em mamografias e utilizaram elementos finitos para simular o processo cirúrgico através da

ferramenta¹ Abaqus. Para a geração do modelo tridimensional da mama foram utilizadas 4 imagens, correspondendo as mamas esquerda e direita nas projeções Crânio-Caudal(CC) e Médio-Lateral Oblíqua(MLO). Os contornos das mamas são extraídos para cada uma das imagens e alinhados, como mostra a Figura 1.2 (A), e o volume da mama é gerado(Figura 1.2 (B)).

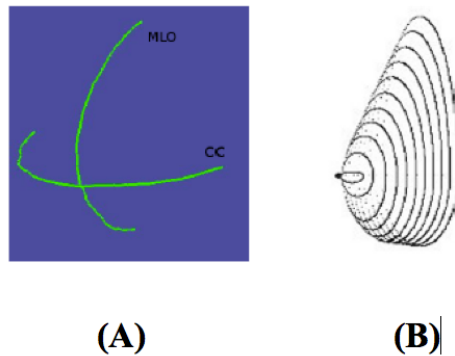


Figura 1.2: (A) Alinhamento dos contornos da mama. (B) Volume gerado [31].

Para realizar a simulação do procedimento cirúrgico na mama, utilizando elementos finitos, os autores realizaram a segmentação de imagens, extração da malha da superfície, geração de malhas volumétricas, definição dos materiais dos tecidos e a remoção de tecido e sutura.

Uma metodologia para obtenção do modelo 3D da geometria da mama de maneira mais rápida e mais próxima da forma real é importante para o trabalho dos autores.

Simulações numéricas

Bezerra *et al* [12] afirmam que as imagens termográficas podem servir para validar o cálculo numérico das temperaturas em tecidos mamários, possibilitando uma comparação entre os valores das temperaturas medidas na pele dos pacientes e os obtidos através de simulações em um modelo tridimensional, efetuadas através de uma ferramenta computacional que usa o método de volumes finitos para resolver a equação de biotransferência de calor. Um método de programação quadrática sequencial foi utilizado para resolver o problema inverso, e para estimar a condutividade térmica e a perfusão de sangue dos tecidos mamários.

Os autores citam que na tentativa de reconstruir a geometria verdadeira da mama, várias geometrias substitutas foram utilizadas pelo grupo de pesquisa. As formas 3D da mama foram obtidas a partir de uma semiesfera, de um fantoma e a partir de uma prótese

¹Software ou programa já desenvolvido e executável.

de silicone(Figura 1.3). Nesse trabalho, para modelar a mama, os autores utilizaram vários tamanhos de próteses de silicone, onde as imagens termográficas foram manipuladas por uma ferramenta computacional. Esta ferramenta utilizou duas imagens térmicas para cada paciente: uma imagem frontal com os braços levantados e outra da lateral da mama. A ferramenta detecta automaticamente os pontos da base da mama e os pontos do seu contorno lateral e gera um arquivo com os pontos destas curvas. Com vista à escolha da prótese mais adequada para o paciente, foi realizada uma comparação entre as curvas obtidas a partir de imagens térmicas e aquelas obtidas a partir da geometria substituta (próteses). Assim é definida a geometria substituta que melhor se adapta à paciente e esta será utilizada pelo pré-processador Gambit[21].

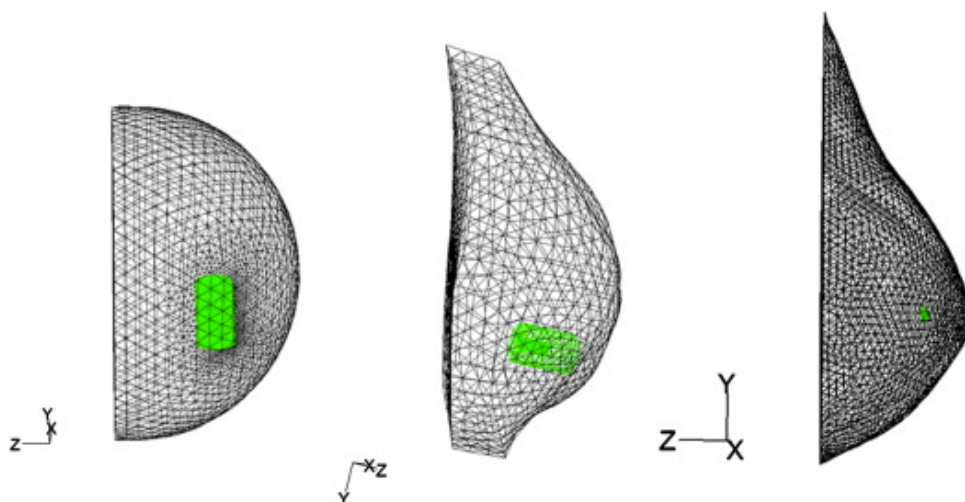


Figura 1.3: Geometrias substitutas[12].

Após escolher a geometria da mama , um nódulo da mama com uma geometria cilíndrica foi inserido no volume escolhido. Alguns dados, tais como tipo de nódulo, tamanho, profundidade e localização são necessários para a modelagem geométrica. Estes são desenhados a partir dos resultados do exame de ultrassom da paciente. Uma ferramenta comercial *Computational Fluid Dynamics* - CFD (Dinâmica dos Fluidos Computacional), Fluent, foi usada para executar os cálculos de temperatura em conjunto com uma ferramenta otimizadora desenvolvida para estimar parâmetros físicos. Os autores chegaram a conclusão de que é possível determinar de forma satisfatória as propriedades termofísicas de tecidos da mama e nódulos, usando a temperatura máxima do perfil de temperatura de imagens termográficas, através de simulações numéricas em modelos tridimensionais.

No entanto, no trabalho de Bezerra *et al* [12] fica claro que para a realizações de simulações numéricas se faz necessária uma metodologia para a reconstrução da geometria tridimensional da mama real, pois nos trabalhos de pesquisa citados a mama foi repre-

sentada por semiesfera e próteses de silicone. Um modelo tridimensional da mama real que possa ser utilizado em pesquisas como a citada é necessário e importante.

Auxiliar no planejamento em cirurgias de aumento da mama

Liu *et al* [57] afirmam que as cirurgias para aumento da mama tem como objetivo final a criação de um par de mamas que sejam simétricas, agradáveis esteticamente, e proporcionais ao corpo da paciente. A avaliação pré-operatória da assimetria da mama é essencial para a tomada de decisão no planejamento operatório e para se obter resultados satisfatórios no pós-operatório. No entanto, a análise objetiva e abrangente da assimetria mamária permaneceu uma missão complicada para os cirurgiões plásticos devido a ausência de técnicas tradicionais que possibilitassem comparar duas estruturas tridimensionais. Isto se tornou possível graças ao uso de técnicas para modelagem tridimensional da superfície da mama a análise objetiva da assimetria. A região da mama foi digitalizada com o uso de um escâner 3D com precisão de 0,1 milímetros, onde foram obtidas duas imagens simultaneamente que foram alinhadas em um único modelo tridimensional. A paciente fica de pé com as costas apoiada na parede com as mãos sobre a coluna vertebral e as marcações, em pontos específicos, são feitas para medir a assimetria entre as mamas, como mostra a (Figura 1.4).

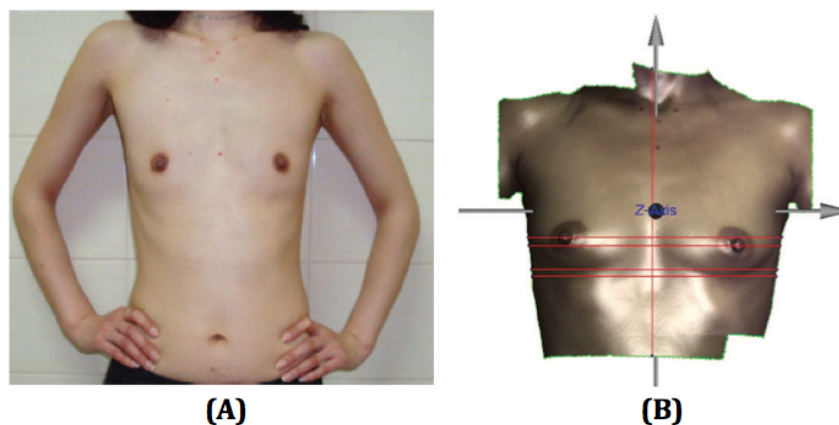


Figura 1.4: (A) Voluntária com as marcações no corpo. (B) Medidas de discrepância no modelo gerado[57].

A cirurgia de implante de prótese de mama tem sido amplamente realizada e frequentemente se tem casos com mamas que são muito assimétricas. É praticamente nula a possibilidade da mulher apresentar mamas absolutamente iguais e simétricas. Alguma diferença sempre existirá. No entanto, algumas diferenças devem ser vistas antes de operar com o intuito de minimizar esta situação. Em alguns casos, por exemplo, chega-se a usar próteses de tamanho e formato diferentes. A modelagem tridimensional poderia auxiliar

no planejamento para diminuir essa assimetria em cirurgias de aumento da mama. Este planejamento, em alguns casos, ainda é feito com métodos manuais e fotográficos.

Ajudar na tomografia por impedância elétrica

A *Electrical Impedance Tomography* – EIT (Tomografia por Impedância Elétrica) está sendo pesquisada no campo da imagem da mama como uma técnica complementar à mamografia para detecção de câncer de mama. Ao contrário de ressonância magnética, EIT é portátil, de baixo custo e com um funcionamento semelhante ao ultrassom. Além de não utilizar radiação ionizante[47]. A EIT funciona medindo a impedância elétrica baseada na evidência de que uma corrente elétrica passa pelo tecido canceroso de forma diferente do que através do tecido normal[47].

Em princípio, a EIT é simples e fácil de operar e não requer médicos experientes para realizar uma varredura. Nos experimentos, as correntes são aplicadas por meio de eletrodos ligados a periferia do corpo e as medidas de tensão são recolhidas a partir de alguns outros eletrodos de superfície. O vetor de dados observado, isto é, as medições de tensão, são então passados para um computador para estimar a distribuição do material(tecido) do interior[47].

No contexto da imagem da mama, a situação é menos trivial devido principalmente a limitações práticas. Por exemplo, uma grande quantidade de eletrodos precisam ser anexados a mama feminina que é facilmente deformável. Uma vez que tanto o número de eletrodos e, portanto, as medidas, bem como o modelo desajustado da superfície real sejam limitadores e afetem a qualidade da imagem reconstruída, encontra-se um gargalo potencial sobre tal técnica. Estes problemas poderiam ser resolvido por meio de modelos tridimensionais que resultariam em representações precisas da superfície da mama feminina[47]. Logo, pesquisas que tenham como objetivo a geração da forma tridimensional precisa da mama são importantes e podem ser usadas em parceria com a EIT.

Modelos computacionais simples e de baixo custo

Outro ponto a ser discutido é o custo para se obter modelos tridimensionais. Oliveira *et al* [65] fizeram uma revisão dos tipos de equipamentos utilizados na reconstrução tridimensional da mama para avaliação da geometria em cirurgias, onde é possível verificar que a maioria dos trabalhos apresentados na Tabela 1.2[65] utiliza, como equipamento, o escâner laser 3D, uma tecnologia de alto custo e pouco acessível à comunidade. Logo, pesquisas que adotem soluções de baixo custo e que obtenham ao final um modelo tridimensional de qualidade são de extrema importância.

Tabela 1.2: Comparação de tecnologias para aquisição da forma da mama.

Tipo de equipamento	Autores	Ano
Múltiplas câmeras.	Losken <i>et al.</i>	2005 - 2008.
Fotogrametria estéreo.	Bert <i>et al.</i>	2005.
Escâner laser 3D.	Isogai <i>et al.</i>	2006.
Escâner laser 3D.	Farinella <i>et al.</i>	2006.
Escâner laser 3D.	Tepper <i>et al.</i>	2006 - 2008.
Escâner laser 3D.	Balaniuk <i>et al.</i>	2006.
Escâner laser 3D.	Kovacs <i>et al.</i>	2006 - 2007.
Escâner laser 3D.	Catanuto <i>et al.</i>	2008 - 2009.
Múltiplas câmeras.	Henseler <i>et al.</i>	2011.
3D de baixo custo com câmera RGB-D.	Oliveira <i>et al.</i>	2011 - 2012.
Escâner laser 3D.	Eder <i>et al.</i>	2012.

O Kinect originalmente lançado como acessório do console Xbox 360, foi adotado pela comunidade científica como um "escâner 3D" de baixo custo. O Kinect possui uma boa relação custo-benefício, pois a simplicidade relativa do hardware reflete diretamente em seu custo, sendo este um dos motivos principais do título obtido de "dispositivo eletrônico mais rapidamente vendido no mundo"[89].

1.2 Objetivos

O objetivo desta tese é desenvolver uma nova metodologia para aquisição do modelo tridimensional da mama utilizando sensores de profundidade (Kinects), que seja adaptada aos protocolos de captura das imagens termográficas adotados no projeto de pesquisa UFF/HUAP.

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

- Desenvolver um protocolo para captura da nuvem de pontos 3D da mama utilizando sensores de profundidade;
- Selecionar e utilizar um método para reconstrução da superfície a partir da nuvem de pontos obtida com os sensores de profundidade e a partir das aquisições feitas com o uso do escâner laser 3D;
- Desenvolver um procedimento de alinhamento das superfícies geradas para fins de comparação (validação);

- Utilizar e adaptar diversos métodos para validação do modelo 3D gerado, sendo essas validações divididas em:
 1. Qualitativa - Sobreposições de imagens para verificação da similaridade no visual;
 2. Quantitativa - Utilizando noções de distância entre conjuntos, diferenças entre pontos do corpo da voluntária e modelo 3D e índices de similaridade.

Esta tese faz parte de um projeto de pesquisa mais abrangente aprovado pelo Comitê de Ética em Pesquisa(CEP) do HUAP em 04/06/2012. Esse projeto está registrado na Plataforma Brasil, sob o número de Certificado de Apresentação para Apreciação Ética(CAAE) 01042812.0.0000.5243 do Ministério da Saúde(MS). O projeto maior é desenvolvido em parceria com pesquisadores do Instituto de Computação e da Faculdade de Medicina da Universidade Federal Fluminense(UFF), e de médicos do Hospital Universitário Antônio Pedro(HUAP). Também participam do estudo pesquisadores da Universidade Federal de Pernambuco(UFPE), Universidade Federal do Maranhão(UFMA) e da Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro(PUC-RJ) [92].

1.3 Estrutura do trabalho

Esta tese se divide em seis capítulos.

Neste primeiro capítulo foi realizada uma introdução do trabalho e a descrição da importância do tema.

O segundo capítulo apresenta a fundamentação teórica, discorre sobre a modelagem 3D de um modo geral, além de introduzir os conceitos e técnicas relacionadas com a aquisição de dados tridimensionais e os sensores de profundidade. Aborda, também, conceitos relacionados a reconstrução da superfície de um modelo digital. Por fim o capítulo apresenta os conceitos das técnicas de avaliação.

No terceiro capítulo são apresentados os trabalhos relacionados com o tema proposto.

O quarto capítulo apresenta, de forma detalhada, a metodologia desenvolvida para a reconstrução tridimensional da mama utilizando dois sensores de profundidade, colocando em evidência o fluxo de execução desenvolvido para adapta-lo ao protocolo de aquisição de imagens térmicas.

O quinto capítulo trata da validação da superfície 3D gerada, através de testes com voluntárias e fantasmas, exibindo os resultados obtidos.

O sexto capítulo apresenta as conclusões desta tese, as contribuições e os trabalhos futuros.

Capítulo 2

FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Neste capítulo são apresentados alguns conceitos necessários para o entendimento desta tese. Primeiramente são abordados conceitos relacionados à modelagem 3D, detalhando os procedimentos e técnicas necessárias para a construção de um modelo tridimensional. Em seguida, são abordados conceitos relacionados ao registro e reconstrução tridimensional. São vistos conceitos de reconstrução de superfícies. Por fim, são explicadas as principais técnicas de validação adotadas nesta tese.

2.1 Aquisição do modelo 3D

Um modelo geométrico computacional é uma representação digital da estrutura geométrica de um objeto existente fisicamente ou idealizado para uma dada aplicação[83].

Albuquerque [1] cita duas maneiras de abordar o problema da modelagem 3D. A primeira é baseada na construção(síntese) do objeto(cena) tridimensionalmente em computador. Essa abordagem se popularizou dentro dos projetos de engenharia mecânica, arquitetura e do desenho técnico, mas as técnicas utilizadas por essas ferramentas são tradicionalmente alvos de pesquisa da computação gráfica em especial do *Computer Aided Design* - CAD(Projeto Assistido por Computador). A partir do momento em que o objeto modelado se apresenta com uma geometria muito complexa, pode-se perceber que a síntese do modelo se torna mais difícil. A complexidade geométrica é inerente aos objetos existentes no mundo real. Entende-se por isso que a topologia de suas superfícies não está restrita a um conjunto de classes de formas como planos, poliedros, ou esferas, por exemplo. O autor afirma que, além de impor restrições geométricas ao objeto a ser modelado, a modelagem para um sistema CAD também é um processo dependente da intervenção humana, trabalhoso, demorado e caro.

A segunda abordagem é a reconstrução a partir de aquisições de imagens do objeto real existente. As imagens são adquiridas por sensores e combinadas de forma a reconstruir o modelo do mundo real computacionalmente. A reconstrução utiliza aquisições das coordenadas 3D de cada ponto do objeto. As imagens tomadas podem ser do tipo que codifica informações de intensidade luminosa, chamadas de imagens de intensidade, ou do tipo que codifica medições da distância de um visualizador a pontos na cena, chamadas de imagens de profundidade[38].

Os sensores de profundidade, atualmente, possuem custos mais acessíveis, o que torna mais popular a reconstrução 3D com base em nuvem de pontos adquiridas por esses dispositivos. Ressalta-se que no caso de objetos naturais reais quanto mais informações estiverem disponíveis, mais provável é que se tenham bons resultados na reconstrução[79].

Experimentos em laboratório com iluminação controlada, sistema de aquisição calibrado, com planejamento de pontos de aquisição e com o controle de todos os fatores em conta no processo podem propiciar maior possibilidade de sucesso na construção do modelo[16].

A seguir serão apresentados alguns procedimentos e técnicas necessárias para a construção de um modelo tridimensional.

2.1.1 Calibração de câmeras

A calibração visa determinar o conjunto de parâmetros geométricos internos à câmera e suas características ópticas (parâmetros intrínsecos), bem como a posição tridimensional e a orientação da câmera (parâmetros extrínsecos) com respeito ao sistema de coordenadas do mundo. A acurácia desse processo permite a extração de informações tridimensionais precisas e confiáveis a partir de coordenadas da imagem[8][72].

Para expressar a correspondência entre os pontos do espaço e pontos da imagem, é conveniente considerar quatro sistemas de coordenadas, sendo eles: do mundo, da câmera, da imagem e do dispositivo de representação digital, de modo que a transformação de câmera possa ser expressa como oriunda das transformações realizadas entre estes sistemas[72]. A Tabela 2.1 apresenta esses sistemas de coordenadas.

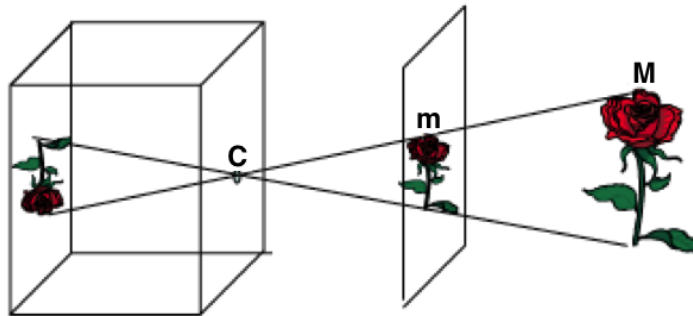
Modelo de projeção em perspectiva da câmera

A imagem formada em uma câmera *pinhole* é determinada pela interseção, com o plano do fundo da câmera, dos raios luminosos emitidos ou refletidos pelos objetos da cena e

Tabela 2.1: Sistema de coordenadas

Sistema de coordenadas	Dimensão	Base	Descrição
do mundo.	3D.	(X_m, Y_m, Z_m) .	É o sistema de referência utilizado para descrever pontos na cena ou no mundo real.
da câmera.	3D.	(X_c, Y_c, Z_c) .	Sistema de referência com origem no centro óptico da câmera.
da imagem.	2D.	(x, y) .	Descreve pontos projetados no plano de formação da imagem.
do dispositivo de representação digital.	2D.	(u, v) .	Sistema de coordenadas utilizado para localizar <i>pixels</i> de imagens. Em geral a origem desse sistema é no canto superior esquerdo.

que passam pelo orifício. Como esta imagem é invertida, é mais conveniente considerar a imagem formada pela interseção destes mesmos raios com o plano situado à mesma distância do orifício. Isto equivale a considerar o centro óptico \mathbf{C} como sendo o olho de um observador, que observa o mundo através de uma janela (Figura 2.1). Em ambos os casos, o funcionamento geométrico da câmera é definido através de uma correspondência que associa cada ponto \mathbf{M} do espaço tridimensional ao ponto correspondente \mathbf{m} no plano de formação da imagem (isto é, ao ponto obtido pela interseção da reta \mathbf{CM} com aquele plano). Esta correspondência é chamada de projeção perspectiva [20].

Figura 2.1: Câmera *pinhole*[20].

No modelo *pinhole*, exibido na Figura 2.2, a origem do sistema de coordenadas é o centro de projeção da câmera ou centro óptico, \mathbf{C} . O plano 2D da imagem ou plano de projeção π , está posicionado em paralelo às coordenadas X_c e Y_c da câmera e na coordenada $Z_c = f$, onde f é a distância focal. A linha do centro da câmera, perpendicular ao plano da imagem, é chamada eixo principal ou raio principal. O ponto onde o eixo principal intercepta o plano da imagem é chamado ponto principal \mathbf{c} . O ponto \mathbf{m} , que

pertence ao plano da imagem π , corresponde ao ponto de projeção 2D do ponto \mathbf{M} , de acordo com o sistema de coordenadas, centrada no centro óptico \mathbf{C} , a distância focal f é a distância entre π e \mathbf{C} .

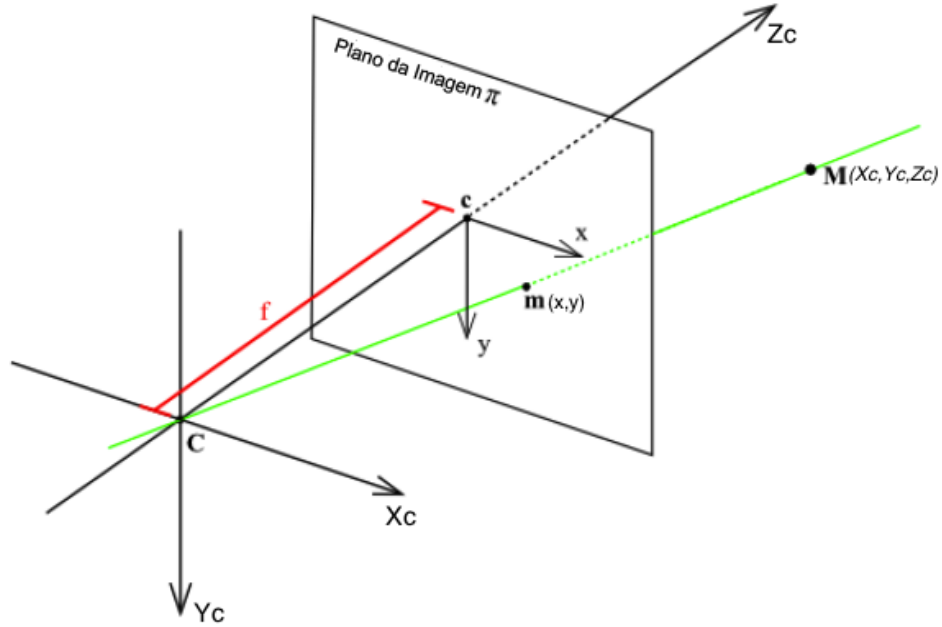


Figura 2.2: Modelo *pinhole*.

A relação entre um ponto 3D no mundo real $\mathbf{M} = (X_c, Y_c, Z_c)^T$, gerado pela câmera *pinhole*, e seu ponto da imagem $\mathbf{m} = (x, y, f)^T$ é dada através da semelhança de triângulos gerando as seguintes equações [7][72]:

$$\frac{x}{X_c} = \frac{y}{Y_c} = \frac{f}{Z_c} \Leftrightarrow \begin{cases} x = f \frac{X_c}{Z_c} \\ y = f \frac{Y_c}{Z_c} \end{cases} \quad (2.1)$$

Chamando $\tilde{\mathbf{m}} = (x, y, 1)^T$ e $\tilde{\mathbf{M}} = (X_c, Y_c, Z_c, 1)^T$ de coordenadas homogêneas dos pontos \mathbf{m} e \mathbf{M} , respectivamente, e F a matriz de projeção da câmera, a Equação 2.1 pode ser reescrita linearmente na forma matricial como:

$$\tilde{\mathbf{m}} = F\tilde{\mathbf{M}} \Leftrightarrow \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2.2)$$

Uma outra transformação é o mapeamento de pontos do sistema de coordenadas da

imagem para o sistema de coordenadas do dispositivo de representação digital(em *pixel*). Essa transformação leva em conta imperfeições ou distorções dos sensores. O espaçamento entre linhas, por exemplo, pode ser diferente do espaçamento entre colunas. Além disso, as linhas e as colunas podem não estar dispostas perpendicularmente entre si. Outro fator considerado é que a origem do sistema de coordenadas da imagem corresponde à projeção do centro óptico \mathbf{C} sobre o plano de projeção, normalmente localizada no centro da imagem, enquanto que a origem do sistema de coordenadas em *pixels* é adotada como o canto superior esquerdo da imagem e os valores de u_0 e v_0 são iguais à metade das dimensões do plano da imagem, conforme é mostrada na Figura 2.3.

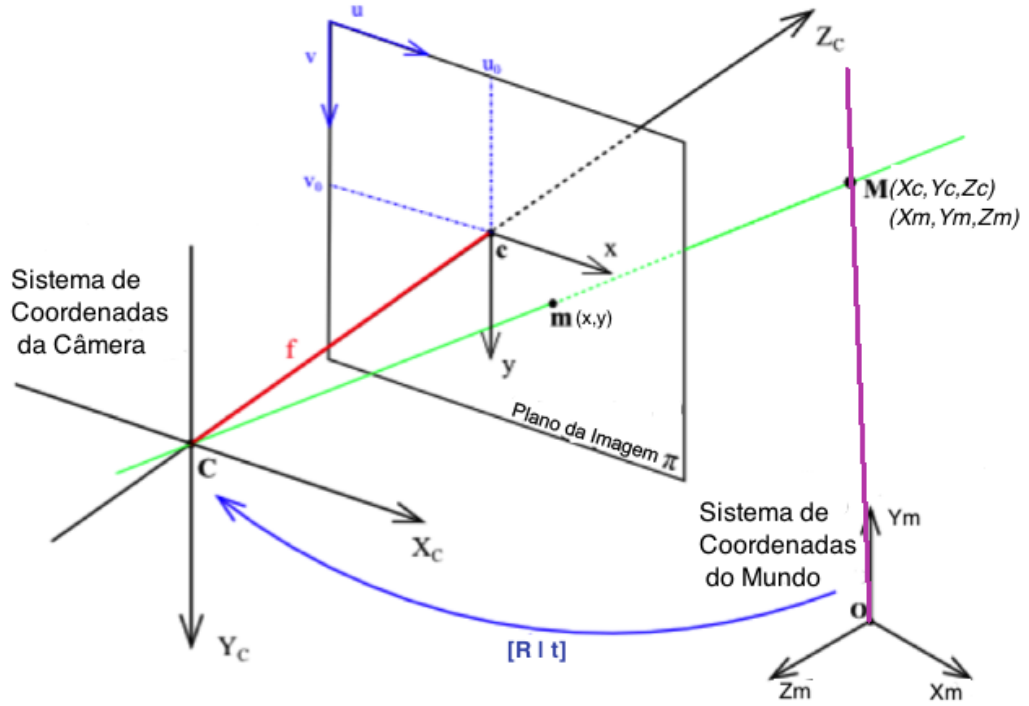


Figura 2.3: A geometria de uma câmera de projeção linear.

Na Equação 2.3, $\tilde{\mathbf{n}} = (u, v, 1)^T$ representa a coordenada homogênea do ponto \mathbf{m} no sistema de coordenadas do dispositivo de representação digital(*pixel*) e $\tilde{\mathbf{m}} = (x, y, 1)^T$ representa a coordenada homogênea do ponto \mathbf{m} no sistema de coordenadas da imagem. Na matriz de transformação G , m_x e m_y são o número de *pixels* na direções horizontal e vertical por unidade de distâncias, em termos de coordenadas de imagens, u_0 e v_0 correspondem a posição da projeção do centro óptico \mathbf{C} sobre o plano de projeção (ponto principal \mathbf{c}) e \tan é a tangente do ângulo formado entre as linhas e as colunas de *pixels*, onde idealmente as colunas são perpendiculares às linhas, ou seja, $\tan = 0$.

$$\tilde{\mathbf{n}} = G\tilde{\mathbf{m}} \Leftrightarrow \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_x & \tan & u_0 \\ 0 & m_y & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2.3)$$

A matriz K , apresentada na Equação 2.4, contém os parâmetros intrínsecos da câmera e é obtida pela multiplicação da matriz de transformação G da Equação 2.3, considerando as colunas perpendiculares às linhas de *pixels* ($\tan = 0$), pela matriz F da Equação 2.2

$$K = \begin{bmatrix} \alpha_x & 0 & u_0 & 0 \\ 0 & \alpha_y & v_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_x & 0 & u_0 \\ 0 & m_y & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (2.4)$$

Onde $\alpha_x = fm_x$ e $\alpha_y = fm_y$ representam a distância focal da câmera em *pixels*.

Rotação e translação

A relação entre o sistema de coordenadas do mundo e da câmera pode ser expressa por transformações de movimento de corpo rígido, ou seja, uma combinação de translação e rotação. Inicialmente, a origem do sistema de coordenadas do mundo é deslocada para a origem do sistema de coordenadas da câmera (translação). Então, a orientação do sistema após a translação é alterada por rotações com respeito aos eixos apropriados, tal que ela coincida com o sistema de coordenadas da câmera. As transformações de translação e rotação são os parâmetros extrínsecos da câmera e podem ser combinadas, em coordenadas homogêneas, conforme mostra a Equação 2.5[72].

$$\begin{bmatrix} R|t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & t_x \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & t_y \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & t_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2.5)$$

Na Figura 2.3 as transformações de translação e rotação descrevem a orientação e a posição da câmera com respeito ao sistema de coordenadas do mundo.

Matriz de projeção

Combinando todas as transformações que foram apresentadas se chega à seguinte equação:

$$\tilde{\mathbf{n}} = K[R|t]\tilde{\mathbf{M}} \quad (2.6)$$

Onde são relacionadas as coordenadas homogêneas $\tilde{\mathbf{n}} = (u, v, 1)^T$ e as coordenadas homogêneas do mundo $\tilde{\mathbf{M}} = (X_m, Y_m, Z_m, 1)^T$, sendo que a matriz K (Equação 2.4) contém os parâmetros intrínsecos da câmera e a matriz $[R|t]$ (Equação 2.5) representam os parâmetros extrínsecos da câmera.

2.1.2 Sensores de profundidade

Sensores de profundidade são câmeras capazes de capturar imagens com informações referentes à distância dos elementos da imagem em relação ao ponto de captura da imagem[53].

O Kinect é um exemplo de dispositivo que possibilita a reconstrução a partir de imagens de profundidade. A tabela 2.2 apresenta um quadro comparativo entre as características do Kinect e os principais sensores para aquisição 3D disponíveis no mercado[89]. É interessante perceber, na coluna com dados da distância máxima entre o objeto e o sensor de captura, que a tecnologia utilizada no Kinect permite seu uso em ambientes mais controlados, com uma distância de captura bem menor se comparado a alguns dos sensores deste quadro, exceto quando comparado aos sensores Primesense Carmina 1.08 (1,4m) e Asus Xtion Motion Sensor (3,5m). Em contrapartida, quando se compara a frequência de captura dos dados e a massa de dados capturada, o desempenho do Kinect é superior a quase todos os concorrentes, sendo a exceção o Asus Xtion Motion Sensor que possui desempenho semelhante ao Kinect. Analisando a tabela é possível verificar que o Asus Xtion Motion Sensor é o sensor que possui características mais próximas às do Kinect, mas esse sensor é bem mais caro, o que comprova que o Kinect é um sensor de baixo custo e com bom desempenho, justificando o uso do mesmo nesta tese.

Tabela 2.2: Comparação de sensores para aquisição 3D

Descrição	Distância máxima	Frequência	Resolução	Preço (Dólar)
Sick LMS200	80m	1,5Hz	360x50	±2.500,00
Hokuyo UTM-30LX	30m	0,4Hz	750x100	±1.200,00
Swissranger SR4000	10m	54Hz	176x144	±2.200,00
Kinect	4m	30Hz	640x480	±100,00
Primesense Carmina 1.08	1,4m	15Hz	640x480	±250,00
Asus Xtion Motion Sensor	3,5m	30Hz	640x480	±250,00

Em Maio de 2013 a Microsoft lançou o console Xbox One (Durango) e com ele uma

nova versão do Kinect. A Tabela 2.3 exibe uma comparação entre as versões 1.0 e 2.0 do Kinect, onde é possível perceber que a versão 2.0 obteve melhoras na resolução possibilitando uma maior precisão na detecção de objetos próximos uns aos outros[94].

Tabela 2.3: Comparação entre os Kinects 1.0 e 2.0[94]

Descrição	Distância	Frequência	Resolução	Preço (Dólar)
Kinect 1.0	4m	30Hz	640x480	±100,00
Kinect 2.0	4m	30Hz	1920x1080	±300,00

Os preços apresentados nas Tabelas 2.2 e 2.3 datam de Maio de 2014.

Nesta tese, adotou-se o Kinect 1.0 por sua disponibilidade no mercado e em trabalhos futuros serão realizados testes com o Kinect 2.0 para fins de comparação dos resultados obtidos.

2.1.2.1 Kinect

O sensor Kinect é um equipamento que mede a distância entre o sensor e os elementos de uma cena utilizando um emissor *infrared* - IR (infravermelho) próximo a uma câmera capaz de captar esta luz infravermelha. Além desses componentes, o Kinect ainda possui uma câmera RGB e um motor de inclinação que auxilia a leitura vertical da cena. A estrutura pode ser vista na Figura 2.4.



Figura 2.4: Estrutura do Kinect.

O Kinect adota uma abordagem conhecida como luz estruturada para obter o mapa de profundidade da cena. Nesta abordagem, desenvolvida pela empresa PrimeSense Ltd., o emissor IR projeta um padrão conhecido de pontos sobre a cena, sendo em seguida uma imagem com este padrão de pontos projetados capturada pela câmera IR e, em seguida,

este padrão capturado é comparado com o emitido. As distorções encontradas nesta comparação permitem o cálculo da distância de cada ponto da imagem[15][45][51][63]. A Figura 2.5(A) apresenta um exemplo do padrão projetado pelo Kinect, que não é visível a olho nu, onde se pode ver a variação da densidade de pontos da luz estruturada, conforme a distância do objeto até o sensor, permitindo assim estimar a distância para cada pixel da imagem e, com isso, gerar o mapa de profundidade da cena. O mapa de profundidade é uma imagem 2D com informação de distância, ou seja, cada pixel da imagem representa a distância daquele ponto em relação ao sensor de profundidade[15][45][51][63]. Um exemplo de mapa de profundidade é apresentado na Figura 2.5(B) onde as cores mais próximas do vermelho (cores "quentes") são de elementos mais próximos do sensor, e cores mais próximas do azul (cores "frias") são de elementos mais afastados.

Outra forma de representar o ambiente utilizando a informação proveniente do Kinect é através de uma nuvem de pontos 3D. A Equação 2.7 é usada para recuperar a coordenada 3D do mundo (X_m, Y_m, Z_m) a partir das coordenadas em *pixel* (ud e vd) dos pontos da imagem de profundidade[46].

$$\begin{aligned} Z_m &= depth(ud, vd) \\ X_m &= (ud - u_0) * Z_m / \alpha_x \\ Y_m &= (vd - v_0) * Z_m / \alpha_y \end{aligned} \quad (2.7)$$

Onde α_x , α_y , u_0 e v_0 são os parâmetros intrínsecos da câmera de profundidade. E $depth(ud, vd)$ é o valor da profundidade na coordenada (ud, vd) .

Na Figura 2.5(C) é mostrada a nuvem de pontos 3D gerada a partir das informações de profundidade.

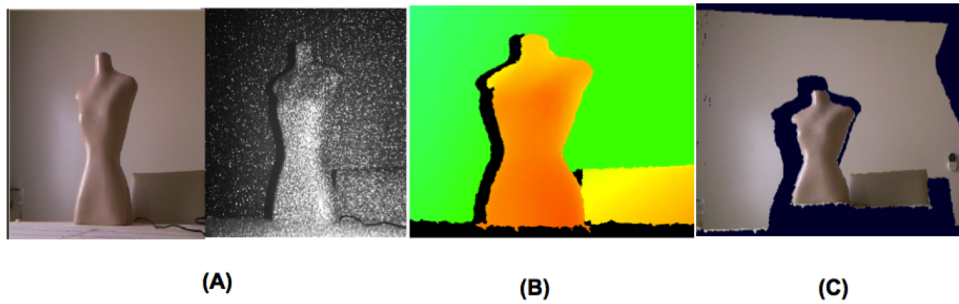


Figura 2.5: (A) Projeção da luz estruturada em uma cena. (B) Mapa de profundidade gerado pelo Kinect. (C) Nuvem de pontos 3D.

Devido a sua popularidade, alguns drivers foram desenvolvidos para que se utilizasse este dispositivo em computadores pessoais. Um exemplo é o OpenNI da empresa israelense

PrimeSense, que foi a empresa responsável pela tecnologia utilizada no sensor 3D do Microsoft Kinect [69]. O OpenNI é composto por uma série de outras APIs de código aberto e possibilita que o Kinect possa ser utilizado por outra máquina que não seja o Xbox 360, com a vantagem de ser multiplataforma.

Embora a maioria das aplicações que utiliza o Kinect se enquadra no campo do entretenimento, mais especificamente nos jogos eletrônicos, há todavia várias outras formas de aplicações que podem ser verificadas. Gama *et al* [37] desenvolveram uma maneira de interação em pacientes com algum trauma em reabilitação, auxiliando no tratamento fisioterápico. Kuhn[52] apresentou e analisou os conceitos básicos da plataforma do sensor do Kinect, introduzindo a calibração dos sensores. Analisou ainda a estimativa de profundidade e a fusão entre o projetor infravermelho e a câmera RGB. Em Franke *et al.* [35] os autores apresentaram uma ferramenta que utiliza os sensores de profundidade em aplicações de realidade virtual, eles explicam como calibrar as informações de profundidade com os dados da imagem RGB em dispositivos que não vêm com os sensores pré-calibrados. Propuseram, também, uma técnica para fazer a oclusão de objetos virtuais na cena real utilizando as informações de profundidade.

Múltiplos Kinects

Em algumas aplicações se faz necessário a adoção de múltiplos sensores devido a limitações do Kinect, dentre as essas limitações citam-se:

- O campo de visão limitado do sensor de profundidade (58,5 graus) faz com que seja pouco eficiente o uso de apenas um Kinect em algumas aplicações[62]. Com a adição de mais Kinects é possível ampliar, tanto quanto necessário, esse campo de visão.
- Os dados gerados pelo Kinect são adquiridos em uma única direção. Isso resulta na captura de apenas um dos lados dos objetos ou pessoas, sendo necessário movimentar o Kinect para gerar a imagem do lado oculto. Com múltiplos sensores é possível reproduzir uma cena mais complexa.
- As oclusões que ocorrem quando se tem objetos posicionados em frente a outros, fazendo com que parte da cena não seja visualizada devido as sombras geradas, conforme mostra a Figura 2.6. Com mais sensores, as áreas, antes sobrepostas, seriam capturadas e representadas, diminuindo as oclusões.

Existem questões que devem ser analisadas na implementação de um sistema com múltiplos sensores, sendo uma delas a interferência entre os Kinects.

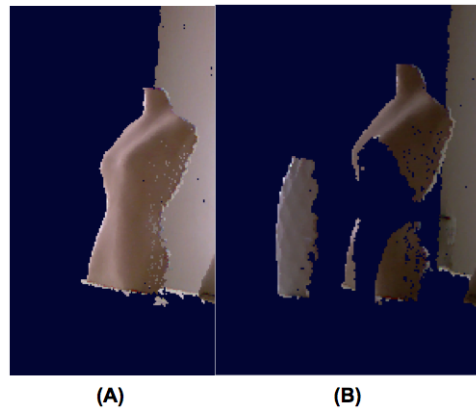


Figura 2.6: (A) Nuvem de pontos sem oclusão. (B) Nuvem de pontos com oclusão.

As interferências ocorrem quando múltiplos sensores iluminam, com os emissores IR, a mesma área. Nas Figuras 2.7(A) e (B) é possível perceber a diferença de quando não há interferência na projeção dos pontos sobre a cena pelos sensores (Figuras 2.7(A)) e como o padrão de pontos projetados é alterado quando ocorre a interferência. O padrão de pontos projetado por cada Kinect é conhecido pelo hardware e quando pontos extras são detectados (ruído), isso confunde o algoritmo de diferenciação de profundidade, retornando dados incorretos[51]. A Figura 2.7(B) exhibe as falhas detectadas na imagem de profundidade, esse efeito pode ser suavizado com a adoção de filtros ou ajustando os sensores de tal maneira que o problema da interferência não ocorra. Dependendo do ângulo e da distância entre os dois sensores é possível se obter uma cena sem interferência. Para isso, são necessários testes variando a distância e o ângulo entre os sensores, como forma de encontrar o conjunto em que não ocorra tal problema. A Figura 2.7(A) mostra uma cena sem a interferência entre os sensores.

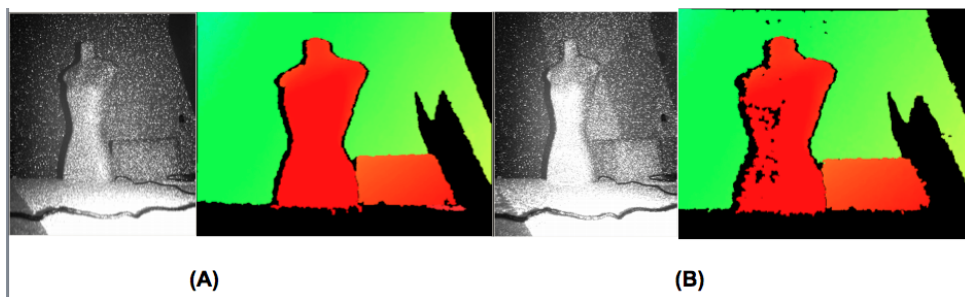


Figura 2.7: (A) Cena sem interferência. (B) Cena com interferência.

O uso de múltiplos sensores requer que estes estejam calibrados, ou seja, que tenham um único sistema de coordenadas. Os conceitos de calibração foram discutidos na Seção 2.1.1 e o método de calibração adotado nesta tese será apresentado na Seção 4.2.

2.2 Registro e reconstrução tridimensional

Para se conseguir o registro de imagens ou alinhamento é necessário realizar o cálculo da transformação geométrica que deve ser aplicada em um dos conjuntos para fazer sua correspondência com o outro. O conhecimento destas transformações geométricas é muito importante no modelo de reconstrução tridimensional.

Denomina-se registro de imagens o processo de encontrar o alinhamento para mapear os pontos da imagem de um objeto com os pontos correspondentes em outra imagem. Essa técnica permite o mapeamento e transformação de duas imagens distintas para um único sistema de coordenadas[72].

Na Figura 2.8 pode ser verificado que o sensor tem o seu próprio sistema de coordenadas, e cada imagem adquirida é centrada nesse referencial (Sistema de Coordenadas da Câmera - SCC). O objeto também tem o seu próprio referencial (Sistema de Coordenadas do Mundo - SCM), no qual ele está representado. A relação entre dois sistemas de coordenadas fica determinada, recuperando-se as transformações espaciais que efetuam o mapeamento dos pontos entre eles. Contudo, entre duas imagens existe uma classe de transformações possíveis, e somente um conjunto de parâmetros é o ótimo. Define-se como objetivo geral do problema em questão encontrar para dois conjuntos de dados o melhor alinhamento possível. O objetivo específico do registro é estimar os parâmetros das transformações espaciais dentro desse processo de otimização[1].

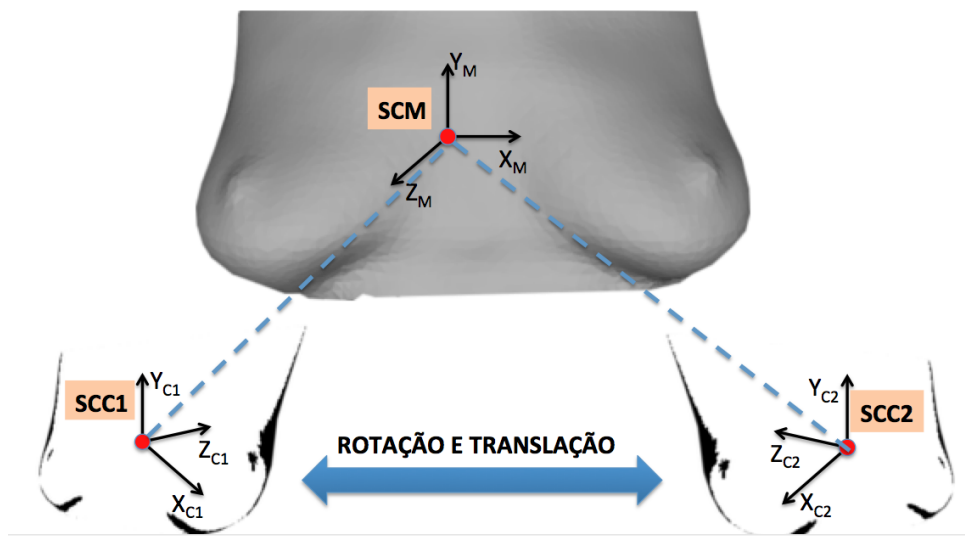


Figura 2.8: Geometria da aquisição de duas vistas.

2.2.1 Algoritmo para registro de imagem

Há vários algoritmos para realizar o procedimento de registro de imagens, entre eles o *Iterative Closest Point* - ICP, que se tornou popular devido ser simples para a resolução do registro 3D. O algoritmo ICP é um método numérico que delimita e refina iterativamente uma transformação inicial. Tal iteração consiste em um processo de otimização de funções que objetivam maior similaridade entre as duas ou mais imagens. Diante dessa função, os parâmetros de movimento rígido são estimados e aplicados a uma das imagens para aproximá-las[11]. Uma premissa para que esse algoritmo iterativo convirja é que haja interseção entre as superfícies dos modelos geométricos.

A primeira etapa utilizada pelo algoritmo ICP é o pré-alinhamento. Essa etapa consiste na determinação de um registro inicial, o qual pode ser obtido de várias formas, até por outros métodos de registros.

A próxima etapa é a seleção dos pontos para formar pares correspondentes. Essa etapa consiste na escolha de pontos de interesse que serão combinados. Os pontos são denominados pontos de controle e devem estar na região de sobreposição das imagens. Para ser bem estabelecida a correspondência é necessária a escolha do melhor elemento ou elementos[56].

Em cada iteração o ICP precisa estabelecer os parâmetros do movimento rígido 3D entre as imagens para poder reaplicar a uma delas, de modo a aproximá-las. O registro se preocupa em calcular, ou determinar explicitamente, os valores das transformações rígidas: rotação e translação.

A estimativa da rotação no registro é importante para alinhar os eixos dos sistemas de coordenadas envolvidos, de modo que eles fiquem com a mesma orientação. A estimativa de translação se faz necessária para o alinhamento das origens do sistema de coordenadas das imagens.

Um ponto a ser definido pelo usuário é a condição de parada. A priori, uma parada deve ocorrer quando certo nível de acerto na sobreposição entre as imagens é alcançado. Esse nível de acerto pode ser escolhido aleatoriamente com algum critério que indique esse estado, utilizando limiar ou valor de tolerância. Enquanto o limiar não for atingido, o algoritmo continuará no processo de iteração.

A Figura 2.9 mostra um exemplo do uso do ICP, onde para cada par de imagens a serem registradas, uma das imagens é considerada como imagem de referência e a outra como imagem objetivo. Uma função rígida de rotação e translação é estimada e aplicada

na imagem objetivo iterativamente. A cada iteração é verificado se a condição de parada foi atendida, o que ocasiona o fim da iteração.

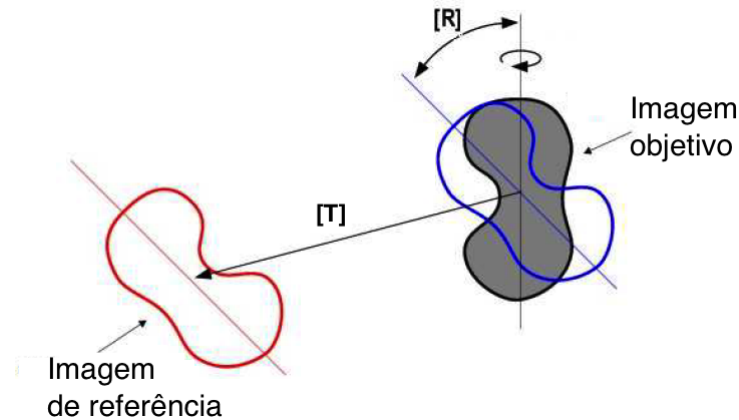


Figura 2.9: Exemplo da utilização do ICP.

2.2.2 Abordagem para a reconstrução de superfície

As imagens de profundidade guardam implicitamente a estrutura ou forma 3D de um objeto. O principal objetivo da reconstrução de superfície é estimar uma réplica da forma do objeto real a partir dos dados.

Algoritmos de reconstrução precisam se comportar de forma robusta diante dos vários problemas associados com imagens profundidade. Entre os problemas ou deficiências citam-se[1]:

- Amostragem esparsa e irregular;
- Oclusões ou brechas provenientes da geometria complexa de objetos de forma livre, como regiões encobertas por saliências da própria superfície do objeto ou regiões pontiagudas paralelas aos raios da iluminação;
- Regiões digitalizadas fora do perímetro da superfície do objeto;
- Ruído.

Existem propriedades que são desejáveis para um modelo e que influenciam o algoritmo de reconstrução de superfície a ser utilizado. Curless [27] e Reed [75] listaram como propriedades desejáveis para algoritmos de reconstrução de superfície:

- Representação de incertezas: algoritmo deverá considerar o modelo de erro do sensor;
- Eficiência de tempo e espaço: grande quantidade de imagens de profundidade são necessárias para construir um modelo detalhado. Deve-se ter a preocupação de otimizar os parâmetros de tempo de execução e espaço de armazenamento para que o algoritmo seja prático;
- Robustez: o algoritmo precisa ser robusto a dados discrepantes;
- Não impor restrições topológicas: não pode haver restrições à forma do objeto e a relação de vizinhança;
- Habilidade para preencher falhas na reconstrução: o algoritmo deverá completar de forma coerente e inteligente as falhas causadas por regiões inacessíveis ao sensor, gerando um modelo sem falhas e suave;
- Utilização de todos os dados: redundância pode ajudar na redução de ruído do sensor;

Para representação computacional das superfícies, estas são habitualmente aproximadas por malhas poligonais. Uma malha poligonal é definida por uma coleção de faces, habitualmente triangulares ou quadrangulares, onde, nestes casos, cada face corresponde a um conjunto de 3 ou 4 vértices, respectivamente. A construção destas malhas pode ser obtida a partir de modelos de superfícies, objetos 3D ou a partir de nuvens de pontos.

O algoritmo de reconstrução de superfície de Poisson[48] produz malhas triangulares a partir de vértices obtidos por interpolação, permitindo produzir superfícies contínuas, e suavizadas, com aspecto visual mais agradável. Aspecto, este, que motiva a adoção deste método para a representação do modelo tridimensional da mama.

2.2.2.1 Superfície de Poisson

Para reconstruir uma superfície usando o método de reconstrução de Poisson é necessário que as normais dos pontos tenham sido calculadas. Algumas vezes essa normal já é coletada no processo de aquisição, no entanto nem sempre se tem a informação de quais são os vetores que definem as normais nos pontos em questão. Quando isso acontece, é necessário obter informações através de métodos de estimação das normais.

Para encontrar as normais de uma amostra (nuvem de pontos) são executadas as seguintes etapas:

1. Identificar os pontos vizinhos locais adequados para estimação do vetor normal;
2. Definir, para cada ponto amostrado, um plano tangente que mais aproxime, através de mínimos quadrados, os pontos vizinhos identificados na etapa anterior;
3. Estimar o vetor normal baseado no plano tangente;

Kazhdan *et al* [48] apresentam uma abordagem para reconstrução de superfícies a partir de nuvem de pontos através da solução da equação de Poisson[73]:

$$\nabla^2 \varphi = \phi \quad (2.8)$$

Onde, ∇^2 é o operador laplaciano, e φ e ϕ são funções reais[73].

O operador Laplaciano no espaço Euclidiano n-dimensional é definido como o divergente do gradiente e pode ser representado das seguintes maneiras[55]:

$$\nabla^2 \varphi = \nabla \cdot (\nabla \varphi) = \text{div}(\text{grad} \varphi) \quad (2.9)$$

Assim a Equação 2.8 pode ser escrita da seguinte maneira:

$$\nabla \cdot (\nabla \varphi) = \phi \quad (2.10)$$

A ideia principal do método de reconstrução de superfície de Poisson é que existe uma relação entre a amostra dos pontos orientados (normais) \vec{V} e a função de indicadora do modelo χ , onde o gradiente da função indicadora $\nabla \chi$ é um campo vetorial com valor igual a $\text{normal}(\vec{V})$ apontando para o interior da superfície[48][77].

$$\nabla \chi = \vec{V} . \quad (2.11)$$

O operador divergente é utilizado para representar o problema como uma variação de uma equação de Poisson padrão (Equação 2.10)[48].

$$\nabla \cdot (\nabla \chi) = \nabla \cdot \vec{V} \quad (2.12)$$

A Figura 2.10 traz uma ilustração bidimensional das etapas da reconstrução de uma

superfície usando o método de Poisson, onde a primeira etapa é a entrada de dados que consiste em uma amostra com a localização dos pontos da nuvem e o valor do vetor normal(\vec{V}) direcionado para dentro do modelo nos pontos que definem a superfície. A segunda etapa consiste em definir uma relação entre o gradiente da função indicadora($\nabla\chi$) e as normais dos pontos(\vec{V}). Essa relação se dá pois o gradiente da função indicadora($\nabla\chi$) é um campo vetorial, cujo valor é zero em quase todos os pontos menos nos próximos à superfície, onde o valor é igual a normal(\vec{V}). A terceira etapa consiste em encontrar a função indicadora(χ) cujo gradiente melhor corresponde as normais(\vec{V}), sendo essa função definida como um nos pontos dentro do objeto e zero nos pontos fora. A partir da função indicadora o método de reconstrução de Poisson gera a superfície (etapa quatro)[48].

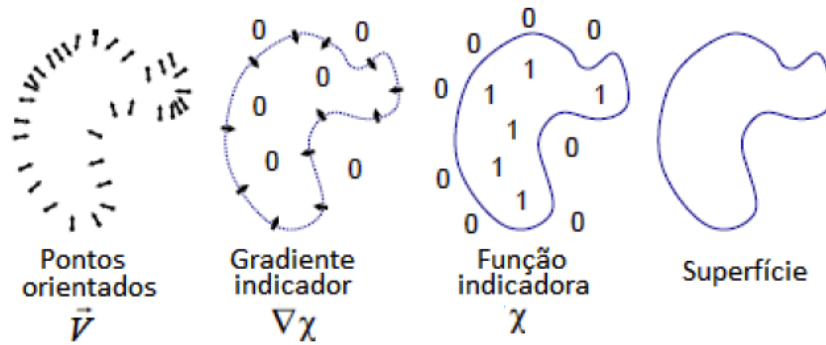


Figura 2.10: Ilustração intuitiva da reconstrução de superfície de Poisson em 2D[48].

Logo, se os pontos da nuvem tem normal conhecida (pontos orientados), é necessário fazer com que o gradiente da função indicadora passe a corresponder às normais dos pontos, e o problema para reconstruir uma superfície de Poisson será o de encontrar uma função indicadora que tenha um gradiente que mais se aproxime das normais conhecidas dos mesmos pontos.

2.3 Técnicas de avaliação

Nesta seção serão descritas as principais técnicas de avaliação utilizadas no modelo desenvolvido nesta tese.

2.3.1 Distância de Hausdorff

Das diversas maneiras existentes para calcular a distância entre duas superfícies, uma das mais adotadas é a distância de Hausdorff (d_H) [6][25][49]. A distância de Hausdorff atribui para dois conjuntos uma medida da distância entre eles. Assim, a distância entre os dois conjuntos pode ser obtida. A distância entre um ponto a e uma superfície B é dada pela Equação 2.13[25]:

$$d(a, B) = \min_{b \in B} d(a, b) \quad (2.13)$$

Onde $d()$ é a distância Euclidiana no espaço R^3 . Então, a distância entre as superfícies A e B é definida pela Equação 2.14[25]:

$$d(A, B) = \max_{a \in A} d(a, B) \quad (2.14)$$

A definição acima não assegura simetria entre A e B , isto é a $d(A, B)$ pode ser diferente da $d(B, A)$. Logo, a distância de Hausdorff (d_H) é definida considerando o máximo entre $d(A, B)$ e $d(B, A)$ [9][39][44][58][66]. Usando as Equações 2.13 e 2.14, a distância de Hausdorff é definida pela Equação 2.15:

$$d_H(A, B) = \max[d(A, B), d(B, A)] \quad (2.15)$$

A distância de Hausdorff representa a distância entre duas superfícies. Um exemplo do cálculo dessa distância pode ser visto na Figura 2.11. A Figura 2.11(A) mostra as menores distâncias entre os pontos da superfície A e todos os pontos da superfície B e as menores distâncias entre os pontos da superfície B e todos os pontos da superfície A . Na Figura 2.11(B) são destacadas as distâncias máximas de A para B e de B para A . A Figura 2.11(C) mostra que as distâncias entre as superfícies A e B são $d(A, B) = w$ e $d(B, A) = j$ e, que a distância de Hausdorff é $d_H(A, B) = \max(w, j) = j$.

Dado um conjunto de distâncias uniformemente amostradas, denomina-se a distância média entre duas superfícies como a integral da distância da superfície dividida pela área,

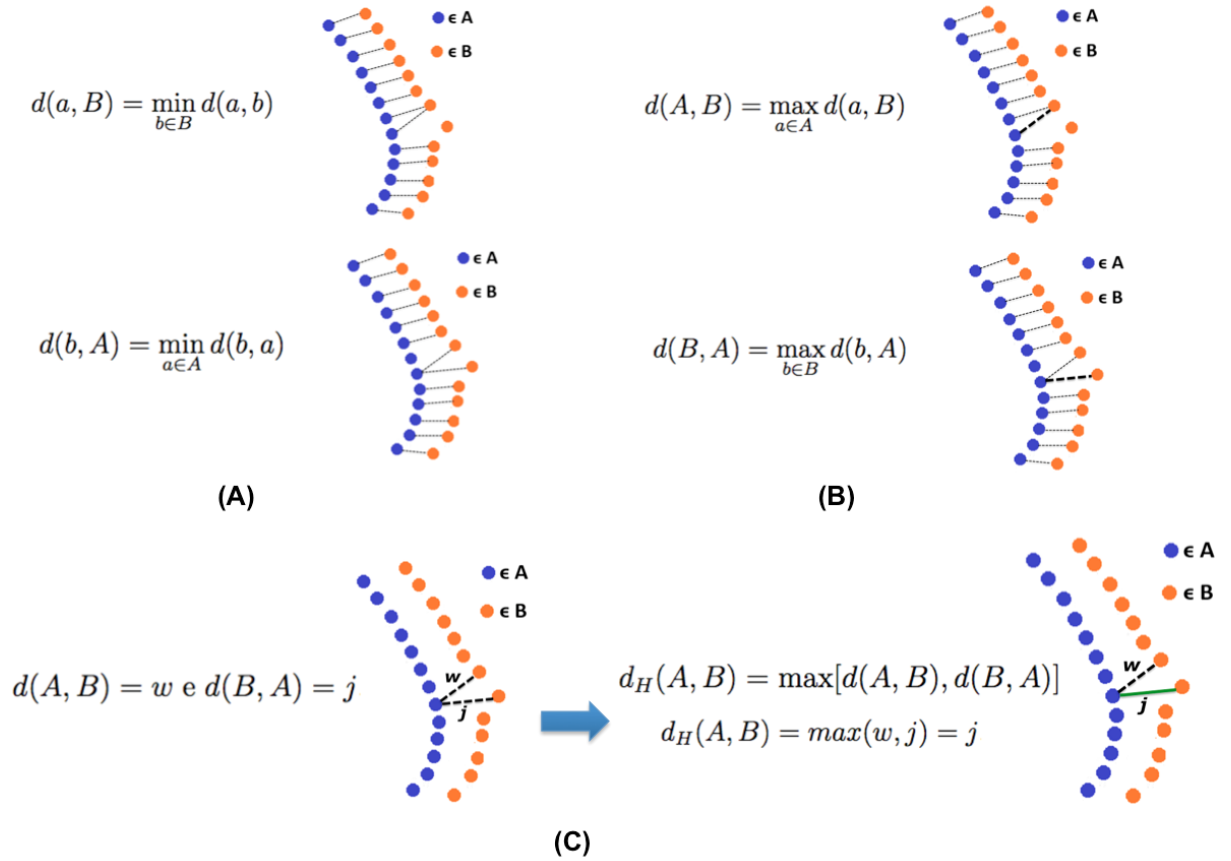


Figura 2.11: (A) Distância entre os pontos de A e B . (B) Distância entre as superfícies A e B . (C) Distância de Hausdorff.

conforme mostra a Equação 2.16[6][25].

$$d_M(A, B) = \frac{1}{|A|} \int \int_{a \in A} d(a, B) dA \quad (2.16)$$

Onde $|A|$ é a área da superfície A [6][25].

Essa medida pode ser mais adequada para algumas aplicações, pois não fornece apenas a distância máxima entre as superfícies, mas também apresenta a diferença média entre as duas[6][25].

2.3.2 Coeficiente de Dice e Índice de Jaccard

Existem dois diferentes índices normalmente utilizados para medir a similaridade geral entre quaisquer dois conjuntos: o Índice de Jaccard e o Coeficiente de Dice. Essas medidas volumétricas são muito utilizadas na literatura para medir o desempenho da segmentação de malhas fechadas[36].

O Coeficiente de Dice é a medida estatística utilizada para comparar a semelhança de duas amostras[30]. O Coeficiente de Dice mantém a sensibilidade em conjuntos de dados heterogêneos e dá menos peso a dados discrepantes[59].

O índice de Jaccard, também conhecido como o Coeficiente de Similaridade de Jaccard, é uma medida estatística utilizada para comparar a similaridade de conjunto de amostras finitas; é definido como o tamanho da interseção dividido pelo tamanho da união dos conjuntos de amostras(Equação 2.17)[43]:

$$J(A, B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} \quad (2.17)$$

Onde:

$$0 \leq J(A, B) \leq 1$$

Tal como o Índice de Similaridade de Jaccard, o Coeficiente de Dice também mede a similaridade de conjuntos. Neste caso, a medida é dada pela Equação 2.18[30]:

$$QS = \frac{2|A \cap B|}{|A| + |B|} \quad (2.18)$$

O valor 0 indica que não há similaridade, e quanto mais próximo de 1 maior é a similaridade entre os conjuntos.

Capítulo 3

TRABALHOS RELACIONADOS

Alguns trabalhos que já foram publicados contemplam o objetivo de reconstrução 3D utilizando sensores de profundidade. No entanto, a reconstrução 3D da mama usando sensores de profundidade com um protocolo de aquisição bem definido, de maneira a se adequar ao protocolo de captura das termografias, representa uma inovação neste campo de estudo. Este capítulo apresenta alguns trabalhos que serviram de base e entendimento para o desenvolvimento desta pesquisa.

3.1 Farinella *et al*

Em 2006, Farinella *et al* [34] desenvolveram uma pesquisa a respeito da ferramenta *Breast Shape Analysis* - BSA (Analisador da Forma da Mama). Essa ferramenta foi desenvolvida por profissionais da área de computação auxiliados por cirurgiões plásticos, para ajudar na avaliação da forma das mamas na cirurgia reconstrutiva e estética. A ferramenta utiliza a colocação de 7 (sete) marcos anatômicos (pontos) na imagem gerada pelas capturas. 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. A partir destes marcos a superfície da mama é dividida em quatro partes: plano de simetria bilateral tórax mamário, plano meridiano da mama, plano equatorial da mama e cobertura exterior da caixa da mama, conforme mostra a Figura 3.1. A ferramenta permite aos cirurgiões computar parâmetros objetivos para a avaliação do resultado da cirurgia estética e reconstrutiva.

No método de aquisição apresentado por Farinella *et al* [34] a voluntária fica sentada em uma cadeira com inclinação de 45 graus e são feitas 3 capturas, utilizando um escâner laser 3D, rotacionando a voluntária na cadeira, sendo uma captura frontal, e outras duas

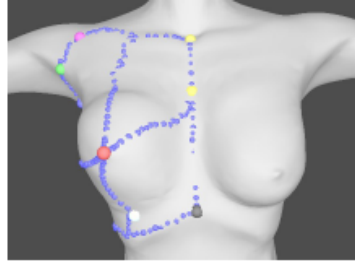


Figura 3.1: Pontos detectados na ferramenta BSA [34].

com um ângulo de 45 graus para direita e para a esquerda, conforme mostrado na Figura 3.2.

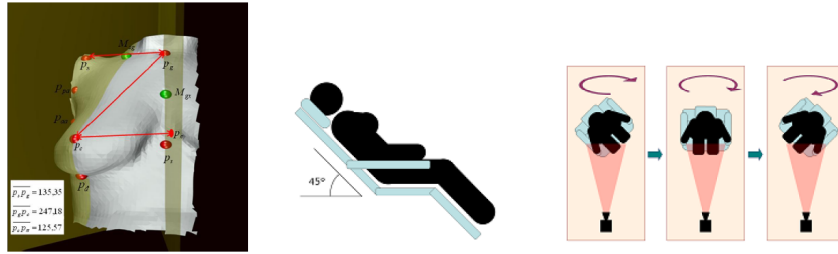


Figura 3.2: Exemplo da aplicação de Farinella *et al* [34].

Os autores utilizaram para validar o seu desenvolvimento o cálculo da área da superfície do modelo gerado e compararam com a área da superfície de uma mama real, onde a diferença foi de 11,7%.

3.2 Santos *et al*

Em 2009, Santos *et al* [81] desenvolveram uma metodologia para verificar a aplicabilidade do uso da termografia, através de uma análise paramétrica, para identificação da presença de um tumor de mama. Para isso foi desenvolvida uma ferramenta computacional capaz de gerenciar a utilização de outras ferramentas, tais como a ferramenta geradora de malhas, o Gambit, e a ferramenta comercial *Computational Fluid Dynamics* - CFD (Dinâmica dos Fluidos Computacional), o Fluent. Foi utilizado um fantoma (um dorso feminino em PVC), o qual foi colocado em uma Máquina de Medição de Coordenadas - MMC para obtenção dos pontos da geometria, a serem usados na reconstrução tridimensional da geometria da mama, conforme mostra a Figura 3.3. Tomando o mamilo como ponto de origem, a máquina percorreu a mama de forma longitudinal e latitudinal obtendo-se várias curvas de pontos. Por fim foram obtidos os pontos que formam a base da mama [81].

Os pontos foram, então, importados para um pré-processador, o Gambit, no qual uma

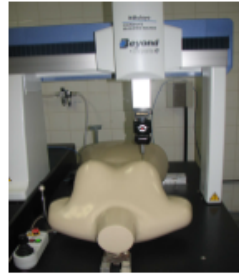


Figura 3.3: Fantoma na máquina de medição de coordenadas [81].

geometria tridimensional foi construída e uma malha não-estruturada foi gerada, conforme mostra a Figura 3.4. A simulação computacional foi realizada pelo Fluent e como resultado se obteve um perfil de temperatura da superfície da mama. A ferramenta computacional PARAMETRICA foi desenvolvida com a finalidade de executar uma análise paramétrica automatizada da influência do tamanho e da posição de um tumor fictício de mama, nas simulações computacionais da biotransferência de calor. Esta apresentou algumas limitações, tais como apenas considerar tumores com a forma de um esfera; e não efetuar simulações de tumores aderidos à parede da mama. Os resultados mostraram que há influência da posição e tamanho do tumor na temperatura da superfície da mama, e que conforme o tumor se afasta da superfície ou tem seu tamanho diminuído, a alteração da temperatura superficial causada por ele vai desaparecendo na imagem termográfica da mama [81].



Figura 3.4: (A) Sequência da importação dos pontos. (B) Geração da malha [81].

3.3 Vasconcelos *et al*

Em 2010, Vasconcelos *et al* [93] apresentaram uma nova metodologia para reconstrução da mama de pacientes a partir de imagens termográficas bidimensionais, de forma que

o modelo tridimensional gerado representasse, 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 em um ângulo de 90 graus.

As etapas do trabalho são[3]:

- Geração de curvas 2D através da detecção dos contornos das mamas nas imagens termográficas.
- Geração de superfícies 3D.

Os contornos das mamas das imagens termográficas são detectados a partir do tom do *pixel*, conforme mostra a Figura 3.5(A) e (B). A superfície 3D é gerada a partir das curvas 2D da imagem frontal e da curva da imagem lateral transladada para passar sobre o mamilo (Figura 3.5(C)), onde são identificados pontos de controle para utilização de NURBS, conforme mostra a Figura 3.5(D).

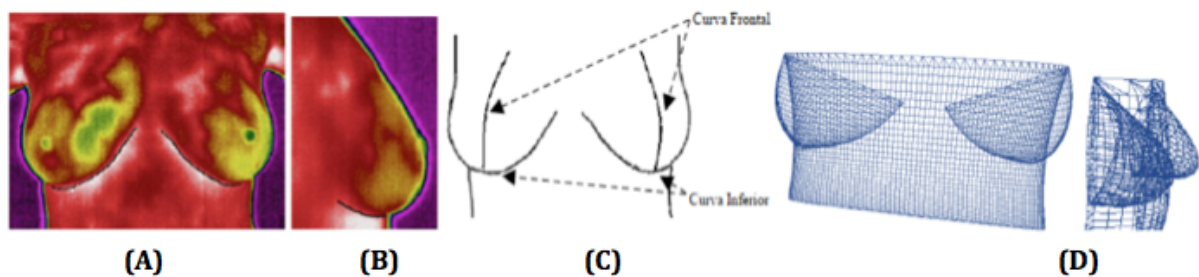


Figura 3.5: (A) Detecção do contorno inferior da mama da imagem frontal. (B) Detecção do contorno da imagem lateral. (C) Curva lateral transladada. (D) Superfície gerada [93].

A validação do modelo 3D foi dividida em duas partes sendo que a primeira foi realizada com próteses e fantasmas e a segunda a partir de mamas reais de voluntárias que aceitaram a digitalização de pontos dos seus corpos por escâner laser. O modelo gerado no trabalho de Vasconcelos[93] representou com menos de 6,1% de diferença, o volume e a área da superfície da mama, em comparação com o modelo gerado a partir do escâner laser.

3.4 Izadi *et al*

Em 2011, Izadi *et al* [42] apresentaram um trabalho que introduz um sistema para adquirir modelos tridimensionais, usando apenas um sensor Kinect. O sistema gera modelos usando o Kinect em tempo real. O sistema captura a imagem de profundidade do Kinect

e converte as coordenadas da imagem para pontos 3D e normais, no espaço de coordenadas da câmera. Depois é computada uma função de transformação que considera apenas a translação e a rotação e que alinha corretamente os pontos da cena que está sendo capturada com os pontos da cena capturada anteriormente, usando uma implementação na *Graphics Processing Unit* - GPU (Unidade de Processamento Gráfico) do algoritmo *Iterative Closest Point* - ICP. Isto permite definir a transformação da posição da câmera anterior à da atual. Essas transformações são aplicadas incrementalmente à uma transformação global que define a posição global da câmera (os pontos e as normais são então calculados em coordenadas globais). Em vez de usar mapas de profundidade quadro a quadro para fazer a exibição da cena, o sistema usa uma implementação na GPU de funções de distância relevantes: o volume da cena é repartido em *voxels* de igual tamanho que são calculados segundo as medidas de conversão global. O sistema necessita que o usuário rotacione o sensor de profundidade em torno do alvo que se deseja reconstruir. Na Figura 3.6(A) o usuário aponta o Kinect para a cena que deseja reconstruir, no caso a mesa e os itens que estão sob ela. A Figura 3.6(B) exibe o modelo 3D reconstruído e a Figura 3.6(C) apresenta o modelo 3D reconstruído com o mapeamento da textura com partículas simulando, em tempo real, como ocorre a reconstrução do modelo. Na Figura 3.6(D) é demonstrado que a interação por toque pode ocorrer em qualquer superfície reconstruída e a Figura 3.6(E) exibe a segmentação em tempo real de um objeto reconstruído. Os autores avaliaram o modelo gerado apenas visualmente.



Figura 3.6: (A) Captura com um Kinect. (B) Modelo 3D reconstruído. (C) Modelo com textura. (D) Interação sensível ao toque. (E) Segmentação de objetos[42].

3.5 Cui e Stricker

Ainda em 2011, Cui e Stricker [26] descreveram um método para a digitalização de um objeto 3D, alinhando a profundidade e digitalizações a cores RGB que foram capturadas pela câmera do Kinect. Este método foi dividido em 3 etapas, sendo que a primeira consiste na combinação de profundidade e vários quadros de cores do sensor para melhorar a resolução final. Na segunda etapa há um método para fechamento da forma 3D permitindo

a combinação de aquisições realizadas em torno de um objeto. A terceira é um processo para o alinhamento probabilístico não rígido e simultâneo das digitalizações para melhorar a qualidade do modelo final. Para cada um dos objetos, esta técnica captura cerca de 1000 quadros para cada movimento do Kinect, sendo o Kinect rotacionado em torno do objeto ou o objeto rotacionado na frente de um Kinect estático. Um quadro com uma super resolução é calculado para cada dez quadros consecutivos. Os quadros com super resolução são alinhados usando uma abordagem global e não rígida. Por fim, uma malha 3D é gerada usando o método de reconstrução a partir de superfícies de *Poisson* [48]. A Figura 3.7 exibe os resultados da reconstrução do modelo 3D de um manequim, com e sem textura, utilizando o método apresentado pelos autores. O método demora cerca de 5 minutos para ser executado em computador com um processador de 2.6 GigaHertz e 12 GigaByte de memória. Os autores avaliaram o modelo gerado apenas visualmente.

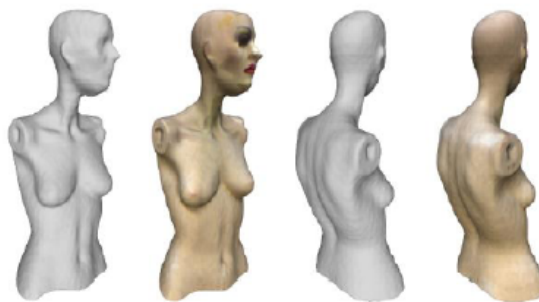


Figura 3.7: Resultados do método proposto por Cui e Stricker[26].

3.6 Weiss *et al*

Em 2012, Weiss *et al* [95] apresentaram um método que consiste em usar o Kinect, juntamente com a API OpenKinect, para reconstruir a malha 3D do objeto a ser representado. Este tem que se posicionar em frente ao Kinect, girando sobre o próprio eixo de maneira que sejam realizadas 4 capturas em diferentes posições, conforme mostra a Figura 3.8(A). Para separar o objeto a ser reconstruído do restante da cena utiliza-se uma subtração de imagens entre uma cena sem o objeto e uma cena com o objeto, resultando apenas na informação do objeto reconstruído(Figura 3.8(B)). Essa informação é então usada para gerar os modelos 3D (Figura 3.8(C)). Há depois uma otimização da malha e a geração do modelo 3D final, conforme é exibido na Figura 3.8(D). Para validar o modelo gerado os autores comparam com um modelo gerado utilizando um escâner laser, calculando a distância vértice a vértice dos modelos e obtiveram 22,23 mm de diferença máxima e

10,17 mm na média. A principal desvantagem deste projeto é que a otimização da malha demora 65 minutos.

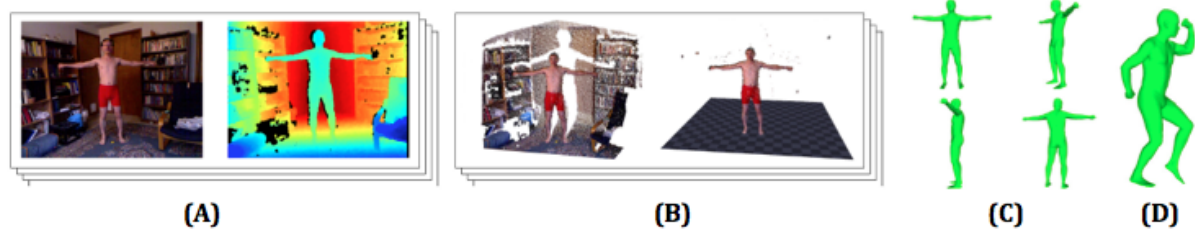


Figura 3.8: (A) Capturas com o Kinect. (B) Separação do objeto. (C) Modelos 3D. (D) Modelo 3D final [95].

3.7 Choppin *et al*

Em 2013, Choppin *et al* [23] realizaram um experimento para aquisição da forma 3D da mama utilizando um manequim masculino com próteses mamárias fixadas nele, onde a forma 3D foi capturada por meio de três sensores Kinect, calibrados extrinsecamente. As câmeras foram fixadas para capturar à esquerda, à direita e à parte inferior da prótese, separadas por uma distância de 0,7 m. Conforme é mostrado na Figura 3.9.

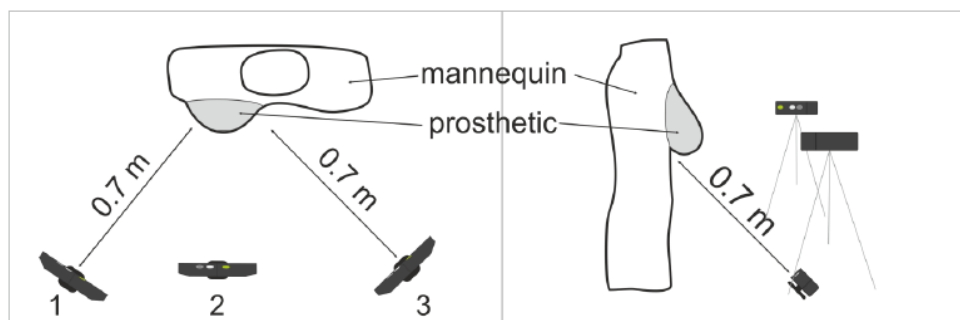


Figura 3.9: Sistema para aquisição do modelo 3D da mama[23].

No processo de aquisição, a captura foi feita em sequência, sendo que no momento em que a captura é feita por um dos Kinects, os outros dois ficam desligados. As nuvens de pontos foram alinhadas em um sistema de coordenadas único e a forma tridimensional resultante é validada apenas com o cálculo do volume.

3.8 Wheat *et al*

Em 2014, Wheat *et al* [96] apresentam um sistema de geração de superfície 3D utilizando Kinects e avaliaram a precisão com que o sistema poderia gerar a imagem da mama.

O sistema utiliza dois Kinects, calibrados para capturar uma imagem 3D completa de um manequim feminino. Estes 2 Kinects foram fixados em tripés e posicionados com seus eixos ópticos separados por um ângulo de aproximadamente 70 graus, sendo que o manequim ficou a uma distância aproximada de 700mm de cada Kinect (Figura 3.10). Os autores afirmam que essa configuração foi obtida por testes, mas não explicitam como estes foram feitos.

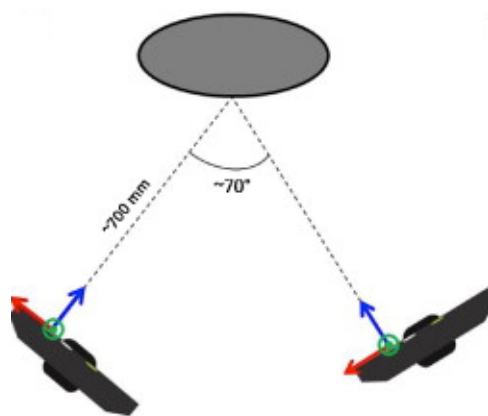


Figura 3.10: A configuração do sistema[96].

Foram feitas 17 marcações em pontos anatômicos utilizando etiquetas circulares com 13mm de diâmetro (Figura 3.11).

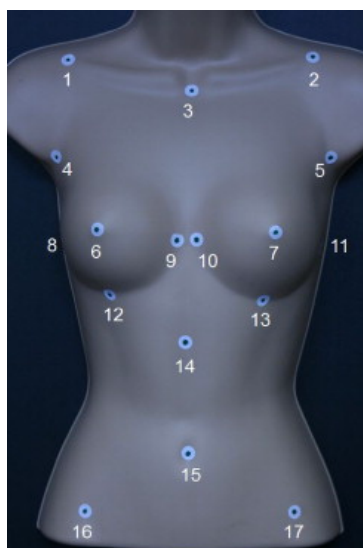


Figura 3.11: O manequim feminino com as marcações realizadas[96].

Como forma de evitar a interferência causada pela sobreposição dos raios IR emitidos pelos Kinects as capturas acontecem de forma sequencial, onde somente um Kinect está ligado em cada captura, sendo que esse controle foi feito via ferramenta computacional.

As nuvens de pontos foram alinhadas em um sistema de coordenadas único e a forma tridimensional resultante é validada através do cálculo das distâncias euclidianas entre os pontos de referência, comparadas com medidas manuais, esse processo é repetido 3 vezes e a média dos resultados é salva. A diferença máxima foi de 4,9 mm (4,1%) e a média foi de 1,9 mm (1,2%).

Conclusão sobre os trabalhos relacionados

Nesta tese foram realizadas pesquisas com o intuito de encontrar trabalhos que propusessem uma metodologia de reconstrução tridimensional que pudesse ser usada em parceria com a termografia e neste capítulo foram citados, em ordem cronológica, trabalhos de reconstrução tridimensional de partes do corpo utilizando o sensor de profundidade Kinect, trabalhos que realizaram a reconstrução tridimensional da mama utilizando outros meios que não o Kinect, além de trabalhos que realizaram a reconstrução tridimensional especificamente da mama utilizando o Kinect.

Nota-se que por mais que a reconstrução tridimensional de partes do corpo, em especial da mama, utilizando sensores de baixo custo seja algo bastante pesquisado, ainda se tem a necessidade do desenvolvimento de uma metodologia para a reconstrução da geometria da superfície da mama de maneira rápida, através de um protocolo de captura bem definido e testado e que tenha seus resultados melhor validados. Sendo este protocolo adaptável a um protocolo de aquisição de imagens térmicas. No capítulo 4 iremos apresentar uma metodologia que visa atender tal demanda e na seção 5.3.1 iremos comparar a metodologia proposta nesta tese com os trabalhos aqui citados.

Capítulo 4

METODOLOGIA DESENVOLVIDA

Este capítulo apresenta uma metodologia para reconstrução de superfícies 3D da mama, utilizando dois (2) sensores de profundidade, calibrados, de maneira que estes sejam compatíveis com protocolo de captura de imagens térmicas. A superfície gerada pela metodologia apresenta medidas e formas similares às apresentadas pelas voluntárias como será mostrado no próximo capítulo.

As etapas da metodologia desenvolvida são mostradas na Figura 4.1. Em seguida, serão detalhadas cada uma destas etapas.

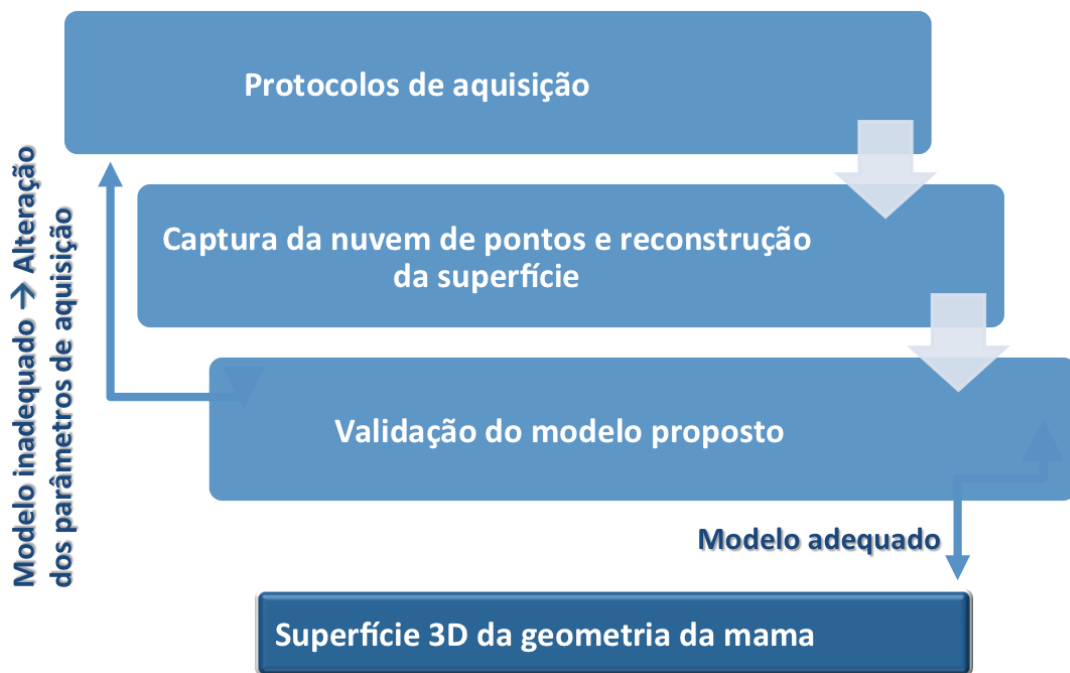


Figura 4.1: Etapas da metodologia desenvolvida

4.1 Protocolos de aquisição de imagens térmicas

Três (3) fatores devem ser considerados na aquisição das imagens térmicas: preparação da voluntária, condições do ambiente de aquisição e procedimentos realizados durante a aquisição. É importante a utilização de protocolos de aquisição adequados e comprovadamente eficientes no caso de uso das imagens para propósito de exame de auxílio ao diagnóstico. Borchardt *et al* [14] fazem uma revisão dos protocolos de aquisição para imagens térmicas.

Silva *et al* [86] apresentam um novo protocolo de aquisição e mostram porque este deve ser usado. A Universidade Federal Fluminense - UFF, no Hospital Universitário Antônio Pedro - HUAP, utiliza tal protocolo [84][85].

No protocolo proposto por Silva *et al* [86], a aquisição é realizada por meio de uma câmera térmica fixada a um tripé posicionado em marcações (Figura 4.2(A)) que estabelecem uma separação entre a câmera e a voluntária de 0,8 m a 1,2 m (Figura 4.2(B)), dependendo do tamanho da paciente e da necessidade de uma melhor captura das regiões de interesse (mama e axila). Para garantir o adequado ângulo entre o corpo da paciente e a câmera no decorrer do processo de captura, foi realizada uma marcação no chão onde a mesma se posiciona sob vários ângulos (Figura 4.2(C)).

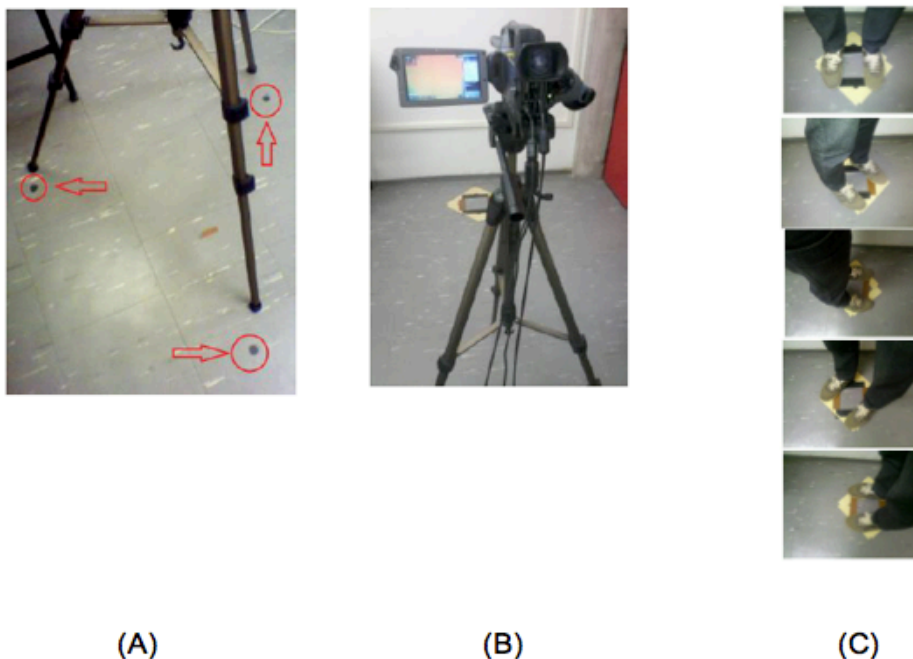


Figura 4.2: (A) Marcações para fixação do tripé. (B) Distância de captura. (C) Marcações para orientação no posicionamento.

A forma de aquisição dessas imagens pode ser dividida em dois protocolos em relação

a temperatura do corpo da paciente durante o exame: estático e dinâmico. Em ambos, a voluntária fica despida da cintura para cima. No estático, a voluntária permanece por 10 (dez) minutos sentada com os braços apoiados no suporte da cadeira, afim de atingir o equilíbrio térmico. Depois disso, ela se coloca em frente a câmera, com os braços posicionados atrás da cabeça, e uma sequência de 5 (cinco) imagens são capturadas na posição frontal e nos ângulos de 45° e 90° graus para ambos os lados [86]. A Figura 4.3 mostra um exemplo desta captura.

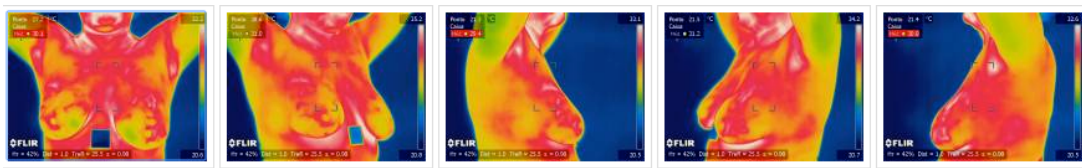


Figura 4.3: Termogramas capturados utilizando o protocolo estático [32][82][86]

O protocolo dinâmico de aquisição é realizado logo após o estático. Nele, a voluntária retorna à posição frontal, com os braços atrás da cabeça e um ventilador ligado é direcionado à região central do tórax até esta atingir a temperatura de 30,5° C ou após o período de cinco minutos (o que for atingido primeiro). O ventilador é desligado e uma sequência de vinte imagens frontais são capturadas durante 5 minutos, em intervalos de 15 segundos. Finalmente, duas imagens num ângulo de 90° são capturadas: uma da mama direita e outra da mama esquerda (Figura 4.4) [86].

As imagens adquiridas por esse protocolo são armazenadas em um banco de dados e podem ser acessadas por meio de uma plataforma *online*, que armazena e gerencia imagens mastológicas, onde são disponibilizados termogramas, mamografias, ressonância magnética e imagens de ultrassom [32][82][86].

4.2 Protocolo para captura da nuvem de pontos 3D da mama

Nesta tese foi desenvolvida e testada uma metodologia de reconstrução 3D da mama adequada ao protocolo de captura das imagens térmicas do projeto UFF/HUAP. Para execução dessa metodologia foram utilizadas as seguintes bibliotecas¹ e ferramentas:

- Calibrar, no contexto desse trabalho, significa fazer com que os sensores de profundidade tenham um sistema de coordenadas único. No processo de aquisição

¹Coleção de funções utilizadas no desenvolvimento de um software ou programa.

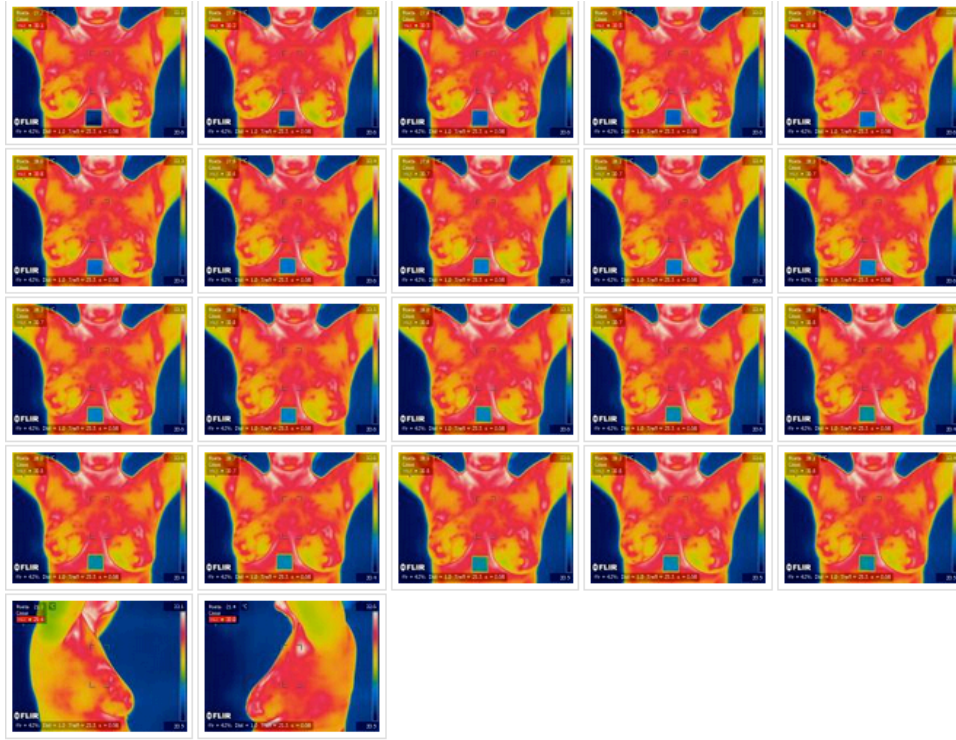


Figura 4.4: Termogramas capturados utilizando o protocolo dinâmico [32][82][86]

das imagens para calibração dos sensores foram utilizadas as bibliotecas Nestk, OpenCV[68][18], *Point Cloud Library* - PCL[71] e a Eigen[33]. A Nestk é parte do projeto Rgbdemo[76].

- Para a etapa de segmentação da região de interesse e visualização da nuvem de pontos foi adotada a ferramenta MeshLab[60]. O MeshLab é uma ferramenta de código livre para processamento e edição de malhas 3D[24].
- A biblioteca PCL foi empregada no registro das superfícies adquiridas no escâner e no Kinect, utilizando o algoritmo *Iterative Closest Point* - ICP[70]. Esse registro possibilita a comparação entre a superfície reconstruída pela metodologia e a adquirida por escâner laser com o uso da ferramenta Metro.
- A ferramenta Metro foi desenvolvida para avaliar a diferença entre duas malhas triangulares. Ela adota uma abordagem aproximada baseada em amostragem da superfície e cálculo da distância entre os pontos das superfícies a serem comparadas[25][61], no caso as superfícies geradas com o Kinect e as geradas com o escâner laser. Na literatura vários trabalhos adotam essa ferramenta para comparação de superfícies [4][54][74][88][91].

A primeira etapa da metodologia, e um dos maiores desafios deste trabalho, foi desenvolver um modo de adaptar os sensores de profundidade ao protocolo de aquisição de imagens térmicas, de maneira a garantir a reprodutibilidade do procedimento, ou seja, criar um protocolo de aquisição de formas 3D da mama, adaptado ao protocolo de aquisição de imagens térmicas, de maneira que este tivesse resultados consistentes ao ser testado repetidas vezes.

Um aspecto importante da calibração é estimar os parâmetros intrínsecos (coordenadas do ponto central e distância focal) e extrínsecos da câmera (rotação e translação), conforme explicado na Seção 2.1.1. Esse procedimento é essencial para a reconstrução tridimensional utilizando dois (2) Kinects.

Na literatura são encontrados vários trabalhos sobre calibração de sensores. Svoboda[87] propõe um método completamente automático de calibração que gera um modelo completo de projeção de câmera e requer apenas um pequeno, mas facilmente detectável, ponto de luz que pode ser criado por um apontador laser. A única ação requerida do usuário é que ele projete o ponto de luz. As projeções do ponto de luz são detectadas individual e automaticamente por cada uma das câmeras. A ferramenta de calibração produz menos que 0,2 *pixel* de erro mesmo para câmeras com distorção radial significativa.

No entanto, a forma mais utilizada para calibrar várias câmeras para um único sistema de coordenadas é processando as imagens capturadas de um tabuleiro de xadrez[10]. Bouguet[17] chegou a desenvolver e disponibilizar uma ferramenta para calibração de múltiplos sensores adotando essa técnica. Devaux *et al* [29] propuseram uma calibração de diferentes sensores e o Kinect utilizando um tabuleiro de xadrez, onde o método desenvolvido pode ser aplicado a uma grande variedade de sensores de profundidade 3D. A calibração dos sensores permitiu detectar obstáculos complexos de forma confiável.

A utilização de um tabuleiro é um procedimento essencial na extração de informações 3D a partir de imagens capturadas. Na abordagem, são feitas capturas de imagens de um tabuleiro em diferentes orientações do campo de visão da câmera. Os *corners*² do tabuleiro de xadrez são extraídos das imagens(Figura 4.5) e utilizados para estimar os parâmetros intrínsecos e extrínsecos das câmeras. Este método é descrito em detalhes por Zhang[99]. Esse procedimento é implementado em algumas soluções para calibração de câmeras, como por exemplo no OpenCV[67] e o *Camera Calibration Toolbox for Matlab*[17].

O processo adotado neste trabalho para calibrar os sensores pode ser dividido em 3 etapas:

²Cantos internos dos quadrados que compõem o tabuleiro utilizado na calibração.

1. Delimitação do intervalo de distâncias no qual os objetos serão capturados.
2. Calibração dos Kinects.
3. Refinamento do processo de calibração.

Para delimitação do intervalo de distâncias no qual os objetos serão capturados foi aplicado um filtro de limiarização com a profundidade mínima de 0,6 m e a máxima de 1,6 m, de modo a serem capturados somente os objetos que estiverem nesse intervalo. Como forma de adequar os sensores de profundidade ao protocolo de captura das imagens térmicas[86], estes foram posicionados com a mesma distância da câmera térmica a voluntária (1 metro). O fato da distância entre a câmera térmica e a voluntária variar de 0,8 m a 1,2 não será problema, pois o filtro de profundidade aplicado garante que será reconstruída toda a região da mama, mesmo com essa variação.

O processo de calibração entre dois Kinects implica estabelecer uma conversão entre os cenários do mundo real e os cenários capturáveis pelas câmeras. Um quadro do mundo real descreve os objetos contidos na cena no sistema de coordenadas do mundo e um quadro capturado pela câmera, descreve os objetos contidos na cena no sistema de coordenadas daquela câmera, ou nesse caso para aquele Kinect[51], conforme explicado na seção 2.1.1.

É necessário utilizar um conjunto de pontos no espaço (*corners* detectados no tabuleiro de xadrez) que sejam visualizados por ambas as câmeras. O tabuleiro contém uma quantidade de casas e tamanho do lado conhecidos.

Primeiro foi realizada a calibração de cada Kinect individualmente (calibração intrínseca entre os sensores de profundidade e RGB de cada Kinect) e em seguida, baseada na ideia de que dois Kinects conhecem um alvo com um padrão de distribuição dos cantos (*corners*) conhecida, foram realizadas capturas de um tabuleiro de xadrez com 11 x 8 casas(quadrados) com cada quadrado medindo 23 mm de lado (Figura 4.5). Cada quadro que contém o tabuleiro de xadrez detectado para ambas as câmeras é guardado como um vetor de *pixels*.

O quadro do mundo real foi centralizado no quadro de um dos Kinects, onde as coordenadas dos *pixels*, adquiridas na etapa anterior, são usadas para calcular a rotação e a translação(calibração extrínseca) necessárias para que o outro sensor Kinect seja calibrado para esse quadro compartilhado. Como ambos os Kinects têm o mesmo deslocamento entre o sensor IR e a câmera RGB, a rotação e translação dos quadros funciona tanto para as imagens RGB como para as de profundidade.

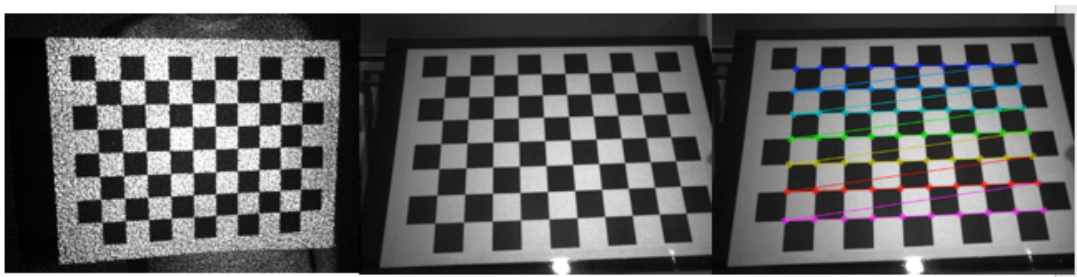


Figura 4.5: Capturas do tabuleiro de xadrez e detecção dos *corners*.

Kramer *et al* [51] sugerem que sejam capturadas 30 imagens do tabuleiro, porém, neste trabalho, foram realizados testes cujos resultados mostraram uma calibração eficiente com 20 (vinte) capturas, em diferentes posições.

Foi gerado um arquivo do tipo YAML contendo os parâmetros intrínsecos e extrínsecos. O YAML é um formato de serialização (codificação de dados) inspirado em linguagens como XML, C, Python, Perl; é um acrônimo recursivo que significa "*YAML Ain't Markup Language*" ("YAML não é linguagem de marcação") [97].

Os parâmetros são salvos em formato de texto simples com extensão YML. Esse formato permite criar arquivos com conteúdo independentemente de qualquer linguagem de marcação especial (como HTML).

No processo de calibração, o arquivo gerado pode ser reutilizado, desde que não seja alterada a distância entre os sensores e entre os sensores e a voluntária, e isso evitaria a necessidade de se repetir todo o processo de calibração. Esse arquivo YML (Figura 4.6) possui muitas informações úteis como por exemplo os valores *rgb_intrinsics* ou *depth_intrinsics* que são os parâmetros intrínsecos da câmera em unidades de *pixels* e *R_extrinsics* e *T_extrinsics* que são os parâmetros extrínsecos.

Mesmo após o procedimento de calibração foi percebido que as nuvens adquiridas pelos sensores não estavam com um alinhamento adequado e, para solucionar esse problema foi realizado um refinamento deste alinhamento através de registro com ICP.

O refinamento do processo de calibração é feito usando o algoritmo ICP, que foi utilizado para melhorar o alinhamento entre as duas nuvens de pontos obtidas. Na literatura são encontradas algumas variações da implementação desse algoritmo [11][22][98]. No algoritmo adotado, uma nuvem de pontos de referência é mantida fixa, enquanto a outra sofre uma transformação de forma a melhorar o alinhamento entre elas. O algoritmo, de forma iterativa, calcula a transformação (combinação de translação e rotação) necessária para que esta melhore a situação. Devem ser informados, como critérios de parada, o valor

```

1  %YAML:1.0
2  rgb_intrinsics: !!opencv-matrix
3    rows: 3
4    cols: 3
5    dt: d
6    data: [ 5.3306921386718750e+02, 0., 320., 0., 5.3306921386718750e+02,
7           240., 0., 0., 1. ]
8  rgb_distortion: !!opencv-matrix
9    rows: 1
10   cols: 5
11   dt: d
12   data: [ 0., 0., 0., 0., 0. ]
13  depth_intrinsics: !!opencv-matrix
14    rows: 3
15    cols: 3
16    dt: d
17    data: [ 5.3306923590807673e+02, 0., 320., 0., 5.3306923590807673e+02,
18           240., 0., 0., 1. ]
19  depth_distortion: !!opencv-matrix
20    rows: 1
21    cols: 5
22    dt: d
23    data: [ 0., 0., 0., 0., 0. ]
24  R: !!opencv-matrix
25    rows: 3
26    cols: 3
27    dt: d
28    data: [ 1., 0., 0., 0., 1., 0., 0., 0., 1. ]
29  T: !!opencv-matrix
30    rows: 3
31    cols: 1
32    dt: d
33    data: [ 0., 0., 0. ]
34  R_extrinsics: !!opencv-matrix
35    rows: 3
36    cols: 3
37    dt: d
38    data: [ 9.5150792598724365e-01, -6.8195499479770660e-02,
39           -2.9997006058692932e-01, 6.7215636372566223e-02,
40           9.9764579534530640e-01, -1.3597170822322369e-02,
41           3.0019116401672363e-01, -7.2248638607561588e-03,
42           9.5385169982910156e-01 ]
43  T_extrinsics: !!opencv-matrix
44    rows: 3
45    cols: 1
46    dt: d
47    data: [ -6.2991923093795776e-01, -5.2455887198448181e-02,
48           -1.1557425558567047e-01 ]

```

Figura 4.6: Arquivo YML gerado.

do erro aceitável e o número máximo de iterações. As etapas do ICP são mostradas no Algoritmo 1.

Algoritmo 1 Etapas do Algoritmo ICP

1. Encontrar para cada ponto da nuvem objetivo, os pontos mais próximos na nuvem de pontos de referência;
 2. Estimar os parâmetros de rotação e translação, usando a função do erro médio quadrático que melhor alinhe cada ponto da nuvem objetivo com os pontos encontrados na etapa anterior;
 3. Transformar os pontos da nuvem objetivo usando os parâmetros de transformação obtidos;
 4. Verificar se pelo menos um dos critérios de parada foi atendido, caso não, repetir as etapas anteriores;
-

Com os processos de calibração e refinamento definidos, foram iniciados os experimentos para definir as distâncias entre os sensores, de maneira a evitar o problema da interferência, explicado na Seção 2.1.2.1.

Foram feitos experimentos variando a distância entre os sensores (Figura 4.7(A)) e mantendo a separação de 1 (um) metro da linha média entre os Kinects e a voluntária (Figura 4.7(B)).



Figura 4.7: (A) Distância entre os sensores. (B) Distância dos sensores a voluntária.

Nos testes foram utilizadas as distâncias entre os sensores de 20 cm, 40 cm, 60 cm, 80 cm, 100 cm, 120 cm e 140 cm (Figura 4.8). Para as distâncias de 80 cm a 140 cm, o alinhamento entre as visões dos sensores não foi eficiente, apresentando falhas na nuvem resultante como pode ser observado pelas Figuras 4.9(A) e (B), respectivamente.



Figura 4.8: (A) 20 cm. (B) 140 cm.

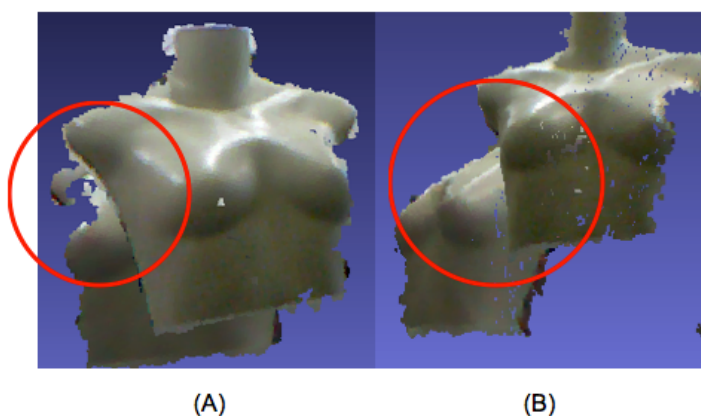


Figura 4.9: (A) 80 cm. (B) 140 cm.

Já para as distâncias de 20 cm (Figura 4.10(A)), 40 cm (Figura 4.10(B)) e 60 cm (Figura 4.10(C)), o processo de calibração resultou em um alinhamento visualmente adequado entre as nuvens de pontos capturadas pelos dois sensores.

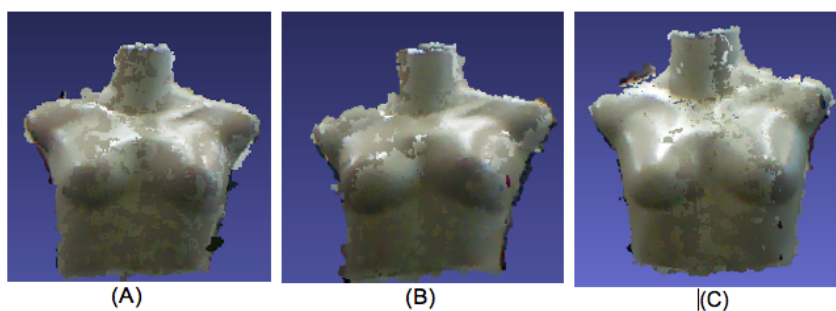


Figura 4.10: (A) 20 cm. (B) 40 cm. (C) 60 cm.

Pelo fato dos experimentos terem apresentado falha no alinhamento das nuvens para as distâncias a partir de 80 cm, foi adotada a distância de 60 cm entre os sensores, pois a calibração se apresentou adequada e, com essa distância, pode-se obter um maior nível de detalhe a partir de um maior ângulo de captura da cena.

Como forma de garantir a reprodutibilidade da metodologia criada, desenvolveu-se então um aparato específico (Figura 4.11) para fixação dos sensores em distâncias pré-determinadas. Com essa distância pré-determinada garantida pelo aparato, basta gerar uma única vez o arquivo YML com os parâmetros de calibração dos sensores e sempre que necessário reutilizá-lo.

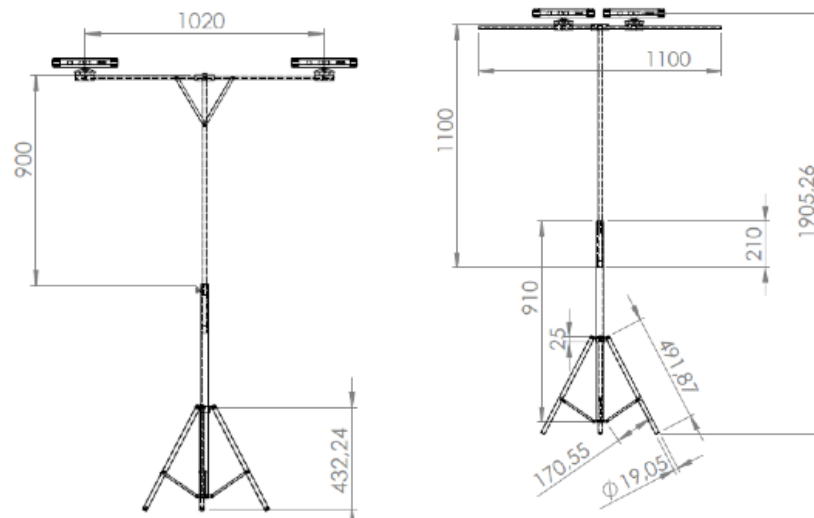


Figura 4.11: Projeto do aparato criado (medidas em milímetros).

O aparato se ajusta à altura das voluntárias de maneira que os sensores estejam alinhados na altura da mama. A altura mínima é de 1,2 m, e a máxima é de 1,9 m. As bases dos Kinects são fixadas ao suporte e a distância entre os sensores pode chegar a 1,02 m. Nas extremidades desse suporte foram colocados níveis de bolha para checagem do nivelamento da barra horizontal. A Figura 4.12 exibe uma captura realizada com o uso do aparato.



Figura 4.12: Posicionamento para aquisições.

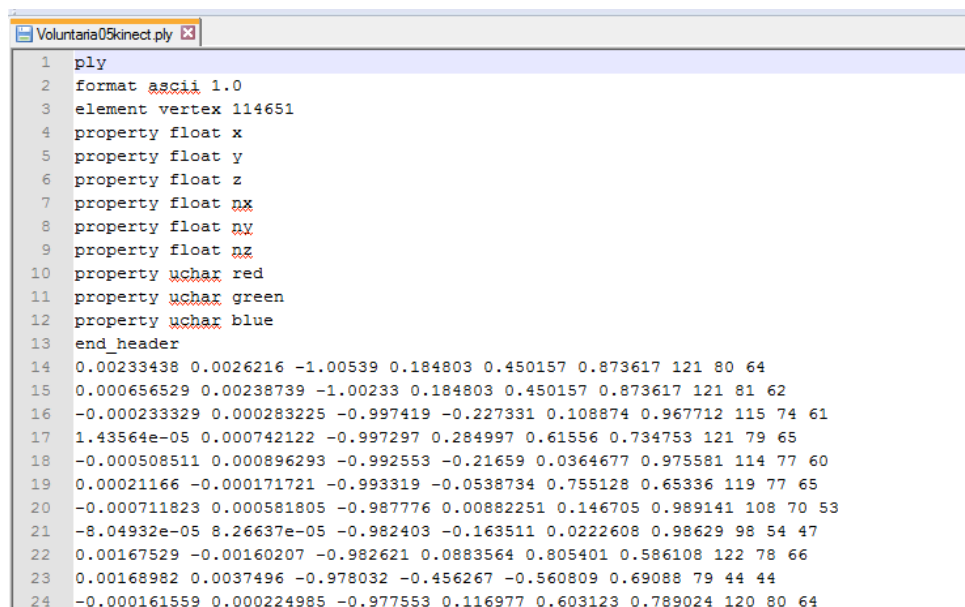
4.2.1 Captura da nuvem de pontos e geração da superfície

O processo de captura com os sensores gerou um conjunto de pontos (nuvem de pontos) que descrevem a forma 3D das voluntárias, com a resolução de 640X480, que é a padrão do Kinect.

Os dados foram armazenados no formato *Polygon File Format* - PLY, que foi concebido para o armazenamento de dados de escâners 3D. Esse formato é simples e armazena os dados como uma lista de propriedades.

O formato PLY descreve um objeto como uma coleção de vértices, faces ou outros elementos, juntamente com propriedades como cor e direção da normal que podem ser anexados a estes elementos.

A figura 4.13 exibe o cabeçalho e alguns pontos de um arquivo PLY. A primeira linha indica que se trata de um arquivo PLY. A segunda linha indica qual a variação do formato PLY (ASCII ou BINARY), neste trabalho foi adotado o ASCII. A terceira linha apresenta uma descrição de como alguns elementos de dados específicos são armazenados e quantos deles existem. As linhas "property" seguintes descrevem como o elemento é representado. x , y e z são as coordenadas dos vértices; nx , ny e nz são as normais e red , $green$ e $blue$ constituem a representação RGB da cor de um ponto. Depois do cabeçalho se inicia a descrição de cada um dos vértices.



```

1 ply
2 format ascii 1.0
3 element vertex 114651
4 property float x
5 property float y
6 property float z
7 property float nx
8 property float ny
9 property float nz
10 property uchar red
11 property uchar green
12 property uchar blue
13 end_header
14 0.00233438 0.0026216 -1.00539 0.184803 0.450157 0.873617 121 80 64
15 0.000656529 0.00238739 -1.00233 0.184803 0.450157 0.873617 121 81 62
16 -0.000233329 0.000283225 -0.997419 -0.227331 0.108874 0.967712 115 74 61
17 1.43564e-05 0.000742122 -0.997297 0.284997 0.61556 0.734753 121 79 65
18 -0.000508511 0.000896293 -0.992553 -0.21659 0.0364677 0.975581 114 77 60
19 0.00021166 -0.000171721 -0.993319 -0.0538734 0.755128 0.65336 119 77 65
20 -0.000711823 0.000581805 -0.987776 0.00882251 0.146705 0.989141 108 70 53
21 -8.04932e-05 8.26637e-05 -0.982403 -0.163511 0.0222608 0.98629 98 54 47
22 0.00167529 -0.00160207 -0.982621 0.0883564 0.805401 0.586108 122 78 66
23 0.00168982 0.0037496 -0.978032 -0.456267 -0.560809 0.69088 79 44 44
24 -0.000161559 0.000224985 -0.977553 0.116977 0.603123 0.789024 120 80 64

```

Figura 4.13: Arquivo PLY gerado.

As Figuras 4.14(A) e 4.14(B) exibem as nuvens de pontos, capturadas das voluntárias 1 e 2, armazenadas no formato PLY.

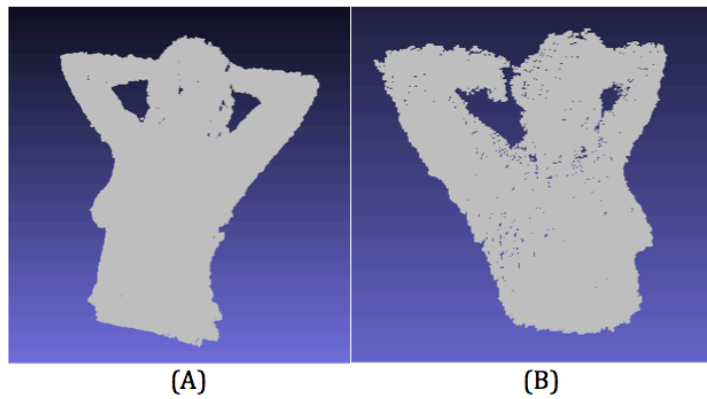


Figura 4.14: (A) Nuvem de pontos da voluntária 1. (B) Nuvem de pontos da voluntária 2.

O filtro de profundidade garante que somente o que estiver no intervalo de 0,6 m a 1,6 metros será capturado pelos sensores, evitando a necessidade de um pós processamento para remoção de regiões indesejadas. A região de interesse (Figura 4.15), a mama, foi delimitada através de processo manual.

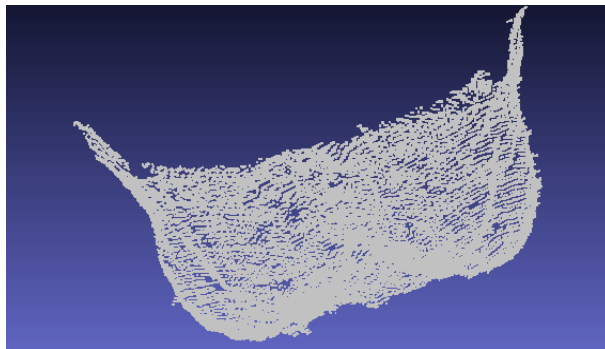


Figura 4.15: Extração da região de interesse.

Posteriormente é calculada a normal à superfície da mama em cada ponto do conjunto. Essa etapa é fundamental na classificação de um ponto qualquer quanto à sua localização em relação à superfície que se deseja reconstruir. Essa normal é considerada no sentido do interior do modelo e serve de etapa preparatória para a reconstrução da superfície de Poisson. A Figura 4.16 exhibe o resultado do cálculo da normal, onde as semirretas em azul representam a normal de cada ponto.

Após todas as etapas de calibração, refinamento, captura, extração da região de interesse e do cálculo da normal tem-se o último passo que é reconstrução da superfície de Poisson, conforme explicado na seção 2.2.2.1. A Figura 4.17 mostra a superfície reconstruída com o método.

O método de Poisson tem como objetivo reconstruir uma superfície triangular fechada

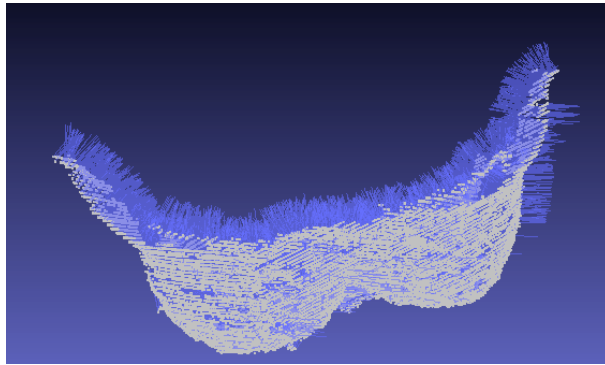


Figura 4.16: Região de interesse com as normais dos pontos definidas.

e adota uma solução global que considera todos os dados de uma só vez[48].

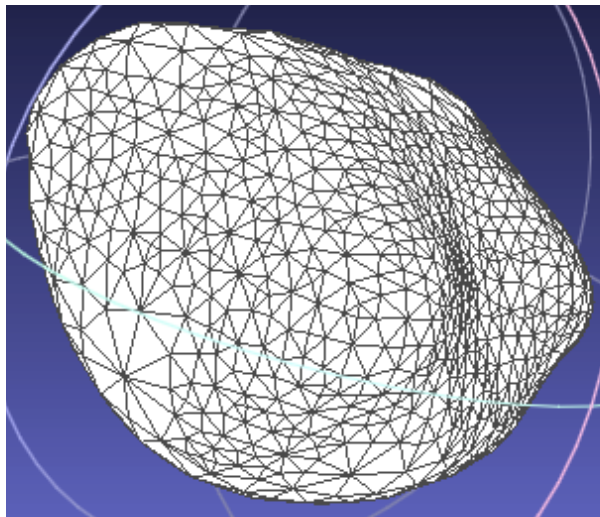


Figura 4.17: Superfície reconstruída.

4.3 Validação do modelo proposto

A seguir serão apresentados os procedimentos necessários para que as superfícies geradas com o uso dos Kinects possam ser comparadas com as que foram geradas com o uso do escâner laser do Instituto Nacional de Tecnologia.

4.3.1 Distância entre superfícies (distância de Hausdorff e erro médio)

Para fins de comparação, da superfície gerada nesta metodologia, foram adquiridas as formas 3D das voluntárias utilizando o escâner laser do INT, que serão adotadas como o "padrão ouro" desta pesquisa.

O Instituto Nacional de Tecnologia - INT fica localizado na cidade do Rio de Janeiro. As ações de pesquisa, desenvolvimento e inovação, tecnologia industrial e serviços tecnológicos realizadas por esta unidade do Ministério da Ciência, Tecnologia e Inovação - MCTI são consolidadas através da interação com diversos atores da sociedade: órgãos do governo, entidades normativas, pessoas físicas, empresas industriais e de serviços, institutos de pesquisa e universidades [41].

Através de contato com coordenadores e pesquisadores do INT, foram efetuadas as capturas dos modelos 3D de cinco voluntárias e de dois fantasmas utilizando o escâner laser do Laboratório de Ergonomia da Divisão de Desenho Industrial do Instituto. O escâner laser utilizado é de corpo inteiro, modelo WBX da fabricante Cyberware (Figura 4.18(A)).

Este escâner em 17 segundos captura milhares de medidas do corpo humano, onde quatro copiadores coletam as medidas 3D realizando uma varredura de alta velocidade, a cada 2 milímetros, de todo o corpo para criar uma série de dados 3D precisos (Figura 4.18(B)). O processo captura uma disposição de pontos, onde cada ponto é representado pelas coordenadas tridimensionais para a forma e 24 bits de RGB para a cor. A transferência dos dados ocorre via USB e proporciona uma visão instantânea do que está sendo reconstruído [28].

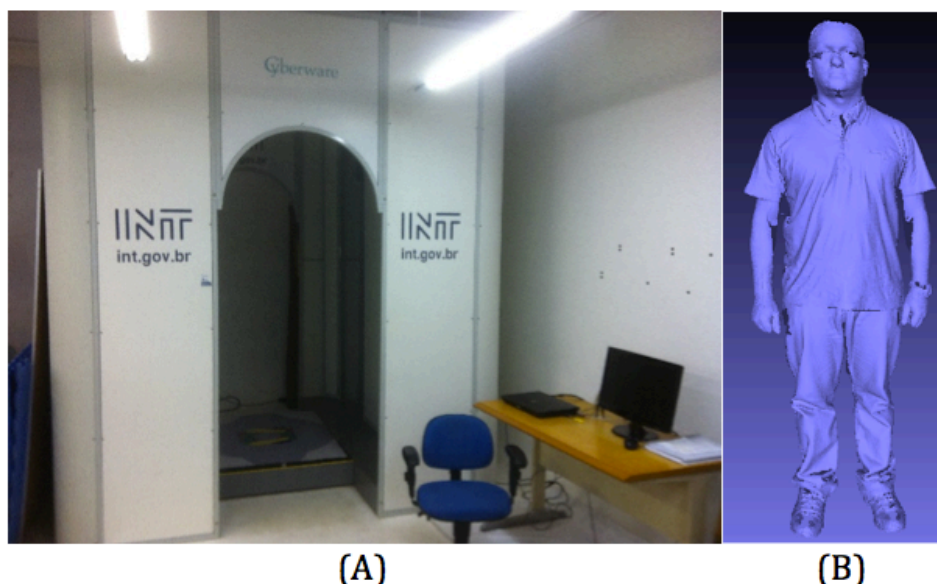


Figura 4.18: (A) Escâner laser 3D do INT. (B) Modelo 3D gerado.

A partir de quatro feixes de laser emitidos pelo escâner nas suas diagonais (Figura 4.19(A)), com a voluntária no interior do equipamento, os modelos 3D são obtidos (Figura 4.19(B)). Dessa forma a imagem é capturada pelo escâner e tratada em uma ferramenta

específica do equipamento, gerando o modelo tridimensional da voluntária.



Figura 4.19: (A) Captura do modelo 3D. (B) Modelo 3D gerado.

Foram obtidos os modelos 3D das mamas das voluntárias e de fantasmas. O procedimento para a aquisição dos modelos é descrito a seguir.

Para todas as voluntárias a área digitalizada foi de 50 cm, de forma que o escâner rastreasse a partir de 1 metro do chão até 1,5 metro da altura, essas medidas correspondem ao intervalo da cintura a, aproximadamente, o ombro da voluntária. As voluntárias ficaram despidas da cintura para cima, e foram posicionadas no interior do escâner com as mãos na cabeça, assim como no protocolo de aquisição das imagens termográficas[84][85][86].

As imagens foram capturas pela ferramenta gráfica do próprio escâner e os modelos gerados foram armazenados em arquivos no formato PLY.

Um exemplo do modelo 3D de uma voluntária gerado pelo escâner laser e a região de interesse segmentada podem ser observados na Figura 4.20. A região de interesse foi delimitada através de processo manual, de acordo com os mesmos padrões de corte utilizados no processo adotado para as nuvens de pontos, adquiridas através dos sensores de profundidade, descrito na Seção 4.2.1.

Em seguida, gerou-se a superfície de Poisson do modelo adquirido, mais especificamente da região de interesse.

Quase todas as etapas apresentadas na Seção 4.2.1, e adotadas para as nuvens de pontos obtidas com os Kinects, serão aplicadas para o modelo 3D do escâner laser, com exceção do cálculo da normal, visto que o mesmo já possui a normal dos seus pontos calculada.

A Figura 4.21 mostra as superfícies geradas a partir das capturas realizadas com os sensores de profundidade e a apartir das capturas que foram realizadas pelo escâner laser

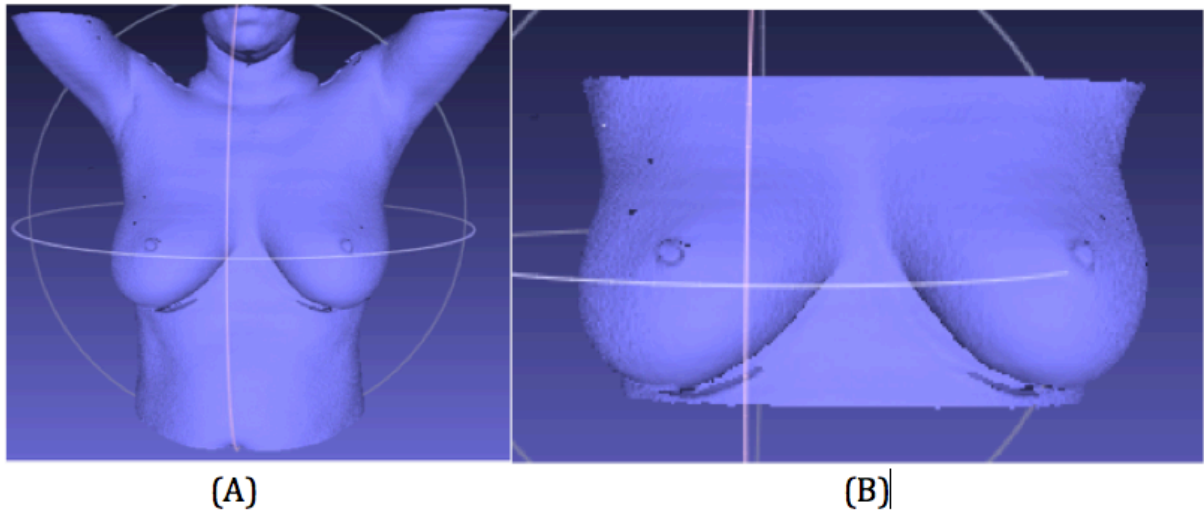


Figura 4.20: (A) Modelo 3D. (B) Região de interesse.

3D.

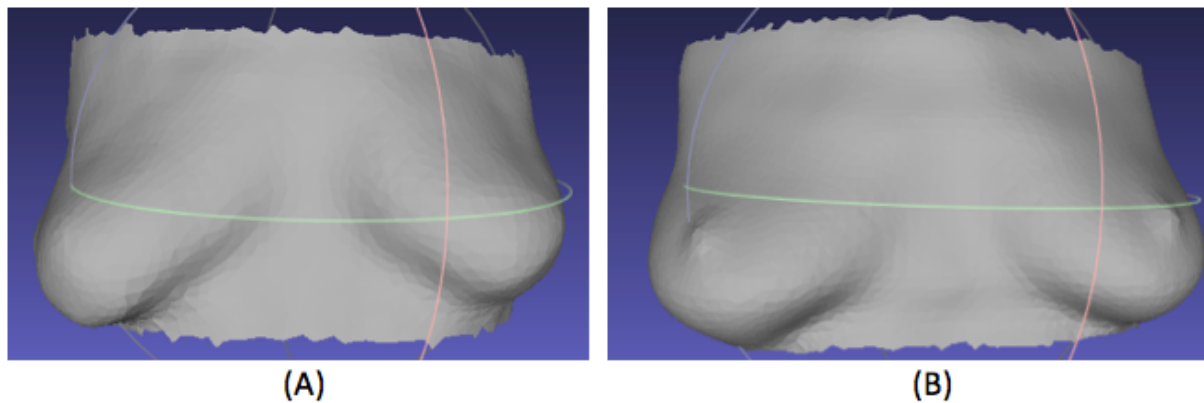


Figura 4.21: (A) Superfície gerada com os Kinects. (B) Superfície gerada com o escâner laser.

Para calcular a distância de Hausdorff das superfícies dos dois modelos, é necessário o registro dos mesmos. Esse procedimento foi dividido nas seguintes etapas:

1. Realizar um primeiro alinhamento manual das superfícies, aplicando rotação e translação em uma das superfícies a fim de aproximá-las, considerando que estas estão bem distantes em todos os eixos, conforme Figuras 4.22(A) e (B).
2. Recortar a região da mama (Figura 4.22(C)) .
3. Efetuar o registro dos modelos usando o algoritmo ICP[70].

O resultado desse processo de alinhamento pode ser visualizado na Figura 4.23.

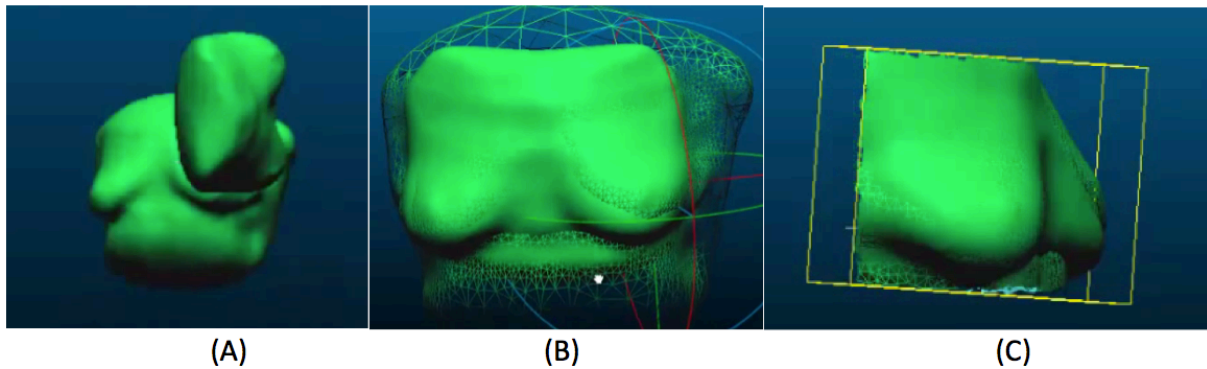


Figura 4.22: (A) Superfícies. (B) Alinhamento manual. (C) Região da mama.

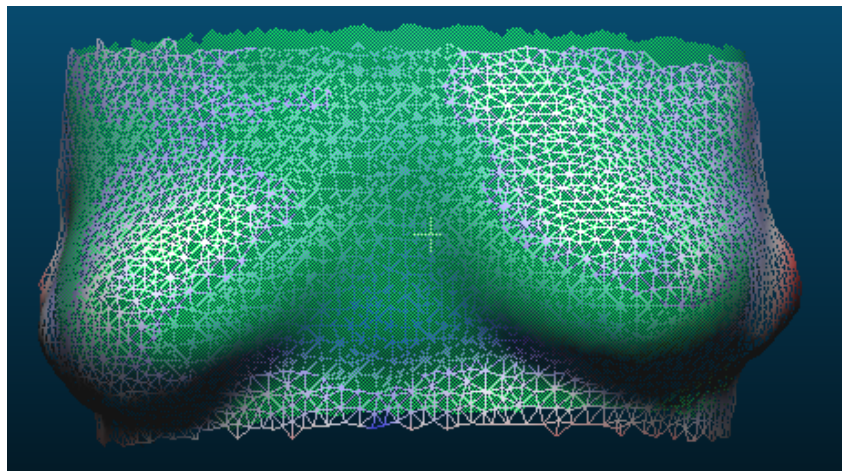


Figura 4.23: Resultado final do alinhamento.

4.3.2 Coeficientes de similaridade (Coeficiente de Dice e Índice de Jaccard)

Para possibilitar o cálculo do Coeficiente de Dice e do Índice de Jaccard foi utilizado, para obtenção dos modelos tridimensionais da união e interseção entre as superfícies, o método *Marching Intersection* - MI, que adota uma abordagem volumétrica e age como um filtro de reamostragem, onde todos os pontos de interseção entre os modelos são localizados e, em seguida, começando a partir destas interseções, uma superfície é reconstruída. MI apresenta boas características em termos de eficiência, densidade e qualidade dos modelos resultantes. O problema complexo de operações lógicas(união, interseção) em modelos geométricos, no caso superfícies, é reduzido a operações simples[78].

O MI utiliza um *grid* com coordenadas conhecidas, e ao carregar uma superfície, o algoritmo procura quais as coordenadas da superfície são iguais às coordenadas do *grid*, isto é, ele procura as coordenadas que estão no *grid* e que estão na superfície carregada, as interseções.

Com as informações das coordenadas das interseções de duas superfícies imersas no *grid*, são obtidas a união e a interseção entre elas.

A Figura 4.24 mostra um exemplo de uma representação 3D de 2 superfícies: Kinect (Figura 4.24(A)) e escâner laser (Figura 4.24(B)), com as respectivas operações booleanas (interseção e união) (Figuras 4.24(C) e (D)).

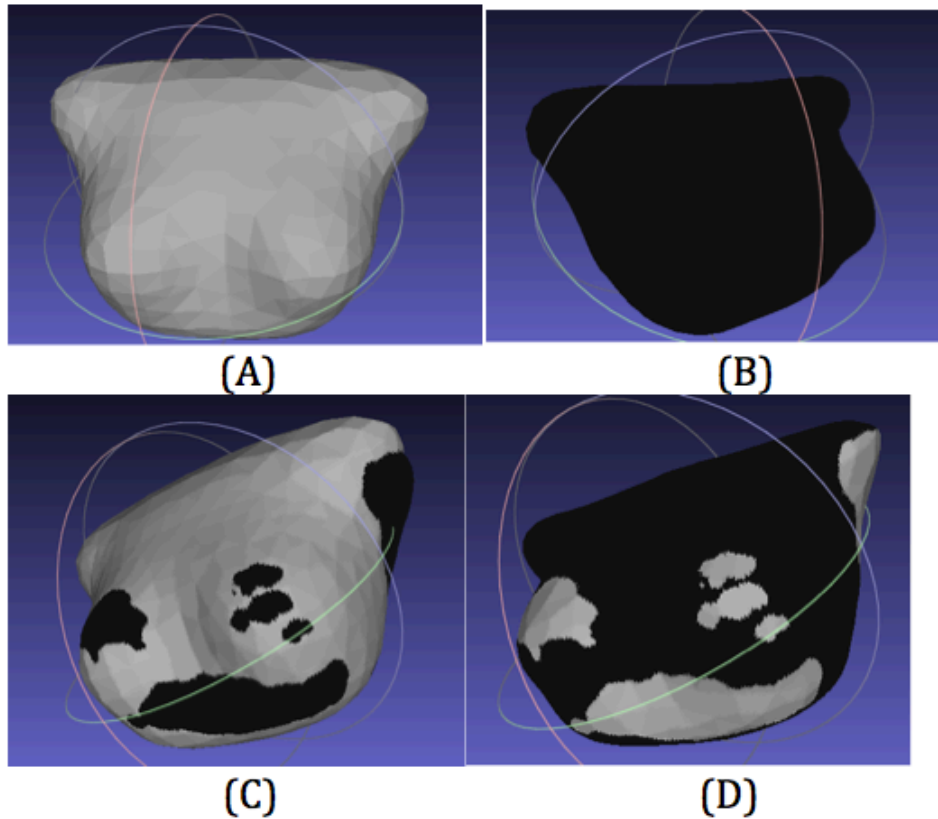


Figura 4.24: (A) Superfície (Kinect). (B) Superfície (escâner laser). (C) Superfície (união). (D) Superfície (interseção).

Capítulo 5

TESTES E RESULTADOS

Este capítulo trata dos testes de validação do modelo 3D gerado com a metodologia apresentada neste trabalho. Aborda também, os resultados obtidos e traz uma análise da qualidade e confiabilidade do modelo analisado, determinando o quanto as medidas deste se aproximam das medidas reais das voluntárias. Os modelos gerados são também comparados com as superfícies das voluntárias e fantomas adquiridas pelo escâner laser.

Devido à necessidade de aquisição do modelo 3D para cada voluntária utilizando o escâner laser, e a essa captura ser condicionada à disponibilidade do equipamento, a amostra utilizada neste trabalho é de 5 voluntárias em diferentes faixa etárias e 2 fantomas. O tamanho das mamas variaram de pequena (voluntária 4 e os 2 fantomas) a mamas médias (voluntárias 1, 2, 3 e 5).

Foram feitas duas formas de validação:

1. Qualitativa: São realizadas sobreposições dos modelos adquiridos por escâner laser com os gerados a partir do Kinect para verificação visual do quão similares elas são;
2. Quantitativa: Serão utilizadas as seguintes medidas para validar o modelo:
 - (a) Distância entre superfícies;
 - (b) Área das superfícies geradas;
 - (c) Medida real das voluntárias;
 - (d) Coeficiente de Dice;
 - (e) Índice de Jaccard;

5.1 Testes

Análise qualitativa da sobreposição das superfícies geradas

Esse método de validação se baseia na comparação, através da sobreposição, da superfície 3D geradas pela metodologia e a superfície 3D das voluntárias provenientes da utilização de um escâner laser. Essa sobreposição é realizada de maneira a obter o melhor encaixe possível. A Figura 5.1 mostra um exemplo do resultado, onde em amarelo se vê a malha gerada a partir dos Kinects e em verde se vê a malha que foi gerada a partir dos pontos capturados pelo escâner laser.

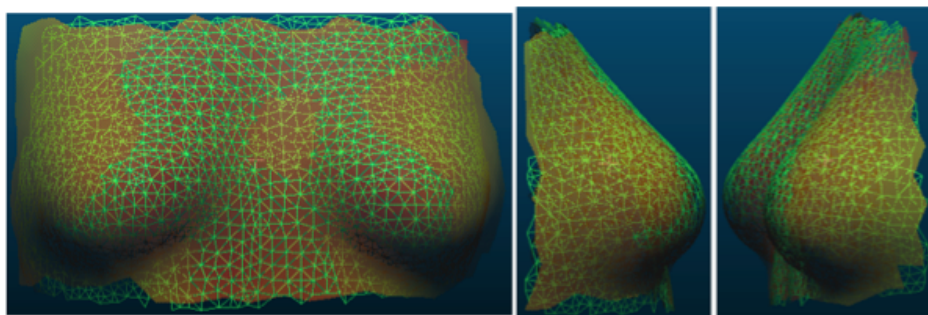


Figura 5.1: Sobreposição da superfície 3D geradas pela metodologia e a de um escâner laser.

Distância entre superfícies

Conforme explicado nas Seções 2.3.1 e 4.3.1, a distância de Hausdorff pode ser utilizada para determinar a diferença entre dois objetos que sejam posicionados um sobre o outro. Uma vez que calcula a distância entre pontos de dois conjuntos. Além dessa medida foi feito o cálculo do erro médio para verificar o quão distantes estão as regiões de interesse extraídas das superfícies geradas com o uso dos Kinects e as que foram geradas com o uso do escâner laser do INT.

Cálculo da área das superfícies geradas

Após o procedimento de definição da região de interesse (mama), foram calculadas as áreas das superfícies dos modelos tridimensionais gerados a partir das capturas dos Kinects com a metodologia proposta para comparar com os modelos obtidos com o escâner laser 3D. O cálculo foi realizado com base no somatório de todas as áreas dos triângulos que compõe a superfície.

Comparação com medida real das voluntárias

Outro teste realizado é a medida da distância entre os mamilos. Foram feitas as

medições nas superfícies geradas com os Kinects (Figura 5.2(A)) e com o escâner laser (Figura 5.2(B)), para comparar com as reais medidas das voluntárias.

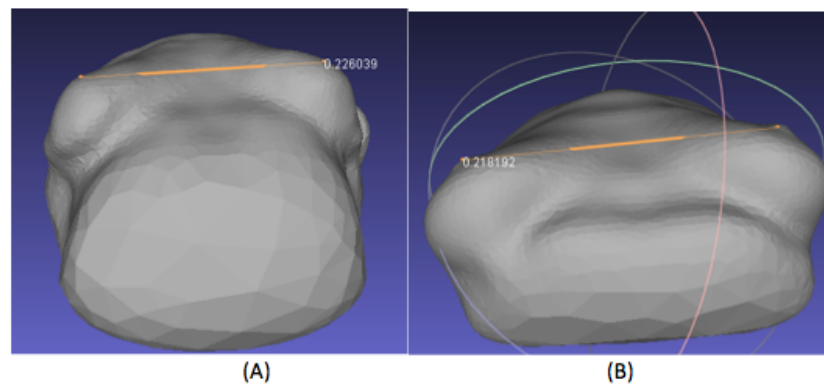


Figura 5.2: (A) Distância entre os mamilos obtidas a partir do Kinect (A) e do escâner laser (B).

Cálculo do Coeficiente de DICE e do Índice de Jaccard

Para medir a similaridade entre as superfícies geradas com os sensores de profundidade e as obtidas com o escâner laser serão utilizados os Coeficientes de Dice e Jaccard, explicados nas seções 2.3.2 e 4.3.2.

Para calcular o Coeficiente de Dice e o Índice de Jaccard foi usada, como parâmetro de comparação, a área da superfície, ou seja, foram calculadas as área das superfícies geradas a partir das capturas realizadas com os Kinects e com o escâner laser, além das áreas da interseção e união destas superfícies.

Os testes executados foram resultantes da execução dos seguintes passos:

1. Registros das superfícies geradas.
2. Recorte da região de interesse (mama).
3. Análise qualitativa da sobreposição das superfícies geradas.
4. Cálculo da distância entre superfícies (distância de Hausdorff e erro médio).
5. Cálculo da área das superfícies geradas.
6. Comparação da distância entre mamilos nas superfícies geradas e a medida real das voluntárias.
7. Geração dos modelos 3D da união e da interseção entre as superfícies.
8. Cálculo do coeficiente de Dice e do Índice de Jaccard.

5.2 Resultados e análises dos testes

Análise qualitativa da sobreposição das superfícies geradas

As sobreposições demonstram bons resultados visualmente, ou seja, as superfícies da mama, geradas com o uso dos sensores de profundidade, ficaram próximas às geradas com o uso do escâner laser 3D. Como mostram as Figuras 5.3 a 5.9.

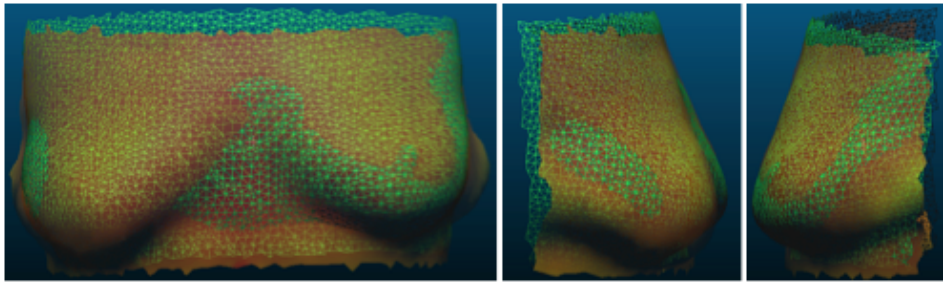


Figura 5.3: Sobreposição das superfícies da voluntária 1.

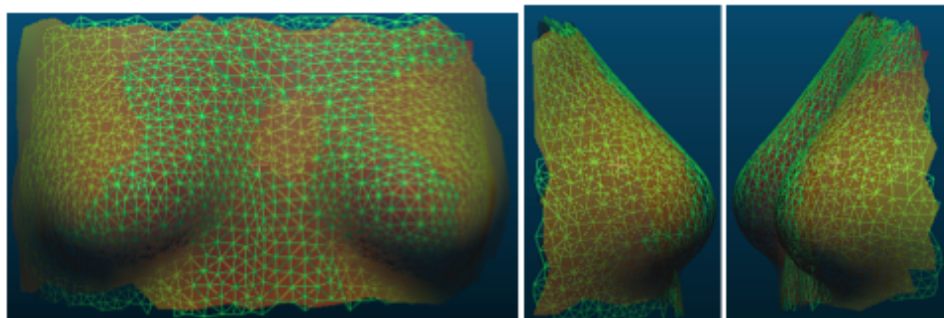


Figura 5.4: Sobreposição das superfícies da voluntária 2.

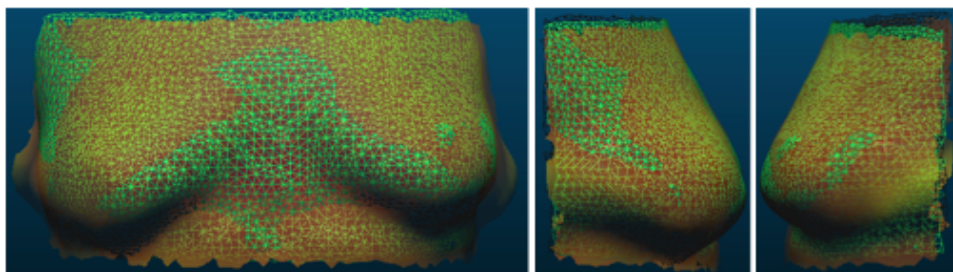


Figura 5.5: Sobreposição das superfícies da voluntária 3.

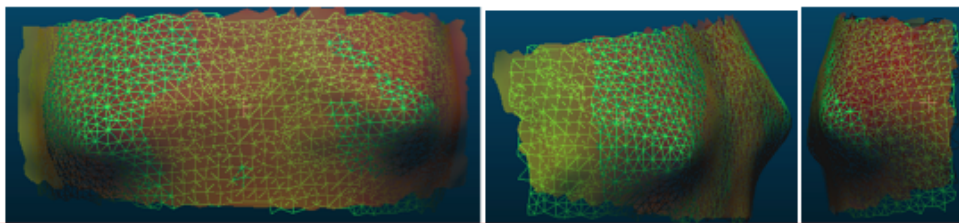


Figura 5.6: Sobreposição das superfícies da voluntária 4.

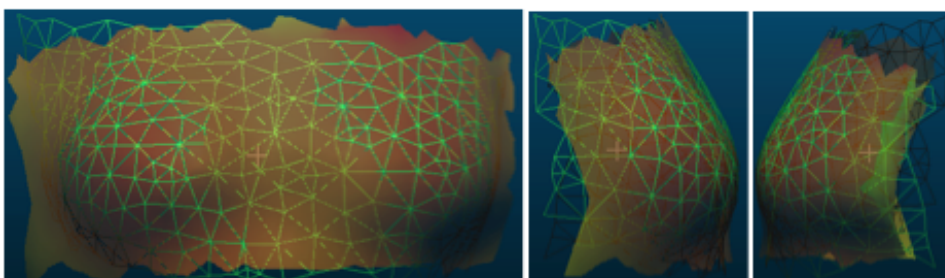


Figura 5.7: Sobreposição das superfícies da voluntária 5.

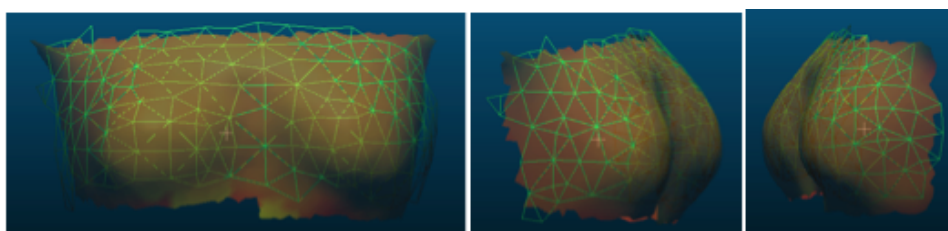


Figura 5.8: Sobreposição das superfícies do fantoma 1.

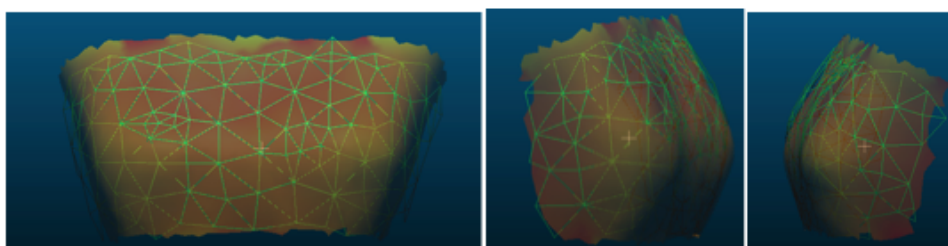


Figura 5.9: Sobreposição das superfícies do fantoma 2.

Análise da distância entre superfícies

A distância entre as superfícies sobrepostas foram calculadas e os modelos 3D, com o mapeamento das distâncias entre os pontos representados por tons, foram gerados. Neste sentido foi possível avaliar de forma quantitativa a distância de Hausdorff (d_H) e o erro

médio (d_M) e qualitativa, onde foram utilizados mapas de cores para exibir a distância entre as superfícies. Todos os valores entre as distâncias dos pontos das superfícies foram mapeados para a cor correspondente, partindo do azul (distância mínima) para o vermelho (distância máxima). O que permite uma visualização em 3D das distâncias.

Tabela 5.1: Distância de Hausdorff e erro médio (em milímetros).

Vol. / Dist.	Máx(A→B)	Máx(B→A)	$\underline{d_H(A,B)}$	$d_M(A→B)$	$d_M(B→A)$	<u>Média</u>
Voluntária 1	19,92	19,49	19,92	3,08	3,07	3,07
Voluntária 2	14,05	15,81	15,81	2,91	3,03	2,97
Voluntária 3	21,49	21,39	21,49	3,25	3,16	3,20
Voluntária 4	23,14	23,99	23,99	5,38	6,16	5,77
Voluntária 5	19,36	18,70	19,36	5,37	5,56	5,46
Fantoma 1	24,27	19,00	24,27	5,83	4,86	5,35
Fantoma 2	20,29	20,23	20,29	3,33	2,77	3,05

Sendo:

$$\text{Máx(A} \rightarrow \text{B)} = d(A, B) = \max_{a \in A} d(a, B)$$

$$\text{Máx(B} \rightarrow \text{A)} = d(B, A) = \max_{b \in B} d(b, A)$$

$$\underline{dH(A,B)} = \max[d(A, B), d(B, A)]$$

$$dM(A \rightarrow B) = \frac{1}{|A|} \int \int_{a \in S} d_H(a, B) dA$$

$$dM(B \rightarrow A) = \frac{1}{|B|} \int \int_{b \in S} d_H(b, A) dB$$

$$\underline{Média} = [dM(A \rightarrow B) + dM(B \rightarrow A)]/2$$

Na Tabela 5.1 pode-se observar que a distância de Hausdorff (d_H), no pior caso, é de 24,27 mm, apresentado para o experimento com o fantoma 1, e 23,98 mm para a voluntária 4. A d_H é sensível a valores discrepantes, assim, é necessário analisar também a média do erro médio. A Figura 5.10 exibe um gráfico em que a média do erro médio máxima foi de 5,77 mm, apresentada na voluntária 4, e na média geral foi de 4,13 mm. Nesta comparação as margens de erros foram consideradas pequenas e as superfícies geradas com os sensores de profundidade ficaram próximas às obtidas com o escâner laser.

Nas Figuras 5.11 a 5.17 são exibidos os mapeamentos de cores com base na variação da distância entre as superfícies, onde é possível se verificar, através dos histogramas, como ocorre a distribuição do erro ao longo da superfície com os pontos de distância máxima e mínima, e fica evidenciado que a região da mama reconstruída com os sensores de

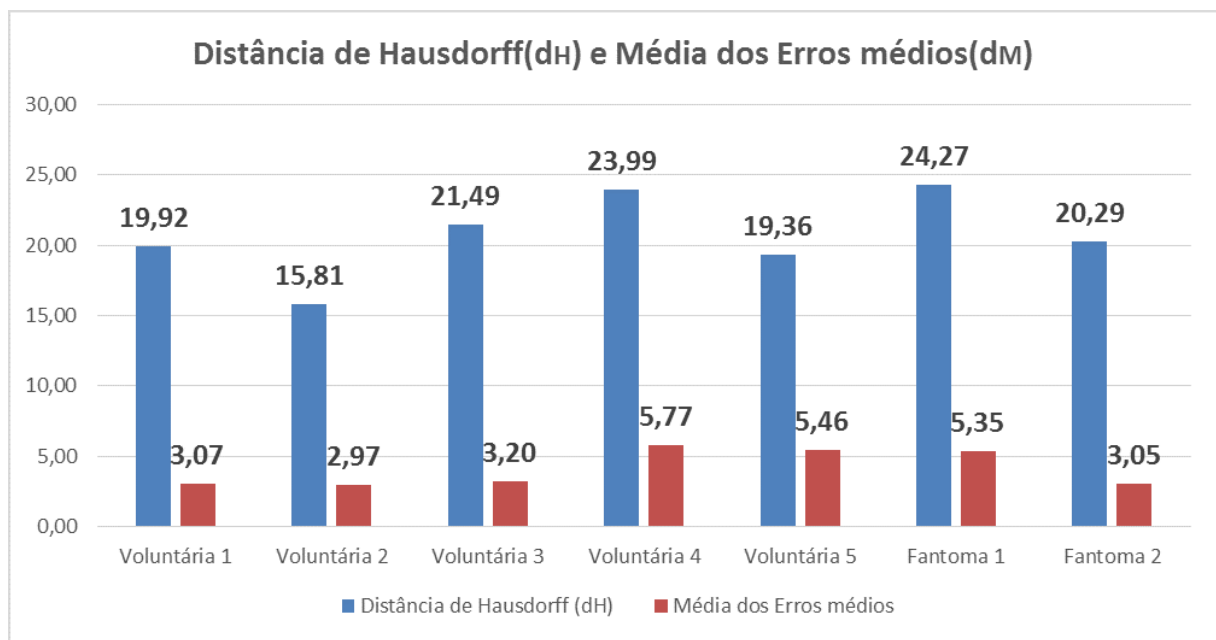


Figura 5.10: Distância de Hausdorff e média dos erros médios computados entre os modelos 3D (em milímetros).

profundidade ficou bem próxima da gerada com o escâner laser. Fica evidente ainda que os erros mais elevados (maiores distâncias) foram detectados em pontos fora dessa região, exceto para a voluntária 4 que apresentou os piores resultados na região dos mamilos.

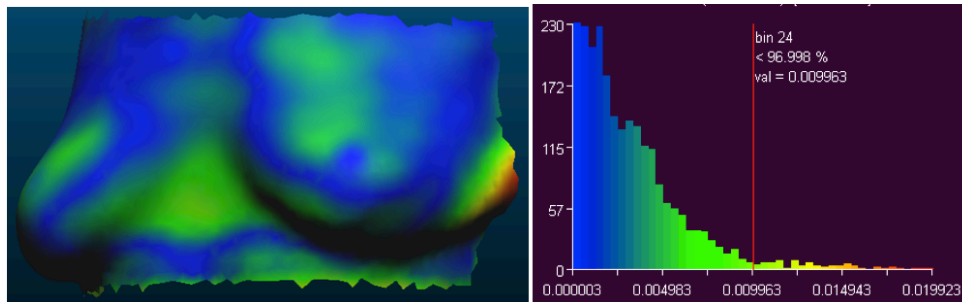


Figura 5.11: Variação da distância entre os pontos das superfícies da voluntária 1.

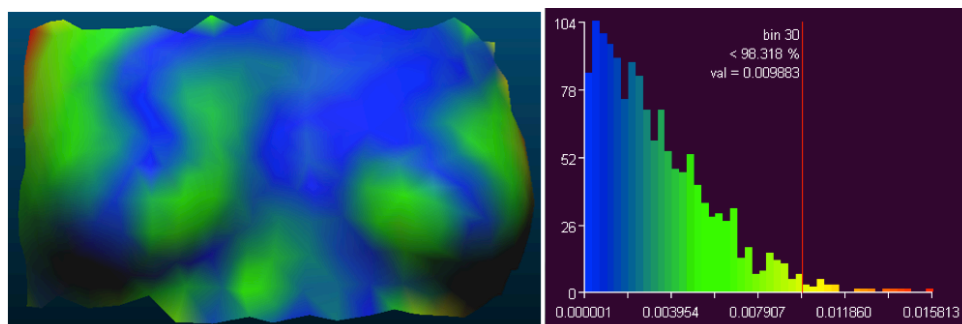


Figura 5.12: Variação da distância entre os pontos das superfícies da voluntária 2.

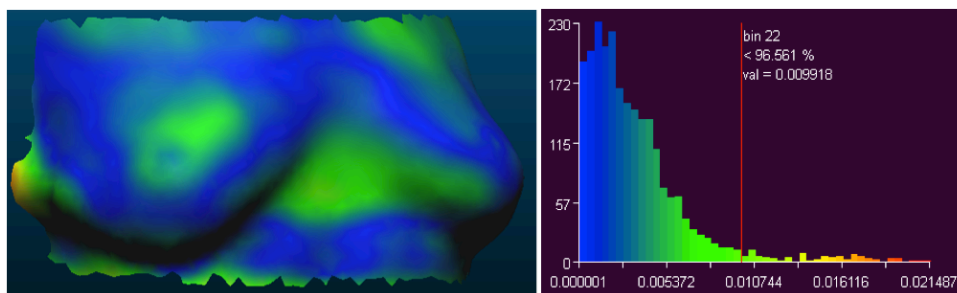


Figura 5.13: Variação da distância entre os pontos das superfícies da voluntária 3.

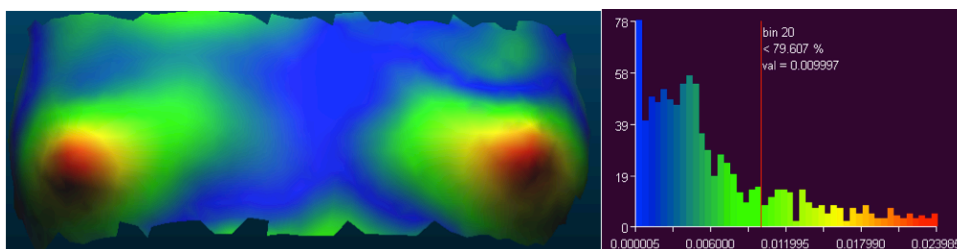


Figura 5.14: Variação da distância entre os pontos das superfícies da voluntária 4.

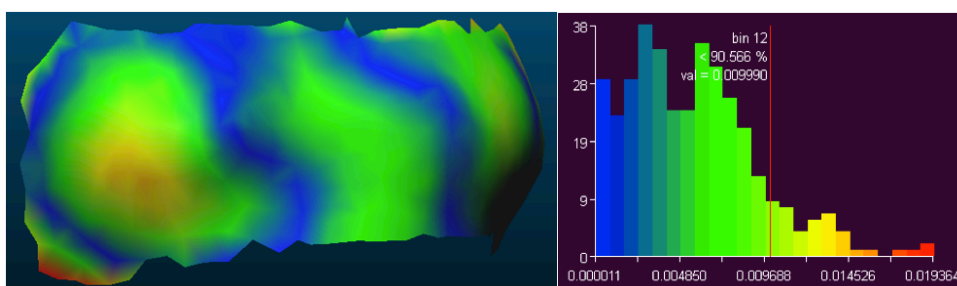


Figura 5.15: Variação da distância entre os pontos das superfícies da voluntária 5.

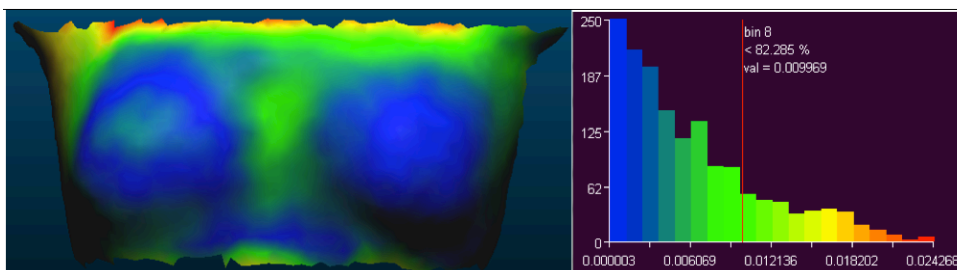


Figura 5.16: Variação da distância entre os pontos das superfícies do fantoma 1.

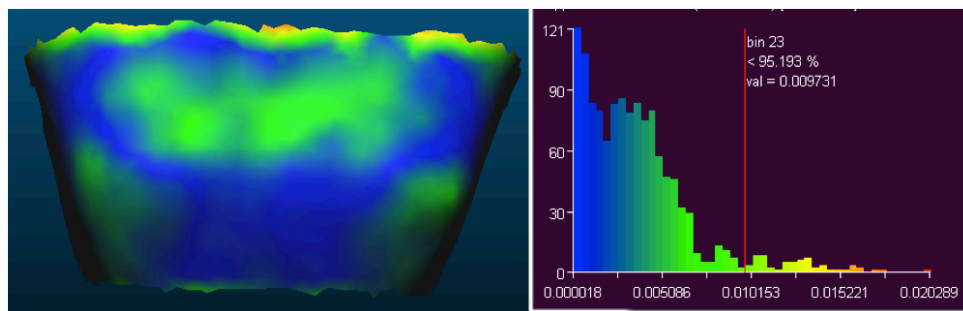


Figura 5.17: Variação da distância entre os pontos das superfícies do fantoma 2.

Analisando as distâncias entre os pontos foi detectado que a maioria dos pontos estava a uma distância inferior a 10 mm , Os percentuais de pontos a esta distância podem ser visualizados através das linhas vermelhas nos histogramas presentes nas Figuras 5.11 a 5.17. O pior caso foi no experimento com a voluntária 4, onde o percentual foi de 79,61%. A Figura 5.18 exibe o gráfico onde é possível se verificar que para as voluntárias 1, 2, 3 e o fantoma 2, os valores ficaram acima de 95%, sendo eles: 97%, 98,32%, 96,56% e 95,19% respectivamente. Os piores resultados foram obtidos para as mamas pequenas (voluntária 4, fantoma 1 e fantoma 2) e isso se deve ao fato da limitação do Kinect quando usado na reconstrução de pequenas estruturas.

Tabela 5.2: Percentual de pontos com a distância inferior a 10mm.

Voluntárias / Distância	(%) Pontos com distância < 10mm
Voluntária 1	97%
Voluntária 2	98,32%
Voluntária 3	96,56%
Voluntária 4	79,61%
Voluntária 5	90,51%
Fantoma 1	82,28%
Fantoma 2	95,19%

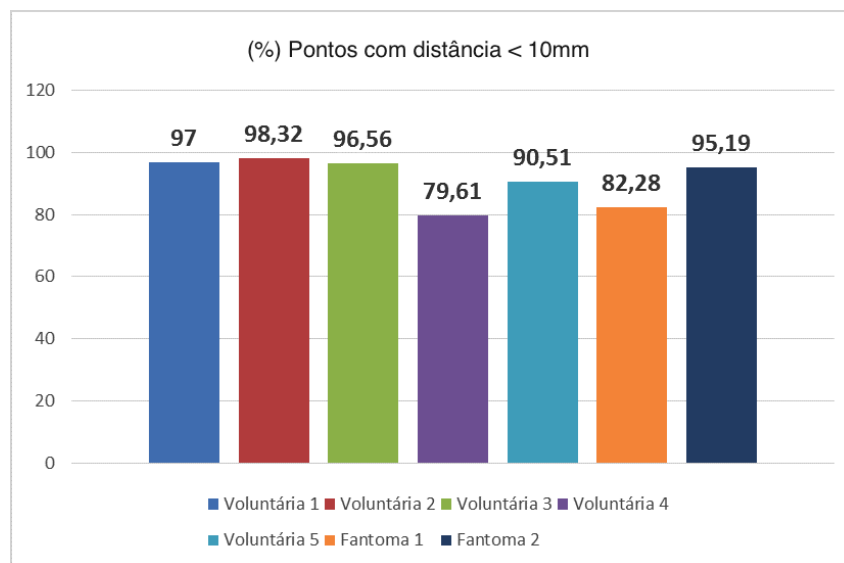


Figura 5.18: Pontos das superfícies com distância inferior a 10mm (%).

Área da superfície

A Tabela 5.3 apresenta o resultado do cálculo das áreas das superfícies e a diferença em porcentagem entre elas. Tais informações podem ser melhor visualizadas no gráfico (Figura 5.19). Pode-se observar que a diferença encontrada no cálculo das áreas das superfícies é inferior a 5%, exceto para a voluntária 4 que apresentou 9,09% de diferença, sendo que a média da diferença foi de 3,55%. Nessa comparação as diferenças entre as áreas foram consideradas pequenas e as superfícies geradas com os sensores de profundidade ficaram próximas às obtidas com o escâner laser.

Tabela 5.3: Diferença da área da superfície(%).

Voluntárias / Áreas	Kinects	Escâner laser	Diferença
Voluntária 1	81.400 mm ²	81.000 mm ²	0,49%
Voluntária 2	68.400 mm ²	66.100 mm ²	3,48%
Voluntária 3	81.000 mm ²	80.900 mm ²	0,12%
Voluntária 4	32.400 mm ²	29.700 mm ²	9,09%
Voluntária 5	55.800 mm ²	54.000 mm ²	3,33%
Fantoma 1	46.200 mm ²	44.300 mm ²	4,29%
Fantoma 2	40.900 mm ²	39.300 mm ²	4,07%

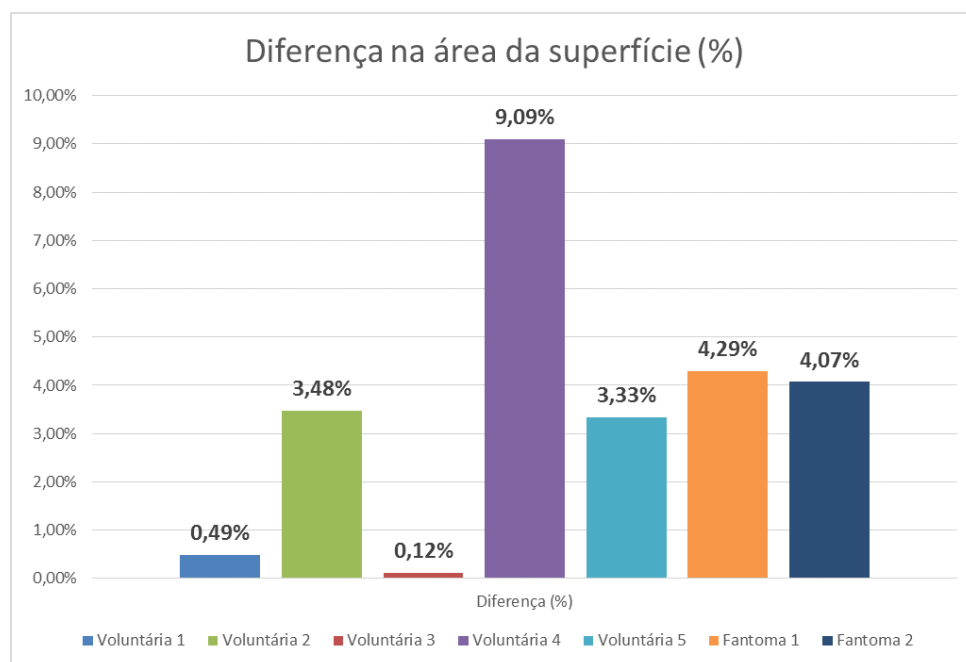


Figura 5.19: Diferença entre as áreas das superfícies (%).

Comparação com medida real das voluntárias

A Tabela 5.4 apresenta as medidas das distâncias entre mamilos das voluntárias. Na Figura 5.20 é possível observar que a diferença encontrada na comparação, das distâncias entre mamilos, entre a mama real e a reconstruída com o Kinect é, no pior caso, 9,51%, sendo que em média essa diferença foi de 6,77%. Já entre a mama real e a reconstruída com o escâner laser, o pior caso é de 4,19%, sendo que em média essa diferença foi de 3,14%. Na comparação entre o Kinect e o escâner laser o pior a diferença máxima encontrada é de 5,72%, sendo que em média essa diferença foi de 3,51%. As diferenças encontradas no experimento são consideradas pequenas e validam a superfície gerada com a metodologia criada.

A voluntária 5 possuía uma das mamas reconstruída devido a um procedimento de mastectomia e não foi possível obter a medida entre os mamilos.

Tabela 5.4: Distância entre os mamilos(%).

Vol./ Dist.	MR	MK	MS	MR x MK	MR x MS	MK x MS
Voluntária 1	21 cm	22,2 cm	21,7 cm	5,81%	3,32%	2,41%
Voluntária 2	19 cm	20,3 cm	19,8 cm	6,61%	4,19%	2,32%
Voluntária 3	21,5 cm	22,6 cm	21,8 cm	5,13%	1,48%	3,60%
Voluntária 4	20,2 cm	22,1 cm	20,9 cm	9,51%	3,58%	5,72%

Legenda da tabela:

MR = Mama real

MK = Mama gerada com os Kinects

MS = Mama gerada com o escâner laser

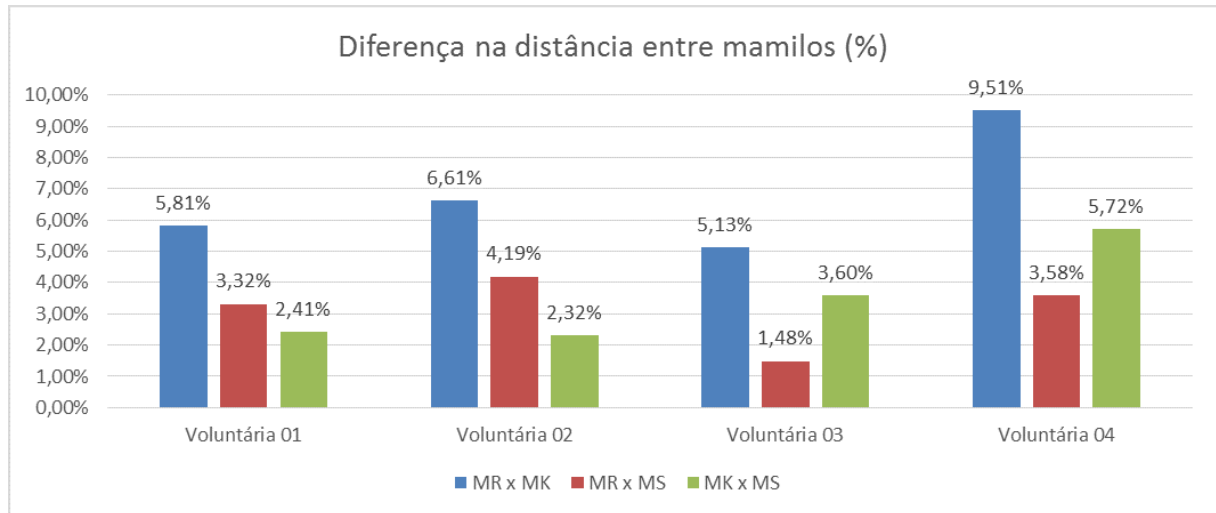


Figura 5.20: Diferença das distâncias entre os mamilos (%).

Coeficiente de Dice e Índice de Jaccard

Na Tabela 5.5 são mostrados os coeficientes de Dice e Jaccard. O Coeficiente de Dice foi superior a 0,90 (90%) em todos os experimentos, sendo que, para as voluntárias 01 e 03, chegaram a 0,95 (95%) e em média o Coeficiente de DICE foi de 0,93(93%). Já o Índice de Jaccard foi superior a 0,80 (80%) em todos os experimentos, sendo que para as voluntárias 01 e 03 chegaram a 0,91 (91%), conforme é exibido na Figura 5.21, e em média o Índice de Jaccard foi de 0,87(87%). Esses coeficientes validam que as superfícies da mama geradas com o uso dos sensores de profundidade possuem um alto índice de similaridade com as superfícies que foram geradas a partir do uso do escâner laser 3D.

Tabela 5.5: Coeficiente de Dice e Índice de Jaccard

Vol./área(mm ²)	Área da Interseção	Área da União	Área Kinects	Área escâner laser	Coef. de DICE	Índice de Jaccard
Voluntária 1	343.780	376.560	376.109	344.189	0,95	0,91
Voluntária 2	271.745	321.484	321.318	272.447	0,92	0,85
Voluntária 3	219.671	241.160	241.098	219.918	0,95	0,91
Voluntária 4	256.353	307.320	307.264	257.560	0,91	0,83
Voluntária 5	304.169	352.620	352.598	304.660	0,93	0,86
Fantoma 1	216.939	255.799	253.274	219.887	0,92	0,85
Fantoma 2	211.828	241.542	239.852	214.141	0,93	0,88

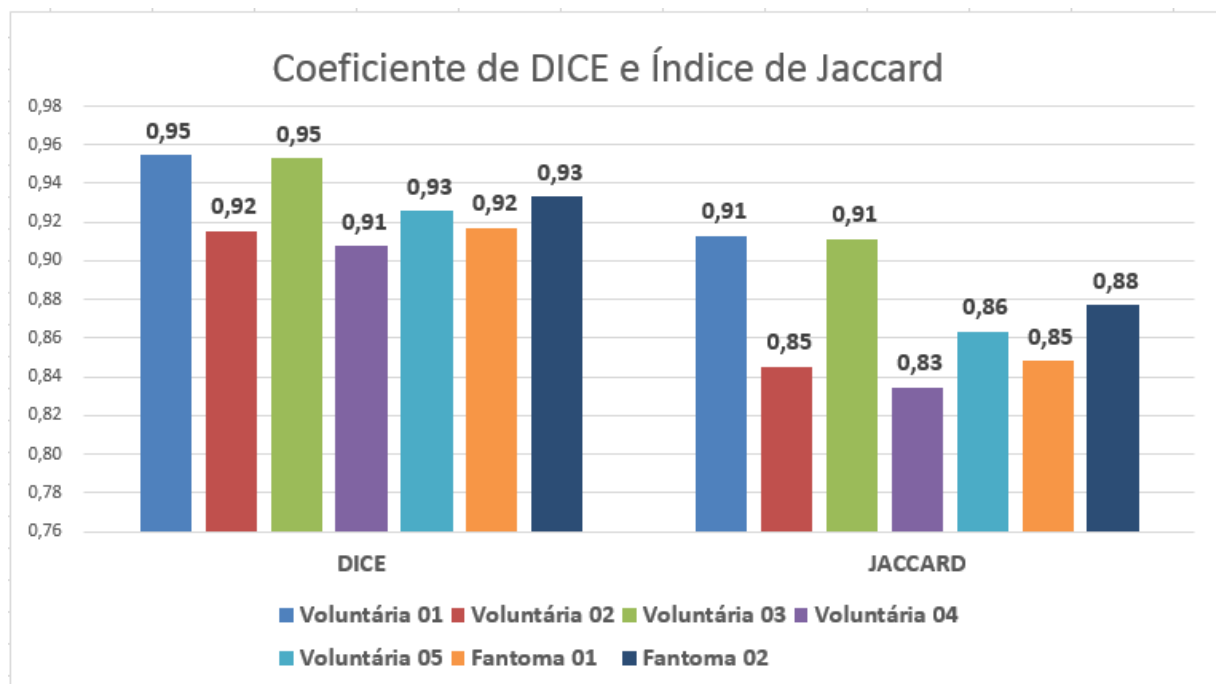


Figura 5.21: Coeficiente de Dice e Índice de Jaccard.

5.3 Resumo dos resultados obtidos nos testes

A Tabela 5.6 apresenta os resultados obtidos nos testes de validação para cada voluntária e fantoma, para fins de melhor visualização e comparação.

Tabela 5.6: Resultados obtidos por voluntária/fantoma.

Tipo de validação		Voluntária 1	Voluntária 2	Voluntária 3	Voluntária 4	Voluntária 5	Fantoma 1	Fantoma 2
Distância entre os pontos das superfícies	Distância de Hausdorff	19,92 mm	15,81 mm	21,49 mm	23,99 mm	19,36 mm	24,27 mm	20,29 mm
	Média dos Erros médios	3,07 mm	2,97 mm	3,20 mm	5,77 mm	5,46 mm	5,35 mm	3,05 mm
Área da Superfície		0,49%	3,48%	0,12%	9,09%	3,33%	4,29%	4,07%
Distância entre mamilos	Kinect X Real	5,81%	6,61%	5,13%	9,51%	----	----	----
	Kinect X Laser	2,41%	2,32%	3,60%	5,72%	----	----	----
Coeficiente de DICE		0,95	0,92	0,95	0,91	0,93	0,92	0,93
Índice de Jaccard		0,91	0,85	0,91	0,83	0,86	0,85	0,88

A Tabela 5.7 mostra que os piores resultados ocorreram com a voluntária 4, exceto na distância de Hausdorff, onde o fantoma 1 apresentou o pior resultado. Como já foi explicado anteriormente, a distância de Hausdorff é sensível a valores discrepantes e a análise da média dos erros médios é necessária. E, nesse caso a voluntária 4 apresentou os piores valores.

Tabela 5.7: Resumo dos resultados obtidos.

Tipo de validação		Melhor caso	Valor do melhor caso	Pior caso	Valor do pior caso	Média	Desvio padrão
Distância entre os pontos das superfícies	Distância de Hausdorff	Voluntária 2	15,81 mm	Fantoma 1	24,27 mm	20,73 mm	2,15 mm
	Média dos Erros médios	Voluntária 2	2,97 mm	Voluntária 4	5,77 mm	4,13 mm	1,20 mm
Área da Superfície		Voluntária 3	0,12 %	Voluntária 4	9,09 %	3,55%	1,94%
Distância entre mamilos	Kinect X Real	Voluntária 3	5,13%	Voluntária 4	9,51%	6,77%	1,37%
	Kinect X Laser	Voluntária 2	2,32%	Voluntária 4	5,72%	3,51%	1,15%
Coeficiente de DICE		Voluntárias 1 e 3	0,95	Voluntária 4	0,91	0,93	0,0149
Índice de Jaccard		Voluntárias 1 e 3	0,91	Voluntária 4	0,83	0,87	0,0258

A Tabela 5.7 mostra que os piores resultados ocorreram com a voluntária 4, exceto na distância de Hausdorff, onde o fantoma 1 apresentou o pior resultado. Como já foi explicado anteriormente, a distância de Hausdorff é sensível a valores discrepantes e a análise da média dos erros médios é necessária. E, nesse caso a voluntária 4 apresentou

os piores valores.

Esses resultados se devem ao fato do Kinect não ser extremamente preciso na reconstrução de pequenas estruturas, quanto o escâner laser é, e com isso, a reconstrução das superfícies do grupo com mamas pequenas (voluntária 4, fantasmas 1 e 2) obtiveram os piores índices nas comparações. O principal indício é que, em praticamente todos os piores casos encontrados na validação, a voluntária 4 aparece, exceto em um deles, na distância de Hausdorff, onde aparece o fantoma 1. Isso ocorre devido a geração do modelo 3D de voluntárias ser mais complexa que a geração de modelo 3D de fantasmas, pois cada voluntária possui uma forma geométrica da mama particular e única, onde nem mesmo a mama da direita é totalmente igual à da esquerda.

No tocante aos melhores resultados nas validações, estes foram obtidos pelas voluntárias 1, 2 e 3. Neste sentido é possível inferir que a metodologia desenvolvida apresenta ótimos resultados para mamas médias, pois 3 (voluntárias 1, 2 e 3) das 4 voluntárias estão entre os melhores resultados. Apenas a voluntária 5 não apresentou um melhor resultado em algum dos métodos de validação.

A validação utilizando o erro médio apresentou uma média de 4,13 mm, com um desvio padrão de 1,20 mm (valor considerado baixo e satisfatório).

Com a validação via área da superfície foi obtida uma média de 3,55% de diferença, com um desvio padrão de 1,94%, entre as superfícies geradas com o Kinect e com o escâner laser, uma diferença considerada pequena e satisfatória.

A validação comparando as distâncias entre os mamilos mostrou que a média da diferença entre as superfícies geradas com o Kinect e as voluntárias reais é de 6,77%, com um desvio padrão de 1,37%. Já a média da diferença entre as superfícies geradas com o Kinect e as que foram geradas a partir de um escâner laser é de 3,51%, com um desvio padrão de 1,15%. Essas diferenças foram consideradas pequenas e satisfatórias.

A média obtida na validação com o Coeficiente de Dice foi de 0,93, o que demonstra um alto grau de similaridade entre as superfícies comparadas, com um desvio padrão de 0,0149.

O Índice de Jaccard comprova o alto grau de similaridade apresentada com o Coeficiente de Dice, pois a média dos índices foi de 0,87, com um desvio padrão de 0,0258.

Todos os métodos de validação apontam que a metodologia desenvolvida neste trabalho gera uma superfície 3D da mama próxima da forma real, podendo ser comparada com uma superfície tridimensional gerada a partir de um escâner laser de alto custo.

5.3.1 Comparações com os trabalhos relacionados

Comparando a metodologia desenvolvida nesta tese com os trabalhos apresentados no Capítulo 3, é possível perceber que nossa metodologia se apresenta como melhor solução para ser adotada com o protocolo de aquisição de imagens térmicas. A seguir serão apresentados os aspectos que corroboram com a afirmação acima:

- Na metodologia apresentada por Farinella *et al* [34], os movimentos fisiológicos incontrolláveis das voluntárias, tais como respiração ou mudança no posicionamento da mesma, que podem acontecer no intervalo entre capturas, representam um problema na junção dos dados capturados. Outra desvantagem é o fato de que o método utilizado pelos autores para gerar a visualização computacional é muito demorado, além do fato de utilizar um escâner laser para as capturas, o que representa um alto custo. Os autores realizaram o cálculo da área da superfície do modelo gerado e compararam com a área da superfície de uma mama real, onde a diferença foi de 11,7%.

A metodologia proposta nesta tese resolveria os problemas apresentados acima, pois captura os pontos (coordenadas) da voluntária de forma rápida e precisa, e como utiliza dois Kinects (sensores de baixo custo), é feita apenas uma captura, não sendo necessária a rotação da voluntária, evitando problemas de mudança de posicionamento entre uma captura e outra. Na validação da metodologia proposta nesta tese, a diferença mínima e máxima entre as áreas das superfícies geradas pelos Kinects e as geradas com o uso do escâner laser foi de 0,12% e 9,09%, respectivamente, e em média foi de 3,55% essa diferença.

- A metodologia apresentada por Santos *et al* [81] é aplicada apenas para modelos de mama sintéticos (fantomas), devido a necessidade do uso da máquina de coordenadas para geração da malha 3D da mama, não sendo aplicável a experimentos com mamas reais. Já a metodologia apresentada nesta tese reconstrói para modelos reais e sintéticos.
- Em Vasconcelos *et al* [93] uma das medidas de validação adotadas para o modelo 3D é a área da superfície, e esta também foi utilizada para validar o modelo gerado nesta tese. Enquanto em Vasconcelos a média das diferenças da área da superfície do modelo gerado e o modelo adquirido com o escâner laser foi de 5,47%, nesta tese essa diferença média foi de 3,55%.

- No método apresentado por Izadi *et al* [42], para reconstruir toda a forma da região da mama seria necessário girar o Kinect ao redor da voluntária ou fazer com que a voluntária girasse em torno do próprio eixo. Em ambos os casos seria menos adequado ao protocolo de capturas de imagens térmicas que a metodologia apresentada nesta tese. Os autores não utilizaram medidas para validar o modelo gerado.
- No método de Cui e Stricker [26] para reconstruir toda a forma da região da mama é necessário girar o Kinect ao redor da voluntária ou fazer com que a voluntária gire em torno do próprio eixo. O problema é agravado pelo fato de não atualizar os quadros capturados em tempo real, fazendo com que as mudanças no posicionamento da voluntária representem um problema na junção dos dados capturados. Além de demorar em torno de 5 minutos para reconstruir um modelo 3D. Logo, o trabalho dos autores se mostra menos adequado ao protocolo de capturas de imagens térmicas que a metodologia apresentada nesta tese. Os autores não utilizaram medidas para validar o modelo gerado.
- No método de Weiss *et al* [95] para reconstruir toda a forma da região da mama é necessário fazer com que a voluntária gire em torno do próprio eixo, caso a pessoa se mova, isto é, tenha alterações na forma corporal, o alinhamento 3D se torna impossível. Outro problema é o fato do método demorar cerca de 65 minutos para reconstruir o modelo 3D. Além disso, quando os autores comparam o modelo gerado com um modelo gerado utilizando um escâner laser, calculando a distância vértice a vértice dos modelos, obtiveram 22,23 mm de diferença máxima (distância de Hausdorff) e 10,17 mm na média (erro médio), enquanto que na metodologia apresentada nesta tese obtivemos uma distância de Hausdorff de 15,81 mm no melhor caso, 24,27 mm no pior caso e 20,73 mm na média. No erro médio obtivemos 2,97 mm no melhor caso, 5,77 mm no pior caso e 4,13 mm na média, demonstrando que esta tese apresenta uma nova metodologia capaz de obter resultados superiores aos apresentados pelos autores.
- A metodologia apresentada por Choppin *et al* [23] é próxima da que foi apresentada na tese, porém, a metodologia apresentada na tese tem como vantagem o fato de apresentar um experimento para determinar a melhor distância entre os sensores e evitar problemas de interferência e, com isso, foi possível realizar as capturas de ambos os sensores simultaneamente, sendo esta uma vantagem em relação à metodologia proposta por Choppin *et al* [23] que é sequencial. Neste trabalho foi utilizado apenas próteses de silicone fixadas em um manequim, não sendo possível avaliar

se conseguiria representar fielmente a complexidade da forma geométrica da mama real. O modelo reconstruído foi validado apenas pelo cálculo do volume em comparação com o volume das próteses. A metodologia apresentada nesta tese mostrou bons resultados tanto em testes com fantasmas (manequins) como com voluntárias reais.

- A metodologia apresentada por Wheat *et al* [96] é próxima da que foi apresentada na tese, porém, a metodologia apresentada na tese tem como vantagem o fato de apresentar um experimento para determinar a melhor distância entre os sensores e evitar problemas de interferência e, com isso, foi possível realizar as capturas de ambos os sensores simultaneamente, sendo esta uma vantagem em relação a metodologia proposta por Wheat *et al* [96] que é sequencial. Neste trabalho foi utilizado apenas fantoma(manequim), não sendo possível avaliar se conseguiria representar fielmente a complexidade da forma geométrica da mama real. O modelo reconstruído foi validado apenas pelo cálculo da distância entre os marcos anatômicos no modelo 3D gerado e no manequim. A metodologia apresentada nesta tese mostrou bons resultados tanto em testes com fantasmas (manequins) como com voluntárias reais.

A metodologia proposta nesta tese se mostrou eficiente e os resultados foram muito bons para mamas médias, com margens de erro (diferenças) consideradas pequenas e aceitáveis e os valores baixos de desvio padrão mostram uma grande estabilidade e reprodutibilidade da metodologia, representando assim uma alternativa de baixo custo para modelagem tridimensional aplicada a mama. Já para mamas pequenas a metodologia não se mostrou tão eficiente e esta é sua principal limitação.

Capítulo 6

CONSIDERAÇÕES FINAIS, CONTRIBUIÇÕES E TRABALHOS FUTUROS

Este capítulo aborda as considerações finais deste trabalho, as contribuições e apresenta propostas para trabalhos futuros.

6.1 Considerações finais

Este trabalho apresentou uma metodologia para reconstrução da mama através de sensores de profundidade, calibrados adequadamente, adaptada ao protocolo de aquisição de imagens térmicas. Essa metodologia possibilita a união das informações obtidas com a visualização do modelo 3D gerado com a análise numérica a partir desses exames termográficos das mamas da voluntária submetida a esse tipo de exame.

É importante ressaltar que essa reconstrução tridimensional da mama, com o uso do Kinect, ocorreu através de uma metodologia computacional de aquisição adaptada ao protocolo de captura de imagens térmicas, sendo que nenhum outro trabalho se mostrou mais adequado do que a metodologia apresentada. 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 a partir de sensores de profundidade de baixo custo.

A metodologia foi validada com testes qualitativos(sobreposição) e quantitativos, que vão desde o cálculo da distância entre as superfícies geradas com o escâner laser e as geradas pelos sensores, comparação das áreas das superfícies, comparação de medidas reais das voluntárias (distâncias entre mamilos) a cálculos de índices de similaridade entre superfícies(Dice e Jaccard). Foram utilizados modelos sintéticos (fantomas) e voluntárias

(pessoas reais) nos testes.

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 em média inferior a 6,8%, além de uma distância média de 4,13mm, em comparação com um escâner laser. Dessa forma, foi possível mostrar que o modelo 3D desenvolvido é próximo às características geométricas reais das voluntárias. Com isso, pode-se afirmar que este trabalho atingiu seu objetivo, pois a metodologia desenvolvida gerou um modelo 3D com uma representação semelhante à geometria real das mamas humanas.

Em resumo, esta tese proporciona a utilização de equipamentos de baixo custo na reconstrução tridimensional da mama, fazendo com que se utilize a forma 3D gerada em parceria com os termogramas, capturados dentro de um mesmo protocolo, possibilitando a realização de simulações numéricas através da análise paramétrica como forma de descobrir a possível profundidade, tamanho e localização de um tumor, possibilitando, ainda, o treinamento(simulações) de procedimentos cirúrgicos, podendo auxiliar no planejamento em cirurgias de aumento da mama e ajudar na tomografia por impedância elétrica. Consequentemente, caracteriza-se como uma opção de baixo custo, indolor e sem riscos aos pacientes ou aos técnicos que o realizam.

6.2 Contribuições

Ao final desta tese é possível destacar que os objetivos apresentados na introdução foram alcançados e geraram contribuições como:

- Metodologia para reconstrução do modelo 3D da mama, utilizando sensores de profundidade de baixo custo, adaptada ao protocolo de aquisição de imagens térmicas: Esta é a principal contribuição apresentada nesta tese, descrita na seção 4.2. Apesar de existirem outras metodologias de reconstrução tridimensional da mama na literatura, não foi encontrado nenhum trabalho que reunisse as características presentes nesta metodologia, tais como: baixo custo, rapidez para geração do modelo 3D e adaptação ao protocolo de aquisição de imagens térmicas. Além disso, nesta tese é descrita a metodologia de forma detalhada, desde os experimentos para seleção da melhor distância entre os sensores até a aquisição do modelo 3D da mama. Outro fato é que esta metodologia pode ser utilizada para reconstruir outras partes do corpo humano ou objetos complexos do mundo real.

- Adaptação de diversos métodos para validação do modelo 3D gerado: Diversos métodos baseados em distância entre superfícies (distância de Hausdorff e erro médio), área das superfícies geradas, medida real das voluntárias (distância entre mamilos), Coeficiente de Dice, Índice de Jaccard e sobreposições de imagens foram descritos na Seções 4.3 e 5.3. Todos estes métodos foram computados sobre os modelos 3D gerados e podem ser utilizados em outras aplicações.

6.3 Trabalhos futuros

Este trabalho faz parte de um projeto com diversas linhas de estudo sobre o uso de imagens termográficas na mastologia. A seguir serão listadas sugestões de trabalhos futuros que podem melhorar os resultados obtidos por este trabalho, além de possibilitar uma continuidade do mesmo por outros membros do projeto.

- Melhoria do protótipo desenvolvido nesta tese.
- Inclusão dos modelos 3D gerados ao banco de dados do VisualLab.
- Mapeamento da termografia como textura para o modelo 3D gerado.
- Detecção e extração automática da região de interesse (mama) nos modelos tridimensionais.
- Comparação dos modelos 3D gerados com o uso dos Kinects com os modelos 3D gerados a partir das imagens térmicas, das imagens de mamografia, ressonância magnética e ultrassonografia.
- Reconstrução do modelo 3D da mama utilizando o sensor de profundidade Kinect 2.0 como forma de comparar com os resultados obtidos nesta tese.
- Reconstrução da superfície adotando outros métodos de geração da superfície usando nuvens de pontos além de Poisson para fins de comparação.
- Geração de superfície da mama que possibilite a modelagem por métodos numéricos: A reconstrução tridimensional da superfície da mama possibilita o uso da simulação computacional e pode, com isso, trazer melhorias no diagnóstico médico. A forma 3D gerada poderá ser utilizada para efetuar simulações computacionais diversas (análise paramétrica e métodos inversos de transformação de calor), a partir das

quais será possível entender a posição possível dos pontos de calor internos em relação a distribuição das formas de calor na superfície do corpo.

A metodologia proposta nesta tese poderia ser utilizada no trabalho de Bezerra *et al* [12], explicado na seção 1.1, substituindo a Máquina de Medição de Coordenadas - MMC, conforme mostra a Figura 6.1.

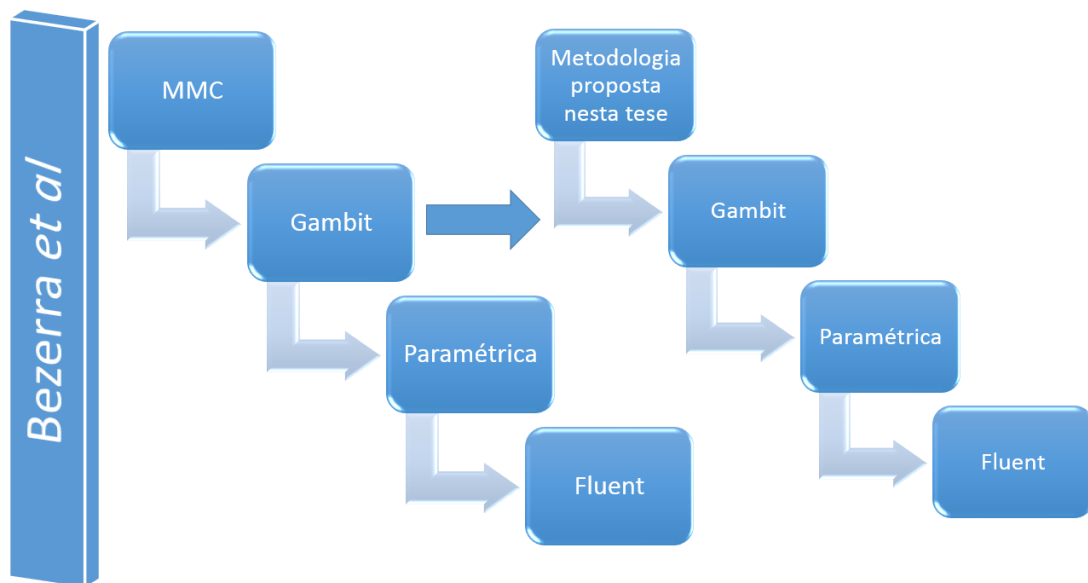


Figura 6.1: Aplicação da metodologia no trabalho de Bezerra *et al* [12].

- Auxiliar no planejamento em cirurgias de aumento da mama: O modelo 3D gerado poderá servir de base para a escolha de que prótese externa mais se aproxima da geometria da mama da paciente, auxiliando os médicos nesse procedimento.

A metodologia proposta nesta tese poderia ser utilizada no trabalho de Liu *et al* [57], explicado na seção 1.1, substituindo o escâner 3D, conforme mostra a Figura 6.2.

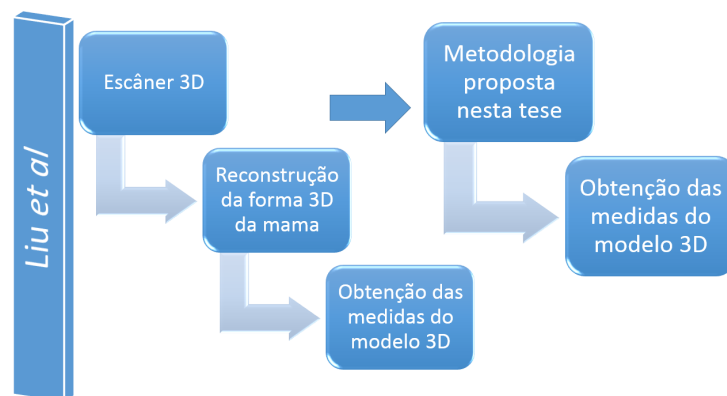


Figura 6.2: Aplicação da metodologia no trabalho de Liu *et al* [57].

- Treinamento(simulações) de procedimentos cirúrgicos: A metodologia proposta gera um modelo 3D que pode ser usado em simulações de procedimentos cirúrgicos podendo auxiliar no treinamento de médicos na realização de tal procedimento.

A metodologia proposta nesta tese poderia ser utilizada no trabalho de Tomikawa *et al* [90], explicado na seção 1.1, substituindo a ressonância magnética e o uso da ferramenta 3D *slicer* na geração da geometria 3D da mama, conforme mostra a Figura 6.3.

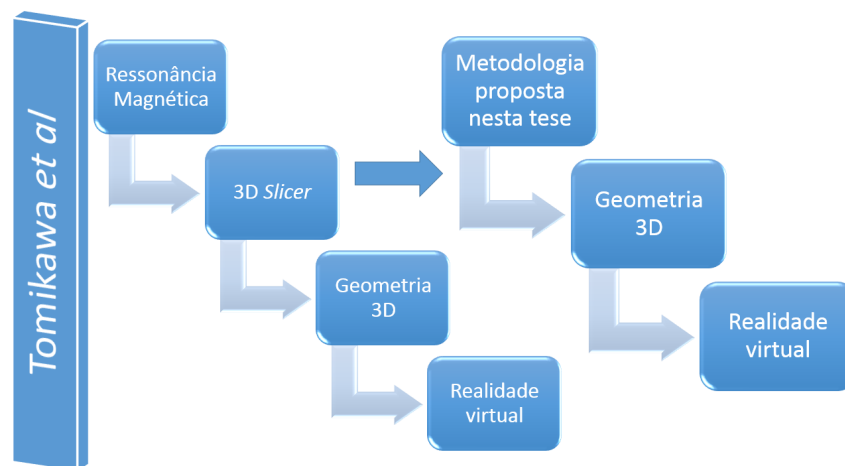


Figura 6.3: Aplicação da metodologia no trabalho de Tomikawa *et al* [90].

- Ajudar na tomografia por impedância elétrica: A metodologia proposta nesta tese poderia ser utilizada no trabalho de Kantartzis *et al* [47], explicado na seção 1.1, na geração da geometria 3D da mama necessária ao exame de tomografia por impedância elétrica, conforme mostra a Figura 6.4.

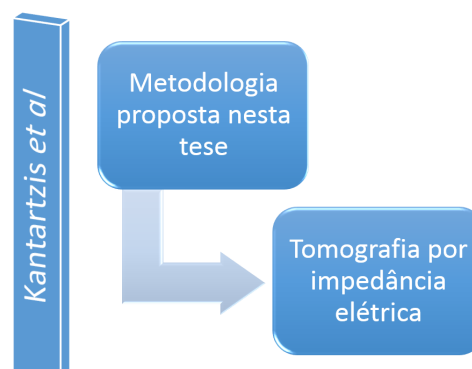


Figura 6.4: Aplicação da metodologia no trabalho de Kantartzis *et al* [47].

Referências

- [1] ALBUQUERQUE, L. A.; MOTTA, J. M. S. T. Implementation of 3D shape reconstruction from range images for object digital modeling. *ABCM Symposium Series in Mechatronics. 2* (2006), 81–88.
- [2] AMALU, W. C.; HOBBS, W. B. AND HEAD, J. F.; ELLIOTT, R. L. Infrared imaging of the breast - an overview. In *The Biomedical Engineering Handbook: Medical Devices and Systems*, 3 ed. CRC Press, Boca Raton, 2006, ch. 25.
- [3] ARAÚJO, F. A.; DINIZ, E. M.; RESMINI, R.; SCORALICK, J. P.; SILVA, L. F.; SILVA, S. V.; RIBEIRO, T. R.; PAIVA, A. C.; SILVA, A. C.; SAADE, D. C. M. S.; LIMA, R. C. F.; CONCI, A. Applying 3D breast reconstruction to mastology. In *15th International Conference on Geometry and Graphics-ICGG 2012 Proceedings*. Montreal - Canada, 2012, pp. 36–59.
- [4] ARIKAN, M.; SCHWÄRZLER, M.; FLÖRY, S.; WIMMER, M.; MAIERHOFER, S. O-snap: Optimization-based snapping for modeling architecture. *ACM Transactions on Graphics* 32, 1 (2013), 6:1–6:15.
- [5] ARORA, N.; MARTINS, D.; RUGGERIO, D.; TOUSIMIS, E.; SWISTEL, A. J.; OSBORNE, M. P.; SIMMONS, R. M. Effectiveness of a noninvasive digital infrared thermal imaging system in the detection of breast cancer. *Am J Surg* 196, 4 (2008), 523–6.
- [6] ASPERT, N.; SANTA-CRUZ, D.; EBRAHIMI, T. Mesh: Measuring errors between surfaces using the hausdorff distance. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Multimedia and Expo* (2002), vol. I, pp. 705 – 708. <http://mesh.epfl.ch>.
- [7] AZEVEDO, E.; CONCI, A. *Computação Gráfica – Teoria e Prática. Vol. I*. Ed. Campus-Elsevier, Rio de Janeiro, Brasil, 2003.
- [8] AZEVEDO, T.; TAVARES, J. R. S.; VAZ, M. External anatomical shapes reconstruction from turntable image sequences using a single off-the-shelf camera. *Electronic Letters on Computer Vision and Image Analysis* 7, 2 (2008).
- [9] BADDELEY, A. J.; MOLCHANOV, I. S. Averaging of random sets based on their distance functions. *Journal of Mathematical Imaging and Vision* 8 (1998), 79–92.
- [10] BERGER, K.; RUHL, K.; SCHROEDER, Y.; BRUEMMER, C.; SCHOLZ, A.; MAGNOR, M. A. Markerless motion capture using multiple color-depth sensors. In *VMV* (2011), P. Eisert, J. Hornegger, and K. Polthier, Eds., Eurographics Association, pp. 317–324.

- [11] BESL, P. J.; MCKAY, N. D. A method for registration of 3-D shapes. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 14, 2 (1992), 239–256.
- [12] BEZERRA, L. A.; OLIVEIRA, M. M.; ROLIM, T. L.; CONCI, A.; SANTOS, F. G. S.; LYRA, P. R. M.; LIMA, R. C. F. Estimation of breast tumor thermal properties using infrared images. *Signal Processing* 93, 10 (2013), 2851–2863.
- [13] BICHINHO, G. L.; GARIBA, M. A.; SANCHES, I. J.; GAMBA, H. R.; CRUZ, F. P. F.; NOHAMA, P. A computer tool for the fusion and visualization of thermal and magnetic resonance images. *J Digit Imaging* 22, 5 (2009), 527–34.
- [14] BORCHARTT, T. B.; CONCI, A.; LIMA, R. C. F.; RESMINI, R.; SÁNCHEZ, Á. Breast thermography from an image processing viewpoint: A survey. *Signal Processing* 93, 10 (2013), 2785–2803.
- [15] BORENSTEIN, G. *Making Things See: 3D vision with Kinect, Processing, Arduino, and MakerBot*. O'Reilly Media, 2012.
- [16] BORGES, D.; FERREIRA, A. Part-based construction of digitized 3D objects. In *21st International Conference in Central Europe on Computer Graphics, Visualization and Computer Vision (WSCG 2013)* (2013).
- [17] BOUGUET, J.-Y. Camera Calibration Toolbox for Matlab - Computational Vision. http://www.vision.caltech.edu/bouguetj/calib_doc/. [Online. Acessado em 05 de Dezembro de 2013].
- [18] BRADSKI, A. *Learning OpenCV, [Computer Vision with OpenCV Library ; software that sees]*, 1. ed. ed. O'Reilly Media, 2008. Gary Bradski and Adrian Kaehler.
- [19] BRIOSCHI, M. L.; YENG, L. T.; TEIXEIRA, M. J. Diagnostico avançado em dor por imagem infravermelha e outras aplicações. http://www.researchgate.net/publication/233953506_A_APLICAO_DA_IMAGEM_INFRAVERMELHA_BASEADA_NA_TECNOLOGIA_MILITAR/file/9fcfd50d49bbe6b5b8.pdf, 2013. [Online. Acessado em 16 de Outubro de 2013].
- [20] CARVALHO, P. C.; VELHO, L.; SÁ, A.; MEDEIROS, E.; MONTENEGRO, A. A.; PEIXOTO, A.; ESCRIBA, L. A. R. *Fotografia 3D*. Instituto de Matemática Pura e Aplicada, IMPA, Rio de Janeiro, 2005.
- [21] CFD-ONLINE. What is Gambit? http://www.cfd-online.com/Wiki/Fluent_FAQ#What_is_Gambit.3F. [Online. Acessado em 02 de Setembro de 2013].
- [22] CHEN, Y.; MEDIONI, G. Object modelling by registration of multiple range images. *Image Vision Comput.* 10, 3 (1992), 145–155.
- [23] CHOPPIN, S. B.; PROBST, H.; GOYAL, A.; CLARKSON, S.; WHEAT, J. Breast Volume Calculation Using a Low-Cost Scanning System. In *4th International Conference on 3D Body Scanning Technologies* (Long Beach California, USA, 2013), pp. (12 – 20).
- [24] CIGNONI, P.; CORSINI, M.; RANZUGLIA, G. Meshlab: an open-source 3D mesh processing system. *ERCIM News* 2008, 73 (2008).

- [25] CIGNONI, P.; ROCCHINI, C.; SCOPIGNO, R. Metro: Measuring error on simplified surfaces. *Comput. Graph. Forum* 17, 2 (1998), 167–174.
- [26] CUI, Y.; STRICKER, D. 3D shape scanning with a kinect. In *ACM SIGGRAPH 2011 Posters* (New York, NY, USA, 2011), SIGGRAPH '11, ACM, pp. 57:1–57:1.
- [27] CURLESS, B. From range scans to 3D models. *SIGGRAPH Comput. Graph.* 33, 4 (Nov. 1999), 38–41.
- [28] CYBERWARE. Whole Body Color 3D Scanner (Model WBX). <http://cyberware.com/products/scanners/wbx.html>. [Online. Acessado em 15 de junho de 2013].
- [29] DEVAUX, J.-C.; HADJ-ABDELKADER, H.; COLLE, E. A multi-sensor calibration toolbox for Kinect : Application to Kinect and laser range finder fusion. In *Proc. of the 16th International Conference on Advanced Robotics (ICAR 2013)* (Montevideo, Uruguay, 2013), p. (to appear).
- [30] DICE, L. R. Measures of the amount of ecologic association between species. *Ecology* 26, 3 (1945), 297–302.
- [31] DINIZ, E.; PAIVA, A.; SILVA, A.; PAMPLONA, D.; CONCI, A. Methodology for breast surgery simulation using finite elements method and models reconstructed from mammographic images. In *Systems, Signals and Image Processing (IWSSIP), 2011 18th International Conference on* (2011), pp. 1–5.
- [32] DMI, V. Banco de dados de imagens mastológicas. <http://visual.ic.uff.br/dmi/>. [Online. Acessado em 15 de Janeiro de 2014].
- [33] EIGEN. C++ template library for linear algebra: matrices, vectors, numerical solvers, and related algorithms. http://eigen.tuxfamily.org/index.php?title=Main_Page. [Online. Acessado em 12 de Outubro de 2012].
- [34] FARINELLA, G. M.; IMPOCO, G.; GALLO, G.; SPOTO, S.; CATANUTO, G.; NAVA, M. B. Objective outcome evaluation of breast surgery. In *Proceedings of the 9th international conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention - Volume Part I* (Berlin, Heidelberg, 2006), MICCAI'06, Springer-Verlag, pp. 776–783.
- [35] FRANKE, T.; KAHN, S.; OLBRICH, M.; JUNG, Y. Enhancing realism of mixed reality applications through real-time depth-imaging devices in X3D. In *Proceedings of the 16th International Conference on 3D Web Technology* (New York, NY, USA, 2011), Web3D '11, ACM, pp. 71–79.
- [36] GALDAMES, F.; JAILLET, F.; PÉREZ, C. A. An Accurate Skull Stripping Method Based on Simplex Meshes and Histogram Analysis for Magnetic Resonance Images. *Journal of Neuroscience Methods* 206, 2 (2012), 103–119.
- [37] GAMA, A. D.; CHAVES, T.; FIGUEIREDO, L.; TEICHRIEB, V. Poster: Improving motor rehabilitation process through a natural interaction based system using kinect sensor. In *3DUI'12* (2012), pp. 145–146.
- [38] GONZALEZ, R.; WOODS, R. *Processamento de imagens digitais*. Edgard Blucher, 2000.

- [39] HUTTENLOCHER, D. P.; KLANDERMAN, G. A.; KL, G. A.; RUCKLIDGE, W. J. Comparing images using the hausdorff distance. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 15 (1993), 850–863.
- [40] INCA. Estimativa 2014 - Incidência de Câncer no Brasil. <http://www.inca.gov.br/>, 2014. "[Online. Acessado em 31 de Março de 2014]".
- [41] INT. Sobre o INT. <http://www.int.gov.br/informacoes-institucionais/sobre-o-int>, 2013. [Online. Acessado em 15 de Junho de 2013].
- [42] IZADI, S.; KIM, D.; HILLIGES, O.; MOLYNEAUX, D.; NEWCOMBE, R.; KOHLI, P.; SHOTTON, J.; HODGES, S.; FREEMAN, D.; DAVISON, A.; FITZGIBBON, A. Kinectfusion: Real-time 3D reconstruction and interaction using a moving depth camera. In *Proceedings of the 24th annual ACM symposium on User interface software and technology* (New York, NY, USA, 2011), UIST '11, ACM, pp. 559–568.
- [43] JACCARD, P. The distribution of the flora in the alpine zone. *New Phytologist* 11, 2 (1912), 37–50. [published online: 2006].
- [44] JANKOWSKI, H.; STANBERRY, L. Confidence regions for means of random sets using oriented distance functions. *Scandinavian Journal of Statistics* 39, 2 (2012), 340–357.
- [45] JEAN, J. S. *Kinect Hacks: Tips & Tools for Motion and Pattern Detection*, 1st ed. O'Reilly Media, Inc., 2012.
- [46] JOUBERT, P.; BRINK, W. Scene reconstruction from uncontrolled motion using a low cost 3D sensor. *Proceedings of the Twenty-Second Annual Symposium of the Pattern Recognition Association of South Africa* (2011), 13–18.
- [47] KANTARTZIS, P.; ABDI, M.; LIATIS, P. Stimulation and measurement patterns versus prior information for fast 3D EIT: A breast screening case study. *Signal Processing* 93, 10 (2013), 2838–2850.
- [48] KAZHDAN, M.; BOLITHO, M.; HOPPE, H. Poisson surface reconstruction. In *Proceedings of the Fourth Eurographics Symposium on Geometry Processing* (Aire-la-Ville, Switzerland, Switzerland, 2006), SGP '06, Eurographics Association, pp. 61–70.
- [49] KLEIN, R.; LIEBICH, G.; STRASSER, W. Mesh reduction with error control. In *Visualization 96. ACM* (1996), pp. 311–318.
- [50] KOAY, J.; HERRY, C.; FRIZE, M. Analysis of breast thermography with an artificial neural network. *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc* 2 (2004), 1159–62.
- [51] KRAMER, J.; BURRUS, N.; C., D. H.; ECHTLER, F.; PARKER, M. *Hacking the Kinect*, 1st ed. Apress, Berkely, CA, USA, 2012.
- [52] KUHN, T. The kinect sensor platform. *Advances in Media Technology*, 4 (2011), 1–4.
- [53] LANGMANN, B.; HARTMANN, K.; LOFFELD, O. Depth camera technology comparison and performance evaluation. In *ICPRAM* (2012), SciTePress, pp. 438–444.

- [54] LAVOUÉ, G.; CORSINI, M. A comparison of perceptually-based metrics for objective evaluation of geometry processing. *IEEE Transactions on Multimedia* 12, 7 (2010), 636–649.
- [55] LEITHOLD, L. *Calculo com geometria analitica*. No. v. 1. Harbra, 1994.
- [56] LI, S. Z. Shape matching based on invariants. *Omid Omidvar (ed.), ShapeAnalysis 6* (1999), 203–228.
- [57] LIU, C.; LUAN, J.; MU, L.; JI, K. The role of threedimensional scanning technique in evaluation of breast asymmetry in breast augmentation a 100-case study. *Plast Reconstr Surg* 126, 6 (2010), 2125–32.
- [58] MARQUES, R. S. Segmentação automática das mamas em imagens térmicas. Dissertação de mestrado, Instituto de Computação, Universidade Federal Fluminense, Niterói, RJ, Brasil, 2012.
- [59] MCCUNE, B.; GRACE, L.; URBAN, D. *Analysis of Ecological Communities*. MjM Software Design, Gleneden Beach, OR, 2002.
- [60] MESHLAB. MESHLAB. <http://meshlab.sourceforge.net/>. [Online. Acessado em 12 de Outubro de 2012].
- [61] METRO. Measuring error on simplified surfaces. <http://vcg.isti.cnr.it/activities/surfacegrevis/simplification/metro.html>. [Online. Acessado em 12 de Outubro de 2012].
- [62] MICROSOFT. MSDN Library: Constants. <http://msdn.microsoft.com/en-us/library/hh855368>. [Online. Acessado em 10 de Novembro de 2013].
- [63] MILES, R. *Learn the Kinect API*. Microsoft Press Series. Microsoft Press, 2012.
- [64] NG, E. A review of thermography as promising non-invasive detection modality for breast tumor. *International Journal of Thermal Sciences*, 48 (2009), 849–859.
- [65] OLIVEIRA, H. P.; CARDOSO, J. S.; MAGALHAES, A.; CARDOSO, M. J. Methods for the aesthetic evaluation of breast cancer conservation treatment: A technological review. *Current Medical Imaging Reviews* (2013), 32–46.
- [66] OLIVEIRA, J. P. S. Extração automática da região de interesse em imagens térmicas laterais da mama. Dissertação de mestrado, Instituto de Computação, Universidade Federal Fluminense, Niterói, RJ, Brasil, 2012.
- [67] OPENCV. Camera Calibration and 3D Reconstruction. http://docs.opencv.org/modules/calib3d/doc/camera_calibration_and_3d_reconstruction.html. [Online. Acessado em 05 de Dezembro de 2013].
- [68] OPENCV. OPEN SOURCE COMPUTER VISION. <http://opencv.org/>. [Online. Acessado em 12 de Outubro de 2012].
- [69] OPENNI. OpenNI. <http://www.openni.org/>, 2012. [Online. Acessado em 16 de Outubro de 2012].

- [70] PCL. How to incrementally register pairs of clouds. http://pointclouds.org/documentation/tutorials/pairwise_incremental_registration.php. [Online. Acessado em 12 de Outubro de 2012].
- [71] PCL. POINT CLOUD LIBRARY. <http://pointclouds.org/>. [Online. Acessado em 12 de Outubro de 2012].
- [72] PEDRINI, H.; SCHWARTZ, W. R. *Análise de Imagens Digitais: Princípios, Algoritmos e Aplicações*. Editora Thomson Learning, 2007.
- [73] PÉREZ, P.; GANGNET, M.; BLAKE, A. Poisson image editing. *ACM Trans. Graph.* 22, 3 (July 2003), 313–318.
- [74] RAMAN, S.; WENGER, R. Quality isosurface mesh generation using an extended marching cubes lookup table. *Comput. Graph. Forum*, 2008.
- [75] REED, M. K.; ALLEN, P. K. 3-D modeling from range imagery: An incremental method with a planning component. In *Image and Vision Computing* (1999), pp. 76–83.
- [76] RGBDEMO. Developing your own software based on the nestk library. <http://labs.manctl.com/rgbdemo/index.php/Documentation/Nestk>. [Online. Acessado em 12 de Outubro de 2012].
- [77] RIBEIRO, T. R.; PAIVA, A. C.; SILVA, A. C.; ARAÚJO, M. C.; LIMA, R. C. F.; SANTOS, L. C. Reconstrução da superfície da mama a partir de câmera de profundidade. In *ENEBI* (2012).
- [78] ROCCHINI, C.; CIGNONI, P.; GANOVELLI, F.; MONTANI, C.; PINGI, P.; SCOPIGNO, R. Marching intersections: An efficient resampling algorithm for surface management. In *Shape Modeling International* (2001), IEEE Computer Society, pp. 296–305.
- [79] RUSU, R. B.; COUSINS, S. 3D is here: Point Cloud Library (PCL). In *International Conference on Robotics and Automation* (Shanghai, China, 2011 2011).
- [80] SANCHES, I. J.; GAMBA, H. R.; SOUZA, M. A. D.; NEVES, E. B.; NOHAMA, P. Fusão 3D de imagens de MRI/CT e termografia. *Revista Brasileira de Engenharia Biomédica* 29 (2013), 298 – 308.
- [81] SANTOS, L. C.; BEZERRA, L. A.; ROLIM, T. L.; ARAÚJO, M. C.; SILVA, E. D. C.; CONCI, A.; LYRA, P. R.; DE C. F. DE LIMA, R. Desenvolvimento de ferramenta computacional para análise paramétrica da influência da posição e do tamanho de um tumor de mama em perfis de temperatura. In *Congreso Iberoamericano de Ingeniería Mecánica - CIBIM* (2009).
- [82] SEQUEIROS-OLIVERA, G. O. Desenvolvimento de uma banco de dados de imagens mastológicas acessíveis via web com recuperação baseada no conteúdo. Dissertação de mestrado, Instituto de Computação, Universidade Federal Fluminense, Niterói, RJ, Brasil, 2013.

- [83] SHUM, H.-Y.; HEBERT, M.; IKEUCHI, K.; REDDY, R. An integral approach to free-form object modeling. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 19, 12 (1997), 1366–1370.
- [84] SILVA, L.; MARQUES, R.; CARVALHO, G.; SANTOS, M.; FONTES, C.; SANTOS, A.; CONCI, A. Protocolo de captura de imagens térmicas da mama para construção de um banco público de exames. In *ENEBI* (2013).
- [85] SILVA, L. F. Captura de imagens térmicas no HUAP (Rotina diária e protocolos). <http://visual.ic.uff.br/proeng/protocolo.pdf>, 2012. [Online. Acessado em 09 de Janeiro de 2014].
- [86] SILVA, L. F.; SAADE, D. C. M.; SEQUEIROS-OLIVERA, G. O.; SILVA, A. C.; PAIVA, A. C.; BRAVO, R. S.; CONCI, A. A new database for breast research with infrared image. *Journal of Medical Imaging and Health Informatics* 4, 1 (2014), 92–100.
- [87] SVOBODA, T.; MARTINEC, D.; PAJDLA, T. A convenient multicamera self-calibration for virtual environments. *Presence: Teleoper. Virtual Environ.* 14, 4 (2005), 407–422.
- [88] TAN, M.-L.; SU, Y.; LIM, C.-W.; SELVARAJ, S. K.; ZHONG, L.; TAN, R.-S. A geometrical approach for automatic shape restoration of the left ventricle. *PLoS ONE* 8, 7 (2013), e68615.
- [89] TEIXEIRA, J. M.; REIS, B.; MACEDO, S.; KELNER, J. Uma avaliação estatística do problema de registro de imagens de profundidade usando o kinect. In *VIII Workshop de Realidade Virtual e Aumentada - WRVA 2011*. (2011).
- [90] TOMIKAWA, M.; HONG, J.; SHIOTANI, S.; TOKUNAGA, E.; KONISHI, K.; IEIRI, S.; TANOUE, K.; AKAHOSHI, T.; MAEHARA, Y.; HASHIZUME, M. Real-time 3-dimensional virtual reality navigation system with open mri for breast-conserving surgery. *J Am Coll Surg* 210, 6 (2010), 927–33.
- [91] TSENG, J.-L.; LIN, Y.-H. 3D surface simplification based on extended shape operator. *WSEAS Transactions on Computers* 12, 8 (2013), 320–330.
- [92] UFF. Notícias. <http://www.noticias.uff.br/noticias/2012/06/ministerio-da-saude-aprova-huap.php>, 2013. [Online. Acessado em 15 de Julho de 2013].
- [93] VASCONCELOS, S.; BORCHARTT, T. B.; RESMINI, R.; CONCI, A.; FONTES, C. A. P.; LIMA, R. C. F. On the breast reconstruction by thermal images. *Thermology International*. 20 (2010), 135.
- [94] VGLEAKS. Xbox One (Durango) Next-Generation Kinect Sensor. <http://www.vgleaks.com/durango-next-generation-kinect-sensor/>. [Online. Acessado em 18 de Janeiro de 2014].
- [95] WEISS, A.; HIRSHBERG, D.; BLACK, M. J. Home 3D-body scans from noisy image and range data. In *Consumer Depth Cameras for Computer Vision: Research Topics and Applications*. Springer-Verlag, London, 2012, pp. 99 – 118. editor: Fossati, A.; editor: Gall, J.; editor: Grabner, H.; editor: Ren, X.; editor: Konolige, K.

-
- [96] WHEAT, J. S.; CHOPPIN, S.; GOYAL, A. Development and assessment of a microsoft kinect based system for imaging the breast in three dimensions. *Med Eng Phys* (2014).
 - [97] YAML. YAML Specification Index. <http://www.yaml.org/spec/>. [Online. Acessado em 15 de Janeiro de 2014].
 - [98] ZHANG, Z. Iterative point matching for registration of free-form curves and surfaces. *Int. J. Comput. Vision* 13, 2 (1994), 119–152.
 - [99] ZHANG, Z. A flexible new technique for camera calibration. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 22, 11 (2000), 1330–1334.