

UNIVERSIDADE FEDERAL DO MARANHÃO
CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E TECNOLOGIA
CURSO DE CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO

TIAGO RAMOS RIBEIRO

**RECONSTRUÇÃO DA SUPERFÍCIE DA MAMA A PARTIR DE CÂMERA DE
PROFUNDIDADE**

São Luís
2013

TIAGO RAMOS RIBEIRO

**RECONSTRUÇÃO DA SUPERFÍCIE DA MAMA A PARTIR DE CÂMERA DE
PROFUNDIDADE**

Monografia apresentada ao curso de Ciência da Computação da Universidade Federal do Maranhão como requisito parcial para obtenção do grau de Bacharel em Ciência da Computação.

Orientador: Prof. Dr. Anselmo Cardoso de Paiva

São Luís
2013

Ribeiro, Tiago Ramos.

Reconstrução da superfície da mama a partir de câmera de profundidade/ Tiago Ramos Ribeiro. – São Luís, 2013.

40f.

Impresso por computador (fotocópia).

Orientador: Anselmo Cardoso de Paiva.

Monografia (Graduação) – Universidade Federal do Maranhão, Curso de Ciência da Computação, 2013.

1. Termografia – Câncer de mama. 2. Reconstrução 3D. I Título.

CDU 772.96: 618.19-006


TIAGO RAMOS RIBEIRO

**RECONSTRUÇÃO DA SUPERFÍCIE DA MAMA A PARTIR DE CÂMERA DE
PROFUNDIDADE**

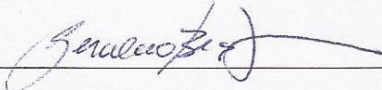
Monografia apresentada ao curso de Ciência da Computação da Universidade Federal do Maranhão como requisito parcial para obtenção do grau de Bacharel em Ciência da Computação.

Aprovada em 18 de fevereiro de 2013

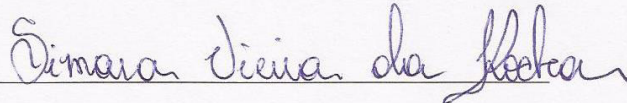
BANCA EXAMINADORA



Prof. Dr. Anselmo Cardoso de Paiva
Doutor em Informática



Prof. Ms. Geraldo Braz Junior
Mestre em Ciência da Computação



Profª. Ms. Simara Vieira da Rocha
Mestre em Ciência da Computação

Aos meus pais.

AGRADECIMENTOS

Agradeço aos meus pais por propiciarem o ambiente necessário para o meu desenvolvimento durante toda minha vida.

A minha namorada Pauliete por ter paciência e compreensão durante todo o período da minha graduação.

Ao corpo docente do curso de Ciência da Computação, especialmente ao orientador Anselmo Cardoso de Paiva, pelo tempo dedicado durante o desenvolvimento desse trabalho e muitos outros durante a graduação.

Ao Marcus e aos outros colaboradores da UFPE, que ajudou com a captura de imagens com o Kinect para o desenvolvimento desse trabalho.

Ao CNPQ, por financiar a pesquisa.

Aos colegas de graduação de laboratório e graduação, Busson, Raphael, Paulo, Marcelo, André Felipe e André Moreira.

E a todos que contribuíram para a minha formação.

*“Se você quer chegar aonde a maioria não chega,
faça aquilo que a maioria não faz”.*

(Bill Gates)

RESUMO

Este trabalho apresenta uma metodologia para a reconstrução de superfícies tridimensionais da mama a partir de imagens de profundidade. A metodologia é baseada no processo de aquisição de uma nuvem de pontos 3D com uma câmera de profundidade (Kinect), seguida da seleção da região de interesse e do ajuste de uma superfície de Poisson ao conjunto de pontos, gerando uma malha de superfície que aproxima a superfície da mama da paciente. O procedimento foi testado com o uso de um busto feminino de PVC, e a superfície gerada apresentou boa conformidade visual com a superfície do modelo real.

Palavras-chave: Câncer de Mama. Termografia. Reconstrução 3D.

ABSTRACT

This work presents a methodology for the reconstruction of 3D volumes that represent the patient's breast, using depth cameras. The proposed methodology is based in the acquisition process of a cloud of 3D points. This is done through the use of a depth camera (Kinect). After this we apply a selection of the region of interest, and finally we adjust a Poisson Surface in the point dataset. This process generates a mesh surface that is quite similar to the phantom breast. The procedure was tested with a PVC model, and the generated surface presented a good visual conformity with the real model.

Keywords: Breast Cancer. Thermography. 3D Reconstruction.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Anatomia da mama. Fonte: (BERG, et al., 2006)	16
Figura 2 – Anomalias na mama. Fonte: (BERG, et al., 2006)	17
Figura 3 – Mamografia (a) na posição CC e (b) na posição MLO. Fonte: (SILVA, 2010).....	18
Figura 4 – Paciente sendo submetida ao exame de ultrassonografia. Fonte: (SERRANO, 2010).	19
Figura 5 – Exame de ressonância magnética. Fonte: (SERRANO, 2010).....	20
Figura 6 – Exemplo de Termografia. Fonte: (SILVA, 2010)	21
Figura 7 – Especificação do Kinect. Fonte: (Site : Kinect for Windows, 2013).....	22
Figura 8 – Na esquerda a nuvem de pontos e na direita o modelo reconstruído. Fonte: (Site : Computational Geometry Algorithms Library, 2013)	23
Figura 9 – (a) Objeto original e (b) Nuvem de Pontos a ser orientada. Fonte: (HOPE, 1992).....	24
Figura 10 – (a) EMST dos centros do planos tangente σ_i e (b) Riemannian Graph sobre σ_i . Fonte: (HOPE, 1992).	25
Figura 11 – Ilustração intuitiva da reconstrução de Poisson em 2D. Fonte: (KAZHDAN, BOLITHO, & HOPPE, Poisson Surface Reconstruction, 2006)	27
Figura 12 – Nuvem de pontos(esquerda), visualização da função indicadora em plano através do modelo(meio), superfície reconstruída de Poisson(direita). Fonte: (KAZHDAN, BOLITHO, & HOPPE, Poisson Surface Reconstruction, 2006)	27
Figura 13 – Ilustração de uma octree de profundidade 3. Fonte: (Site : Octree - Wikipedia, 2013)....	28
Figura 14 – Reconstruções de um modelo com octree 6(acima), octree 8(meio) e octree 10(abaixo) Fonte: (KAZHDAN, BOLITHO, & HOPPE, Poisson Surface Reconstruction, 2006)	29
Figura 15 – Fluxograma da Metodologia.....	31
Figura 16 – Tela da Aplicação desenvolvida.	33
Figura 17 – Dorso de PVC.	33
Figura 18 – Dados obtidos em vários ângulos.	34
Figura 19 – Pontos da Mama após Extração da Região de Interesse	35
Figura 20 – Pontos da Mama com a Normal calculada	35
Figura 21 – Superfície de Poisson Reconstruída.....	36

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 :Custos computacionais para reconstrução da superfície de Poisson	30
--	----

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	12
1.1	Motivação	13
1.2	Objetivos	13
1.3	Trabalhos Relacionados	13
1.4	Organização do Trabalho	15
2	Fundamentação Teórica.....	16
2.1	Câncer de Mama.....	16
2.2	Exames para Diagnóstico	18
2.2.1	Mamografia	18
2.2.2	Ultrassonografia	19
2.2.3	Ressonância magnética.....	20
2.2.4	Termografia	20
2.3	Conceitos de Computação Gráfica.....	21
2.3.1	Câmera de Profundidade	21
2.3.2	Reconstrução 3D	22
2.3.3	Calculo da Normal em Nuvem de Pontos	24
2.3.4	Superfície de Poisson	25
2.3.5	Abordagem da reconstrução de Poisson	27
2.3.6	Extração da Isosuperfície	27
3	Metodologia.....	31
3.1	Obter Nuvem de Pontos.....	32
3.2	Extrair Região de Interesse.....	34
3.3	Calcular Normal	35
3.4	Reconstruir Superfície de Poisson	36
4	Conclusão.....	37
	Referências	38

1 INTRODUÇÃO

O segundo tipo de câncer mais frequente no mundo é o câncer de mama, além disso é o mais comum entre as mulheres, tendo aproximadamente 22% de casos novos a cada ano. A estimativa de novos casos para 2012 é de 52.680. No Brasil, as taxas de mortalidade por câncer de mama continuam elevadas, muito provavelmente porque a doença ainda é diagnosticada em estádios avançados (Site : Instituto Nacional de Câncer, 2012).

O câncer de mama é raro antes dos 35 anos, porém acima desta faixa etária sua incidência cresce rápida e progressivamente. As estatísticas indicam que houve um aumento de sua incidência tanto nos países desenvolvidos quanto naqueles em desenvolvimento. Segundo a Organização Mundial da Saúde (OMS), nas décadas de 60 e 70 registrou-se um aumento de cerca de 10 vezes nas taxas de incidência ajustadas por idade nos Registros de Câncer de Base Populacional de diversos continentes.

Portanto o diagnóstico precoce proporciona ao paciente grande probabilidade de cura, por isso novos exames e tratamentos buscam a detecção da doença na sua fase inicial, reduzindo assim o risco de vida dos pacientes.

Um dos exames de maior sensibilidade é a mamografia. No entanto este não consegue detectar tumores em pacientes mais jovens. Isto acontece porque neste caso as mamas são mais densas, em virtude de apresentarem uma maior quantidade de tecido. Com o passar do tempo o tecido mamário vai sendo substituído por tecido adiposo, facilitando a visualização de patologias. Assim, outros tipos de exames podem ser utilizados no sentido de incrementar a detecção precoce da doença. Um desses exames que tem sido investigado é o exame de mamas baseado em imagens por infravermelho.

A termografia é uma técnica não-invasiva, que não causa nenhuma dor ou desconforto à paciente, e que representa uma aproximação relativamente direta da imagem latente da variação da temperatura na superfície da pele humana (NG, 2008). Através das diferenças de temperaturas é possível detectar tumores em mamas mais densas, além de outras anomalias.

A reconstrução 3D da superfície da mama se faz necessária para permitir a melhoria do uso da simulação computacional no cálculo de temperaturas nas mamas e com isso trazer melhorias ao diagnóstico médico, além disso outras aplicações importantes são a visualização do resultado do uso de próteses ou reconstrução por cirurgias reparadoras.

Este trabalho apresenta uma metodologia computacional para a reconstrução de superfícies tridimensionais da mama. A metodologia foi desenvolvida utilizando uma câmera de profundidade (inclusa no dispositivo Kinect) para obter uma nuvem de pontos e o algoritmo de reconstrução da superfície de Poisson.

1.1 Motivação

Devido ao grande número de casos de câncer de mama e ao possível óbito das pacientes, desenvolver novas metodologias que melhorem o diagnóstico de tumores e outras anomalias da mama é de grande importância para a medicina. Devido ao fato de ser uma técnica não-invasiva proporciona uma maior conforto à paciente e reduz os custos da realização dos exames.

1.2 Objetivos

Este trabalho tem como objetivo desenvolver uma metodologia para a geração de modelos tridimensionais da superfície da mama a partir de câmeras de profundidade, que auxiliem o diagnóstico de doenças ou deformações na mama.

Para a realização desse objetivo, os seguintes objetivos específicos devem ser alcançados:

- a) Obter dados da câmera de profundidade;
- b) Extração da região que deve ser reconstruída;
- c) Pré-processamento dos dados da câmera de profundidade
- d) Reconstrução da superfície da mama.

1.3 Trabalhos Relacionados

O problema de reconstrução da superfície 3D da mama e de outras partes do corpo ou objetos tem sido abordado em diversos trabalhos que serão relatados a seguir.

Em (CASTRO et al, 2009) é apresentada uma metodologia para reconstrução da mama de pacientes a partir de três imagens termográficas bidimensionais, os dados fundamentais para a modelagem 3D são as curvas que definem o perfil da mama e a curva que define seu limite inferior, adquiridas nas posições frontal e laterais. A partir dessas imagens um busto padrão tridimensional é transformado para as medidas do busto da paciente.

Em (AKSENOV et al, 2003) e (JU, NEBEL, & SIEBERT, 2004), foi apresentada uma combinação de modelos 3D de superfícies com imagens térmicas 2D para permitir a medição quantitativa do fluxo de calor emitido pela superfície. Medir a superfície 3D permite computar a orientação e a distância entre a câmera e a superfície, possibilitando determinar o fluxo de calor real emitido por unidade de área da superfície.

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

Em (SANCHES, 2009), foi desenvolvido um método computacional para registrar, mapear e sobrepor informações de temperatura da termografia numa reconstrução 3D gerada a partir de uma ressonância magnética ou uma tomografia computadorizada. Neste trabalho o autor aborda uma metodologia para fusão de imagens de ressonância magnética 3D e imagens infravermelhas 2D.

O trabalho em (SANCHES, 2009) foi dividido em três partes e nos testes experimentais foram utilizadas imagens da tomografia computadorizada da cabeça.

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

Na segunda parte do trabalho foi abordado o registro dos dois conjuntos de imagens, que corresponde ao registro das imagens resultantes da projeção 2D com as imagens termográficas obtidas no mesmo ângulo. O processo de registro foi baseado nas seguintes etapas: inserção de marcadores nas imagens, visualização das diferenças e registro da imagem. Foram utilizados sete marcadores para realizar o alinhamento necessário para o

registro e o método de transformação utilizado para o alinhamento foi a transformação affine (preserva colinearidade e razões de distâncias entre pontos que estão em linha reta).

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

1.4 Organização do Trabalho

Este trabalho é dividido em quatro capítulos, seguindo a organização:

Neste primeiro capítulo foi feita a introdução do trabalho.

O segundo capítulo apresenta os conceitos e técnicas que foram necessários para o desenvolvimento do trabalho.

O terceiro capítulo explica a metodologia e todos os passos seguidos para a execução do trabalho.

O quarto capítulo faz uma discussão geral sobre o trabalho e a sua conclusão, bem como uma avaliação geral dos resultados e as possíveis melhorias.

2 Fundamentação Teórica

Nesse capítulo serão apresentados os conceitos e ferramentas estudadas para o desenvolvimento do trabalho, desde o câncer de mama até as técnicas de reconstrução 3D, abordando também as ferramentas utilizadas para a implementação da metodologia.

2.1 Câncer de Mama

A função principal da mama é a produção de leite, a mama é formada por uma coleção de tecidos adaptados para secretar leite após o parto. Os lóbulos são as glândulas que produzem leite e os dutos são os que os conectam ao mamilo, como representado na Figura 1.

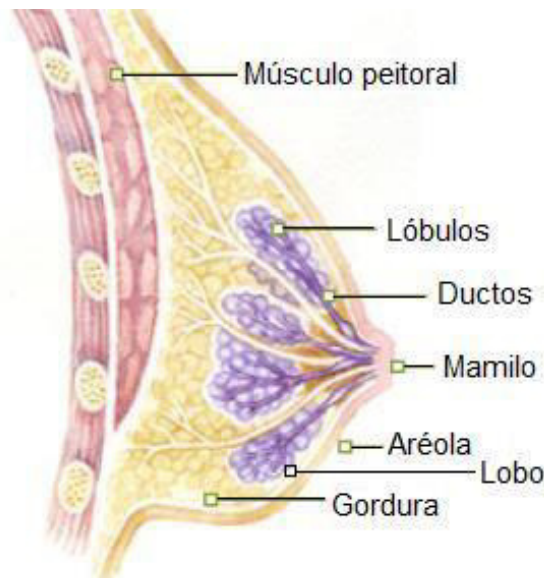


Figura 1 – Anatomia da mama. Fonte: (BERG et al, 2006).

Na mama também possui os vasos sanguíneos e os vasos linfáticos. As demais regiões são compostas por estroma. Este se constitui por tecido gorduroso que é variável conforme a idade, características físicas e alimentação, e conjuntivo suportando e ficando em torno dos lóbulos, dutos, vasos linfáticos e sanguíneos. De um modo geral, a maior parte das mamas de mulheres jovens é constituída de tecido glandular, o que faz com que as mamas sejam mais densas e firmes. O que dificulta a descoberta precoce de patologias na mama. Com a diminuição do nível de hormônios, as glândulas que constituem as mamas tendem a se atrofiar e passam a ser substituídas gradativamente por tecido gorduroso. Após a menopausa

a mama é composta por tecido gorduroso e por sobras insignificantes de tecido glandular. Essa substituição de tecido acarreta uma diferença significativa entre a constituição e densidade da mama de uma paciente jovem e de uma paciente após a menopausa (BEZERRA, 2007).

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

Na maioria dos casos de tumores, o grau de risco é indicado no formato dos nódulos. Os nódulos de formato irregular apresentam maiores chances de representarem tumores malignos, embora contorno bem definido não garanta que o nódulo seja benigno. Portanto é de grande importância a identificação do contorno do nódulo. A Figura 2 identifica um nódulo linfático e um câncer de mama em estágio inicial.

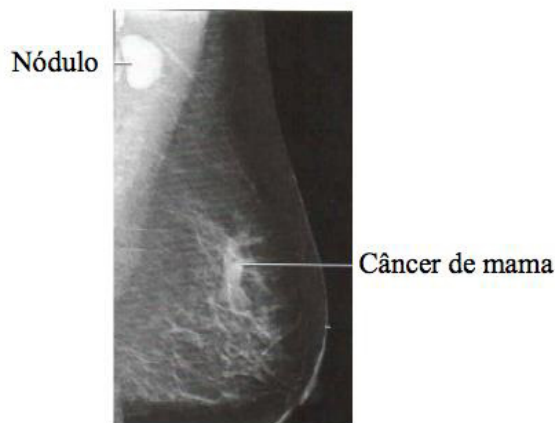


Figura 2 – Anomalias na mama. Fonte: (BERG et al, 2006).

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

Os fatores de risco estão relacionados à vida reprodutiva da mulher: menarca precoce, nuliparidade, primeira gestação após 30 anos, anticoncepcionais via oral, menopausa tardia e terapia de reposição hormonal. O conjunto desses fatores influencia no desenvolvimento do câncer de mama, sendo a idade o principal fator de risco, devido ao fato de as taxas de

incidência aumentarem rapidamente até os 50 anos, e após esse período se dá de forma mais lenta.

2.2 Exames para Diagnóstico

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

A seguir serão mostrados os tipos de exames mais utilizados para o diagnóstico e prevenção do câncer de mama.

2.2.1 Mamografia

Atualmente, a principal forma de diagnosticar patologias na mama é através da mamografia. A mamografia é uma espécie de radiografia da mama.

Durante o procedimento a mama da paciente é comprimida por um aparelho chamado mamógrafo. Simultaneamente a compressão, são incididos raios-x sobre a mama da paciente em duas direções: paralelamente à cintura da paciente, exposição crânio caudal (CC) e em direção inclinada, exposição médio lateral (ML) ou médio lateral oblíqua (MLO), como mostrado na Figura 3.



Figura 3 – Mamografia (a) na posição CC e (b) na posição MLO. Fonte: (SILVA, 2010).

A mamografia é recomendada em dois casos, como exame preventivo ou quando já foi encontrado algum nódulo, em algum exame clínico ou por autoexame.

Para exame preventivo é recomendado quando a paciente tem mais de 40 anos. Neste caso, o objetivo da mamografia é identificar possíveis nódulos que não sejam palpáveis. No segundo caso após a análise da mamografia, pode ser solicitado à paciente um ultrassom das mamas, visando identificar na região suspeita a presença de cisto (líquido) ou de algum tumor (sólido). Neste caso também podem ser indicados outros exames complementares.

2.2.2 Ultrassonografia

O ultrassom consiste na utilização do eco produzido pelo som para a geração de uma imagem. A Figura 2.4 ilustra uma paciente sendo submetida ao exame de ultrassonografia.



Figura 4 – Paciente sendo submetida ao exame de ultrassonografia. Fonte: (SERRANO, 2010).

A ultrassonografia não utiliza radiação ionizante como a mamografia. A sensibilidade da ultrassonografia é afetada principalmente por causa da idade da paciente, caindo para 51% a 83% para pacientes com mais de 40 anos, por causa das suas mamas mais densas, mas é muito útil em mamas densas, onde a mamografia apresenta uma sensibilidade ainda mais baixa, apesar da maior chance de falsos positivos.

2.2.3 Ressonância magnética

A Ressonância magnética é um exame que ganhou importância na detecção de patologias devido aos crescentes avanços na sua tecnologia de aquisição, sendo um exame usado em conjunto com a mamografia e a ultrassonografia. Esta crescente utilização também se dá ao fato da alta sensibilidade do exame, até nos casos de lesões ocultas ao exame clínico e os métodos convencionais. A Figura 5 ilustra um exame de ressonância magnética.



Figura 5 – Exame de ressonância magnética. Fonte: (SERRANO, 2010).

2.2.4 Termografia

A Termografia é um tipo de exame de imagem que permite o diagnóstico e análise médica a partir das alterações de temperatura na superfície da mama da paciente, ao contrário da mamografia, a termografia é uma técnica não-invasiva, que não causa desconforto a paciente. Utilizada para converter a energia térmica do espectro eletromagnético, emitida pela superfície do corpo em impulsos elétricos que podem ser visualizados na forma de uma imagem colorida usando pseudo-cores ou tons de cinza, para a melhor visualização. Sendo os tons mais escuros correspondentes às regiões com menor temperatura e os mais claros correspondente às regiões com maior temperatura (SANCHES, 2009). A figura 6 mostra um exemplo de uma termografia.

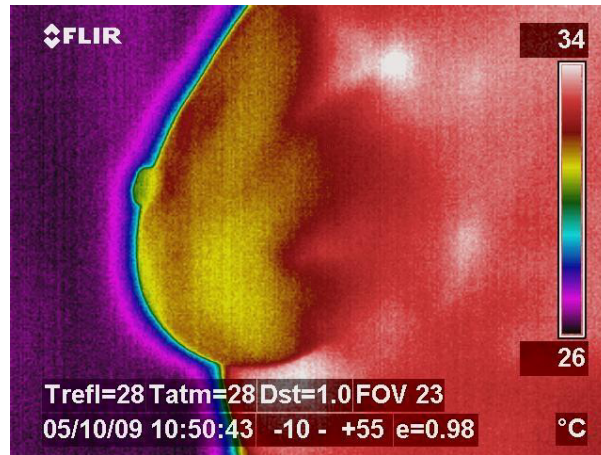


Figura 6 – Exemplo de Termografia. Fonte: (SILVA, 2010).

2.3 Conceitos de Computação Gráfica

Neste capítulo serão apresentados os conceitos necessários para o desenvolvimento do trabalho. Dando uma visão geral do problema de reconstrução de superfícies e focando na técnicas específicas utilizadas nesse trabalho, o cálculo da normal para uma nuvem de pontos e modelando o problema como um problema de Poisson.

2.3.1 Câmera de Profundidade

Uma nuvem de pontos é um conjunto de pontos distribuídos no espaço tridimensional. Esse é o principal dado obtido de máquinas e câmeras que visam a reconstrução tridimensional de objetos. Geralmente esses equipamentos são grandes e de custo elevado. Mas a câmera de profundidade utilizada nesse trabalho é de baixo custo e de fácil transporte, ela está integrada em um dispositivo chamado Kinect.

O Kinect é um dispositivo comercial da Microsoft criado no intuito de servir como controlador de jogos sem o uso de joysticks no Xbox 360. Apesar de ser desenvolvido primeiramente para jogos o Kinect apresenta um hardware muito interessante para outros tipos de aplicações principalmente para as áreas de visão computacional, robótica e medicina.

O hardware do Kinect é composto por sensores de profundidade 3D (um projetor infravermelho e um sensor CMOS), uma câmera RGB e um conjunto de microfones.

O sensor 3D obtêm uma distância muito aproximada da distância de um objeto para o Kinect, a resolução é de 640x480 o que equivale a 307.200 pontos do campo de visão do Kinect que são mapeados. Para obter a distância para um objeto o Kinect faz a medição de quanto

tempo um pulso de luz emitido no projetor de infravermelho leva para retornar ao sensor CMOS, isso é feito a uma taxa de atualização de 30 PFS. (SHOTTON et al, 2011).

A câmera RGB captura imagem coloridas na mesma resolução do sensor 3D, essa imagem é útil para fazer algum processamento baseado em cor ou textura a partir da informação de profundidade obtida.

O array de microfones consegue com a ajuda de algoritmos reconhecer comandos de voz com maior precisão e até distinguir entre a voz de pessoas diferentes.

Além disso com o Kinect é possível fazer rastreamento do corpo de uma pessoa, mapeando para um esqueleto digital com 48 pontos. Devido a essas características o Kinect vem sendo usado recentemente em vários trabalhos de interface natural.

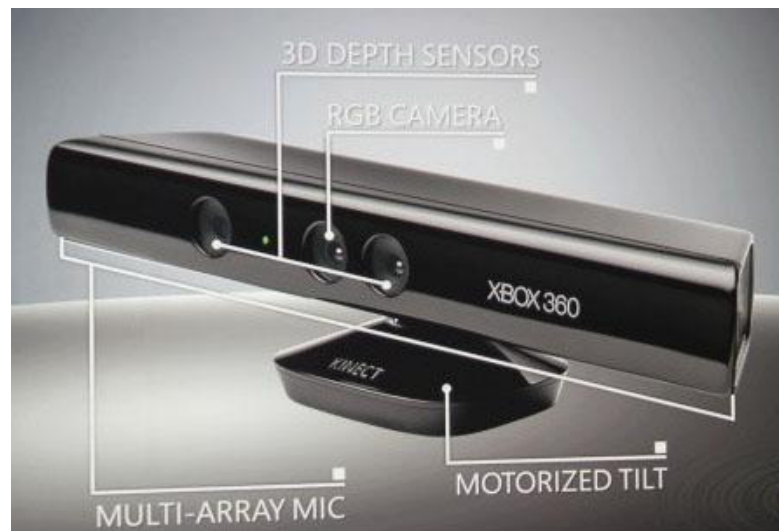


Figura 7 – Especificação do Kinect. Fonte: (Site : Kinect for Windows, 2013).

2.3.2 Reconstrução 3D

O objetivo da reconstrução de superfícies é gerar um modelo 3D, a partir do objeto que se deseja reconstruir, o mais parecido possível com o objeto real. Existem várias técnicas que podem ser utilizadas para se gerar esses modelo, como: métodos volumétricos, triangulação de Delauney, Splines, NURBS e nuvem de pontos que será utilizado nesse trabalho.

Um modelo 3D é uma representação geométrica de um objeto, essa representação é feita com um conjunto de vértices no espaço 3D, esses vértices são conectado por polígonos, geralmente por triângulos ou equiláteros. A figura 8 mostra um exemplo de uma reconstrução 3D à partir de uma nuvem de pontos.

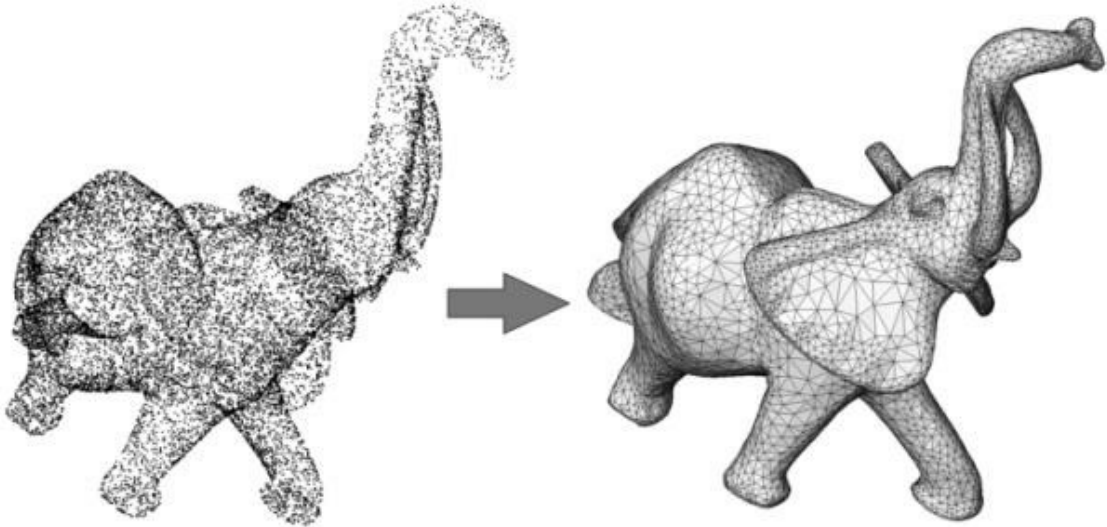


Figura 8 – Na esquerda a nuvem de pontos e na direita o modelo reconstruído. Fonte: (Site : Computational Geometry Algorithms Library, 2013).

As técnicas de digitalização e reconstrução de formas complexas de objetos tridimensionais têm um grande desenvolvimento. A velocidade e a precisão das técnicas de digitalização são resultados obtidos devido ao progresso em diversas áreas da ciência, como na física, engenharia elétrica, e robótica. As tecnologias permitem melhorar a precisão da medição e reprodução dos objetos. Contudo, os sistemas comerciais para realizar a cópia do objeto, adquirem milhões de amostragens (pontos do objeto). O resultado da leitura consiste em uma nuvem de pontos, nem sempre organizados, e que requerem algoritmos eficientes e confiáveis que permitem gerar modelos computacionais a partir dessas amostragens (CURLESS, 1997).

Dentro do campo da visão computacional, há vários métodos para se gerar modelos 3D de objetos, mas a necessidade de melhoria é constante e muitas pesquisas buscam representar objetos de forma automática, rápida e precisa. Existem várias aplicações possíveis para a reconstrução 3D que variam desde a inspeção industrial, aplicações biomédicas, realidade virtual, identificação de objetos, sistemas de segurança, navegação automática, entre outras (AZEVEDO, TAVARES, & VAZ, 2007).

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

A reconstrução de uma superfície tem como objetivo, a partir de um conjunto de pontos, definir uma superfície e criar um modelo o mais próximo possível da realidade.

Devido ao fato de que a quantidade de pontos obtidos não é infinita, a reconstrução de superfície não garante uma representação idêntica ao objeto real, mas sempre busca se aproximar o máximo possível.

2.3.3 Calculo da Normal em Nuvem de Pontos

Em (HOPE, 1992) para encontrar a normal para a nuvem de pontos cada ponto x_i é associado com o plano tangente $Tp(x_i)$ é representado como o ponto o_i , chamado centro, junto com a normal \hat{n}_i .

O problema de encontrar a normal para uma nuvem de pontos é modelado como uma otimização de grafo, o grafo contém um nó N_i para cada plano tangente $Tp(x_i)$, com uma aresta (i, j) entre N_i e N_j se os centros dos planos tangente o_i e o_j são suficientemente próximos. O custo da aresta (i, j) representa o ângulo para que N_i e N_j estejam consistentemente orientados e é obtido por $n_i \cdot n_{ji}$. O problema consiste em escolher as orientações para os planos tangentes que maximizem o custo total do grafo.

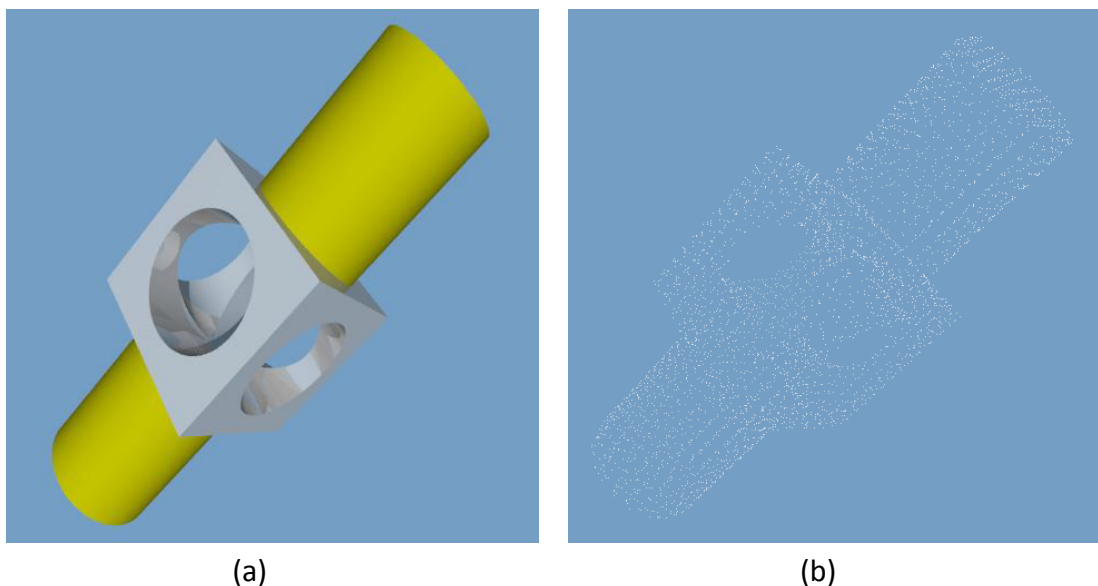


Figura 9 – (a) Objeto original e (b) Nuvem de Pontos a ser orientada. Fonte: (HOPE, 1992).

Visto que a superfície consiste de um único componente conectado o grafo para representar esse estrutura deve ser conectado. Um grafo conectado para um conjunto de pontos que tende a conectar os vizinhos é o Euclidian Minimum Spanning Tree(EMST), contudo o EMST sobre os centros do plano tangente $\{o_i, \dots, o_j\}$ não é suficiente denso nas arestas para esse propósito (Figura 10(a)). O EMST foi modificado incluindo a aresta (i, j) se

o_i está na k – vizinhança de o_j ou o_j está na k – vizinhança de o_i , o grafo resultante é chamado de Riemannian Graph (Figura 2.8(b)).

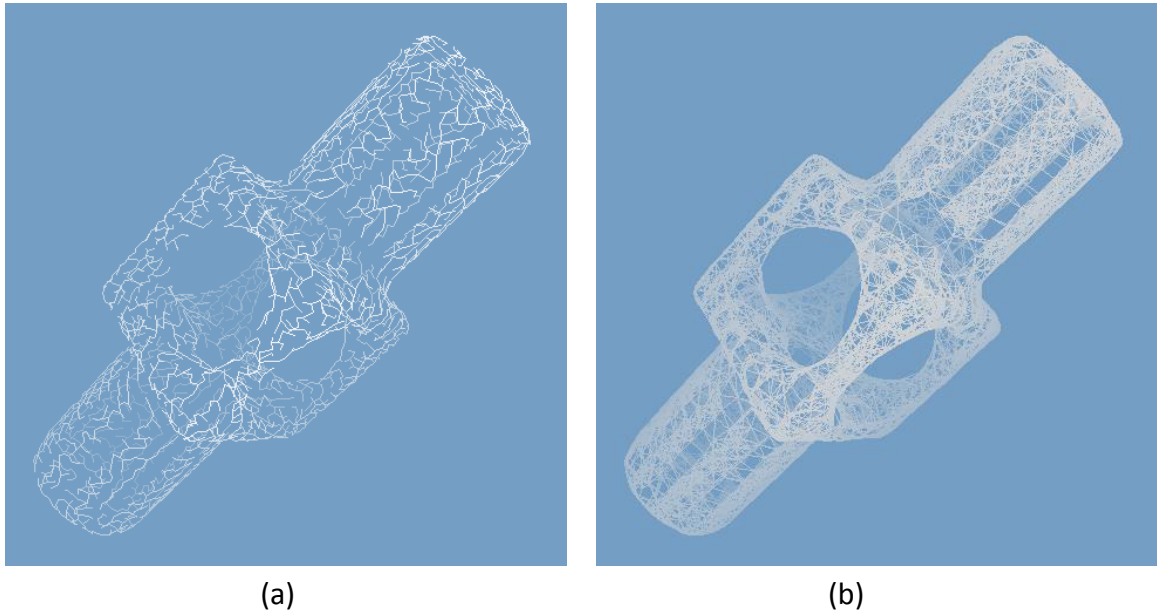


Figura 10 – (a) EMST dos centros dos planos tangente O_i e (b) Riemannian Graph sobre O_i . Fonte: (HOPE, 1992).

Uma forma simples de obter a orientação é escolher arbitrariamente a orientação de um plano e propagar a orientação para os planos vizinhos no Riemannian Graph. Uma ordem de propagação favorável pode ser alcançada percorrendo o minimal spanning tree(MST) do grafo resultante, essa ordem é favorável porque tende a propagar a orientação em direções de baixa curvatura nos dados.

Para atribuir a orientação a um plano inicial, a normal do plano cujo centro tem o maior z é forçado a apontar para o eixo $+z$. Então, fazendo esse nó inicial como pai, percorremos a árvore em profundidade, atribuindo para cada plano uma orientação que é consistente com seu pai.

2.3.4 Superfície de Poisson

O algoritmo proposto por (KAZHDAN, BOLITHO, & HOPPE, 2006) aborda o problema usando uma função implícita para a reconstrução de superfícies a partir de um conjunto de pontos orientados, abordando a solução com a formulação de Poisson.

Tal como (KAZHDAN, 2005), é calculada uma função indicadora 3D, definida como 1 em pontos no interior do modelo e como 0 em pontos no exterior do modelo, e então obtendo a superfície reconstruída extraíndo a isosuperfície apropriada.

O ponto chave é que existe uma relação entre os pontos orientados na superfície do modelo com a sua função indicadora. Em especial, o gradiente da função indicadora é um campo vetorial que é aproximadamente zero na maior parte dos pontos (visto que o valor da função indicadora é constante em grande parte do modelo), exceto nos pontos próximos da superfície onde o valor é igual à normal para o interior da superfície. Deste modo, os pontos orientados podem ser vistos como amostras do gradiente da função indicadora do modelo.

O problema de calcular a função indicadora se reduz a inverter o operador do gradiente, isto é encontrando a função escalar X que melhor se aproxima do campo vetorial \vec{V} definido pelas amostras, ou seja $\min_x \|\nabla_x - \vec{V}\|$. Se aplicarmos o operador de divergência, esse problema variacional se transforma em um problema padrão de Poisson, calcular a função escalar X em que o Laplaciano (divergente do gradiente) é igual ao divergente do campo vetorial \vec{V} .

$$\Delta_x \equiv \nabla \cdot \nabla_x = \nabla \cdot \vec{V} \quad (1)$$

Abordando o problema da reconstrução de superfície como um problema de Poisson oferece vários benefícios. A reconstrução de Poisson é uma solução global que considera todo conjunto de dados de uma só vez, sem recorrer a heurísticas de particionamento ou mistura, além disso cria superfícies muito suaves que se aproxima do conjunto de dados com grande robustez.

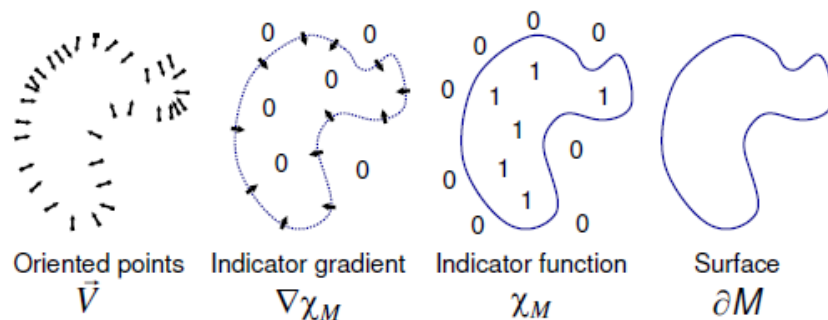


Figura 11 – Ilustração intuitiva da reconstrução de Poisson em 2D.
Fonte: (KAZHDAN, BOLITHO, & HOPPE, Poisson Surface Reconstruction, 2006).

2.3.5 Abordagem da reconstrução de Poisson

Os dados de entrada S são um conjunto de amostras $s \in S$, cada uma consiste de um ponto $s.p$ e a normal para dentro do modelo $s.\vec{N}$. O objetivo é reconstruir a aproximação triangularizada da superfície aproximando a função indicadora do modelo e extraíndo a isosuperfície. Como visto na Figura 12.

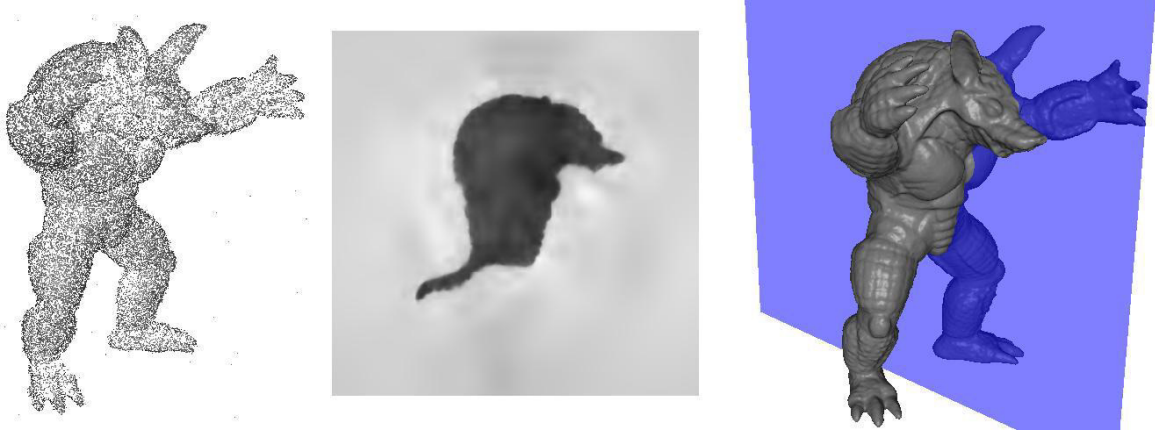


Figura 12 – Nuvem de pontos(esquerda), visualização da função indicadora em plano através do modelo(meio), superfície reconstruída de Poisson(direita). Fonte: (KAZHDAN, BOLITHO, & HOPPE, Poisson Surface Reconstruction, 2006).

A principal dificuldade persiste em calcular precisamente a função indicadora das amostras. Em (KAZHDAN, BOLITHO, & HOPPE, 2006) o processo da reconstrução é dividido em aproximar essa integral de superfície como um somatório sobre a amostra dada de pontos orientados e reconstruir a função indicadora desse campo gradiente como uma superfície de Poisson.

2.3.6 Extração da Isosuperfície

Para obter a superfície reconstruída $\partial\tilde{M}$, é necessário primeiro selecionar um isovalor e então extrair a isosuperfície correspondente da função indicadora calculada.

O isovalor escolhido é o que aproxima o mais perto possível a superfície extraída da posição das amostras de entrada. Isso é feito avaliando X na posição das amostras e usando a média desses valores para a extração da isosuperfície.

$$\partial\tilde{M} \equiv \{q \in R^3 \mid \tilde{X}(q) = \gamma\} \text{ com } \gamma = \frac{1}{|S|} \sum_{s \in S} \tilde{X}(s.p). \quad (2)$$

Essa escolha do isovalor tem a propriedade que escalando X não altera a isosuperfície. Desse modo conhecendo o campo vetorial V até uma constante multiplicadora dá informação suficiente para reconstruir a superfície.

Para extrair a isosuperfície da função indicadora, foi usado um método similar ao de Marching Cubes para representação em octree (LORENSEN & H., 1987), com alguns modificações na estrutura da árvore.

Uma octree é uma estrutura de dados em forma de árvore em que cada nó tem exatamente oito filhos. O seu uso mais comum é particionar recursivamente o espaço tridimensional em oito octantes.

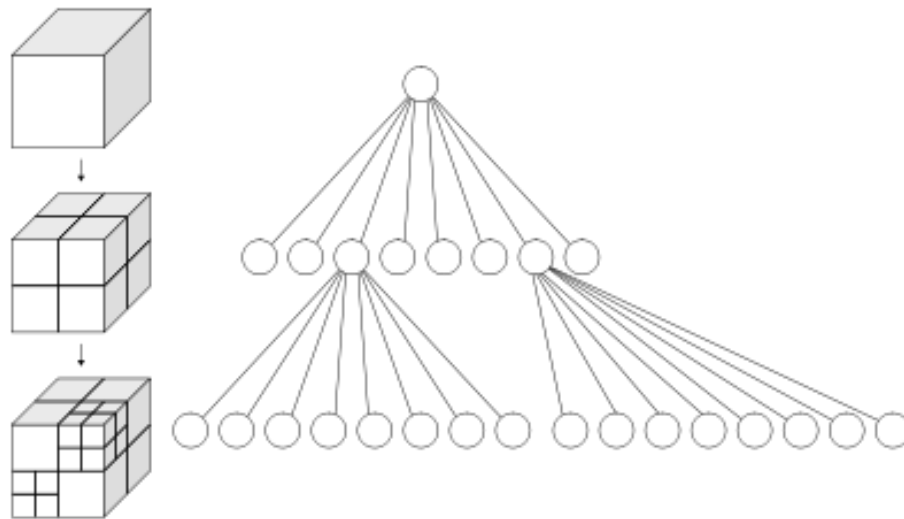


Figura 13 – Ilustração de uma octree de profundidade 3. Fonte: (Site : Octree - Wikipedia, 2013).

O valor de profundidade irá influenciar na suavidade do modelo, quanto maior a profundidade da octree maior a suavidade, porém a profundidade da octree também tem um impacto direto na performance, fazendo com que grandes profundidades da octree sejam muito custosas computacionalmente, tanto no tempo gasto para executar a reconstrução quanto na memória necessária, obviamente a quantidade de triângulo no modelo gerado será maior.

Como visto na Figura 14 há um aumento significativo de detalhes usando uma octree 10 em comparação ao octree 6.

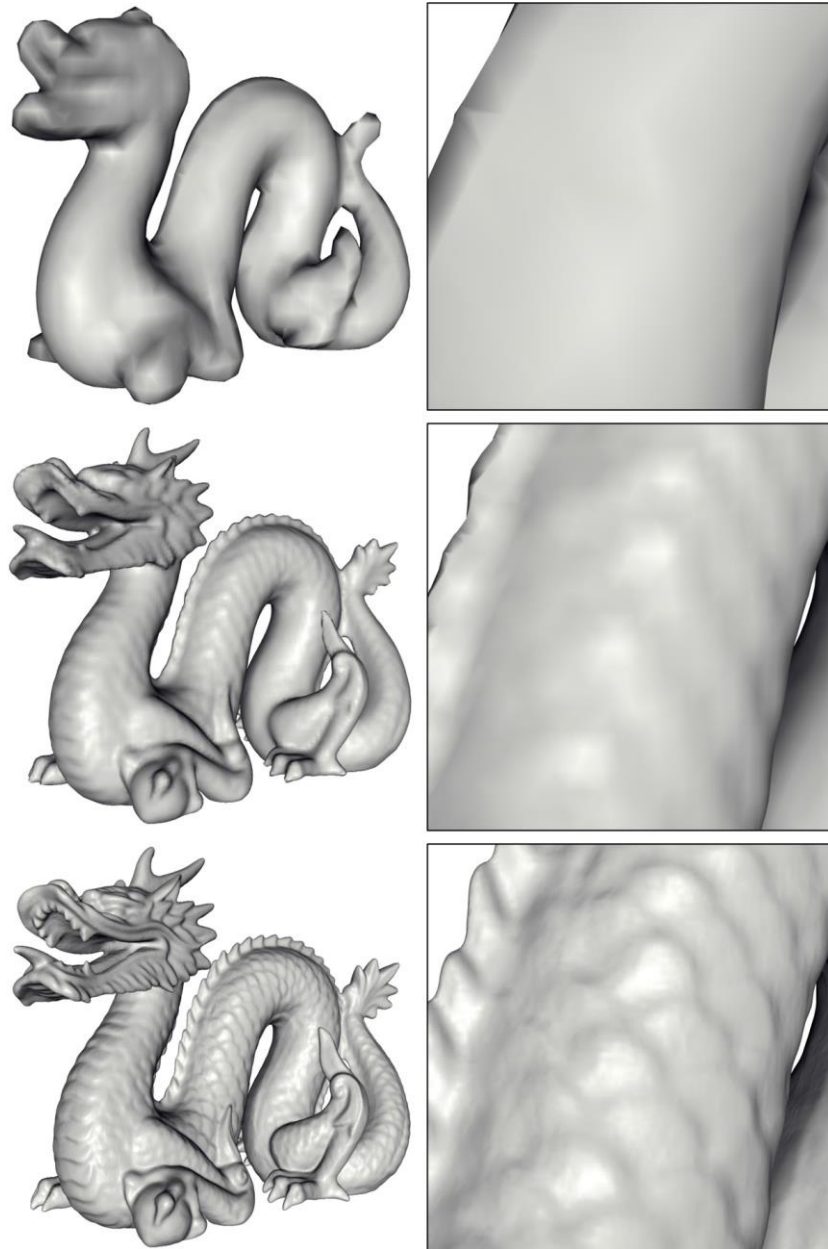


Figura 14 – Reconstruções de um modelo com octree 6(acima), octree 8(meio) e octree 10(abaixo).
Fonte: (KAZHDAN, BOLITHO, & HOPPE, Poisson Surface Reconstruction, 2006).

A tabela 1 apresenta os custos computacionais para a reconstrução do modelo da Figura 14 com vários valores de Octree, com o tempo medido em segundo e o pico de memória em Megabytes.

Tabela 1 – Custos computacionais para reconstrução da superfície de Poisson. Fonte : (KAZHDAN, BOLITHO, & HOPPE, Poisson Surface Reconstruction, 2006).

Profundidade da Árvore	Tempo	Pico de Memória	N° de Triângulos
7	6	19	21.000
8	26	75	90.244
9	126	155	374.868
10	633	699	1.516.806

3 Metodologia

Esse capítulo apresentará a metodologia seguida para a obter a superfície reconstruída a partir da câmera de profundidade do Kinect. Os passos básico são demonstrados na Figura 15.

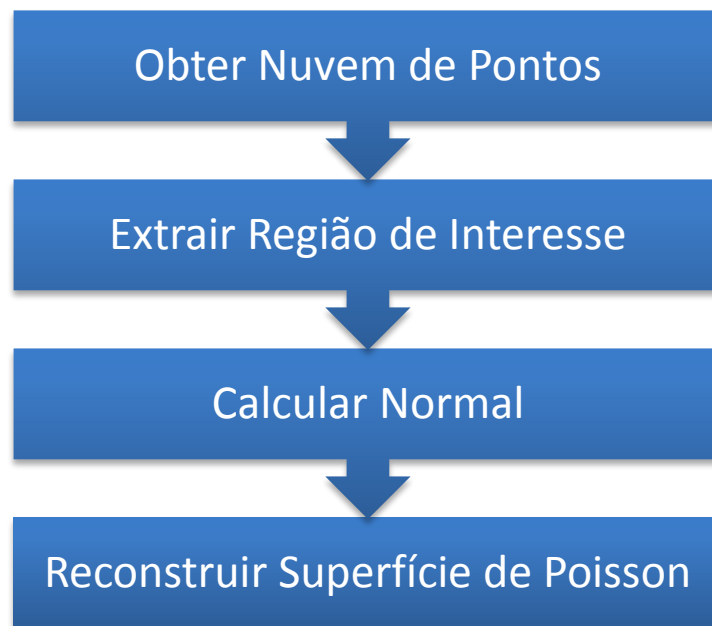


Figura 15 – Fluxograma da Metodologia.

Abaixo, será dada uma explicação resumida de cada uma das etapas para um entendimento geral da metodologia.

a) Obter Nuvem de Pontos – Nesse passo é obtida a nuvem de pontos a partir da qual será feita a reconstrução da superfície. Nessa etapa os dados obtidos são armazenados em um conjunto de pontos com as coordenadas x , y e z para representar a sua disposição no espaço. Utilizando a resolução disponível na câmera de profundidade do Kinect (640x480) são obtidos no total 307.200 pontos.

b) Extrair Região de Interesse – Esse passo é necessário para otimizar o processo da reconstrução da superfície. Os dados obtidos no passo anterior representam todo o campo de visão do Kinect, com isso além do que se deseja reconstruir também é capturado as paredes, o teto e vários outros objetos que estão presente na cena. Quanto maior a quantidade de pontos mais tempo irá demorar para reconstruir a superfície, por isso é necessária a extração do região de interesse.

c) Calcular Normal – Como dito anteriormente, os pontos obtidos possuem informações apenas das coordenadas x, y e z, porém para a reconstrução da superfície de Poisson é necessário a normal para dentro do modelo de cada um dos pontos.

d) Reconstruir Superfície de Poisson – Após obtidos os dados, extraída a região de interesse e calculada a normal para os pontos é então aplica a técnica de Reconstrução da Superfície de Poisson. Ao final do processo se tem a superfície de Poisson que representa a forma da superfície do objeto reconstruído.

A seguir, cada uma das etapas da metodologia serão explicadas mais detalhadamente.

3.1 Obter Nuvem de Pontos

Para obter a nuvem de pontos foi desenvolvida uma aplicação na linguagem C++, utilizando o OpenFrameworks em conjunto com o ofxKinect.

O OpenFrameworks é uma biblioteca C++ de código livre multiplataforma voltada para o desenvolvimento de aplicativos visuais, com um framework simples e fácil interligação com outras bibliotecas como OpenGL e GLUT (Site : OpenFrameworks, 2013), em conjunto com o OpenFrameworks foi utilizado o ofxKinect, uma extensão do OpenFrameworks que permite acessar diretamente os dados captados no Kinect.

O ofxKinect não tem acesso aos dados de rastreamento de esqueleto providos pelo Kinect, somente os dados relativos ao mapa de profundidade, como utilizaremos apenas essa informação a ferramenta foi adequada para o desenvolvimento desse trabalho, mas pode não se adaptar a outras aplicações que fazem uso do Kinect.

Como o OpenFrameworks já possui integração com o OpenGL e GLUT, estas foram utilizadas para a interface e visualização dos dados do Kinect antes da captura. O aplicativo desenvolvido contém uma janela com uma imagem em escala de cinza (0 – para pontos mais distantes até 255 – para pontos mais próximos) que representa os dados capturados no Kinect em tempo real e as instruções para salvar os dados.

Para a utilização dos dados salvos na aplicação no MeshLab, os dados foram salvos em um formato chamado PLY (Polygon File Format) que foi concebido para o armazenamento de dados de scanners 3D, esse formato é simples, armazenas os dados como uma lista de propriedades, como vértices, coordenadas, cor, transparência, normal entre outras. Para esse

trabalho foram armazenadas as coordenadas dos pontos vértices. A Figura 16 mostra a aplicação desenvolvida.

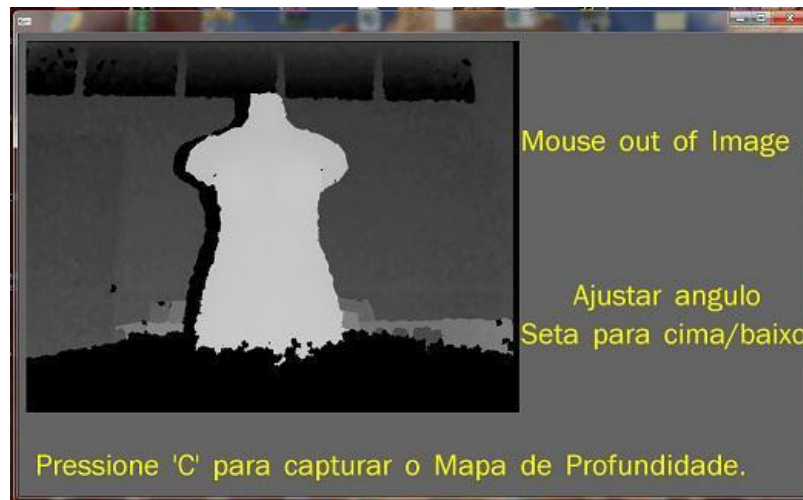


Figura 16 – Tela da Aplicação desenvolvida.

Usando essa aplicação foram capturados em conjunto com o Kinect dados de um dorso de PVC que representa a estrutura da mama de uma mulher. Com esse dorso de PVC foram feitos os teste para a reconstrução da superfície. O dorso de PVC pode ser visto na Figura 17.



Figura 17 – Dorso de PVC.

Os dados obtidos visualizados no MeshLab são mostrados na Figura 18 em vários ângulos diferentes.

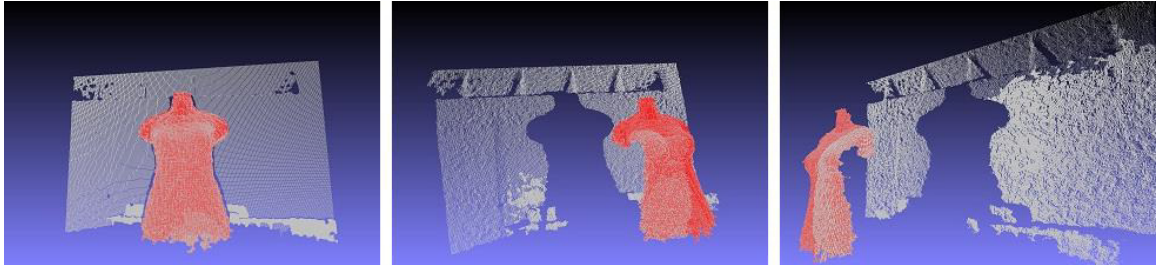


Figura 18 – Dados obtidos em vários ângulos.

Como pode ser visto na Figura 18 a área destacada em vermelho representa o dorso de PVC, além do dorso de PVC o Kinect captura todos os pontos no ambiente no seu campo de visão.

3.2 Extrair Região de Interesse

O próximo passo da metodologia foi a extração da região de interesse, essa etapa é feita de forma manual utilizando as ferramentas de edição do MeshLab.

O MeshLab é um software de código livre de processamento e edição de malhas 3D. O sistema é destinado a ajudar no tratamento de dados providos de scanners 3D e fornece um conjunto de ferramentas para edição, limpeza, inspeção, processamento e conversão deste tipo de malhas (CIGNONI, CORSINI, & RNNZULIA, 2008).

No MeshLab estão inclusos vários algoritmos para reconstrução 3D inclusive o da reconstrução de Poisson utilizado nesse trabalho, além disso ele facilita a manipulação desse tipo de dado, proporcionando uma melhor visualização e análise dos dados.

Durante esse processo é removido a parede de fundo, uma parte do teto e parte superior e inferior do dorso onde não está a mama, ao final do processo temos somente a região da mama o que agiliza a execução do algoritmo de reconstrução de superfície, visto que agora temos uma quantidade bem menor de pontos. A Figura 19 mostra a mama nessa etapa.

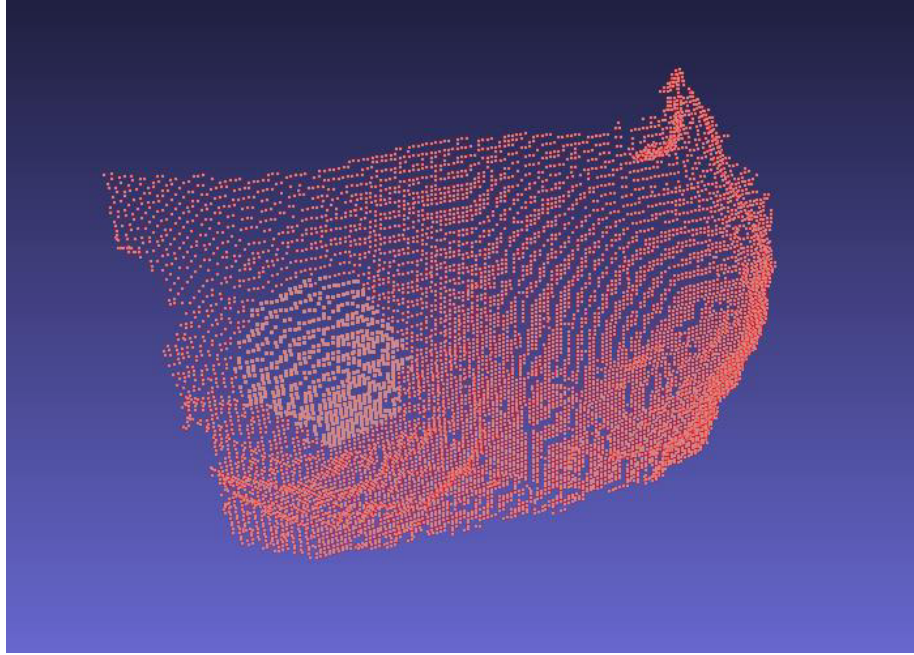


Figura 19 – Pontos da Mama após Extração da Região de Interesse.

3.3 Calcular Normal

Neste passo é calculada a normal de cada um dos pontos para dentro do modelo seguindo a técnica exposta anteriormente, esse passo prepara os pontos como entrada para o passo seguinte, a reconstrução da superfície de Poisson.

Na figura 20 a parte vermelha apresenta os pontos e as semirretas em azul representam a normal de cada ponto.

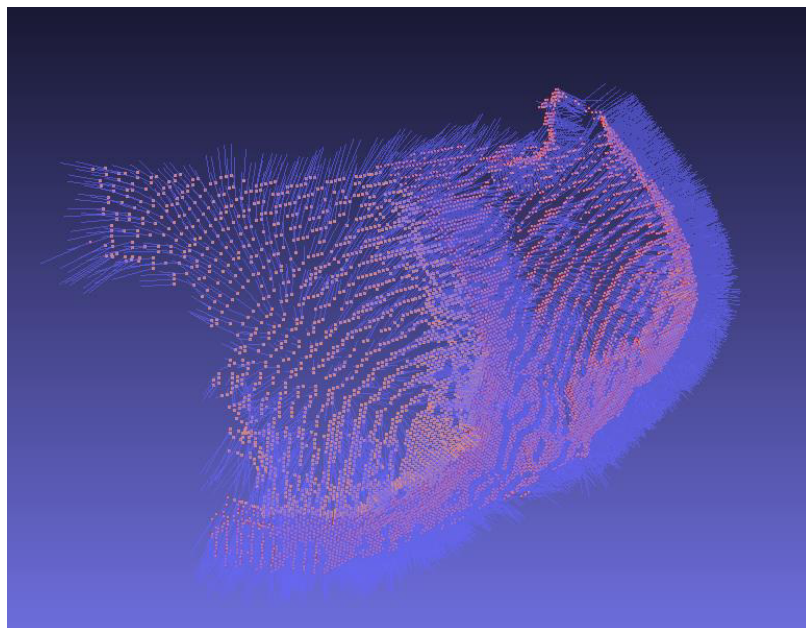


Figura 20 – Pontos da Mama com a Normal calculada.

3.4 Reconstruir Superfície de Poisson

Após todos os passos de captura, extração da região de interesse e cálculo da normal temos o passo da reconstrução de Poisson.

A figura 21 mostra o resultado final obtido à partir da reconstrução de Poisson utilizando um octree de 12.

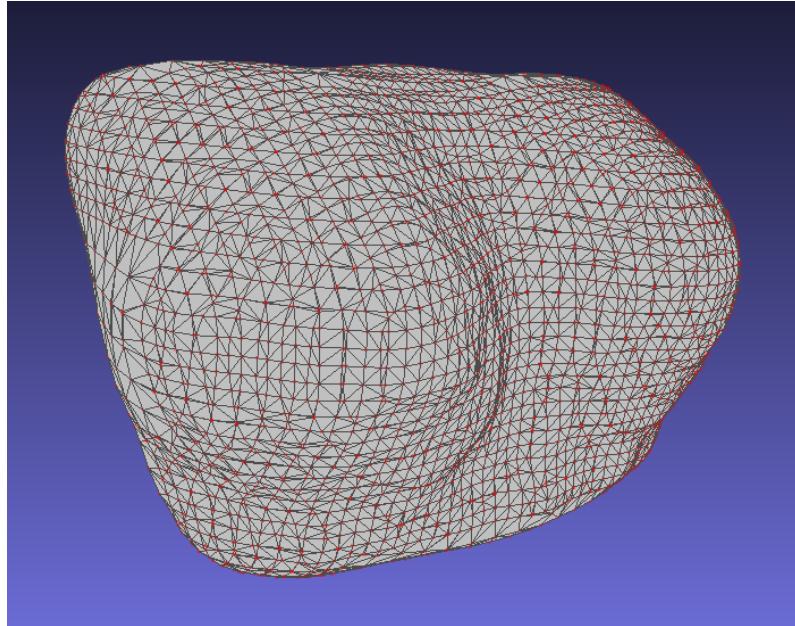


Figura 21. Superfície de Poisson Reconstruída.

4 Conclusão

Este trabalho apresentou um método para reconstrução da mama através do uso de câmeras de profundidade (Kinect), possibilitando a elaboração de modelos tridimensionais a serem usados para análise numérica de imagens por infravermelho térmicas, e facilitando a visualização das mamas e de eventuais pontos com características indicativas de patologia.

Este processo é inovador, contribuindo com a elaboração de uma metodologia que é composta por uma sequência de atividades que resultam no modelo 3D computacional, gerado a partir de uma ferramenta desenvolvida neste trabalho.

A metodologia foi seguida através de testes utilizando fantasmas (busto feminino em PVC). Até o presente momento a análise resultante desses testes foi considerada satisfatória com baixa taxa de erros, tendo sido verificado que a aparência do modelo 3D gerado é compatível com o objeto real que foi reconstruído. Com isso, pode-se afirmar que este trabalho atingiu seu objetivo, gerando um modelo 3D a partir de imagens de profundidade, o qual é uma representação com boa aproximação da geometria real das mamas humanas.

Observa-se também que o resultado deste trabalho também pode contribuir para pesquisas e estudos referentes à escolha de próteses reparadoras ou estéticas que mais se aproximam da geometria da mama da paciente, auxiliando os médicos neste procedimento.

Como direções futuras de encaminhamento deste trabalho, podemos citar a utilização de mais imagens de profundidade para aprimorar a precisão do modelo, dessa forma teríamos uma nuvem de pontos que melhor representa o modelo, levando a uma reconstrução mais eficiente.

Outro ponto do trabalho a ser melhorado é a extração da região que poderia ser feita de forma automática, o que ocasionaria uma melhor forma de reconstruir o modelo, porque não dependeria da intervenção humana no processo de reconstrução, o modelo poderia ser automaticamente reconstruído após a captura dos dados.

E por fim, mapear a imagem térmica correspondente sobre a superfície reconstruída para permitir a melhoria do uso da simulação computacional no cálculo de temperaturas nas mamas e com isso trazer melhorias ao diagnóstico médico e construir uma ferramenta de apoio ao diagnóstico.

Referências

- AKSENOV, P., CALRK, I., GRANT, D., A., I., VARTIKOVSKI, L., & NEBEL, J. C. (2003). 3D Thermography for the Quantification of Heat Generation Resulting from Inflammation. *PROCEEDINGS 8TH 3D MODELLING SYPOSIUM*.
- AZEVEDO, T. C., TAVARES, J. M., & VAZ, M. A. (2007). Obtenção da Forma Tridimensional de Estruturas Anatômicas Externas a Partir de Imagens. *2º ENCONTRO NACIONAL DE BIOMECÂNICA*.
- BERG, W. A., BIRDWELL, R. L., GOMBOS, E. C., WANG, S., PARKINSON, B. T., RAZA, S., . . . KETTER, M. D. (2006). *Diagnostic Imaging Breast. 1º Edição*. Canadá: Amirsys.
- BEZERRA, L. A. (2007). Uso de Imagens Termográficas em Tumores Mamários para Validação de Simulação Computacional. *Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica). Departamento de Engenharia Mecânica, Universidade Federal de Pernambuco, 59p*.
- CASTRO, F. J., SILVA, S. V., SERRANO, R. C., MOTTA, L. S., MENEZES, P. M., BEZERRA, L. A., . . . CONCI, A. (2009). Um Sistema para Pré-Processamento de Imagens Térmicas e Modelagem Tridimensional Aplicada à Mastologia. *ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA BIOMECÂNICA (ENEBI 2009)*.
- CIGNONI, P., CORSINI, M., & RNNZULIA, G. (2008). Meshlab: an open-source 3D mesh processingsystem. *Ercim news*, 45-46.
- CURLESS, B. (1997). New Methods for Surface Reconstruction from Range Images. *hesis (Doctor of Philosophy). Department of ElectricalEngineering, Stanford University, 189p*.
- HOPPE, H., DEROSE, T., DUCHAMP, T., MCDONALD, J., & STUEZLE, W. (1992). Surface reconstruction from unorganized points. *Computer Graphics (Proc. SIGGRAPH '90), volume 26, 1992*.
- JU, X., NEBEL, J. C., & SIEBERT, J. P. (2004). 3D Thermography Imaging Standardization. *PHOTONICS ASIA 2004, Proceedings of SPIE, 40-46*.
- KAZHDAN, M. (2005). Reconstruction of solid models from oriented point sets. *SGP, 73-82*.
- KAZHDAN, M., BOLITHO, M., & HOPPE, H. (2006). Poisson Surface Reconstruction. *Symp. on Geometry Processing, 61-70*.
- LORENSEN, W., & H., C. (1987). Marching cubes: A high resolution 3d surface reconstruction algorithm. *SIGGRAPH, 163-169*.
- MENCL, R. (2001). Recontruccion of Surfaces from Unorganized 3D Points Clouds. *Thesis (Doctor of Engineering), 147p*.

- NG, E.-K. (2008). A review of thermography as promising non-invasive detection modality for breast tumor. *International Journal of Thermal Sciences*, Vol. 48, n° 5, p. 849-859.
- SANCHES, I. J. (2009). Sobreposição de Imagens de Termografia e Ressonância Magnética: *Tese (Doutorado em Ciências). Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e Informática Industrial, Universidade Tecnológica Federal do Paraná*, 168p.
- SERRANO, R. C. (2010). Análise da Viabilidade do Uso do Coeficiente de Hurst e da Lacunaridade no Auxílio ao Diagnóstico Precoce de Patologias da Mama. *Dissertação (Mestrado em Computação). Instituto de Computação, Universidade Federal Fluminense*, 76p.
- SHOTTON, J., FITZGIBBON, A., COOK, M., SHARP, T., FINOCCHIO, M. M., KIPMAN, A., & BLAKE, A. (2011). Real-Time Human Pose Recognition in Parts from a Single Depth Image. *CVPR, IEEE*.
- SILVA, S. V. (2010). Reconstrução da Geometria da Mama a partir de Imagens Termográficas. *Tese (Doutorado Computação) UNIVERSIDADE FEDERAL FLUMINENSE*, 152p.
- Site : Computational Geometry Algorithms Library.* (11 de fevereiro de 2013). Fonte: CGAL - Computational Geometry Algorithms Library: <http://www.cgal.org/>
- Site : Instituto Nacional de Câncer.* (23 de Fevereiro de 2012). Fonte: Portal - Instituto Nacional de Câncer - INCA: <http://www.inca.gov.br>
- Site : Kinect for Windows.* (11 de Fevereiro de 2013). Fonte: Kinect for Windows: <http://www.microsoft.com/en-us/kinectforwindows/>
- Site : Octree - Wikipedia.* (11 de Fevereiro de 2013). Fonte: Wikipedia: <http://en.wikipedia.org/wiki/Octree>
- Site : OpenFrameworks.* (11 de Fevereiro de 2013). Fonte: OpenFrameworks: <http://www.openframeworks.cc/>