

GUILHERME RAMALHO COSTA

**RECONSTRUÇÃO DE UM MODELO 3D A
PARTIR DE IMAGENS TÉRMICAS 2D DE UMA MAMA
VIA CÂMERA INFRAVERMELHA**



**UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA
FACULDADE DE ENGENHARIA MECÂNICA**

2021

GUILHERME RAMALHO COSTA

**RECONSTRUÇÃO DE UM MODELO 3D A
PARTIR DE IMAGENS TÉRMICAS 2D DE UMA MAMA
VIA CÂMERA INFRAVERMELHA**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Mecânica da Universidade Federal de Uberlândia, como parte dos requisitos para a obtenção do título de **MESTRE EM ENGENHARIA MECÂNICA**.

Área de Concentração: Transferência de Calor e Mecânica dos Fluidos.

Orientador: Prof. Dr. Gilmar Guimarães

Coorientador: Prof. Dr. Henrique Coelho Fernandes

UBERLÂNDIA

2021

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)
Sistema de Bibliotecas da UFU, MG, Brasil.

C837r
2021 Costa, Guilherme Ramalho, 1995-
Reconstrução de um modelo 3D a partir de imagens térmicas 2D de
uma mama via câmera infravermelha [recurso eletrônico] / Guilherme
Ramalho Costa. - 2021.

Orientador: Gilmar Guimarães.

Coorientador: Henrique Coelho Fernandes.

Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Uberlândia,
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica.

Modo de acesso: Internet.

Disponível em: <http://doi.org/10.14393/ufu.di.2021.6006>

Inclui bibliografia.

Inclui ilustrações.

1. Engenharia mecânica. I. Guimarães, Gilmar, 1960-, (Orient.). II.
Fernandes, Henrique Coelho, 1986-, (Coorient.). III. Universidade
Federal de Uberlândia. Programa de Pós-Graduação em Engenharia
Mecânica. IV. Título.

CDU: 621

Rejâne Maria da Silva – CRB6/1925



UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA
 Coordenação do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica
 Av. João Naves de Ávila, nº 2121, Bloco 1M, Sala 212 - Bairro Santa Mônica, Uberlândia-MG, CEP 38400-902
 Telefone: (34) 3239-4282 - www.posgrad.mecanica.ufu.br - secposmec@mecanica.ufu.br



ATA DE DEFESA - PÓS-GRADUAÇÃO

Programa de Pós-Graduação em:	Engenharia Mecânica				
Defesa de:	Dissertação de Mestrado Acadêmico, nº 580, COPEM				
Data:	28/01/2021	Hora de início:	14:00	Hora de encerramento:	17:10
Matrícula do Discente:	11822EMC004				
Nome do Discente:	Guilherme Ramalho Costa				
Título do Trabalho:	RECONSTRUÇÃO DE UM MODELO 3D A PARTIR DE IMAGENS TÉRMICAS 2D DE UMA MAMA VIA CÂMERA INFRAVERMELHA				
	Transferência de Calor e Mecânica dos Fluidos				
Linha de pesquisa:	Dinâmica dos Fluidos e Transferência de Calor				
Projeto de Pesquisa de vinculação:					

Reuniu-se por meio de videoconferência a Banca Examinadora, designada pelo Colegiado do Programa de Pós-graduação em Engenharia Mecânica, assim composta: Professores Doutores: Rogério Sales Gonçalves - FEMEC/UFU; Henrique Coelho Fernandes (co-orientador) - FACOM/UFU; Sandro Metrevelle Marcondes de Lima e Silva - UNIFEI; e Gilmar Guimarães - FEMEC/UFU, orientador do candidato. Ressalta-se que os Prof. Gilmar Guimarães, Prof. Rogério Sales Gonçalves; Prof. Henrique Coelho Fernandes e o Discente participaram da defesa por meio de videoconferência desde a cidade de Uberlândia/MG, e o Prof. Sandro Metrevelle Marcondes de Lima e Silva desde a cidade de Itajubá/MG, em atendimento a Portaria nº 36, de 19 de março de 2020, da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - CAPES.

Iniciando os trabalhos o presidente da mesa, Dr. Gilmar Guimarães, apresentou a Comissão Examinadora e o candidato, agradeceu a presença do público, e concedeu ao Discente a palavra para a exposição do seu trabalho. A duração da apresentação do Discente e o tempo de arguição e resposta foram conforme as normas do Programa.

A seguir o senhor(a) presidente concedeu a palavra, pela ordem sucessivamente, aos(às) examinadores(as), que passaram a arguir o(a) candidato(a). Ultimada a arguição, que se desenvolveu dentro dos termos regimentais, a Banca, em sessão secreta, atribuiu o resultado final, considerando o(a) candidato(a):

Aprovado.

Esta defesa faz parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Mestre.

O competente diploma será expedido após cumprimento dos demais requisitos, conforme as normas do Programa, a legislação pertinente e a regulamentação interna da UFU.

Nada mais havendo a tratar foram encerrados os trabalhos. Foi lavrada a presente ata que após lida e achada conforme foi assinada pela Banca Examinadora.



Documento assinado eletronicamente por **Gilmar Guimarães, Professor(a) do Magistério Superior**, em 28/01/2021, às 17:07, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



Documento assinado eletronicamente por **Rogério Sales Gonçalves, Professor(a) do Magistério Superior**, em 28/01/2021, às 17:08, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



Documento assinado eletronicamente por **Sandro Metrevelle Marcondes de Lima e Silva, Usuário Externo**, em 28/01/2021, às 17:12, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



Documento assinado eletronicamente por **Henrique Coelho Fernandes, Professor(a) do Magistério Superior**, em 28/01/2021, às 17:14, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site https://www.sei.ufu.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0, informando o código verificador **2526120** e o código CRC **42353E55**.

A todos aqueles que, um dia, se beneficiarão deste projeto.

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus por me proporcionar forças para continuar neste caminho até o final.

Meus pais, Claudio e Pauleni pelo apoio incondicional durante todo o processo. Agradeço as minhas irmãs, Amanda e Ana Cláudia, minha sobrinha Maria e minha namorada Dayane pelo suporte e confiança.

Aos amigos que encontrei durante o caminho, que me mostraram que a companhia é muito mais do que presença física.

Agradeço ao Professor Dr. Gilmar e ao Professor Dr. Henrique pela orientação, confiança e direcionamento para realização de um trabalho bem feito.

Agradeço ao Laboratório de Ensino e Pesquisa em Transferência de Calor: Modelagem e Experimentos, o LTCME, seus integrantes e sua infraestrutura, que me proporcionaram as condições necessárias para a realização deste projeto.

A Universidade Federal de Uberlândia, a Faculdade de Engenharia Mecânica e ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Mecânica pelo suporte e garantia de ensino de qualidade durante o curso. Assim como seus integrantes que, direta ou indiretamente, fizeram com que este momento seja possível.

As agências de fomento CNPq, CAPES e FAPEMIG que, com seu trabalho, fazem com que a existência do programa seja possível.

RESUMO

Com o desenvolvimento dos algoritmos de processamento de imagens e a chegada das câmeras térmicas, um novo conceito de análise de temperatura surgiu. Além dos processos industriais, as imagens térmicas também passaram a desempenhar um papel importante na avaliação da temperatura de seres humanos, sendo utilizada para diagnóstico de doenças e outras anomalias nas quais o corpo sofre uma alteração na sua temperatura considerada normal. Possuindo um metabolismo diferente das células do corpo humano, as células dos tumores fazem com que a temperatura apresentada na região em que se encontram seja, também, diferente daquela encontrada nas células não tumorais. Este trabalho tem como objetivo o desenvolvimento de modelos tridimensionais com informações de temperaturas a partir de imagens térmicas bidimensionais. Com os mapas tridimensionais térmicos, tem-se uma visualização mais próxima das reais geometrias que se encontram nas imagens e, com isso, novas informações para aplicação das equações de bio-transferência de calor em simulações numéricas também envolvendo parâmetros geométricos da mama. Utilizando-se da visão estereoscópica, que tem como base a geometria epipolar, foi possível desenvolver um método de geração de nuvens de pontos representativas provenientes das imagens térmicas, assim como verificar particularidades e limitações do método desenvolvido. Os mapas tridimensionais desenvolvidos apresentaram características bem definidas e visíveis, embora as imagens de entrada apresentassem baixa resolução espacial, o que limitou a aplicação do método.

Palavras Chave: Visão estéreo. Geometria epipolar. Termogramas. Câncer de mama.

ABSTRACT

With the development of image processing algorithms and the arrival of thermal cameras, a new concept of temperature analysis emerged. Besides industrial processes, thermal images also started to play an important role in the evaluation of the temperature of human beings, being used for the diagnosis of diseases and other anomalies in which the body undergoes a change in its considered normal temperature. Having a metabolism different from the cells of the human body, the tumor cells cause the temperature of the region where they are to be, also, different from that found in non-tumor cells. This work aims to develop three-dimensional models with temperature information from two-dimensional thermal. With the three-dimensional thermal maps, we can have a closer view of the real geometries found in the images and, with this, new information for the application of the bio-heat transfer equations in numeric simulations also involving geometric parameters of the breast. Using the stereoscopic view, which is based on epipolar geometry, it was possible to develop a method of generating representative dense points clouds from thermal images, as well as verifying the developed method particularities and limitations. The developed three-dimensional maps showed well-defined and visible characteristics, although the input images had low spatial resolution, which limited the application of the method.

Key Words: Stereo vision. Epipolar geometry. Thermograms. Breast cancer.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Representação do espectro eletromagnético ressaltando a região visível e infravermelho do mesmo.....	24
Figura 2 - Um esquema para representação da situação real de uma medição termográfica por imagem. Sendo 1 o ambiente, 2 o objeto, 3 a atmosfera e 4 a câmera	25
Figura 3 - Exemplo de imagem térmica apresentada com escala de cores jet	27
Figura 4 - Modelo de uma câmera <i>pinhole</i> , ou estenopeica.....	29
Figura 5 - Representação do plano YZ em no modelo geométrico da câmera estenopeica	29
Figura 6 - Formação do plano epipolar	31
Figura 7 - Características encontradas em uma imagem por descritores do tipo KAZE, apresentando a orientação	33
Figura 8 - Características encontradas em uma imagem por descritores que utilizam o mínimo autovalor.....	34
Figura 9 - Características encontradas em uma imagem por descritores FAST	35
Figura 10 - Características encontradas em uma imagem por descritores Harris.....	36
Figura 11 - Características encontradas em uma imagem por descritores BRISK....	37
Figura 12 - Características encontradas em uma imagem por descritores SURF.....	38
Figura 13 - Características encontradas em uma imagem por descritores MSER	39
Figura 14 - Os pontos de correspondência em uma imagem térmica após quantização em 8 bits, equalização e remoção das distorções de lente.....	40
Figura 15 - Representação em detalhe da existência de uma região de oclusão entre duas imagens de entrada.....	41
Figura 16 - Ambiente de calibração geométrica de câmeras do software Matlab	43
Figura 17 - Variável <code>cameraParams</code> obtida pelo processo de calibração geométrica	43
Figura 18 - Imagens de entrada apresentada em níveis de cinza seus valores de temperatura.....	44
Figura 19 – Representação dos 250 pontos de correspondência mais fortes retornados pelos descritores do tipo KAZE	45
Figura 20 - Representação dos pontos de correspondência utilizados para estimar a matriz essencial E	47

Figura 21 - Representação das quatro possibilidades de resposta para a estimativa da matriz essencial.....	47
Figura 22 - Nuvem de pontos imediatamente após a triangulação	50
Figura 23 - Nuvem de pontos resultante da triangulação após a transferência de temperatura	51
Figura 24 - Mapa tridimensional térmico após segmentação por limiar de temperatura	52
Figura 25 - Imagem termográfica obtida durante aquisição do banco de dados as 13h25min37s.....	54
Figura 26 - Imagem termográfica obtida durante aquisição do banco de dados as 13h25min45s, apenas 8 segundos após a imagem anterior	55
Figura 27 - Imagem de entrada. Uma matriz com valores de temperatura apresentada em tons de cinza (apenas para visualização).....	56
Figura 28 - Histograma referente a imagem apresentada na Figura 27	56
Figura 29 - Imagem de entrada após procedimentos de quantização, conversão e equalização	57
Figura 30 - Histograma referente a imagem apresentada na Figura 29.....	58
Figura 31 - Modelo tridimensional térmico da paciente 1 que mais apresenta características bem definidas das imagens de entrada.....	59
Figura 32 - Modelo tridimensional térmico afastado pela ferramenta do <i>software</i> de zoom	60
Figura 33 - Modelo tridimensional de um objeto feito a partir de uma câmera simples de <i>smartphone</i>	60
Figura 34 - Movimentação do modelo tridimensional da paciente 1 para observação parcial frontal do modelo	61
Figura 35 - Visão lateral do mapa tridimensional térmico da paciente 1	62
Figura 36 - Nuvem de pontos gerada a partir de imagens sem aplicação do filtro de realce	63
Figura 37 - Nuvem de pontos gerada a partir de imagens com filtragem de alto reforço aplicada com $k = 6$	64
Figura 38 - Nuvem de pontos esparsa gerada apenas com pontos descritos com o descritor KAZE	65
Figura 39 - Região de interesse (ROI) representando uma mama para análise	66
Figura 40 - Imagens de entrada do mapa tridimensional térmico da paciente 2	67

Figura 41 - Mapa térmico tridimensional da paciente 2.....	67
Figura 42 - ROI aplicado no mapa tridimensional evidenciando as duas mamas da paciente 2.....	68
Figura 43 - Imagens de entrada do mapa tridimensional térmico da paciente 3.....	68
Figura 44 - Mapa tridimensional térmico da paciente 3.....	69
Figura 45 - Imagens de entrada do mapa tridimensional térmico da paciente 4.....	70
Figura 46 - Mapa tridimensional térmico da paciente 4.....	70
Figura 47 - Superfície criada a partir da utilização do algoritmo de geração de malha de Di Angelo, Di Stefano e Giaccari (2011).....	71
Figura 48 - Superfície construída pelo método desenvolvido exportada para um software CAD 3D.....	72
Figura 49 - Superfície reconstruída exportada para um software de simulação numérica.....	72
Figura 50 - Malha aplicada a superfície reconstruída a partir das imagens térmicas.....	73

LISTA DE ABREVIAÇÕES

PET Scan	<i>Positron Emission Tomography</i>
LASER	<i>Light Amplification by Stimulated Emission of Radiation</i>
BRCA1	<i>BRCA1 DNA repair associated</i>
BCRA2	<i>BRCA2 DNA repair associated</i>
SIFT	<i>Scale-Invariant Feature Transform</i>
PMVS	<i>Patched-based Multi-View Stereo</i>
LiDAR	<i>Light Detection And Ranging</i>
3DTS	<i>3D Thermal-Scanner</i>
NNF	<i>Nearest Neighbour Field</i>
NURBS	<i>Non-Uniform Rotation B-splines Surface</i>
IR	<i>Radiação infravermelha</i>
FAST	<i>Features from Accelerated Segment Test</i>
BRISK	<i>Binary Robust Invariant Scalable Keypoints</i>
AGAST	<i>Adaptive and Generic Accelerated Segment Test</i>
SURF	<i>Speeded up robust features</i>
MSER	<i>Maximally stable extremal regions</i>
Algoritmo KLT	<i>Algoritmo de Kanade-Lucas-Tomasi</i>
MSAC	<i>M-estimator sample consensus</i>
SVD	<i>Singular Value Decomposition</i>
NIST	<i>National Institute of Standards and Technology</i>
ROI	<i>Region Of Interest</i>
CAD	<i>Computer Aided Design</i>

SUMÁRIO

INTRODUÇÃO	12
1.1. Objetivos	14
1.1.1. Objetivo geral	14
1.1.2. Objetivos específicos.....	14
1.2. Justificativa	15
REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	16
2.1. Utilização de imagens no espectro visível	16
2.2. Criação de modelos 3D com informações de temperatura	20
FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	24
3.1. Imagens infravermelhas ou térmicas e o processo de obtenção	24
3.2. Câncer, câncer de mama e seus impactos	27
3.3. Câmeras	28
3.4. Visão estéreo	31
3.5. Rastreamento de características nas imagens	32
3.5.1. Descritor KAZE.....	33
3.5.2. Descritor Mínimo Autovalor	34
3.5.3. Descritor FAST	35
3.5.4. Descritor Harris.....	35
3.5.5. Descritor BRISK	36
3.5.6. Descritor SURF	37
3.5.7. Descritor MSER.....	38
3.6. Triangulação	39
3.6.1. Pontos de correspondência.....	39
3.6.2. Oclusões	40
METODOLOGIA	42
4.1. Calibração geométrica	42
4.2. Imagens de entrada	44
4.3. Características correspondentes	45
4.4. Estimativa da matriz essencial	46
4.5. Posicionamento das câmeras	47
4.6. Reconstrução Tridimensional	48

4.7.	Transferência das informações de temperatura	50
RESULTADOS E DISCUSSÕES.....		53
5.1.	Banco de imagens	53
5.2.	O mapa térmico	54
5.3.	Quantização e equalização das imagens de entrada.....	55
5.4.	Os modelos tridimensionais térmicos	58
5.4.1.	Resolução	59
5.4.2.	Oclusões	61
5.4.3.	Realces	62
5.4.4.	Densificação da nuvem de pontos.....	64
5.4.5.	Aplicação de uma região de interesse.....	65
5.4.6.	Outros mapas térmicos	66
5.5.	Criação de uma superfície	70
CONCLUSÕES		74
6.1.	Conclusões.....	74
6.2.	Trabalhos futuros.....	75
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....		77

CAPÍTULO I

INTRODUÇÃO

Com o surgimento das técnicas de visão computacional, diversos processos puderam se tornar automáticos e, até mesmo, mais exatos. O que antes eram obtidos com modelos matemáticos ou até mesmo por ação manual, como observação do fluxo de pessoas em um lugar para identificação de suspeitos, contagem de células em uma placa experimental, identificação de regiões defeituosas em extensas plantações passou a obter o auxílio de tecnologias de visão computacional.

As imagens carregam informações que, muitas vezes, os olhos humanos não são capazes de analisar com tanta eficácia ou, até mesmo, não são capazes de enxergar. A utilização de aparelhos para observação já é uma realidade há vários anos, com lunetas, microscópios, telescópios e outros instrumentos de auxílio para a observação.

Com o desenvolvimento das fotografias, chegava-se a um novo patamar para a análise: a disponibilidade de avaliar algo com mais calma, uma imagem estática que poderia ser analisada por um tempo indeterminado e que não se modificaria. Desta forma, o processamento de imagens passa a ter duas grandes categorias: a análise automática de objetos em uma cena por computadores e o aprimoramento das informações já presentes na cena para uma melhor percepção humana.

Com o processamento de imagens evoluindo cada dia mais, foi possível expandir a aplicação de visão computacional em diferentes áreas, como a área médica. O uso de imagens no diagnóstico, desde o raio X até o PET Scan (*Positron*

Emission Tomography – Tomografia por Emissão de Póstrons), permitem o desenvolvimento de estratégias e de, até mesmo, novos procedimentos para a realização de tratamentos.

Com a evolução das câmeras, começou a existir a possibilidade de trabalhar em outras regiões do espectro eletromagnético. Desta forma, as câmeras térmicas, ou câmeras de infravermelho, foram desenvolvidas com a finalidade de adquirir imagens na faixa da radiação infravermelha.

Através das imagens térmicas é possível obter a temperatura na superfície de objetos em diversos pontos ao mesmo tempo e têm sido muito utilizadas em testes não destrutivos. Com essa possibilidade, foi possível a aplicação das imagens térmicas em análise de temperatura humana.

Dada a existência de uma anomalia no tecido, há alterações do campo de temperatura da superfície da pele de forma que o calor gerado por estas células estranhas seja diferente do resto do tecido em questão, o que permite a identificação destas regiões por meio das imagens térmicas (GONÇALVES, 2017; LELES, 2015). Quando um termograma está anormal, pode ser considerado um indicador relevante de risco para a existência de certas patologias no tecido analisado (WIECEK et al., 2003).

Um estudo em 154 países constatou que o segundo tipo de câncer que mais faz vítimas entre as mulheres em todo mundo é o câncer de mama, sendo o principal entre as mulheres (BRAY et al., 2018).

A detecção de câncer de mama tardia diminui as chances de sobrevivência e também o número de tratamentos aplicáveis ao caso. Hoje em dia, existem uma gama de técnicas de imagens para auxílio no diagnóstico, como ultrassom, ressonância magnética e a mamografia, que é considerada o exame ouro para o diagnóstico de câncer de mama. A mamografia, entretanto, não possui bons resultados, especialmente em tecidos mamários densos (FIGUEIREDO et al., 2019; GONZALEZ-HERNANDEZ et al., 2019).

Lawson (1956) apresentou o desenvolvimento de estudos tratando a influência de tumores mamários na temperatura superficial da pele observando uma imagem através de evaporografia. No entanto, estas imagens não mostram as informações geométricas dos objetos em questão. Para lidar com tal desvantagem,

foram desenvolvidos *softwares* para a criação de um mapeamento tridimensional térmico, utilizando diversos sensores térmicos (YANG; SU; LIN, 2018a).

Através das reconstruções baseadas em imagens, é possível obter os mapas térmicos tridimensionais sem a utilização de elementos ativos, como a utilização de luz pulsada (FARIAS, 2012). A modelagem baseada em imagem inclui os três principais métodos para reconstrução tridimensional: abordagem pelo mapa de profundidade, baseado em volumes e baseado em superfícies (YANG et al., 2013).

A deformação natural da mama é uma variável importante nas análises e simulações, uma vez que, mesmo dada a simetria natural das propriedades corporais, as deformações na geometria da mama podem influenciar na distribuição de temperatura através da superfície (COTIN; DELINGETTE; AYACHE, 1999; DEGHANI et al., 2004; JIANG; ZHAN; LOEW, 2008).

1.1. Objetivos

1.1.1. Objetivo geral

Estruturar mapas térmicos tridimensionais a partir de imagens bidimensionais de exames termográficos de pacientes. Estes mapas, por sua vez, serão usados no desenvolvimento de modelos geométricos e térmicos em análises de bio-transferência de calor.

1.1.2. Objetivos específicos

Compreender como a perspectiva bidimensional das imagens térmicas influenciam no resultado da construção da nuvem de pontos para a obtenção do mapa tridimensional.

Investigar os principais algoritmos de reconstrução tridimensional para imagens e formular suas relações com particularidades das imagens térmicas.

1.2. Justificativa

Mesmo a mamografia sendo o padrão ouro para a triagem e diagnóstico de câncer de mama atualmente, ela ainda possui algumas contraindicações que devem ser consideradas.

Seu uso é de difícil detecção em tecidos densos sendo contraindicados em mulheres jovens. Aos pacientes com alto risco de desenvolverem câncer de mama pela mutação de alguns genes específicos (BRCA1 e\ou BRCA2) não se recomenda o exame, uma vez que a radiação experimentada durante a seção pode induzir o desenvolvimento do câncer nestas pacientes (FIGUEIREDO et al., 2019; GONZALEZ-HERNANDEZ et al., 2019).

Lawson (1956) fez um dos primeiros estudos, apresentando a temperatura da superfície da mama em resposta a existência de um tumor. Porém, embora as imagens térmicas possam apresentar as informações de temperatura em uma superfície, elas não conseguem representar todas as informações geométricas pertencentes ao objeto, como as informações de profundidade.

Assim, a construção de um modelo tridimensional construído a partir de imagens individuais de cada paciente auxiliará no desenvolvimento de técnicas capazes de abordar individualmente a identificação de propriedades térmicas *in vivo*. A construção de um modelo baseado na Equação de Pennes com geometria real é, portanto, fundamental para a obtenção de soluções numéricas que possam auxiliar no desenvolvimento de uma técnica de diagnóstico para o câncer de mama (OLIVEIRA, 2018).

CAPÍTULO II

REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Como já mencionado, o objetivo principal deste trabalho é o uso de imagens térmicas de mamas *in vivo* para a geração de malha a ser usada no desenvolvimento de modelos térmicos tridimensionais. Esse procedimento possibilitará a obtenção de modelos que possuam características geométricas e informações de temperatura reais e individuais de cada paciente.

Neste capítulo, será apresentada uma revisão da literatura assim como alguns dos principais trabalhos que, com seu desenvolvimento, auxiliaram na concepção deste. A princípio, serão apresentados trabalhos que utilizaram imagens comuns, isto é, do espectro visível e, em seguida, trabalhos que partiram para a utilização de imagens térmicas.

2.1. Utilização de imagens no espectro visível

Atualmente, a reconstrução tridimensional é dividida em duas categorias: ativa ou passiva. As reconstruções ativas retornam nuvem de pontos de grande resolução espacial e são de rápida e direta aquisição, como o mapeamento via escaneamento por LASER. Por sua vez, as técnicas de mapeamento passivo usam imagens bidimensionais para a construção destes modelos, sendo necessário algumas condições específicas. Ao se comparar com aplicações de reconstrução tridimensional ativa com LASER, a visão estéreo possui benefícios, como a

necessidade de utilização de apenas duas câmeras comuns (ou um sistema para transladar uma câmera).

Geiger, Ziegler e Stiller (2011), apresentaram uma reconstrução tridimensional densa a partir de imagens estereoscópicas em tempo real, trazendo mapas de profundidade a uma taxa de 3 a 4 quadros por segundo a partir de uma aquisição de imagens de 25 quadros por segundo. Nestes casos, uma reconstrução em tempo real se torna necessária para aplicações robóticas e de localização.

Os autores em Geiger, Ziegler e Stiller (2011) desenvolveram um processo de reconstrução tridimensional em quatro etapas: determinação de características de correspondências entre as imagens de entrada, estimativa de odometria visual, determinação de correspondências estereoscópicas densas e, por fim, a reconstrução tridimensional propriamente dita.

Esta reconstrução foi feita a partir de todos os pontos válidos obtidos durante os processos de correspondência. No entanto, para diminuir o custo computacional e fazer com que o processo seja viável em tempo real, a nuvem de pontos do quadro anterior foi utilizada como base e, desta forma, caso o novo ponto estivesse dentro de certos valores de disparidade, o novo ponto era substituído pela média tridimensional entre ele e seu correspondente no quadro anterior.

Para Xu et al. (2016), o desenvolvimento de um sistema de visão estéreo para a obtenção de modelos tridimensionais trouxe a eliminação da influência da textura. Usou-se a geometria epipolar para a criação de nuvem de pontos representativas das imagens de entrada. Nesse caso, a detecção de características nas imagens se deu através do descritor do tipo SIFT (*Scale-Invariant Feature Transform*).

Para a criação de nuvens de pontos densas, Xu et al. (2016) utilizaram técnicas de distância de vizinho mais próximo e também de crescimento de regiões para trabalhar com a intensidade dos pixels identificados entre as duas imagens de entrada. Iniciando com um ponto em uma das imagens, fez-se uma checagem dos seus vizinhos com um critério de melhor correspondência, em sequência, estes vizinhos foram comparados com os vizinhos do ponto correspondente na segunda imagem e, aquele que atingisse o critério definido previamente, era considerado um novo ponto de correspondência.

Por sua vez, em Ren e Hanbo (2018), utilizaram-se a visão estereoscópica para reconstrução tridimensional de cenas de tráfego. Pedestres e veículos são

informações importantes para a descrição de cenas de maneira mais detalhada que cenas bidimensionais.

Utilizando uma abordagem tradicional, o trabalho de Ren e Hanbo (2018) propôs a detecção de movimento que em sequência fornece ao algoritmo de correspondência (pares de imagens de entrada). Finalmente, os autores aplicaram um processo de segmentação.

Qi e Jinhui (2020) utilizaram a reconstrução tridimensional através da construção de nuvens de pontos. Os autores apresentaram diversas tecnologias-chaves para o processo de reconstrução dos modelos, onde as principais etapas para esta reconstrução estavam ligadas à calibração da câmera. Geralmente, partiu-se do pressuposto de que a câmera era calibrada e que se conhece todos seus parâmetros intrínsecos e extrínsecos.

De acordo com Qi e Jinhui (2020), realizou-se então a identificação e extração de características de correspondência entre as duas imagens de entrada através de diferentes algoritmos de descritores. Com isso, uma nuvem de pontos esparsa foi criada e, em sua sequência, uma nuvem de pontos densa foi obtida ao se utilizar de um modelo conhecido como PMVS (*Patched-based Multi-View Stereo*). Os autores também argumentaram que, quando combinado com *deep learning*, a obtenção de características entre as duas imagens poderia ser melhorada, fazendo com que o processo de aprendizagem se mostrasse cada vez melhor.

Lin, Wang e Lin (2020) apresentaram uma pesquisa para a reconstrução tridimensional através de imagens estereoscópicas baseada na detecção de características correspondentes entre as duas imagens de entrada, a base do mesmo processo utilizado nesta dissertação.

O descritor utilizado pelos autores em Lin, Wang e Lin (2020) foi para a extração e detecção de cantos, conhecido como descritor de Harris. Em sequência, a triangulação foi realizada através de interpolação linear e interpolação de vizinho mais próximo utilizando o *software* MatLab®.

Em Wang et al. (2021), os autores desenvolveram um sistema de aquisição para múltiplas imagens de partículas de desgaste através de um sistema de rolagem e um microscópio digital. Inicialmente, Wang et al. (2021) coletaram as imagens das partículas em movimento e aplicaram um filtro para realizar o seu rastreamento. Após, criou-se uma nuvem de pontos inicial para a caracterização das partículas.

Duas imagens sequenciais foram selecionadas e criou-se uma relação entre as duas imagens para que a triangulação pudesse ser feita.

Usou-se então um algoritmo de Kanade-Lucas-Tomasi (JIANBO SHI; TOMASI, 1994; LUCAS; KANADE, 1981; TOMASI; KANADE, 1993) para a determinação de pontos de características comuns entre as duas imagens. Concluindo, novos pontos poderiam adicionados à nuvem criada anteriormente para uma maior representação das características e uma melhor resolução. Características como luminância foram obtidas das duas imagens selecionadas de entrada e aplicadas ao modelo tridimensional denso gerado após a adição de novos pontos.

Quando comparado com sistemas já existentes, os Wang et al. (2021) afirmaram que o método apresentado oferecia uma melhor caracterização de partículas individuais uma vez que fazia com que faces tridimensionais em diferentes pontos de vista pudessem ser apresentadas de forma confiável e com acurácia.

Com o desenvolvimento das novas tecnologias e o avanço da ciência de dados, a visão computacional não deixou de experimentar estes novos métodos. Em Liu et al. (2021), os autores apresentaram uma abordagem de reconstrução tridimensional texturizada de alta qualidade através do uso de uma arquitetura de redes neurais convolucionais em cascata.

Nesta arquitetura desenvolvida, as formas foram preditas e refinadas progressivamente por meio das sub-redes. Desta forma, as necessidades de cada sub-rede foram simplificadas, fazendo com que elas precisassem aprender a reconstruir tridimensionalmente apenas até uma determinada resolução.

Desta forma, modelos tridimensionais com informações de cor e de distância obtidos ativamente (por meio de *scanners*), foram introduzidos na arquitetura de duas formas: baixa resolução e alta resolução. Em sequência, os modelos de baixa resolução foram alimentados em uma rede neural completamente 3D, que resultava em uma forma tridimensional intermediária.

Esta forma resultante traria informações de quais áreas deveriam ser refinadas e, desta forma, cada um destes recortes do modelo tridimensional intermediário foram alimentados em uma nova rede neural completamente tridimensional, para substituir as regiões correspondentes no modelo intermediário. Finalizando, o modelo tridimensional já refinado foi texturizado através das informações de cor de uma imagem colorida comum conhecida como *Raw*, que é

um formato de arquivo de imagem que contém todas as informações obtidas pelos sensores da câmera que as obtiveram.

Esta forma de refinar apenas regiões necessárias fez com que as tarefas de aprendizado fossem consideravelmente menos custosas computacionalmente, o que fez com que o limite de resolução pudesse ser ainda maior, caso necessário. No entanto, em imagens que existam oclusões maiores, a texturização poderia ficar borrada. Para evitar este efeito, os autores recomendaram que as redes neurais sempre trabalhassem com diferentes resoluções espaciais, ou seja, utilizando ainda mais cascatas para refinamento.

2.2. Criação de modelos 3D com informações de temperatura

Com a necessidade de mais informações ou para os mapas tridimensionais ou para as imagens térmicas, começaram-se a serem desenvolvidos métodos de fusão entre estas duas características.

Para Adan et al. (2017), a criação de modelos tridimensionais se deu de forma ativa, utilizando um sensor LiDAR (*Light Detection And Ranging*), uma câmera comum e uma câmera térmica. Todos estes sensores integrando um mesmo sistema, chamado pelos autores de 3DTS (*3D Thermal-Scanner*), que possui como resultado modelos tridimensionais de nuvem de pontos com informações de cores e de temperatura.

Para realizar modelos completos, o sistema captura múltiplas imagens em diferentes posições, sempre pelos três sensores. A necessidade de diversas imagens se dá pelo fato de evitar oclusões. Após isto, todas as imagens foram alinhadas para um mesmo sistema de coordenadas e, então, os pares de imagens anterior e posterior foram encontrados para que a fusão entre as imagens ocorresse.

O trabalho de Adan et al. (2017) apresentou um resultado para todo o primeiro andar de um edifício (composto por 18 salas), tendo sido necessárias 87 imagens (coloridas e térmicas) tiradas de 27 posições diferentes, o que resultou numa nuvem contendo 165 milhões de pontos.

Em Silva (2010), foi proposto o desenvolvimento de uma nova metodologia para a reconstrução da mama através de imagens térmicas adquiridas nas duas posições laterais e em uma posição frontal. Com o intuito também de auxiliar a

obtenção de mais informações para o diagnóstico de tumores e outros tipos de doenças e até mesmo deformações geométricas das mamas.

Através de geração de curvas bidimensionais do contorno das mamas, superfícies tridimensionais foram desenvolvidas de cada mama separadamente e também de um modelo contendo o tronco e as mamas, produzindo modelos com um erro abaixo de 6,1 %, quando comparado com verificações feitas nas voluntárias com uma máquina de medição em três coordenadas. Diferente de outros trabalhos, Silva (2010) não faz o transporte das informações térmicas para os modelos tridimensionais. Desta forma, os modelos se tornaram um complemento das imagens térmicas bidimensionais para a obtenção de mais informações.

Para Ordonez Muller e Kroll (2017), foi desenvolvido um sistema de construção de mapas tridimensionais com informação de temperatura em tempo real, de tamanho reduzido, baixo custo e alta confiabilidade. O sistema consistia na presença de uma câmera para capturar as imagens térmicas e um sensor de profundidade presos a uma placa de acrílico.

O modelo 3D de temperatura foi obtido texturizando o modelo 3D obtido pelo sensor de profundidade com as informações de temperaturas provenientes da câmera infravermelha gerando imagens com até 480x480x480 voxels em tempo real.

Uma verificação do ângulo de emissão também foi testada, mostrando que para alguns ângulos, possíveis pontos de interesse poderiam ser escondidos pela própria geometria e, assim, o modelo gerado utilizaria informações que não fossem condizentes com o atual quadro processado. Como era um trabalho voltado para o processamento em tempo real, diferenças súbitas de movimentação nos sensores também foram analisadas. O resultado deste tipo de erro causa desalinhamento nos modelos resultantes, tanto de profundidade quanto de temperatura.

Embora existissem erros inerentes aos processos, eles foram justificados e apresentados pelos autores, com suas limitações. Valores altos de velocidade de movimentação do sistema ou da cena, diferença entre a quantidade de quadros por segundo da câmera e do sensor de profundidade, problemas de reflexão e, até mesmo de radiação total incidente. Também foi possível notar uma pequena variação da temperatura mesmo controlando as condições do experimento.

Já em Yang, Su e Lin (2018), desenvolveu-se um sistema de aquisição de imagens através de dois smartphones e uma câmera térmica de baixo custo (FLIR

One). As imagens adquiridas passaram por processamentos para translação, uma vez que a origem das câmeras não se encontra no mesmo ponto. Nesse caso, usou-se um algoritmo de correlação cruzada normalizada auxiliada por um algoritmo de busca em três passos, de forma a reduzir o custo e o tempo computacional para o registro das imagens. A conclusão da reconstrução tridimensional se deu pela extração de características das imagens coloridas e, posteriormente, pela aplicação das informações de temperatura no modelo tridimensional obtido.

A extração das características das imagens foi feita através da transformação de características de escala invariante (SIFT – *Scale-invariant feature transform*). A estrutura do movimento foi feita com base nas informações obtidas pelo algoritmo SIFT, que permitia que as câmeras se encontrassem de acordo com as geometrias dos planos epolares e gerassem uma relação geométrica para a construção do modelo tridimensional.

Após o ajuste, os pontos foram organizados para a criação da nuvem de pontos. A nuvem de pontos inicial do estudo era esparsa, o que fez com que os autores aplicassem um algoritmo de campo de vizinho mais próximo (NNF – *Nearest Neighbour Field*) para aumentar a densidade de pontos da nuvem obtida.

O modelo em questão foi segmentado em duas partes: primeiro plano e fundo. No primeiro plano continha o objeto a ser modelado em 3D enquanto a projeção do modelo 3D no fundo também conhecida como a máscara do primeiro plano (a base da segmentação).

Assim, considerando a calibração e os parâmetros, a textura térmica obtida pela câmera térmica poderia ser diretamente aplicada na superfície tridimensional criada pelos processos citados através de uma relação colinear relacionando a coordenada do pixel na imagem térmica, a distância focal da câmera FLIR, as coordenadas em relação ao plano cartesiano da estação da imagem térmica e das funções de rotação em relação ao plano cartesiano da câmera FLIR.

Em seu trabalho, Costa (2020) apresentou a construção de modelos tridimensionais térmicos através de imagens térmicas de entrada. Imagens laterais e uma frontal eram introduzidas ao modelo e, por meio do contorno das mamas segmentado, cria-se uma superfície tridimensional que, posteriormente, era texturizada com informações de temperatura das imagens de entrada. Na segmentação utilizada por Costa (2020), cinco redes neurais convolucionais foram

criadas para segmentar cada uma das imagens de entrada que, posteriormente, foram transformadas para um contexto tridimensional.

Com as curvas num espaço em três dimensões, o autor utilizou de um método específico conhecido como NURBS (*Non-Uniform Rotation B-splines Surface*) (BINGOL; KRISHNAMURTHY, 2019) para a criação de superfícies que sigam as curvas segmentadas.

Ao utilizar a visão estéreo, tem-se como resultado uma nuvem de pontos com informações das coordenadas espaciais que representam os pixels identificados nas imagens de entrada. Uma vez que estas imagens representam apenas a superfície, a nuvem de pontos resultante trará um modelo que represente também esta superfície.

Este trabalho, utiliza as informações de visão estereoscópica para a criação das informações tridimensionais de imagens planas similar com o que acontece em Farias (2012), Xu et al., (2016) e Yang, Su e Lin (2018).

Alinhados com as informações que a reconstrução tridimensional traz para acrescentar as informações já existentes pelas imagens planas dos exames termográficos, os trabalhos de Geiger, Ziegler e Stiller (2011), Yandún Narváez et al. (2016), Adan et al., (2017), Cao et al. (2018), Dino et al. (2020) e Costa (2020) apresentam diferentes métodos de reconstrução 3D e suas contribuições.

Assim, com as informações apresentadas, o presente trabalho objetiva a geração de um mapa tridimensional que possa ser usado no desenvolvimento de modelos térmicos para suas diversas funções. Este mapa representa a superfície do corpo da paciente que se encontra na imagem térmica de entrada e, as temperaturas nele apresentadas são obtidas ao se fazer a medição da superfície da pele com uma câmera térmica.

A imagem geométrica aliada ao campo de temperatura superficial propiciará uma simulação independente para cada paciente, uma vez que trará parâmetros específicos obtidos em exames individuais e, conseqüentemente, pode ser uma ferramenta com grande potencial para auxiliar no diagnóstico de câncer de mama.

CAPÍTULO III

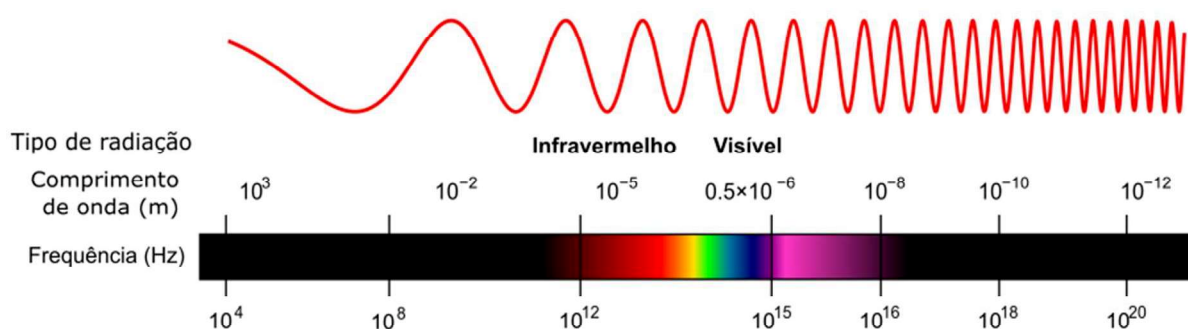
FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

3.1. Imagens infravermelhas ou térmicas e o processo de obtenção

As imagens térmicas são obtidas por uma câmera térmica, sensível a radiação infravermelha. Também chamadas de termogramas ou imagens termográficas, elas são o resultado da captação da radiação emitida por todos os objetos que apresentam temperatura acima de 0 K, conhecido como zero absoluto.

Na Figura 1, mostra-se o espectro eletromagnético representando o comprimento de onda e a frequência, destacando a região do infravermelho e a região visível do espectro. É possível observar que elas são próximas e que o comprimento de onda da região infravermelho é maior que o comprimento de onda da região visível do espectro.

Figura 1 - Representação do espectro eletromagnético ressaltando a região visível e infravermelho do mesmo



Fonte: INC., 2009 (modificado)

Através da lei de Stefan-Boltzmann, é possível obter uma relação entre a radiação total emitida por um objeto e sua temperatura absoluta, dada em $W m^{-2}$. A equação 1 apresenta esta relação.

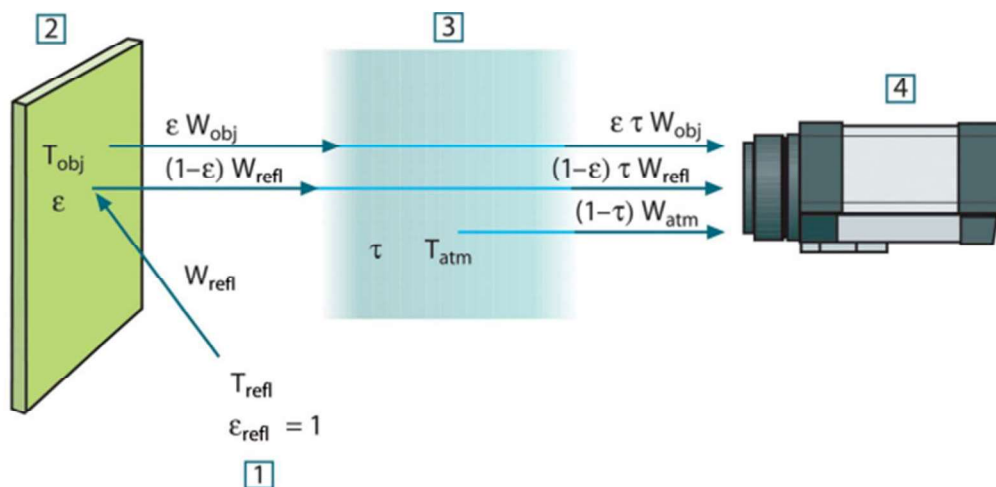
$$W = \sigma \varepsilon A T^4 \quad (1)$$

onde σ é a constante de proporcionalidade (constante de Stefan-Boltzmann) equivalente a $5,67 \cdot 10^{-8} W m^{-2} K^{-4}$, ε é a emissividade do corpo (um valor entre 0 e 1 que, no corpo humano, é aproximadamente 0,98), A é a área em análise (em metros quadrados) e T é a temperatura do corpo (em Kelvin).

A temperatura em imagens térmicas é obtida através desta lei, capturando a radiação infravermelha (IR) emitida pela superfície em análise. Entretanto, uma vez que existe um meio entre a câmera e a imagem a ser capturada, deve-se considerar a influência de outras emissões na cena.

Observa-se na Figura 2 um cenário real, no qual a câmera térmica recebe radiação de três fontes principais: (a) radiação emitida pelo objeto a ser analisado; (b) radiação refletida de outras fontes no ambiente; e (c) radiação emitida pela atmosfera.

Figura 2 - Um esquema para representação da situação real de uma medição termográfica por imagem. Sendo 1 o ambiente, 2 o objeto, 3 a atmosfera e 4 a câmera



Considerando-se a radiação recebida por uma fonte W a uma temperatura T proporcional ao sinal U capturado pela câmera, pode-se realizar o equacionamento da radiação das três fontes principais como mostrado na equação 2.

$$U_{fonte} = C W_{fonte} \quad (2)$$

onde C é uma constante.

Em (a), para um objeto a uma temperatura T_{obj} , temos a radiação total emitida U_{obj} dada por $\varepsilon \tau W_{obj}$, com ε a emissividade do objeto e τ a transmitância da atmosfera.

Em (b), para um ambiente a uma temperatura T_{ambR} , tem-se a radiação total emitida U_{ambR} dada por $(1 - \varepsilon)\tau W_{ambR}$, com $(1 - \varepsilon)$ a reflectância do objeto. Neste caso, assume-se que T_{ambR} é a mesma para todas as superfícies emittentes da cena.

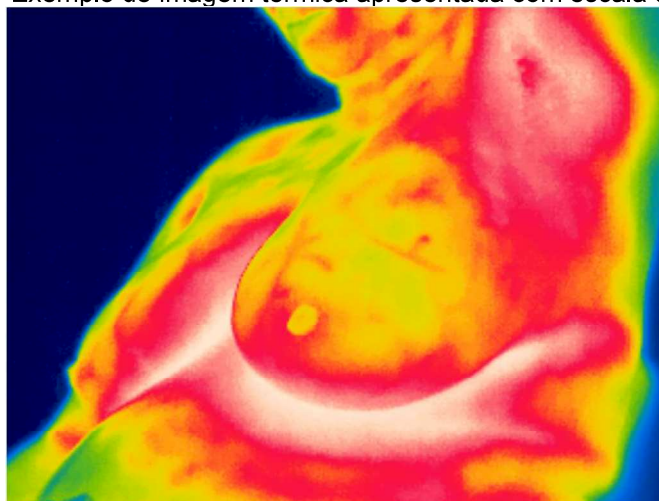
Por fim, em (c), para a atmosfera em temperatura T_{atm} , tem-se a radiação total emitida U_{atm} dada por $(1 - \tau)\tau W_{atm}$, com $(1 - \tau)$ sendo a emitância da atmosfera.

Desta forma, o sinal obtido pelos equipamentos de sistemas de termografia da FLIR é dado pela formula geral, mostrada na equação 3, obtida através das relações anteriores e explicitando o termo U_{obj} .

$$U_{obj} = \frac{1}{\varepsilon\tau} U_{total} - \frac{1 - \varepsilon}{\varepsilon} U_{ambR} - \frac{1 - \tau}{\varepsilon\tau} U_{atm} \quad (3)$$

Como resultado do processo de aquisição, tem-se uma matriz de informações de temperatura que é convertida em uma imagem visível. Cada pixel da imagem, corresponde a um valor de temperatura da superfície do objeto, dado em uma escala de cor (INC., 2009). Na Figura 3 é representada uma imagem térmica com uma escala de cores conhecida como jet, onde as temperaturas são relacionadas com as sensações que transmitem. Ou seja, indo de tons de azul em temperaturas mais baixas para tons de vermelho em temperaturas mais altas.

Figura 3 – Exemplo de imagem térmica apresentada com escala de cores jet



3.2. Câncer, câncer de mama e seus impactos

Mais de 100 doenças conhecidas atualmente são chamadas de câncer por possuírem, em comum, um crescimento desordenado das células do corpo. Com este crescimento, estas células invadem os tecidos, órgãos e até mesmo podem se espalhar para outras partes do corpo (INCA, 2019a).

Uma vez que as células se dividem rapidamente, pode ocorrer a formação de tumores ou neoplasias malignas. No entanto, algumas das vezes, este crescimento pode ser resultado de um tumor benigno, onde o crescimento é vagaroso e as células se assemelham ao tecido original.

O câncer é responsável por uma em cada seis mortes mundialmente, sendo a segunda principal causa de mortes. O câncer de mama, colorretal, pulmão, cervical e de tireoide são os tipos mais comuns entre as mulheres. Ele é criado como consequência de mutações genéticas que passam a obter informações incorretas para as próprias atividades, fazendo com que as células normais se tornem células cancerosas (WHO, 2019).

Não há uma causa única para o surgimento desta doença, sendo confirmadas diversas possibilidades externas quanto internas. Hábitos e o estilo de vida são associados a mais de 80 % dos casos de câncer como fatores que podem aumentar o risco de ocorrência. Outros pontos, como predisposições genéticas ou a capacidade do organismo de se defender de agressões externas também são fatores que podem ser determinantes para o desenvolvimento da doença.

Eles podem fazer com que certas pessoas sejam mais suscetíveis a uma determinada ação externa de um agente cancerígeno, mas, raramente, vão existir casos que são oriundos exclusivamente de fatores internos, como hereditariedade ou grupo étnico (INCA, 2019b).

O aparecimento do câncer pode se dar em qualquer parte do corpo. A existência das células cancerígenas em alguns órgãos ou tecidos podem causar mais complicações do que em outros. Quando surgem na mama, o câncer é conhecido como câncer de mama e é um dos principais tipos que ocorrem entre mulheres, mas não são exclusivos destas. Os homens representam 1 % do total de casos desta doença (CDC, 2012; INCA, 2020).

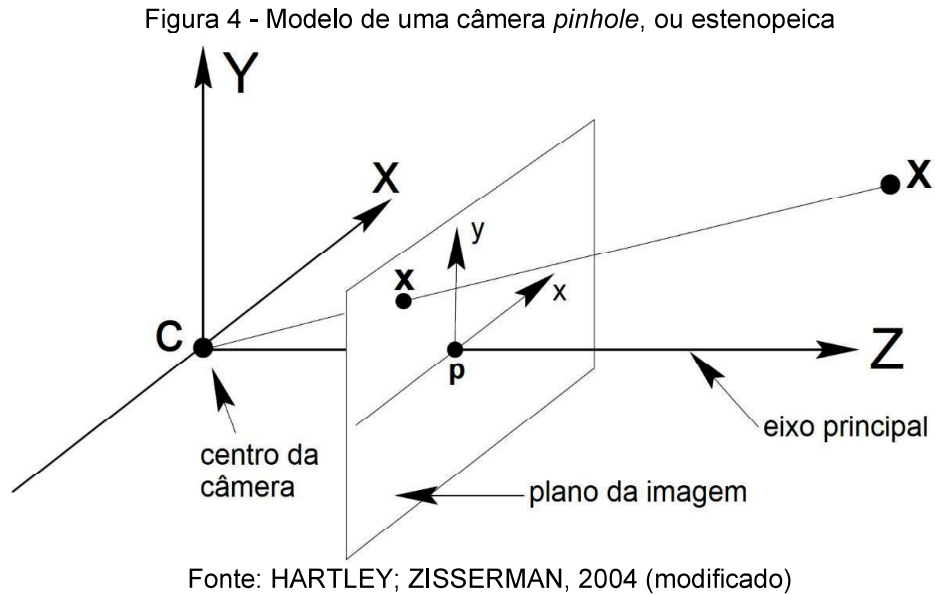
A detecção precoce do câncer de mama é uma das principais ferramentas para redução da mortalidade. A utilização de mamografia de rastreamento em pacientes entre 50 e 69 anos, a cada dois anos, pode auxiliar neste quesito. Ela é uma radiografia das mamas, feita pelo mamógrafo, um equipamento de raios X. Neste aparelho identificam-se alterações suspeitas de câncer antes do surgimento de sintomas que possam ser notados fisicamente pela paciente (BRASIL, 2019).

No entanto, este tipo de procedimento, mesmo com benefícios, pode trazer riscos. Resultados incorretos (falsos positivos ou falsos negativos), a impossibilidade de identificação do tipo de câncer, uma vez que alguns podem ser lentos e não representar ameaças a vida, não justificando um tratamento invasivo e também a exposição à radiação (BRASIL, 2019).

Também há a mamografia diagnóstica, que pode ser uma escolha médica para avaliar lesões suspeitas. Mas, este tipo não apresenta uma boa sensibilidade em mulheres jovens, fazendo com que o diagnóstico seja, muitas vezes, incorreto (BRASIL, 2019).

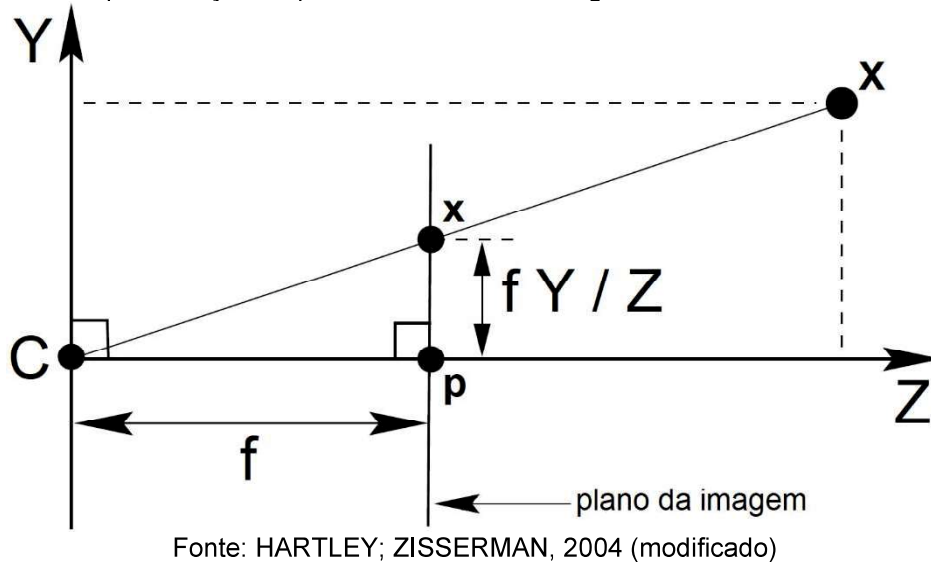
3.3. Câmeras

O modelo de câmera utilizado para o desenvolvimento deste trabalho foi o modelo conhecido como estenopeica ou *pinhole*. Neste modelo, o mundo tridimensional é transformado para uma imagem plana bidimensional através da projeção perspectiva (SANTOS, 2012). Este tipo de modelo é dado como mostra a Figura 4.



Já na Figura 5, observa-se o plano YZ do modelo e novas informações, como a distância em que se encontra o plano da imagem do centro da câmera C , bem como a altura do ponto mapeado no plano da imagem.

Figura 5 – Representação do plano YZ em no modelo geométrico da câmera estenopeica



Nele, C representa o centro de projeção da câmera, também conhecido como centro óptico. Ao considerar a posição de C na origem de um sistema de eixos principal, tem-se o plano da imagem em frente ao centro de projeção e a uma distância f , conhecida como distância focal (HARTLEY; ZISSERMAN, 2004). A linha que passa por C e é perpendicular ao plano da imagem é o eixo principal ou o eixo

óptico e o ponto de intersecção entre esta linha e o plano da imagem é o ponto principal.

A maioria dos sistemas de imagens considera o pixel mais à esquerda e mais acima como o ponto principal, a origem do sistema de coordenadas da imagem. Considera-se também que os pixels sejam quadrados e que a imagem não possua inclinação. Estas considerações são geralmente utilizadas, porém é possível adaptá-las ao mesmo modelo (SANTOS, 2012).

Os parâmetros apresentados acima são os conhecidos como os parâmetros intrínsecos do modelo de câmera estenopeica para a formação da imagem. Mas ainda é possível que as lentes reais sofram distorções. A distorção radial é a mais importante a ser considerada e, para que seja corrigida, é necessário a estimação de certos parâmetros durante a calibração geométrica da câmera com padrões de calibração.

Já os parâmetros extrínsecos são necessários para relacionar o sistema de coordenadas da câmera e o sistema de coordenadas do mundo real, posicionando a câmera C no mundo real, definindo sua orientação e posição nestas coordenadas.

Com isso, é possível representar o mapeamento completo da câmera estenopeica dado pela equação 4.

$$P = K [R|t] \quad (4)$$

onde a matriz P é a matriz de projeção da câmera de dimensão 3×4 , K a matriz de parâmetros intrínsecos, R a matriz de rotação de dimensão 3×3 e t é o vetor de translação nas três direções, dado por $t = -R\tilde{C}$, onde \tilde{C} o centro de projeção da câmera no mundo. A equação 5 representam a forma de K .

$$K = \begin{bmatrix} fm_x & 0 & 0 \\ 0 & fm_y & 0 \\ p_x & p_y & 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

onde, fm_x e fm_y são a distância focal dada em pixels e p_x e p_y são as coordenadas do ponto principal em cada uma das direções apresentadas nos subíndices.

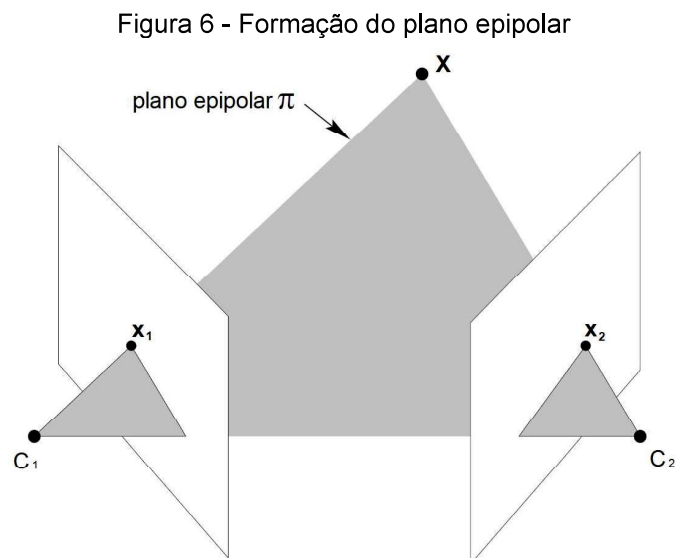
Assim, com a matriz P é possível mapear um ponto no mundo tridimensional Q para um ponto q no plano da imagem bidimensional através de $q = PQ$.

3.4. Visão estéreo

Baseada nos olhos dos próprios seres humanos, a visão estérea ou estereoscópica ou ainda apenas estereoscopia, aproveita da possibilidade de obter informações do ambiente tridimensional a partir da visão de um mesmo ponto por dois observadores em locais diferentes.

A utilização da estereoscopia por humanos faz com que, cada imagem observada pelos olhos, separadamente, possa ser fundida no cérebro e, conseqüentemente, obter informações de profundidade, distância, tamanho e posição dos objetos da cena observada.

Com a necessidade de descrever este fenômeno, a geometria epipolar foi desenvolvida, trazendo os conceitos para esta representação. Eles são originados através de duas câmeras, C_1 e C_2 , e de um ponto tridimensional X . Estes três pontos, os centros das câmeras e o ponto X formam o chamado plano epipolar, como mostra a Figura 6.



Fonte: HARTLEY; ZISSERMAN, 2004 (modificado)

Da intersecção entre os planos de projeção das câmeras, ou seja, das imagens geradas por elas, com o plano epipolar, tem-se as linhas epipolares. Ao projetar os centros, C_1 e C_2 , nos planos de projeção opostos, ou seja, o ponto onde C_1 "vê" C_2 e vice-versa, obtém-se os conceitos de epípolos. E, por fim, a representação do ponto tridimensional X no plano de projeção de cada câmera

também é importante uma vez que, não necessariamente sabe-se da posição real do ponto tridimensional X .

Outra característica da geometria epipolar é que os pontos bidimensionais da projeção do ponto X e os epipolos estão dispostos sob as linhas epipolares de cada plano de projeção.

Com estas informações, a partir da geometria epipolar, é possível obter linha epipolar gerada com base na posição de um ponto bidimensional qualquer e as informações das duas câmeras, C_1 e C_2 . Isto ocorre, pois a linha epipolar é a projeção da semirreta entre o centro da câmera até o ponto bidimensional projetado no plano da outra câmera. Esta relação algébrica é representada pela chamada Matriz Fundamental.

Uma vez que se possui uma imagem com coordenadas normalizadas, a Matriz Fundamental pode ser especializada como uma nova matriz chamada Matriz Essencial (HARTLEY; ZISSERMAN, 2004). Por coordenadas normalizadas, entende-se que, quando se conhece a matriz de calibração da câmera, é possível aplicar a inversa desta matriz para obter um novo ponto, que é expresso em coordenadas normalizadas (SANTOS, 2012).

3.5. Rastreamento de características nas imagens

Para identificar a posição e/ou orientação de um determinado objeto em uma imagem, é possível realizar algumas técnicas que identificam certas características em uma cena. Rastrear as características faz com que o processamento seja menos custoso uma vez que a quantidade de pixels total em uma imagem é maior que a quantidade de características dentro de uma mesma imagem (ANICETO, 2016).

Grande parte dos rastreadores baseiam a busca de características em áreas que representem arestas, cantos, bolhas ou com forte texturas. A busca por pontos de fácil identificação faz com que exista uma maior precisão no encontro das posições e, conseqüentemente, diminuição no custo computacional (JESUS, 2019).

Foram utilizados alguns descritores de características diferentes neste trabalho, de forma a aumentar a quantidade de características encontradas nas imagens e, conseqüentemente, um aumento no número da nuvem de pontos resultantes. KAZE (ALCANTARILLA; BARTOLI; DAVISON, 2012), Mínimo Autovalor

(JIANBO SHI; TOMASI, 1994), FAST (JURASZEK; SILVA; HEINEN, 2013), Harris (JESUS, 2019), BRISK (LIMA, 2019), SURF (LIMA, 2019) e MSER (MATAS et al., 2004) são os diferentes métodos utilizados para a identificação.

3.5.1. *Descritor KAZE*

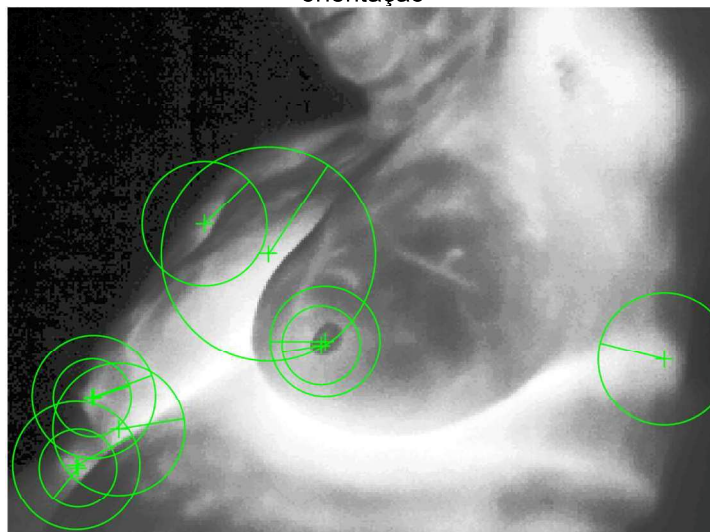
Segundo Alcantarilla, Bartoli e Davison (2012), o descritor de características KAZE é um método para detecção de escala múltiplas bidimensional que utiliza um filtro difuso que é não-linear.

Para detectar estas características, este método faz uso de um filtro adaptativo local de forma que mantém cantos e arestas bem definidos, não utilizando um filtro de remoção de ruídos em toda imagem, o que pode fazer com que características como bordas sejam atenuadas e perdidas (REBOUÇAS, 2019).

Utilizando este tipo de filtro, o KAZE apresenta um custo computacional mais alto que outros descritores que utilizam filtros mais simples, mas também apresentam desempenho melhor na detecção e descrição dos pontos de interesse (ALCANTARILLA; BARTOLI; DAVISON, 2012).

Na Figura 7 observa-se algumas características encontradas em uma imagem térmica, por um descritor do tipo KAZE obtidas pelo software Matlab. Os descritores deste tipo retornam informações de localização, escala, orientação, métrica e quantidade de características encontradas.

Figura 7 - Características encontradas em uma imagem por descritores do tipo KAZE, apresentando a orientação



Sendo a escala o tamanho em que os pontos de interesse são detectados, a orientação o ângulo de orientação, em radianos, entre a localização da característica e o eixo x. Por sua vez, a métrica é a força da resposta dos pontos detectados que, para o descritor do tipo KAZE é o determinante de uma matriz Hessiana aproximada.

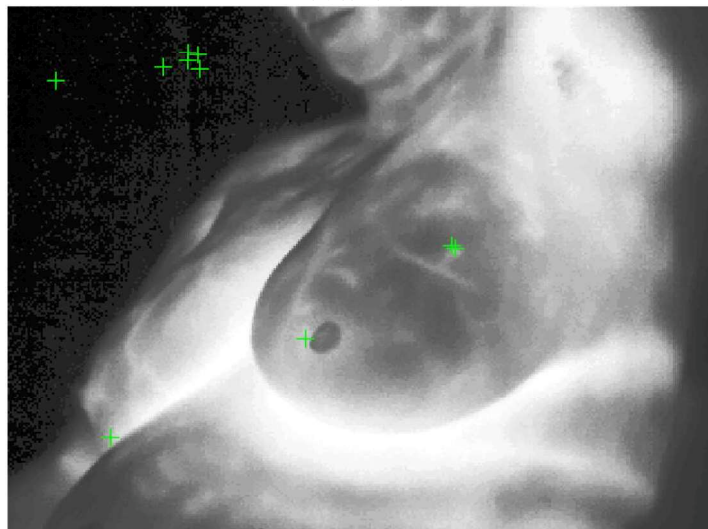
3.5.2. *Descritor Mínimo Autovalor*

Neste descritor, é utilizado um algoritmo desenvolvido por Shi e Tomasi (1994) para encontrar características do tipo canto (corner). Eles utilizam um sistema de determinação dos autovalores mínimos para encontrar os pontos de características em imagens bidimensionais em escala de tons de cinza.

Utilizando um modelo ao estilo Newton-Rhapson, eles fizeram um algoritmo que determinava mudanças entre as regiões da imagem de forma a determinar a dissimilaridade, podendo assim, identificar as regiões de interesse (JIANBO SHI; TOMASI, 1994).

Por sua vez, na Figura 8, é possível observar algumas das principais características retornadas ao se utilizar este descritor em uma das imagens térmicas existentes no banco de dados utilizado.

Figura 8 - Características encontradas em uma imagem por descritores que utilizam o mínimo autovalor



Os descritores que utilizam o mínimo autovalor retornam informações de localização, métrica e quantidade de características encontradas. Assim como para os descritores do tipo KAZE, a métrica é dada pelo determinante de uma matriz Hessiana aproximada.

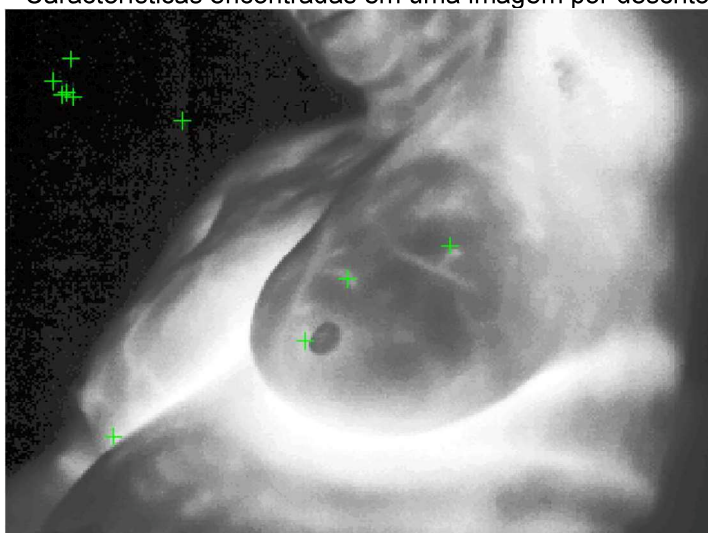
3.5.3. Descritor FAST

Assim como o algoritmo do Mínimo Autovalor, este detector de características busca por cantos, mas utilizando um outro algoritmo, o FAST (do inglês, Features from Accelerated Segment Test).

Utilizando uma árvore de decisão e aprendizado de máquina, utilizar o algoritmo FAST para encontrar as características é vantajoso pois o mesmo possui uma alta velocidade de identificação. Isto ocorre pois não possui informações sobre a orientação dos descritores encontrados e, além disso, é altamente afetado a ruídos existentes nas imagens (JURASZEK; SILVA; HEINEN, 2013; ROSTEN; DRUMMOND, 2005).

Na Figura 9 apresenta-se a localização de algumas das principais características retornadas ao se utilizar os descritores do tipo FAST em uma imagem térmica do banco de dados. Mesmo utilizando outro algoritmo, o descritor FAST retorna os mesmos campos do descritor Mínimo Autovalor.

Figura 9 - Características encontradas em uma imagem por descritores FAST



3.5.4. Descritor Harris

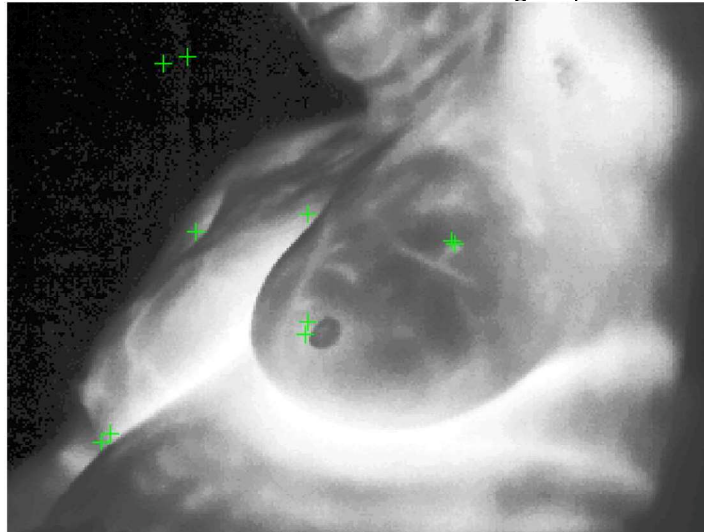
Este é um detector, também de cantos, muito popular devido a sua invariância a rotação, escala, ruídos e condições de iluminação na imagem.

Ele trabalha com a utilização de uma autocorrelação local de um sinal que, quando é forte para todas as direções de deslocamento trata-se como um pixel de característica encontrado (JESUS, 2019).

Observa-se na Figura 10, os principais pontos retornados ao se utilizar os descritores Harris para retornar características da imagem de entrada. Os pontos em verde representam a localização do objeto retornado pela função.

Assim como os outros detectores de canto, os do tipo Harris retornam à localização, contagem e métrica. A métrica dada pelo determinante de uma matriz Hessiana aproximada é quem define quais são os pontos principais (mais fortes).

Figura 10 - Características encontradas em uma imagem por descritores Harris

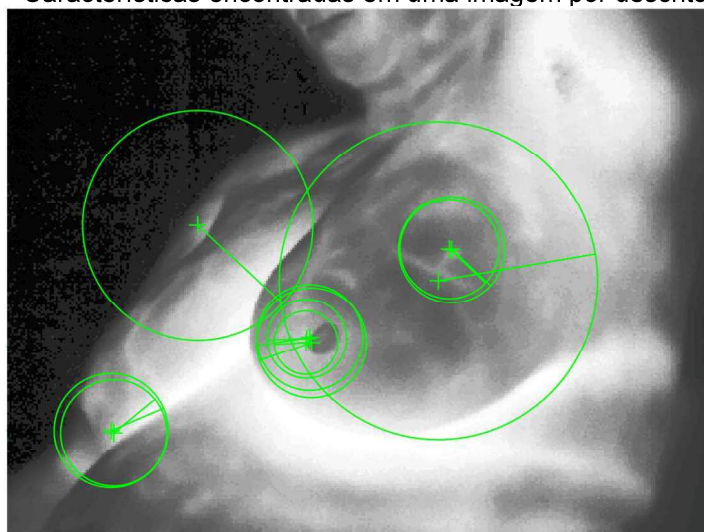


3.5.5. *Descritor BRISK*

Do inglês Binary Robust Invariant Scalable Keypoints, o BRISK é um detector de características que faz uso de um outro detector conhecido como AGAST (Adaptative and Generic Accelareted Segment Test) mas considerando a rotação do ponto que, possivelmente, possa ser descrito (LIMA, 2019).

Os pontos detectados são pontos de canto. Porém, os identificados devem atender a critérios de máximo em relação aos pontos de uma vizinhança circular com centro no ponto de interesse, como mostra a Figura 11.

Figura 11 - Características encontradas em uma imagem por descritores BRISK



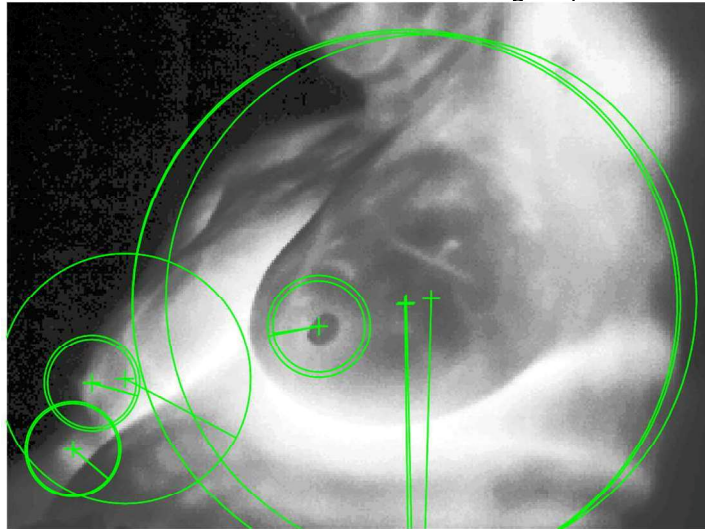
Para as características obtidas pelo descritor do tipo BRISK, tem-se informações de localização, contagem, orientação, escala e métrica. Assim como para o descritor KAZE, as informações seguem os mesmos critérios, alterando apenas o algoritmo de obtenção das características.

3.5.6. *Descritor SURF*

Baseado em outro método de extração de características que são invariantes à escala, translação e rotação, o SURF (Speeded Up Robust Features) faz uso de um modelo do espaço de escala aproximativo chamado de matriz Hessiana.

Para a detecção dos pontos de interesse, o SURF compara os pontos encontrados com os vizinhos através da intensidade dos mesmos. Na Figura 12 apresenta-se a localização de alguns dos pontos encontrados juntamente com um círculo envolvendo suas vizinhanças (LIMA, 2019).

Figura 12 - Características encontradas em uma imagem por descritores SURF



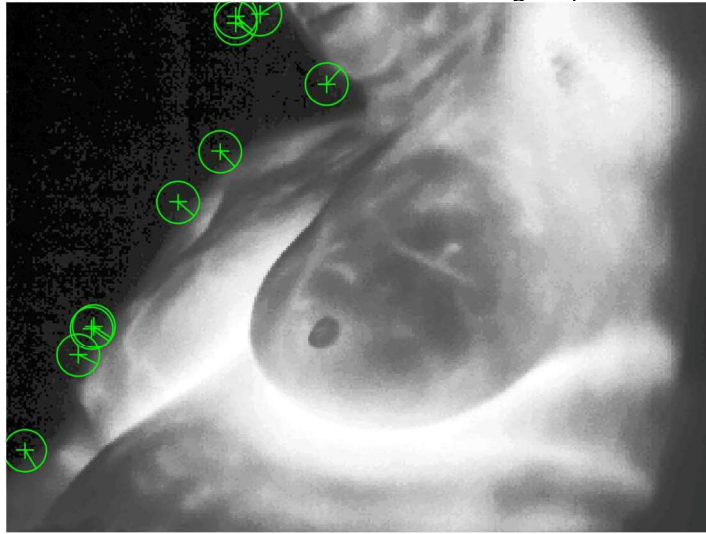
Neste caso, as características encontradas são conhecidas como blobs (bolhas), que representam regiões de interesse que possuem propriedades similares, como cor ou iluminação, comparando com regiões das vizinhanças. São retornados da função no algoritmo informações de quantidade, localização de onde estas regiões de encontram, a escala em que são encontradas, a métrica para determinação dos pontos mais fortes, a orientação da característica em relação ao eixo x e o sinal do laplaciano, argumento necessário para a aplicação do método de detecção de blobs.

3.5.7. Descritor MSER

Este método de detecção, o MSER (do inglês, Maximally stable extremal regions - Regiões Extremas Maximamente Estáveis) atua na localização de pontos extremos na imagem aplicando limiares para diferentes valores detectando regiões de bordas com grandes variações de intensidade. Sendo, originalmente desenvolvido por Matas et al. (2004) para a detecção de características e para o alinhamento de imagens estéreo.

Na Figura 13 observa-se a localização de 10 características encontradas ao se utilizar os descritores MSER. Nestas são retornadas informações de localização, contagem, informações sobre dimensão dos eixos (maior e menor) das elipses encontradas pelo método. Além de informações de orientação, que é o ângulo medido entre o eixo x e o maior eixo das elipses.

Figura 13 - Características encontradas em uma imagem por descritores MSER



3.6. Triangulação

A computação de um ponto tridimensional X dado um par de pontos correspondentes das câmeras correspondentes C_1 e C_2 é chamado de triangulação. Com as restrições epipolares, é possível obter as informações do posicionamento do ponto X no espaço tridimensional real.

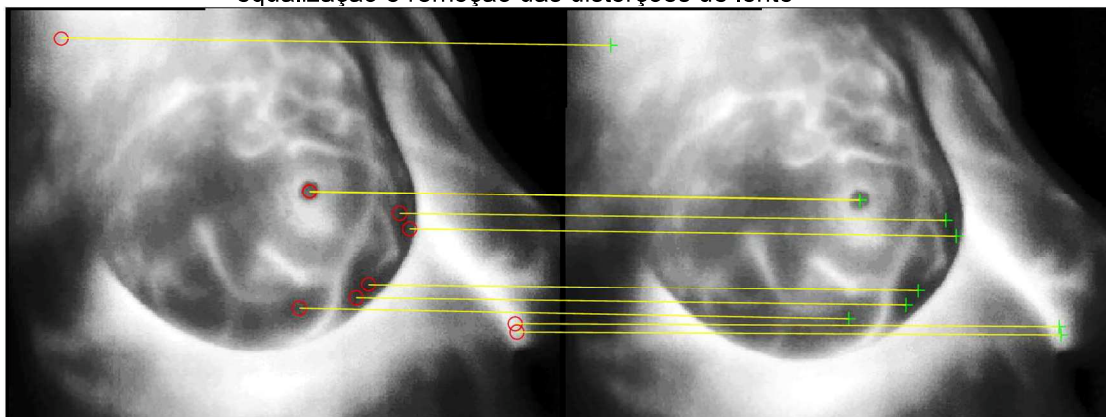
Entretanto, as coordenadas dos pontos correspondentes nas imagens podem possuir ruídos que são causados por erros no momento da estimação das mesmas e, desta forma, ao se obter um ponto X no espaço, os ruídos podem impedir que as restrições epipolares sejam obedecidas, fazendo com que o posicionamento exato deste ponto X tridimensional não seja obtido, sendo necessário aproximações e/ou minimizações.

3.6.1. Pontos de correspondência

Os pontos de correspondência são pontos encontrados nas duas imagens de entrada e, a partir das informações dos descritores, podem ser relacionados uns com os outros.

Na Figura 14 verifica-se 9 pontos correspondentes entre duas imagens de entrada. Neste trabalho, os pontos são identificados em uma das imagens (arbitrariamente chamada de imagem 1) e, em seguida, são rastreadas suas correspondências na segunda imagem (chamada de imagem 2).

Figura 14 - Os pontos de correspondência em uma imagem térmica após quantização em 8 bits, equalização e remoção das distorções de lente



Utilizando-se do algoritmo de Kanade-Lucas-Tomasi (KLT) os pontos de característica são rastreados na imagem 2 levando em consideração a localização dos pontos obtidos pelos descritores na imagem 1 (JIANBO SHI; TOMASI, 1994; LUCAS; KANADE, 1981; TOMASI; KANADE, 1993).

Os pixels são detectados através do método de soma dos quadrados da diferença entre as intensidades dos pixels que foi proposto por Lucas e Kanade (1981) e, os melhores pixels a serem rastreados foi proposto por Tomasi e Kanade (1993), com o intuito de não ser necessário a busca em todos os pixels da imagem 2.

É possível notar que há uma boa correspondência entre as duas imagens para os pontos apresentados. Entretanto, embora seja necessário, isto não é condição suficiente para que a triangulação seja concluída com sucesso.

3.6.2. Oclusões

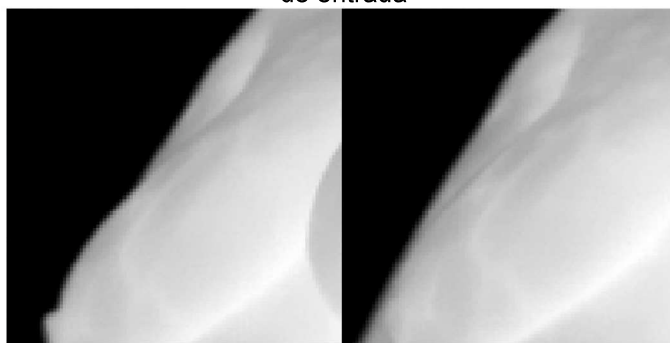
Os pontos de oclusão ou oclusões ocorrem quando uma das câmeras (ou as duas) não consegue ver um ponto da cena, fazendo com que este seja existente somente em uma imagem (ou em nenhuma delas, embora pertença a cena).

Quando se trata de visão estéreo, as oclusões entre uma câmera apenas tendem a ser diminuídas devido à proximidade entre as câmeras. No entanto, nem sempre é possível.

Na Figura 15 observa-se a região de oclusão que ocorre no braço em menos destaque da paciente. Uma vez que a câmera se movimenta, uma região do braço

que, antes, era visualizada no plano da imagem 1, deixa de ser visualizada no plano da imagem 2.

Figura 15 - Representação em detalhe da existência de uma região de oclusão entre duas imagens de entrada



Além de fazer regiões que não podem ser reconstruídas, uma vez que não existem pontos de correspondências, as oclusões também auxiliam no aumento de correspondências incorretas, uma vez que são regiões da imagem que, embora não se devesse buscar correspondências, os algoritmos não processam e acabam atingindo seus critérios nestas regiões.

CAPÍTULO IV

METODOLOGIA

A utilização da visão estereoscópica para o desenvolvimento de modelos tridimensionais passa por diferentes situações e procedimentos. Apresentam-se nesta seção estes procedimentos.

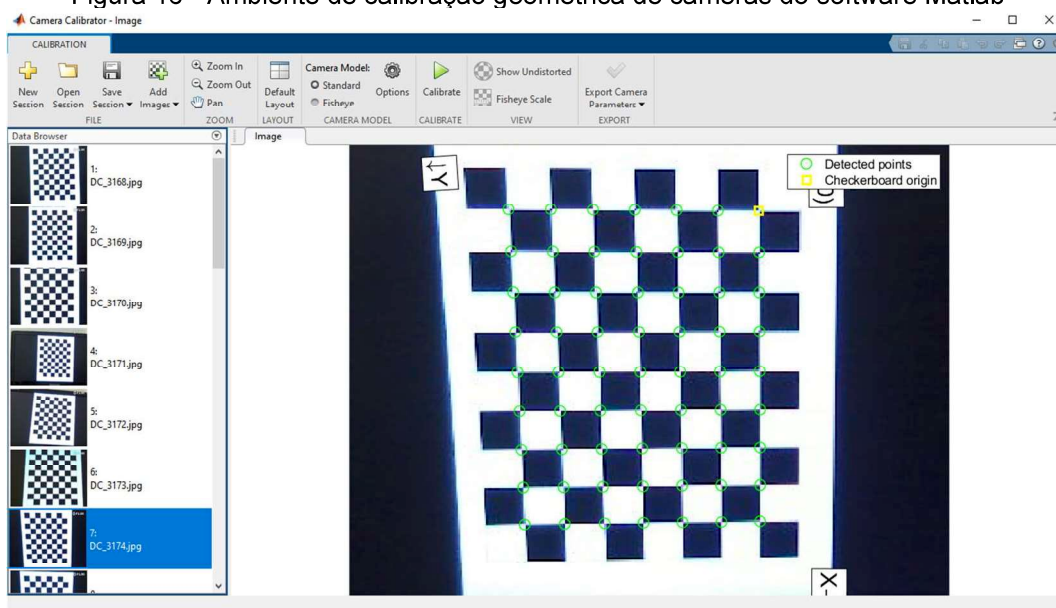
4.1. Calibração geométrica

A calibração se torna essencial para o desenvolvimento de um mapa tridimensional preciso. Saber os parâmetros intrínsecos da câmera é necessário, uma vez que as interpretações geométricas das imagens são dependentes destes parâmetros.

Criando padrões para calibração, o método desenvolvido por Zhang (2000) é um dos mais usados atualmente. Ao se utilizar de padrões com tamanhos conhecidos, similares a tabuleiros de xadrez, é possível obter informações como os parâmetros intrínsecos da câmera e também, através de informações da própria imagem, a distância focal, ponto principal e também a distorção radial das lentes.

Para isto, deve-se obter um conjunto de imagens em diferentes pontos de vista. Na Figura 16 observa-se o módulo de calibração de câmeras do Matlab, *cameraCalibrator*.

Figura 16 - Ambiente de calibração geométrica de câmeras do software Matlab



A partir de 28 imagens de um padrão com quadros de 20 mm de lado (algumas delas mostradas na Figura 16), foi realizada a estimativa dos parâmetros intrínsecos da câmera FLIR T420, com um erro médio de 0,18 pixels.

Na Figura 17 observa-se a variável de resposta do processo de calibração geométrica da câmera FLIR T420. Nela é possível ver as informações de parâmetros intrínsecos, como distância focal e ponto principal. Além de tamanho da imagem, distorção radial e outros parâmetros.

Figura 17 - Variável `cameraParams` obtida pelo processo de calibração geométrica

Property	Value
ImageSize	[240,320]
RadialDistortion	[0.1032,-0.3097]
TangentialDistorti...	[0,0]
WorldPoints	63x2 double
WorldUnits	'millimeters'
EstimateSkew	0
NumRadialDistorti...	2
EstimateTangentia...	0
TranslationVectors	28x3 double
ReprojectionErrors	63x2x28 double
RotationVectors	28x3 double
NumPatterns	28
Intrinsics	1x1 cameraIntrinsics
IntrinsicMatrix	[734.2549,0,0;0,732.7821,0;247.1324,161.7808,1]
FocalLength	[734.2549,732.7821]
PrincipalPoint	[247.1324,161.7808]
Skew	0
MeanReprojection...	0.1818
ReprojectedPoints	63x2x28 double
RotationMatrices	3x3x28 double

4.2. Imagens de entrada

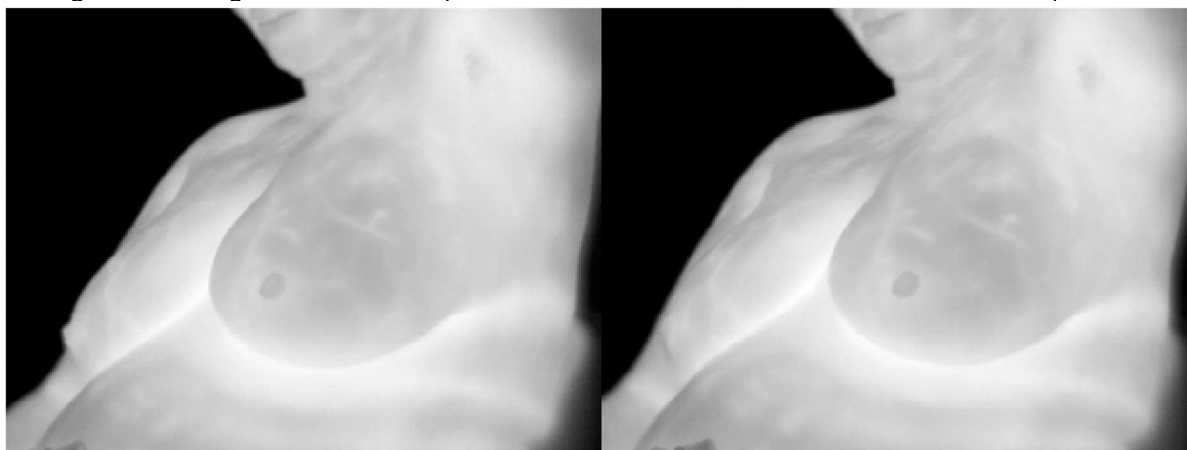
Para a visão estéreo, são necessárias duas imagens. Estas imagens representam dois pontos de vista diferentes da mesma cena, capturados por duas câmeras em posições diferentes. Neste trabalho, as duas câmeras, C_1 e C_2 , são o mesmo aparelho, com a mesma calibração. O que difere entre elas é apenas a localização espacial no momento da captura da imagem.

A premissa base da geometria epipolar é a obtenção das informações de um ponto no espaço visto por dois observadores diferentes. Assim, é necessário perceber que os dois observadores devem conseguir ver o mesmo ponto. Desta forma, nota-se que a posição das câmeras não pode ser tão distinta, o que causaria oclusões.

Assim como os olhos humanos, um posicionamento bastante utilizado para a visão estereoscópica é a translação da segunda câmera em alguns centímetros. Assim, há um campo de visão comum entre as duas câmeras considerável e, desta forma, a quantidade de oclusões é menor, se assimilando muito bem aos olhos humanos.

Na Figura 18 mostra-se um exemplo de imagens de entrada utilizadas para o desenvolvimento dos mapas tridimensionais.

Figura 18 - Imagens de entrada apresentada em níveis de cinza seus valores de temperatura



Observa-se diferenças entre as duas imagens. Um exemplo é o ponto de vista do queixo da paciente. Uma pequena diferença já é possível realizar os procedimentos de triangulação para determinação das componentes espaciais de um pixel.

Para remover a distorção das lentes da câmera, usa-se uma função específica do *software* Matlab para esta ação, uma vez que a triangulação não trabalha bem com um valor de distorção alto, uma vez que esta distorção faz com que os pixels das bordas sejam deslocados, modificando sua posição no plano da imagem (DEBIASI, 2012).

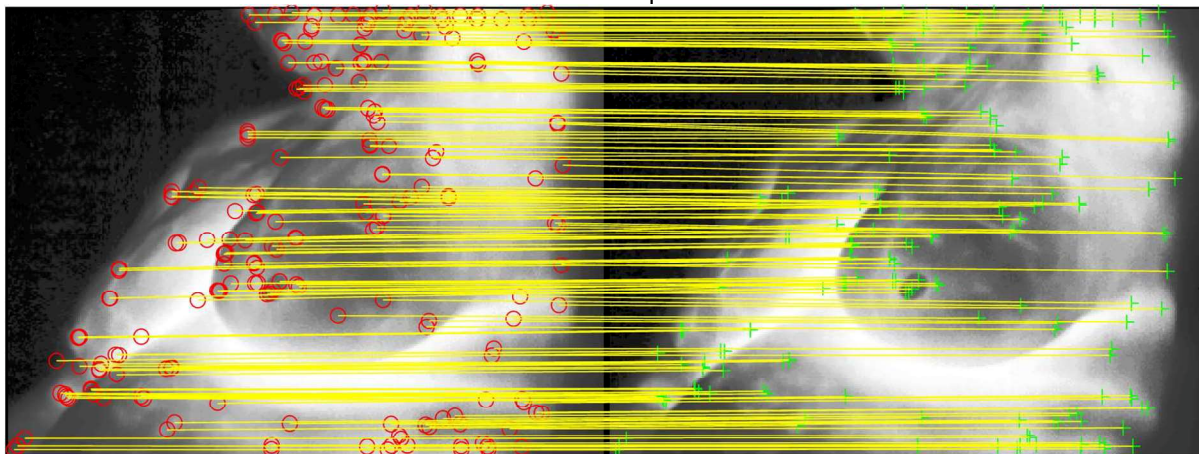
4.3. Características correspondentes

Usou-se o descritor KAZE, arbitrariamente, com os 250 pontos mais fortes escolhidos para a detecção de características do tipo cantos correspondentes nas imagens. A determinação dos pontos mais fortes se dá analisando a métrica retornada pelo algoritmo que se baseia no determinante de uma matriz Hessiana aproximada. Assim, retorna-se os 250 pontos que possuem os maiores valores de métrica.

Assim, é criado um rastreador de pontos pelo *software* Matlab, com base no algoritmo KLT (Kanade-Lucas-Tomasi), para que as características encontradas pelo descritor KAZE na imagem 1 sejam encontradas também na imagem 2 em questão.

Feito isso, são obtidos pontos válidos de correspondência entre as duas imagens e, para uma melhor distribuição, os pontos fora do esperado são removidos e os restantes são considerados pontos de correspondência entre as duas imagens de entrada, como mostra a Figura 19.

Figura 19 – Representação dos 250 pontos de correspondência mais fortes retornados pelos descritores do tipo KAZE



4.4. Estimativa da matriz essencial

A matriz essencial é uma especialização da matriz Fundamental para coordenadas normalizadas. Embora tenha sido introduzida antes da matriz fundamental, esta trouxe a generalização para a remoção da hipótese de a câmera ser calibrada (HARTLEY; ZISSERMAN, 2004).

Para um par de câmeras onde as matrizes da câmera são dadas por $C_1 = [I | 0]$ e $C_2 = [R | t]$, a matriz essencial é dada pela relação mostrada na equação 6.

$$E = [t]_{\times} R \quad (6)$$

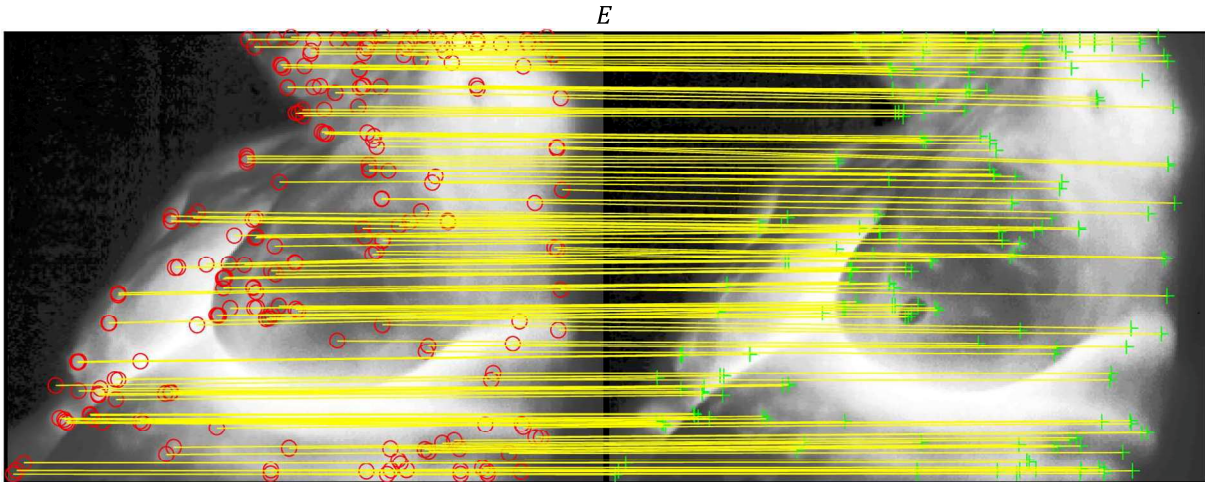
onde $[t]_{\times}$ é uma matriz antissimétrica para o vetor t e R a matriz de rotação. É a matriz essencial que faz a correspondência entre os pontos da imagem 1 e da imagem 2.

Estima-se a matriz essencial usando-se os pares de pontos correspondentes obtidos anteriormente. Através da função de estimativa da matriz essencial do *software* Matlab, que utiliza o algoritmo *M-estimator sample consensus* (MSAC), encontra-se a matriz juntamente com um vetor que indica quais pontos foram realmente utilizados para a geração desta matriz.

Escolhe-se a matriz essencial e não a matriz fundamental uma vez que as características intrínsecas da câmera são conhecidas.

Na Figura 20, é possível observar os pontos de correspondência usados para a estimativa da matriz essencial. Comparando com a Figura 19, verifica-se que não há diferenças marcantes, uma vez que os pontos selecionados anteriormente são de forte correspondência entre as imagens.

Figura 20 - Representação dos pontos de correspondência utilizados para estimar a matriz essencial

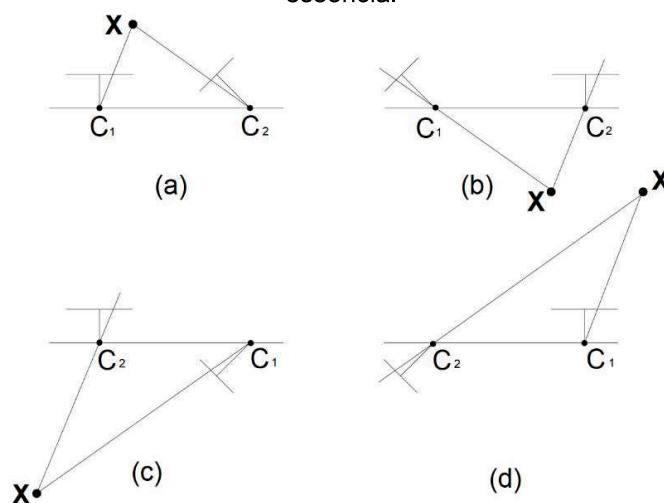


4.5. Posicionamento das câmeras

Nesta fase, já é possível estimar o posicionamento relativo da câmera 2 (responsável pela imagem 2) em função da câmera 1 (responsável pela imagem 1), realizando-se assim a triangulação.

Existem quatro combinações para o posicionamento das câmeras, como mostra a Figura 21, porém, 3 delas são fisicamente impossíveis. A função utilizada, faz uso dos pontos de correspondência na estimativa da matriz essencial e, desta forma, faz com que a posição retornada seja a única posição viável (HARTLEY; ZISSERMAN, 2004).

Figura 21 - Representação das quatro possibilidades de resposta para a estimativa da matriz essencial



Fonte: HARTLEY; ZISSERMAN, 2004 (modificado)

A imagem (a) é a única posição viável para as câmeras, onde o ponto em questão se encontra na frente de ambas. Em (b), o ponto se encontra atrás das duas câmeras, em (c) atrás da câmera 1 e em (d) atrás da câmera 2.

4.6. Reconstrução Tridimensional

Para a reconstrução tridimensional, foram usados todos os descritores apresentados na seção de fundamentação com o intuito de aumentar a quantidade de características correspondentes encontradas nas imagens de entrada.

A localização das características geradas pelos diferentes descritores é agrupada de forma a gerar uma matriz com duas colunas e com o número de linhas iguais ao número de características encontradas. Posteriormente, usa-se o rastreador para que os pontos sejam encontrados na imagem 2.

Em sequência, a matriz que representa cada câmera é obtida ao considerar que a câmera 1 está na origem do sistema de coordenadas e não possui rotação, ou seja, sua matriz de rotação R é uma matriz identidade e seu vetor de translação t é um vetor nulo.

Para a câmera 2, as informações de posição relativa em função da câmera 1 são transformadas em matriz de rotação e vetor de translação e, com as informações da calibração da câmera, é gerada a matriz de projeção da câmera 2.

O uso de uma função de triangulação para a obtenção dos pontos tridimensionais é possível devido à disposição e os pontos de correspondência das duas imagens. Estes pontos respeitam o sistema cartesiano feito para as matrizes de projeção das câmeras, ou seja, a câmera 1 se encontra na origem de sistema de coordenadas e os pontos possuem suas coordenadas em relação a esta origem.

Na função de triangulação, temos que os pontos podem ser representados por $x_1 = C_1X$ e $x_2 = C_2X$, onde C_1 e C_2 são as matrizes de projeção das câmeras 1 e 2, respectivamente, x_1 e x_2 são os pontos de correspondência utilizados como informações de entrada e, por fim, X é o ponto tridimensional (HARTLEY; ZISSERMAN, 2004).

Estas relações podem ser organizadas da forma de um sistema matricial linear na forma $AX = 0$. O fator de escala pode ser eliminado através de um produto vetorial de forma que o sistema possua três equações para cada ponto x_i de

entrada, onde duas dessas equações são linearmente independentes. Assim, tem-se o produto vetorial $x_i \times (C_c \mathbf{X}) = 0$ dados pela equação 7.

$$\begin{pmatrix} x_i \\ y_i \\ 1 \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} p_c^1 & p_c^2 & p_c^3 & p_c^4 \\ p_c^5 & p_c^6 & p_c^7 & p_c^8 \\ p_c^9 & p_c^{10} & p_c^{11} & p_c^{12} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{pmatrix} = 0 \quad (7)$$

Como respostas do produto vetorial da equação 7, tem-se as seguintes relações.

$$\begin{aligned} x_i (p_c^{3T} \mathbf{X}) - (p_c^{1T} \mathbf{X}) &= 0 \\ y_i (p_c^{3T} \mathbf{X}) - (p_c^{2T} \mathbf{X}) &= 0 \\ x_i (p_c^{2T} \mathbf{X}) - y_i (p_c^{1T} \mathbf{X}) &= 0 \end{aligned}$$

onde p_c^{jT} são as linhas j da matriz C da câmera c . E assim, compor o sistema $A\mathbf{X} = 0$, onde a matriz A é dada pela equação 8.

$$A = \begin{bmatrix} x_1 p_1^{3T} - p_1^{1T} \\ y_1 p_1^{3T} - p_1^{2T} \\ x_2 p_2^{3T} - p_2^{1T} \\ y_2 p_2^{3T} - p_2^{2T} \end{bmatrix} \quad (8)$$

sendo assim, tem-se duas equações para cada imagem. No entanto, sabe-se que duas destas equações são redundantes, uma vez que a linha 3 da matriz de projeção das câmeras está relacionada a escala e esta solução é determinada apenas em escala (HARTLEY; ZISSERMAN, 2004).

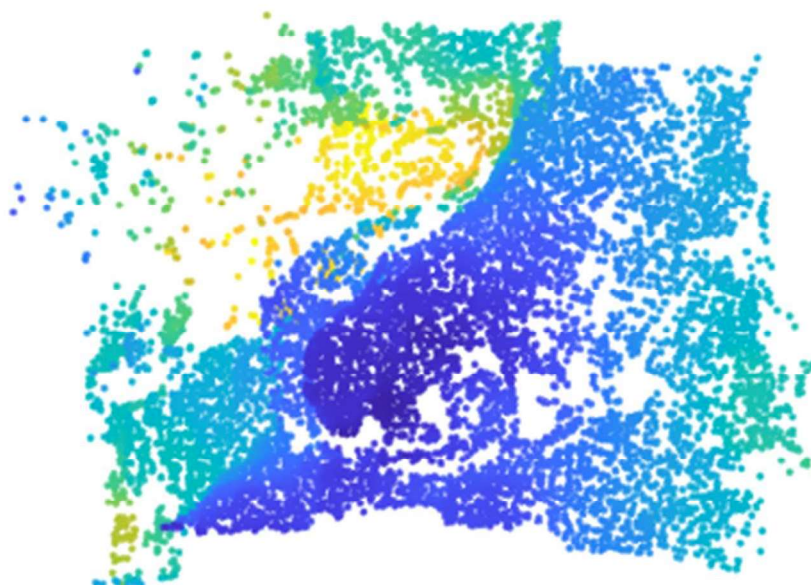
Assim, obtém-se a decomposição em valores singulares (SVD – *Singular Value Decomposition*) da matriz A e, o vetor unitário correspondente ao menor valor singular é a resposta para \mathbf{X} , este é a última coluna do vetor V .

Os pontos tridimensionais são obtidos de forma que o vetor \mathbf{X} se apresente na forma mostrada na equação 9.

$$A\mathbf{X} = \begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{pmatrix} \quad (9)$$

Na Figura 22, tem-se as informações espaciais de todos os pontos gerados na triangulação. As informações de cores são apenas representativas de profundidade e não condizem com outras informações da nuvem de pontos, como temperatura.

Figura 22 - Nuvem de pontos imediatamente após a triangulação



4.7. Transferência das informações de temperatura

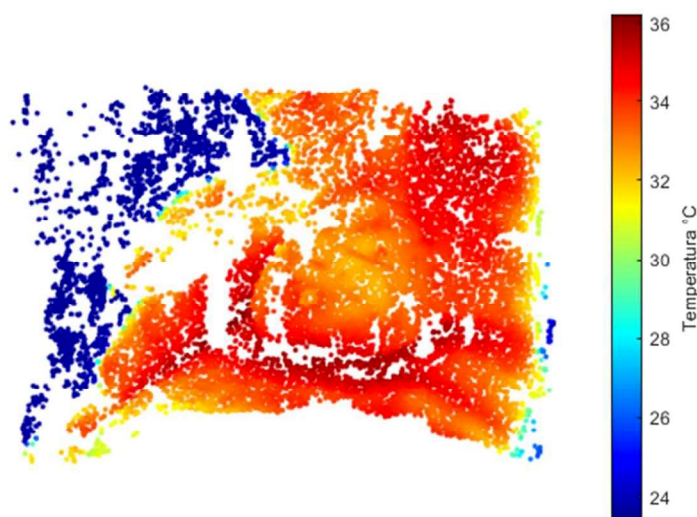
Uma vez que as imagens de entrada possuem informações de temperatura antes de serem convertidas e equalizadas, é possível fazer com que essas informações sejam transformadas para o mapa tridimensional gerado na triangulação.

Para executar tal ação, é necessário realizar uma listagem de todas as informações de temperaturas na imagem 1, totalizando o total de pixels existente nesta imagem.

Em sequência, deve-se realizar a correspondência dos pontos de correspondência da imagem 1, uma vez que não são todos os pixels da imagem que se tornam pontos de correspondência. Desta forma, tem-se um vetor com informação de temperatura para todos os pontos de correspondência e, conseqüentemente, informações para os pontos tridimensionais relacionados a

estes pontos. Na Figura 23 mostra-se a nuvem de pontos gerada após a triangulação e a realização da transferência de temperatura para o modelo.

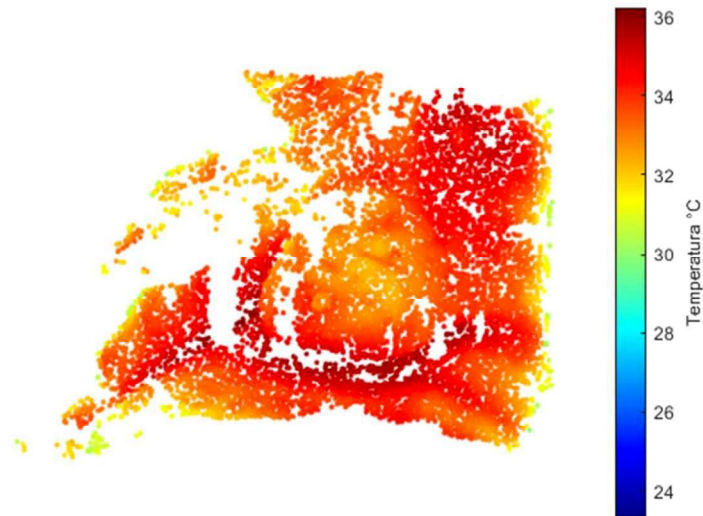
Figura 23 - Nuvem de pontos resultante da triangulação após a transferência de temperatura



De forma a limpar a imagem, faz-se uma segmentação simples utilizando um limiar. Na segmentação por um limiar único, transforma-se a imagem em duas regiões: uma com valores menor que o limiar e uma com valores maiores que o limiar.

Na escolha do limiar para esta ação, levou-se em conta o que as imagens representam e o histograma das mesmas. Sabe-se que, dificilmente, o objeto de estudo (o corpo humano) apresentaria uma temperatura menor que 30 °C e que há picos bem definidos entre temperaturas mais baixas e mais altas que este valor. Assim, este valor foi considerado para o desenvolvimento de um mapa térmico mais limpo, mostrado na Figura 24.

Figura 24 - Mapa tridimensional térmico após segmentação por limiar de temperatura



Um procedimento proposto para trabalhos futuros, é a determinação do limiar considerando a segmentação de regiões com determinadas temperaturas que obedecem a alguma restrição física de modelos térmicos ou medições experimentais.

CAPÍTULO V

RESULTADOS E DISCUSSÕES

Apresentam-se neste capítulo os resultados obtidos, discussões e propostas para novos trabalhos.

5.1. Banco de imagens

O banco de imagens utilizado neste trabalho é o desenvolvido em Leles (2015) e possui o parecer favorável de número 15076013.5.0000.5152 avaliado pelo Comitê de Ética em Pesquisa com Seres Humanos da Instituição, disponível no mesmo trabalho. O banco possui 522 imagens adquiridas pela câmera termográfica FLIR T420, com dimensões de 320 x 240 pixels, totalizando 76 800 pixels cada imagem.

A câmera foi calibrada em laboratório especializado, FLIR Brasil, de acordo com critérios do Instituto Nacional de Medidas e Padronizações dos Estados Unidos (NIST – *National Institute of Standards and Technology*) que garantem uniformidade nas imagens (LELES, 2015).

As imagens foram adquiridas a partir de um sistema de coordenadas fixo (LELES, 2015), no entanto, este trabalho pôde trabalhar com imagens que, para um primeiro momento, parecessem duplicadas. Porém, elas são uma excelente fonte de informações que se têm para a reconstrução tridimensional a partir de visão estereoscópica.

Desta forma, o banco de imagens não foi desenvolvido especificamente para a utilização deste método. Ou seja, nem todas as imagens disponíveis poderiam ser utilizadas e, caso utilizadas, os mapas tridimensionais não corresponderiam a verdadeira nuvem de pontos buscada.

5.2. O mapa térmico

Como apresentado anteriormente, para a utilização de visão estéreo, aproveitou-se que, dentro o banco de dados, algumas imagens foram adquiridas quase em duplicidade, tendo apenas uma pequena movimentação entre elas, como pode ser visto nas Figura 25 e Figura 26.

Figura 25 - Imagem termográfica obtida durante aquisição do banco de dados as 13h25min37s

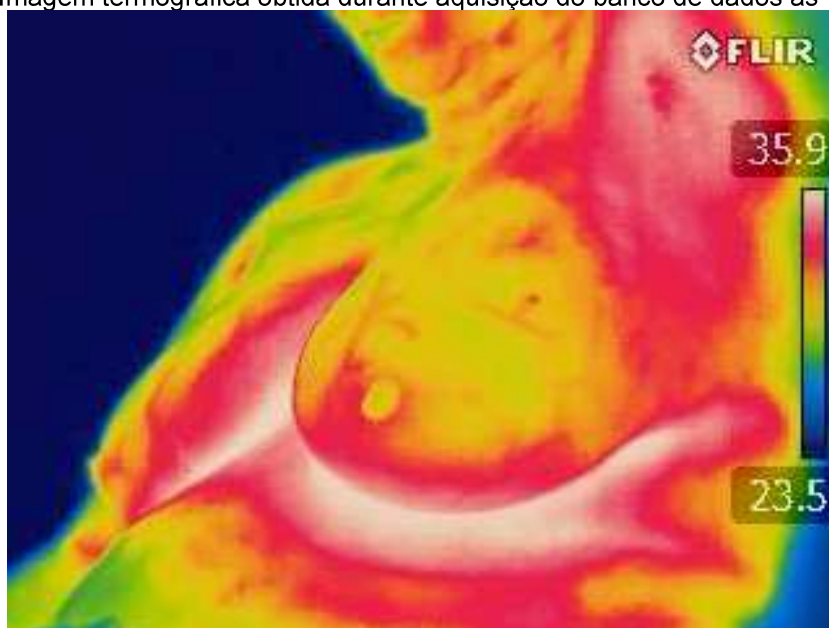
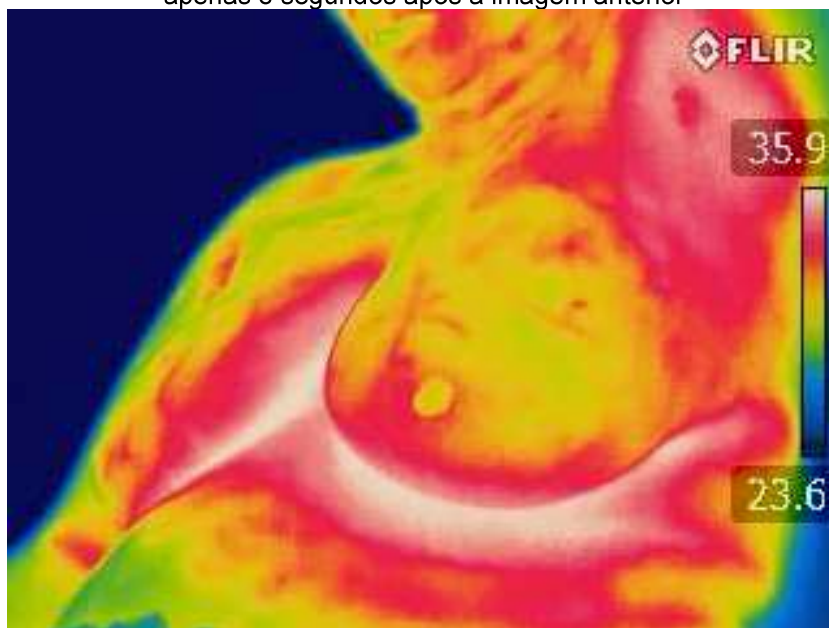


Figura 26 - Imagem termográfica obtida durante aquisição do banco de dados as 13h25min45s, apenas 8 segundos após a imagem anterior



5.3. Quantização e equalização das imagens de entrada

No processamento de imagens, se torna necessário alguns processos para que, objetos reais possam ser obtidos e processados como imagens, uma vez que não é possível representar indefinidamente todos os níveis de intensidade existentes no espectro, uma vez que são contínuos (GONZALES; WOODS, 2010).

Ao se limitar as imagens em relação suas dimensões geométricas, tem-se a amostragem. Ou seja, uma vez que existe um número finito de pixels horizontais e verticais (neste caso, 320 e 240 respectivamente), as imagens estão sujeitas a serem representadas com esta determinada região, em que suas coordenadas vão de 0 até o valor limite máximo.

Para a quantização, fala-se de amplitude. Os valores da amplitude devem ser transformados em valores discretos para que possam ser representados e, por este motivo, deve-se escolher uma determinada quantidade de níveis de intensidade. No caso das imagens térmicas, tem-se a resolução da câmera como seu limitador de intensidade.

Entretanto, ao se projetar as imagens e analisa-las para o processamento, as imagens devem ser transformadas em imagens convencionais em tons de cinza,

com o intuito de que todas as imagens se tornem igualmente variantes dentro do mesmo intervalo de amostragem quanto de níveis de intensidade.

Neste trabalho, as imagens de entrada, que uma vez são importadas com o formato *double* são convertidas para o formato de inteiro de 8 bits não sinalizado, o *uint8*, ou seja, com 256 níveis de intensidade que variam do 0 até o 255.

Ao se equalizar as imagens de acordo com o seu histograma, é possível fazer com que as mesmas se apresentem com um melhor contraste de visualização. Nesta técnica, o histograma da imagem é recalculado de forma que as intensidade dos pixels sejam redistribuídos na imagem, fazendo com que o contraste seja bom (GONZALES; WOODS, 2010).

Na Figura 27 é possível observar como as imagens fornecidas pela câmera, ou seja, antes de serem quantizadas, convertidas ao formato desejado e tendo seu histograma equalizado. Já na

Figura 28 é possível observar o seu histograma, que apresenta um vale bem destacado e concentração de pixels em determinados valores.

Note que o contraste da imagem não se apresenta com muita definição. Isto ocorre porque as temperaturas são muito próximas na superfície da pele, o que faz com que exista uma concentração de pixels nestes valores.

Figura 27 - Imagem de entrada. Uma matriz com valores de temperatura apresentada em tons de cinza (apenas para visualização)

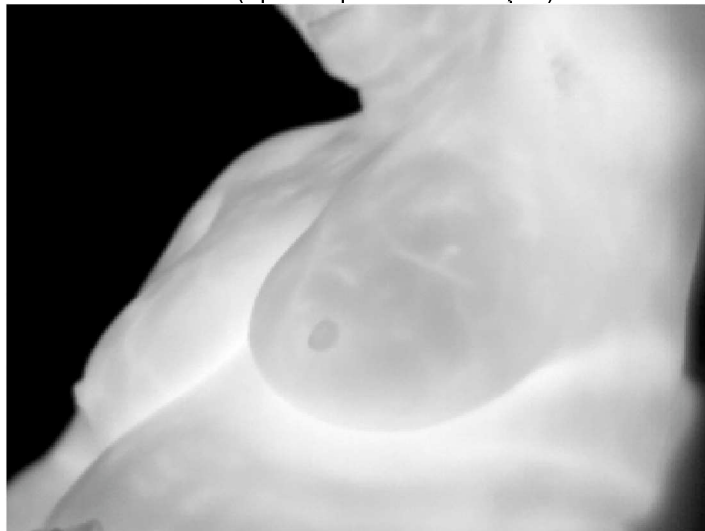
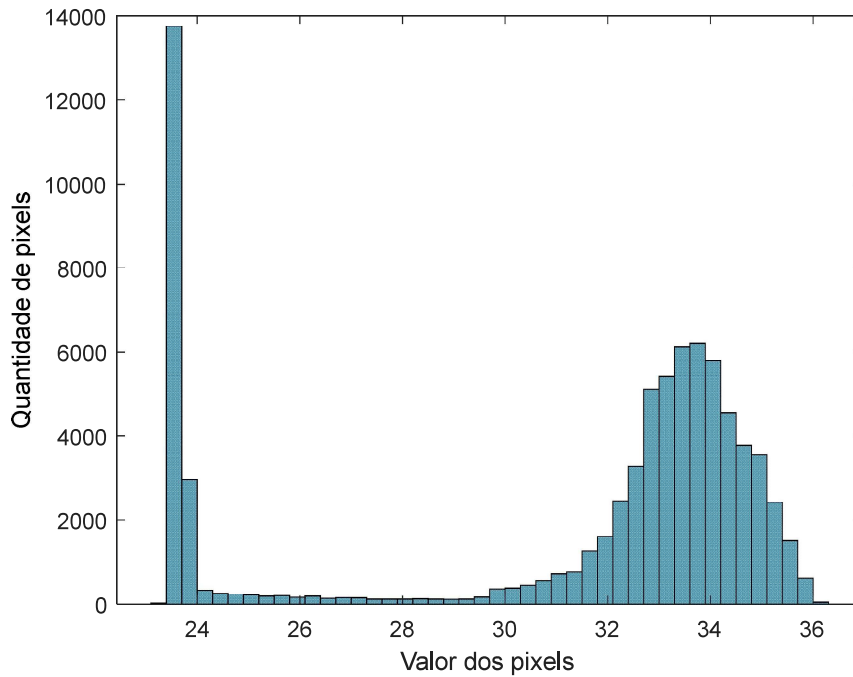


Figura 28 - Histograma referente a imagem apresentada na Figura 27

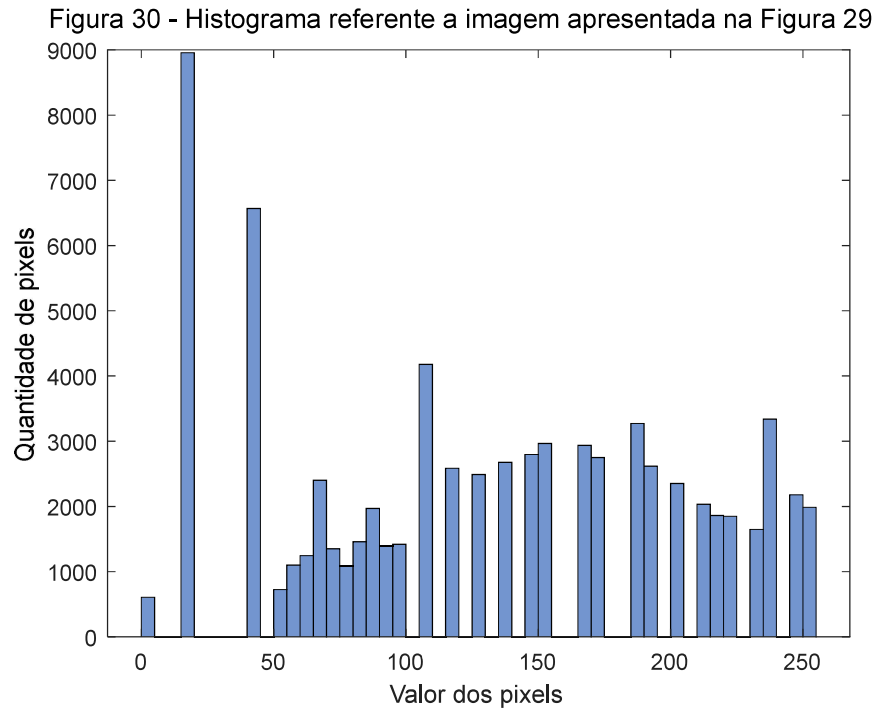


Por sua vez, na Figura 29 é possível ver como os processos apresentados fazem com que a imagem mostre mais detalhes em sua composição, o que permite aos descritores de características obterem informações mais relevantes.

Figura 29 - Imagem de entrada após procedimentos de quantização, conversão e equalização



Seu histograma é modificado, fazendo com que o mesmo apresente valor mais similares entre os diferentes níveis de cinza, como mostra a Figura 30.

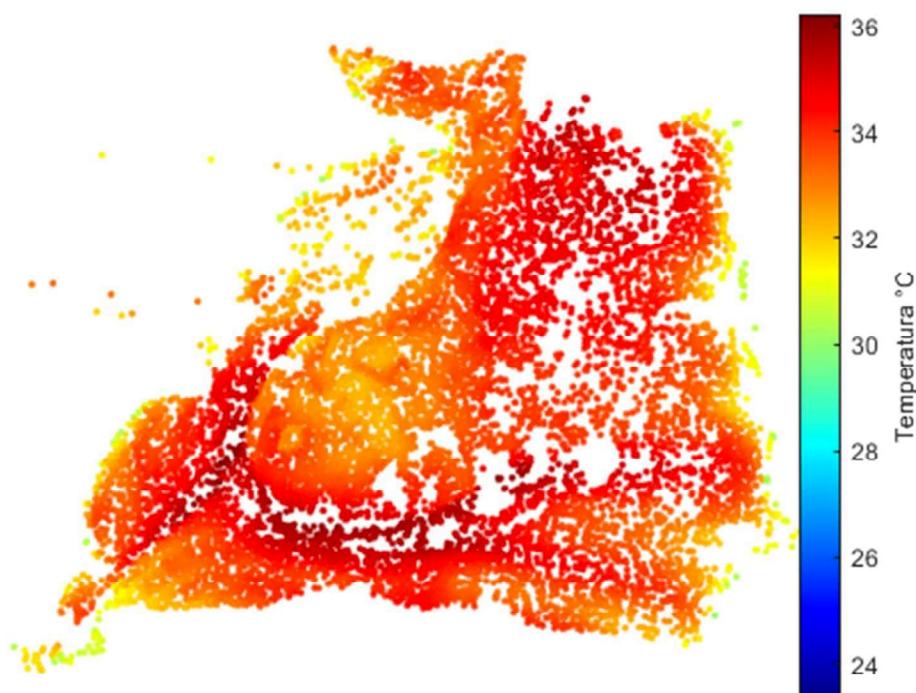


5.4. Os modelos tridimensionais térmicos

Tendo as imagens preparadas, realizado os procedimentos para a triangulação e, conseqüentemente a transferência das informações de temperatura, pode-se analisar os modelos tridimensionais obtidos e notar suas particularidades.

Dentre as imagens analisadas, o modelo para a paciente 1 que mais apresentou características bem definidas das imagens de entrada é mostrado na Figura 31. Nele é possível ver muito bem definido o contorno da mama em evidência e também a silhueta da paciente 1 em questão.

Figura 31 - Modelo tridimensional térmico da paciente 1 que mais apresenta características bem definidas das imagens de entrada



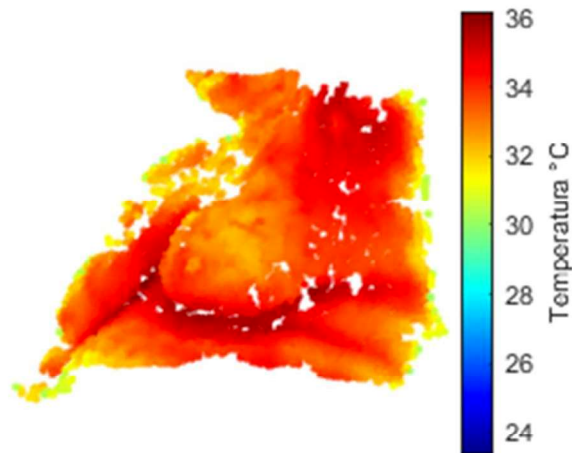
Nesta nuvem de pontos há um total de 16 450 pontos com suas coordenadas x, y e z em um sistema de coordenadas que possui origem na posição da câmera 1. Dos 76 800 pixels, 56 561 representam temperaturas maiores que 30 e, como adotado, representam praticamente apenas o corpo da paciente 1. Desta forma, cerca de 29,08 % dos pixels são representados no modelo tridimensional.

5.4.1. Resolução

Uma vez que as imagens possuem pequeno, 320 x 240, os modelos tridimensionais também devem acompanhar este tamanho.

Sendo uma nuvem de pontos, é possível utilizar ferramentas de zoom e movimentação para que o modelo tridimensional se mostre em diferentes perspectivas. Como esperado, ao se afastar o modelo, como mostra a Figura 32, o modelo se mostra ainda mais semelhante as imagens de entrada.

Figura 32 - Modelo tridimensional térmico afastado pela ferramenta do *software* de zoom



Neste sentido, imagens com tamanhos maiores geram modelos tridimensionais com mais detalhes em níveis de zoom mais aproximados. Entretanto, câmeras térmicas, geralmente, não apresentam imagens com grande quantidade de pixels como câmeras tradicionais.

Com o intuito de comparar, na Figura 33 é possível ver uma nuvem de pontos gerada a partir de imagens de uma câmera de um *smartphone* que possui tamanho de 3 151 x 1 851 pixels, totalizando 5 832 501 pixels, representando um aumento percentual da quantidade de pixels de 7 494 %.

Figura 33 - Modelo tridimensional de um objeto feito a partir de uma câmera simples de *smartphone*



Por sua vez, a nuvem de pontos possui 322 860 pontos, representando cerca de 5,54 % de todos os pixels das imagens de entrada. Um valor consideravelmente menor do que a nuvem de pontos da Figura 31.

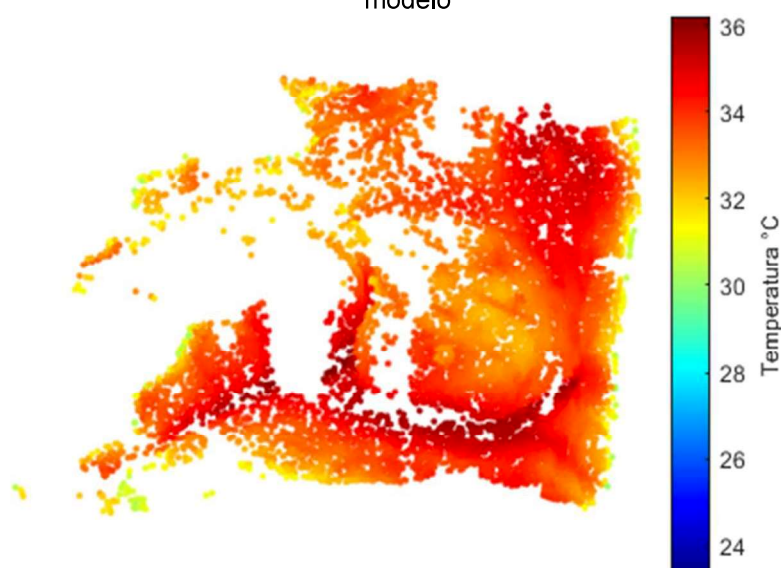
Ter uma quantidade absurdamente maior de pixels mostra que o modelo tridimensional depende da quantidade de pixels disponíveis para que um número maior de características seja obtido pelos descritores. Com o processamento, este número pode ser reduzido e, mesmo que a nuvem de pontos resultante não seja tão maior que a apresentada nos termogramas tridimensionais, ela certamente representará melhor as imagens de entrada, como mostra a Figura 33.

5.4.2. Oclusões

Como as imagens de entrada apresentam apenas uma perspectiva da vista da paciente, as oclusões vão acontecer. Durante um protocolo de aquisição de imagens voltado para o processamento de visão estéreo, deve-se levar em conta a existência destas oclusões e, desta forma, encontrar posicionamento onde os objetos de estudo são mostrados em ambas imagens.

Na Figura 34, tem-se uma visão parcial frontal do modelo da paciente 1. Note que ele não consegue representar informações da cena que não são vistas nas duas câmeras, como superfícies que são internas das mamas.

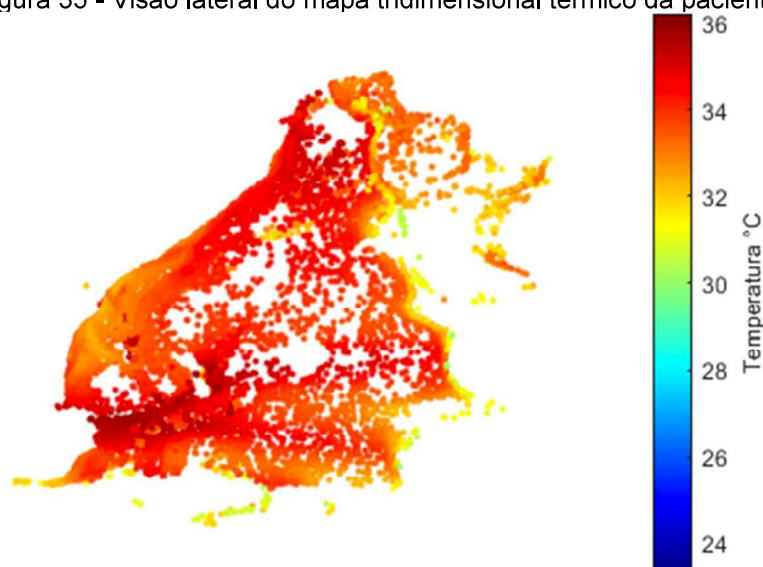
Figura 34 - Movimentação do modelo tridimensional da paciente 1 para observação parcial frontal do modelo



Porém, ainda é possível observar informações geométricas de bom proveito da mama em destaque na imagem térmica tirada para a avaliação.

O mesmo acontece quando deseja-se observar o modelo um pouco mais lateralmente. Na Figura 35 é possível observar a silhueta da mama em questão, porém, nota-se que há muito ruídos quando se aproxima de regiões de oclusão. Isto faz com que seja necessário cautela em determinadas análises.

Figura 35 - Visão lateral do mapa tridimensional térmico da paciente 1



Para a solução deste problema, sugere-se a realização de modelos tridimensionais de diferentes perspectivas e, posteriormente, a união de todos os modelos ou, até mesmo, o trabalho com múltiplos pontos de vista, que utiliza conceitos da visão estereoscópica para aplicar no desenvolvimento de reconstruções a partir de quadros (em vídeos) e/ou múltiplas imagens de um mesmo objeto.

5.4.3. *Realces*

Uma vez que alguns dos descritores apresentam variação em relação ao contraste, foi utilizado um processo para aumentar a nitidez de imagens. Este processo consiste em borrar a imagem inicial, utilizando um filtro gaussiano e então gerar uma máscara ao realizar uma operação de subtração entre a imagem inicial e a imagem borrada com o filtro gaussiano.

Desta forma, tem-se uma máscara de nitidez conhecida como *unsharp masking* (GONZALES; WOODS, 2010) que, posteriormente tem-se uma porção ponderada adicionada de volta a imagem original. Esta relação é dada pela equação 10,

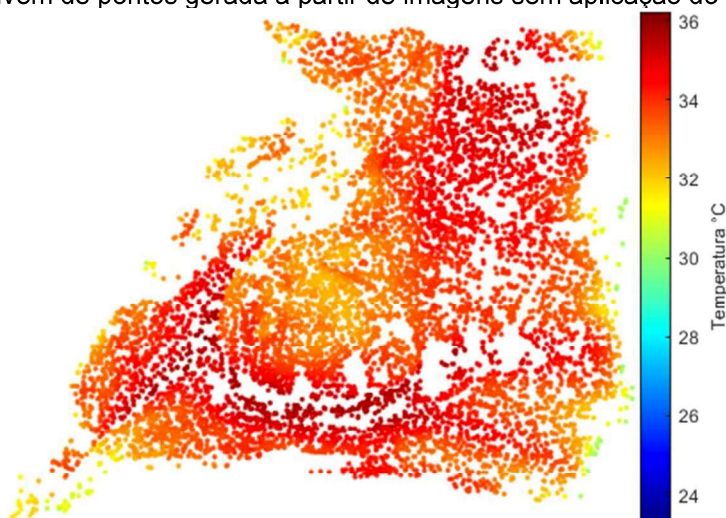
$$g(x, y) = f(x, y) + k * g_{máscara}(x, y) \quad (10)$$

onde $g(x, y)$ é a função bidimensional que representa a matriz da imagem resultante, $f(x, y)$ é a função bidimensional que representa a matriz da imagem inicial, k , para $k \geq 0$, é o peso para que a máscara $g_{máscara}(x, y)$ possa ser ponderada.

Quando $k = 0$, tem-se como resultado a imagem inicial, sem nenhuma nitidez acrescentada a ela. Quando se tem $k = 1$, tem-se a máscara de nitidez aplicada a imagem. Quando $k > 1$, tem-se a chamada filtragem de alto reforço (*high-boost*), e, para valores $k < 1$, tem-se a contribuição da máscara de nitidez atenuada.

No modelo sem aplicar a máscara de nitidez (com $k = 0$), é possível gerar uma nuvem de pontos com 12 136 pontos, mostrada na Figura 36. Ainda que seja possível identificar algumas das características das imagens de entrada, observando a nuvem de pontos na Figura 31, nota-se uma melhora na visualização.

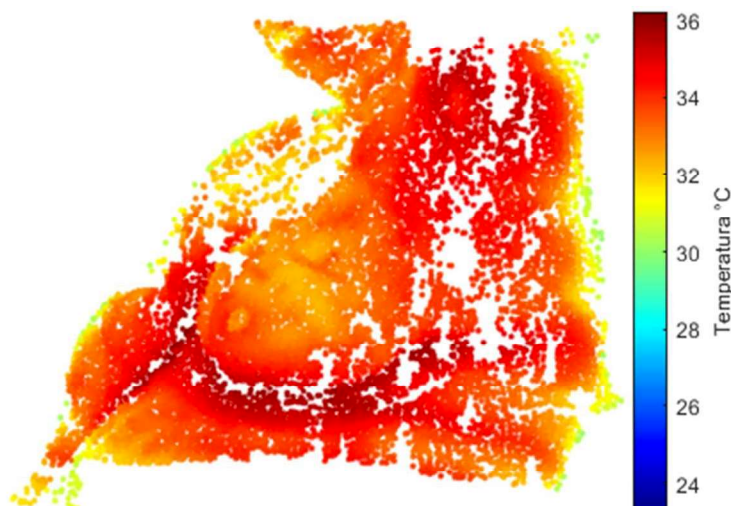
Figura 36 - Nuvem de pontos gerada a partir de imagens sem aplicação do filtro de realce



Ao se realizar uma filtragem de alto reforço (*high-boost*), com $k = 6$, tem-se a nuvem de pontos mostrada na Figura 37. Nesta nuvem de pontos há 21 058 pontos,

representando um total de 37,23 % dos pixels totais que representam a paciente nas imagens de entrada.

Figura 37 - Nuvem de pontos gerada a partir de imagens com filtragem de alto reforço aplicada com $k = 6$



Embora exista uma melhora ao se utilizar uma filtragem de alto reforço nas imagens de entrada, em relação as características apresentadas no modelo tridimensional, não se obtém novas informações quando comparado com um modelo tridimensional gerado por imagens processadas por uma máscara de nitidez.

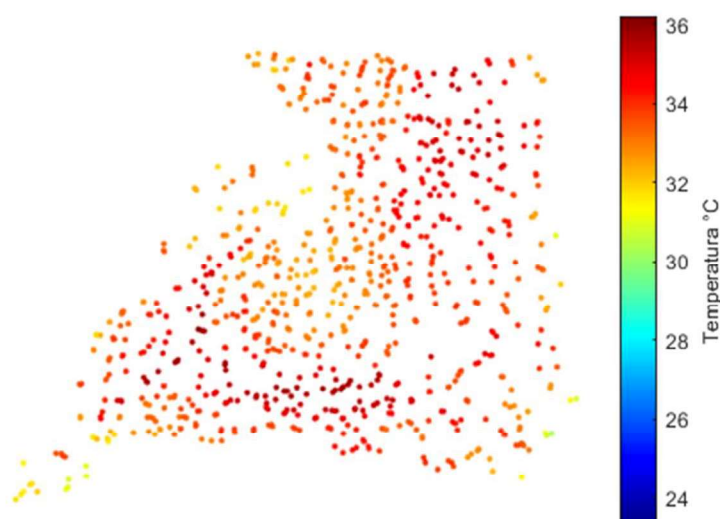
Mesmo assim, não se descarta a utilização de filtragem de alto reforço para trabalhos futuros ou para imagens onde há silhuetas muito borradas.

5.4.4. *Densificação da nuvem de pontos*

Inicialmente, foi proposto a utilização de apenas um descritor para a determinação de característica e, com isso, a obtenção de pontos de correspondências entre as imagens de entrada.

No entanto, embora a nuvem de pontos resultante representasse as imagens térmicas das quais ela fora gerada, não era possível visualizar características importantes do modelo, era uma nuvem de pontos esparsa, como mostrado na Figura 38.

Figura 38 - Nuvem de pontos esparsa gerada apenas com pontos descritos com o descritor KAZE



A nuvem de pontos apresentada na Figura 38 possui apenas 862 pontos, representando cerca de 1,52 % do total de pixels que representam a paciente nas imagens de entrada. Este valor corresponde a 5,24 % da nuvem de pontos obtida com a utilização de todos os descritores apresentados mostrada na Figura 31.

Embora existam descritores que, por suas definições, retornam informações sobre as mesmas características, escolheu-se utilizar todos os 7 apresentados neste trabalho com o intuito de fazer com que o máximo número de pontos fosse obtido sem utilizar outra técnica de densificação.

5.4.5. Aplicação de uma região de interesse

A utilização de uma região de interesse (ROI – region of interest) é necessária para que apenas regiões específicas do modelo sejam utilizadas, mas ainda assim, sem perder as informações que outras regiões podem fornecer.

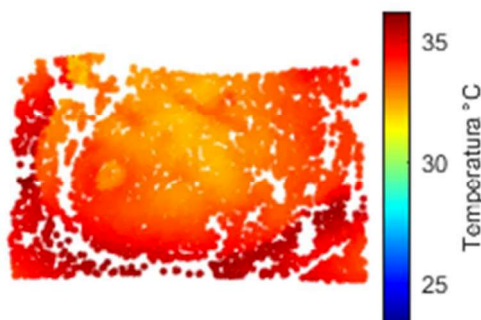
Devido a utilização da técnica de visão estereoscópica, quanto maiores as informações na imagem, melhor é gerado uma matriz essencial (ou fundamental, ou homográfica) que faz a conexão entre as duas imagens de entrada. Assim, decidiu-se por criar a ROI após a obtenção da matriz essencial.

A ROI nada mais é que a diminuição do tamanho da imagem para que só os pixels que estão dentro de uma janela determinada previamente possam ser

utilizados no processamento, neste caso, a determinação das características pelos descritores.

Desta forma, utiliza-se de uma matriz gerada com informações de toda a imagem, mas se cria um mapa tridimensional apenas da parte interessada em estudo, como mostra a Figura 39.

Figura 39 - Região de interesse (ROI) representando uma mama para análise



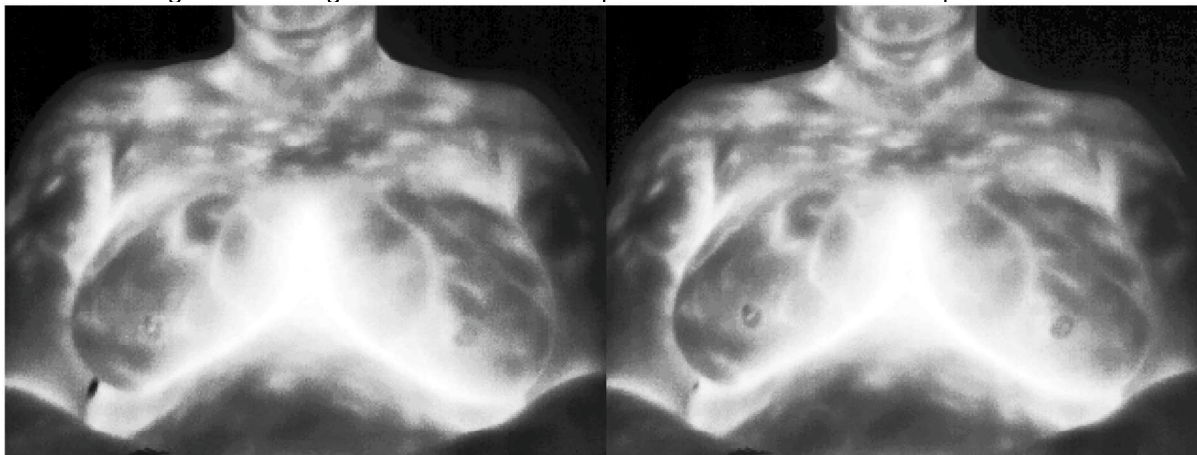
Deve-se atentar que, ao utilizar uma região de interesse, a imagem perde seu tamanho e, conseqüentemente, sua nuvem de pontos também é reduzida. Desta forma, tem-se um modelo tridimensional proporcionalmente menor, o que faz que análises e processos sejam realizados apenas onde realmente são interessantes.

5.4.6. Outros mapas térmicos

Outros mapas térmicos foram gerados a partir de outras imagens de entrada, também obtidas no banco de dados em questão. No entanto, devido a suas características, nem todas apresentaram resultados esperados no processo.

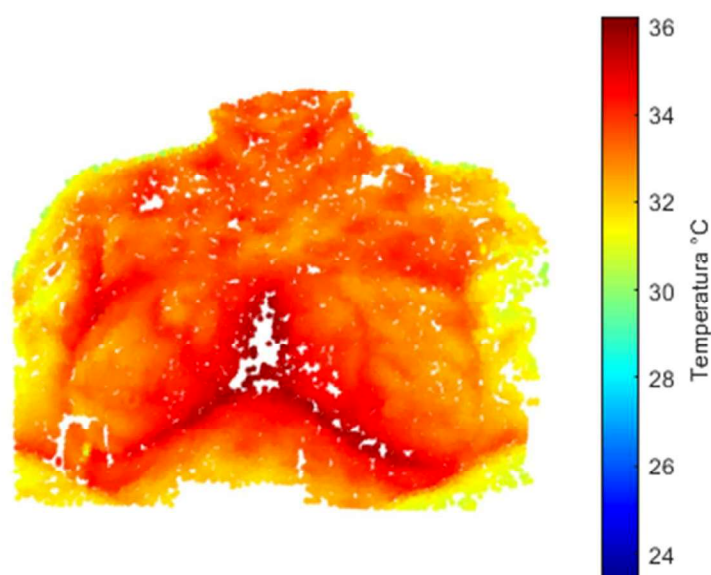
Na Figura 40 tem-se as imagens térmicas frontais da paciente 2 já quantizadas em 256 níveis e com seus histogramas equalizados.

Figura 40 - Imagens de entrada do mapa tridimensional térmico da paciente 2



Já na Figura 41, é possível observar o modelo tridimensional da paciente 2 gerado a partir destas duas imagens de entrada. Nesta nuvem de pontos, há 21 673 pontos que, de um total de 66 108 pontos de temperatura maior que 30 °C, representam cerca de 32,78 % do total.

Figura 41 - Mapa térmico tridimensional da paciente 2



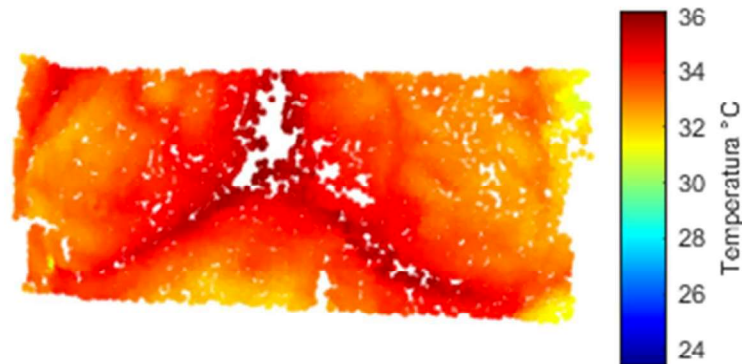
É possível observar uma região vazia no centro do modelo da Figura 41. Embora esta região seja vista nas duas câmeras, ela apresenta uma superfície com

muitas temperaturas similares, o que faz com que o nível de cinza que predomina nesta região seja, conseqüentemente, muito similar.

Uma vez que não há variação nesta região, não é possível identificar características para que se possam gerar pontos de correspondência, fazendo com que no modelo final exista vazios em regiões onde isso ocorre.

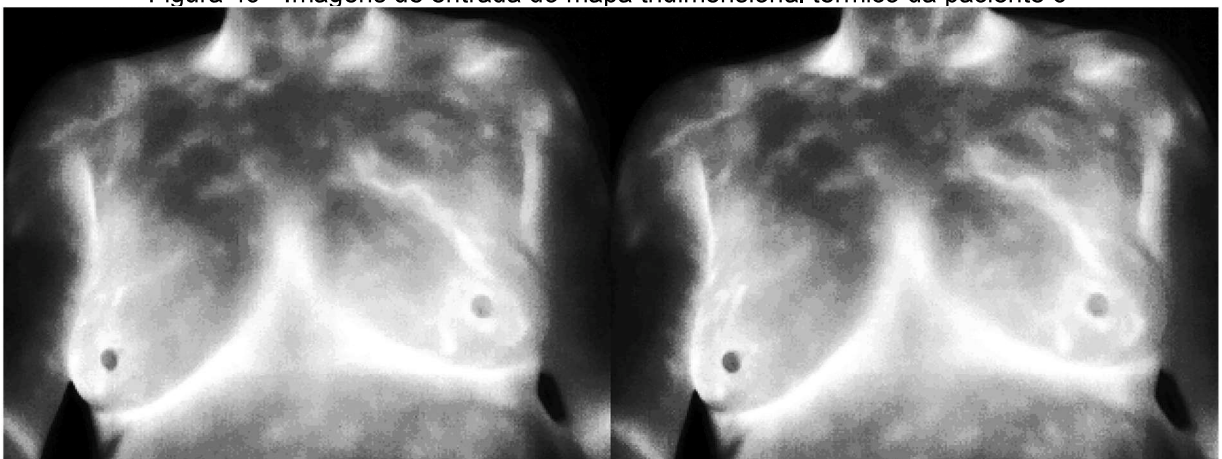
Como observado, as imagens de entrada apresentam uma visão frontal da paciente, desta forma, pode-se aplicar a técnica da ROI nas duas mamas simultaneamente, como mostra a Figura 42, ou, como já apresentado anteriormente, em cada uma individualmente.

Figura 42 - ROI aplicado no mapa tridimensional evidenciando as duas mamas da paciente 2



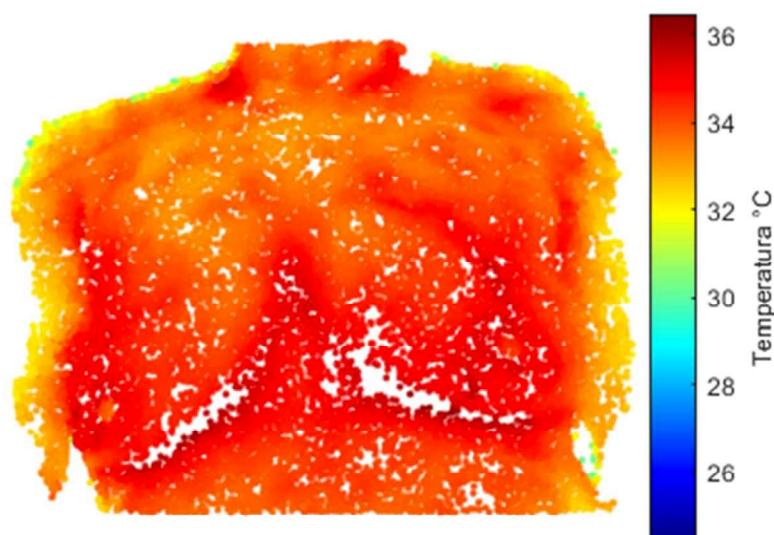
Embora as imagens de entrada da Figura 43 são, visivelmente, seguidoras do padrão esperado para a visão estéreo, o mapa térmico gerado por elas, como mostrado na Figura 44 não apresenta bem as características destas imagens.

Figura 43 - Imagens de entrada do mapa tridimensional térmico da paciente 3



Observa-se na Figura 44 que os contornos das mamas não estão bem definidos e, conseqüentemente, suas informações de profundidade não se apresentam de forma totalmente correta.

Figura 44 - Mapa tridimensional térmico da paciente 3



Isto pode se dar por fatores como a falta de um deslocamento considerável para que a triangulação fosse feita de maneira correta, uma vez que, quanto mais próximo uma câmera da outra, maior se torna a região de busca dos pixels de correspondência e, conseqüentemente, mais erros retornarão nesta busca.

Também pode atentar ao fato de que, existindo uma superfície sem muita variação de temperatura e, uma vez que a câmera utilizada (FLIR T420) foi configurada apenas para obter as informações de temperatura, considera-se como superfície lisa e sem a existência de objetos. Isto faz com que a visão estereoscópica reconheça que todos os pontos obtidos estão a uma mesma distância das câmeras.

O mesmo acontece no mapa mostrado na Figura 46 gerado pelas imagens apresentadas na

Figura 45. Note que na região das mamas, por possuir um campo de temperatura muito próximo, o processamento não consegue distinguir suficientemente para formar uma superfície completa.

Figura 45 - Imagens de entrada do mapa tridimensional térmico da paciente 4

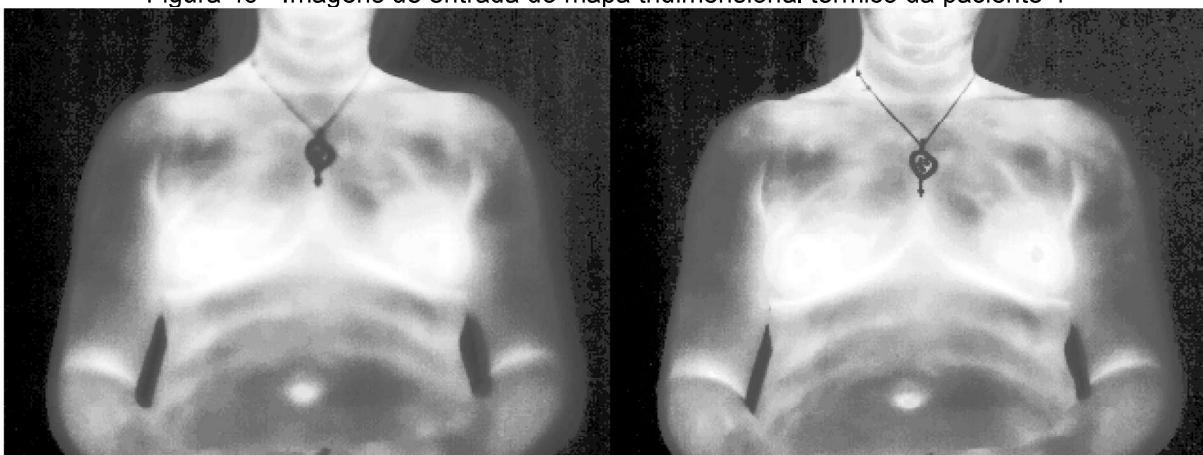
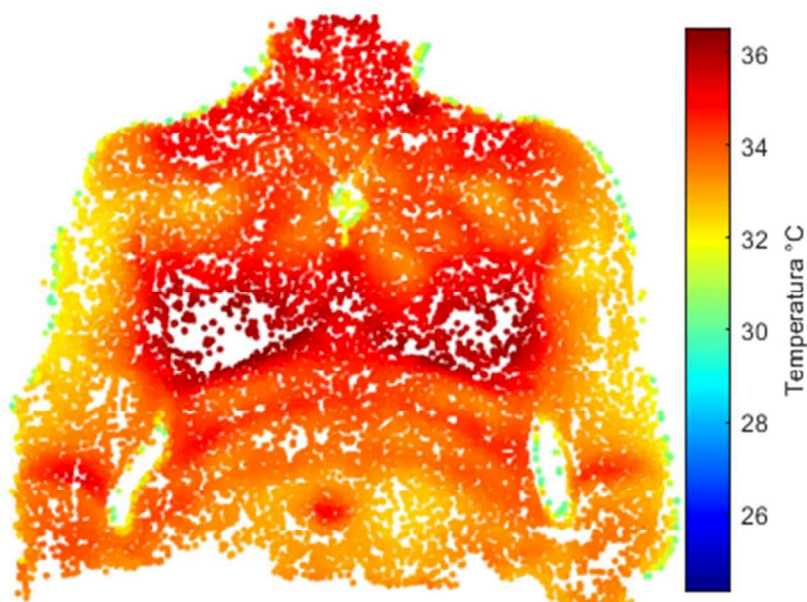


Figura 46 - Mapa tridimensional térmico da paciente 4



5.5. Criação de uma superfície

A nuvem de pontos que representa a superfície pode ser utilizada em diferentes aplicações diretamente ou através da criação de uma superfície por

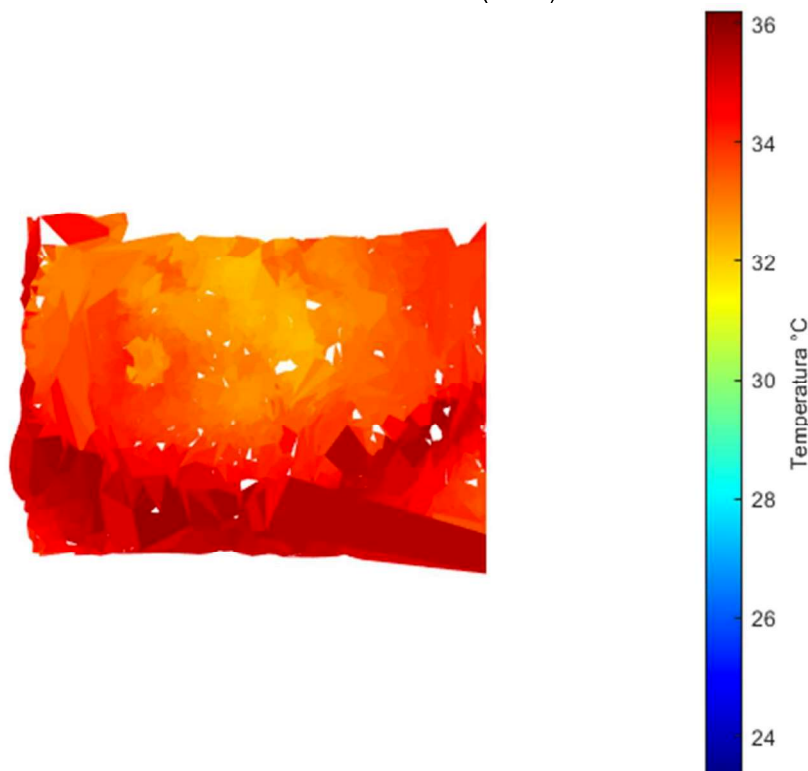
triangulação, onde os pontos são conectados formando superfícies. Para a criação de uma superfície, não se torna mais necessário a utilização de todo o modelo tridimensional gerado pelas nuvens de pontos, mas sim o uso das ROIs.

Desta maneira, pode-se exportar esta geometria para programas de simulação numérica, como o COMSOL Multiphysics ou um *software* de CAD 3D, como o SolidWorks.

Utilizou-se de um método de geração de malha triangular proposto por Di Angelo, Di Stefano e Giaccari (2011), que é baseado no crescimento da malha. Partindo de um triângulo inicial, o algoritmo propõe o crescimento da malha a partir da obtenção de pontos seguindo um critério que aproxima a triangulação bidimensional de Delaunay.

Na Figura 47 observa-se a superfície criada de uma região de interesse juntamente com as informações de temperatura obtidas pelas imagens térmicas.

Figura 47 - Superfície criada a partir da utilização do algoritmo de geração de malha de Di Angelo, Di Stefano e Giaccari (2011)

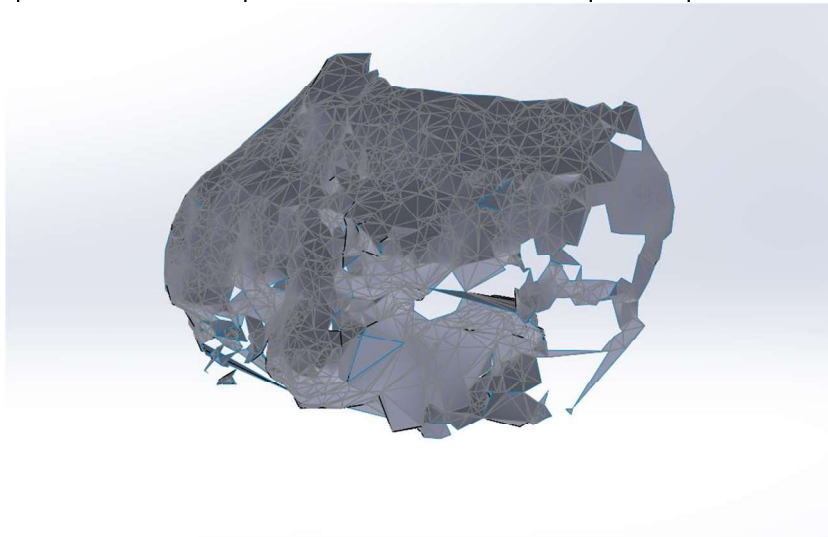


Ao importar esta superfície tridimensional para um *software* CAD, como o SolidWorks, tem-se a possibilidade de criação de um molde para impressão 3D,

resultando assim em um modelo físico real que pode ser utilizado para obtenção de informações e comportamentos experimentais.

Na Figura 48 observa-se este modelo já importado para o *software* SolidWorks, com todas as faces geradas e suas arestas sendo representadas pelas linhas.

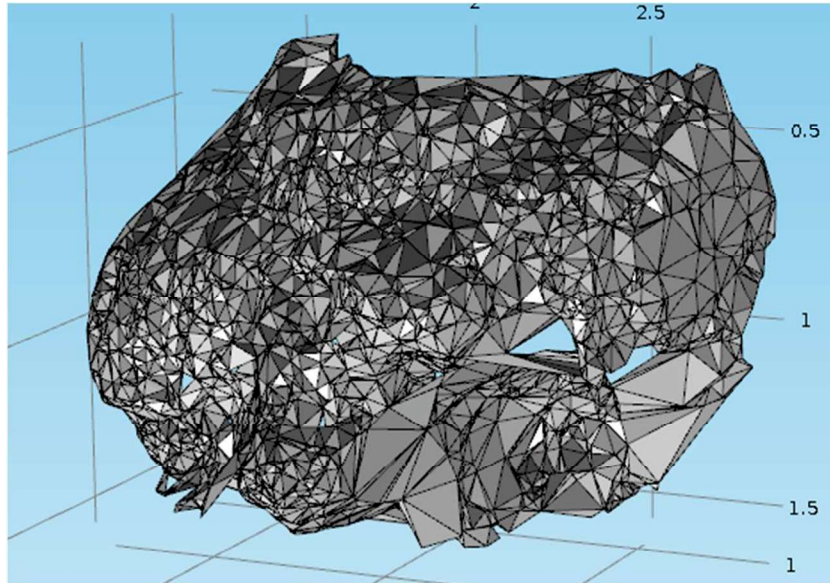
Figura 48 - Superfície construída pelo método desenvolvido exportada para um software CAD 3D



A mesma superfície pode ser importada para um *software* de simulação numérica, como o COMSOL Multiphysics. Desta forma, pode-se realizar estudos mais aprofundados relacionados a bio-transferência de calor nos tecidos.

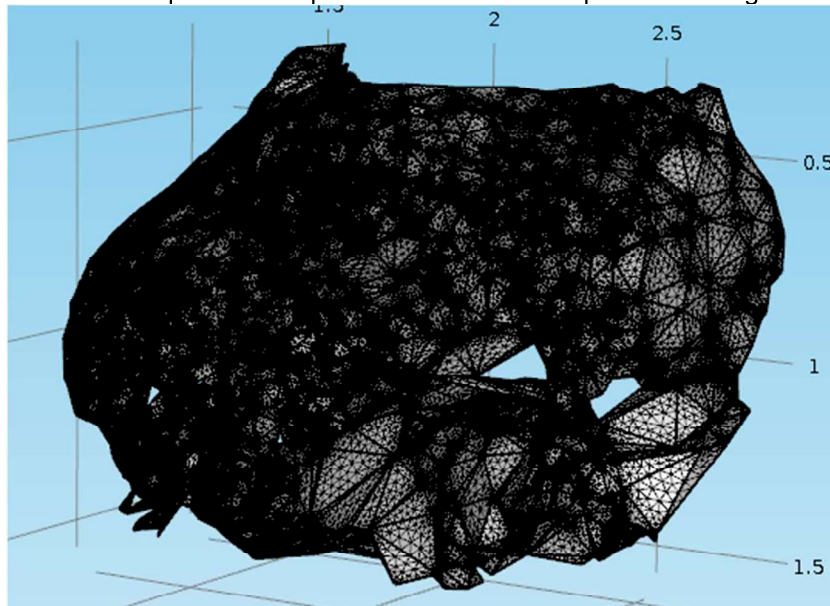
Na Figura 49 o modelo tridimensional é mostrado como a geometria do programa COMSOL Multiphysics. Uma vez importada para este *software*, é possível criar malhas de simulação e realizar outros processos que possam interessar.

Figura 49 - Superfície reconstruída exportada para um software de simulação numérica



Na Figura 50 tem-se um exemplo de malha criada na superfície exportada para o *software* COMSOL Multiphysics através das ferramentas próprias de criação de malhas do programa.

Figura 50 - Malha aplicada a superfície reconstruída a partir das imagens térmicas



CAPÍTULO VI

CONCLUSÕES

Neste capítulo, são mostradas as conclusões e observações feitas durante e após a realização deste trabalho. Também são apresentadas perspectivas de trabalhos futuros e justificativas.

6.1. Conclusões

Neste trabalho, foi apresentado o desenvolvimento de mapas tridimensionais térmicos, através de técnicas de visão estereoscópica. Para criação destes, foram utilizadas imagens térmicas obtidas durante a criação de um banco de dados de pacientes seguindo o protocolo apresentado em NG (2009) e Leles (2015).

Tendo os modelos tridimensionais criados, observou-se suas limitações e particularidades, bem como a sua facilidade de criação, uma vez que apenas informações da câmera e duas imagens são necessárias para que os mapas tridimensionais sejam criados.

Parâmetros extrínsecos e intrínsecos conhecidos são condições essenciais para o sucesso do procedimento. Assim, realizou-se uma calibração geométrica utilizando padrões como o tabuleiro de xadrez. Obtém-se, assim, a matriz essencial que conecta as duas imagens de entrada e, posteriormente, os pontos tridimensionais utilizando o processo de triangulação.

Uma vez que as imagens representam a informação de temperatura da cena, torna-se muito útil a realização de segmentação com limiar único ou múltiplos. Neste trabalho, utilizou-se a técnica com apenas um limiar de forma a obter-se um mapa tridimensional que representasse unicamente a paciente.

Embora sejam inerentes ao processo de criação de modelos tridimensionais por meio de visão estéreo, as oclusões podem ser facilmente identificadas e, uma vez conhecendo o objeto de estudo, pode-se evita-las buscando novas posições onde este apareça nas duas imagens de entrada, fazendo com que existam, em ambas as imagens, as características para serem identificadas pelos descritores.

Por sua vez, ao se utilizar apenas um descritor, a nuvem de pontos gerada se mostrava bastante esparsa, com poucos pontos e com características fracamente definidas. Assim, com o objetivo de realizar a densificação da nuvem de pontos, diversos outros descritores foram utilizados para gerar pontos de correspondência que, posteriormente, foram unidos em um vetor único.

Desta forma, pôde-se gerar nuvens de ponto densas e representativas das imagens de entrada, dando abertura a um novo caminho no que diz respeito a utilização das imagens térmicas e suas características para aplicações na transferência de calor a partir da utilização das equações de bio-transferência de calor em modelos tridimensionais.

6.2. Trabalhos futuros

Uma vez que as imagens criadas no banco de dados não foram desenvolvidas especialmente para a aplicação da técnica desenvolvida, o desenvolvimento de processo de obtenção de imagens estéreos em um protocolo de aquisição das imagens térmicas é bastante promissor.

Desta forma, poderá ser melhor abordado a reconstrução destes modelos de diferentes pontos de vista e, até mesmo, o estudo da união de mapas térmicos tridimensionais gerados a partir de diferentes pontos de vista de uma mesma paciente gerando assim, um modelo com menos oclusões e com mais detalhes e características geométricas.

Uma vez que o processo de densificação no presente trabalho proposto se dá com o aumento do número de descritores e, conseqüentemente, um maior número

de características descritas e assim pontos de correspondência, sugere-se para trabalhos futuros a utilização de novas técnicas de densificação que possam trazer, ainda mais, informações para as nuvens de ponto obtidas.

CAPÍTULO VII

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ADAN, A. et al. **Fusion of thermal imagery and LiDAR data for generating TBIM models**. 2017 IEEE SENSORS. Glasgow: IEEE, out. 2017. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/8234261/>>. Acesso em: 22 out. 2018

ALCANTARILLA, Pablo Fernández; BARTOLI, Adrien; DAVISON, Andrew J. KAZE Features. In: **European Conference on Computer Vision**. Springer, Berlin, p. 214–227.

ANICETO, Nuno André Jeremias de. **Uma pesquisa sobre algoritmos de descrição de imagens**. 2016. 116 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia Informática e de Computadores, Instituto Técnico de Lisboa, Lisboa, 2016.

BINGOL, Onur Rauf; KRISHNAMURTHY, Adarsh. NURBS-Python: An open-source object-oriented NURBS modeling framework in Python. **SoftwareX**, v. 9, p. 85–94, 1 jan. 2019. Elsevier BV, <http://dx.doi.org/10.1016/j.softx.2018.12.005>.

BRASIL, Ministério da Saúde. **Câncer de mama: sintomas, tratamentos, causas e prevenção**. Disponível em: <<https://saude.gov.br/saude-de-a-z/cancer-de-mama>>. Acesso em: 28 jul. 2020.

BRAY, Freddie et al. Global cancer statistics 2018: GLOBOCAN estimates of incidence and mortality worldwide for 36 cancers in 185 countries. **CA: A Cancer Journal for Clinicians**, v. 68, n. 6, p. 394–424, 1 nov. 2018. American Cancer

Society, <http://dx.doi.org/10.3322/caac.21492>.

CAO, Yanpeng et al. Depth and thermal sensor fusion to enhance 3D thermographic reconstruction. **Optics Express**, v. 26, n. 7, p. 8179, 2 abr. 2018. Optical Society of America, <http://dx.doi.org/10.1364/OE.26.008179>.

CDC. **What is breast cancer?** Disponível em: https://www.cdc.gov/cancer/breast/basic_info/what-is-breast-cancer.htm. Acesso em: 28 jul. 2020.

COSTA, Gleidson Mendes. **Construção automatizada de modelos tridimensionais da região das mamas a partir de imagens térmicas**. 2020. 96 f. Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós-graduação em Ciência da Computação, Universidade Federal do Maranhão, São Luís, 2020.

COTIN, Stéphane; DELINGETTE, Hervé; AYACHE, Nicholas. Real-time elastic deformations of soft tissues for surgery simulation. **IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics**, v. 5, n. 1, p. 62–73, 1999. [s.l.: s.n.]<http://dx.doi.org/10.1109/2945.764872>.

DEBIASI, Paula. **Desenvolvimento de metodologias de calibração de uma câmara digital de baixo custo integrada com um sistema LiDAR**. 2012. 194 f. Tese (Doutorado) - Programa de Pós-graduação em Ciências Geodésicas, Setor de Ciências da Terra, Universidade Federal do Paraná, 2012.

DEHGHANI, Hamid et al. Breast deformation modelling for image reconstruction in near infrared optical tomography. **Physics in Medicine and Biology**, v. 49, n. 7, p. 1131–1145, 7 abr. 2004. IOP Publishing, <http://dx.doi.org/10.1088/0031-9155/49/7/004>.

DI ANGELO, Luca; DI STEFANO, Paolo; GIACCARI, Luigi. A new mesh-growing algorithm for fast surface reconstruction. **Computer-Aided Design**, v. 43, n. 6, p. 639–650, jun. 2011. Elsevier Ltd, <http://dx.doi.org/10.1016/j.cad.2011.02.012>.

DINO, Ipek Gursel et al. Image-based construction of building energy models using computer vision. **Automation in Construction**, v. 116, n. 1, p. 103231, 2020. Elsevier, <http://dx.doi.org/10.1016/j.autcon.2020.103231>.

FARIAS, Thiago Souto Maior Cordeiro de. **Metodologia para Reconstrução 3D Baseada em Imagens**. 2012. 175 f. Tese (Doutorado) - Pós-graduação em Ciência

da Computação, Universidade Federal de Pernambuco, 2012.

FIGUEIREDO, Alisson Augusto Azevedo et al. Breast tumor localization using skin surface temperatures from a 2D anatomic model without knowledge of the thermophysical properties. **Computer Methods and Programs in Biomedicine**, v. 172, p. 65–77, 1 abr. 2019. Elsevier, <http://dx.doi.org/10.1016/J.CMPB.2019.02.004>.

GEIGER, Andreas; ZIEGLER, Julius; STILLER, Christoph. **StereoScan: Dense 3d reconstruction in real-time**. IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Proceedings. IEEE, jun. 2011. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/5940405/>>. Acesso em: 11 dez. 2020

GONÇALVES, Caroline Barcelos. **Detecção de câncer de mama utilizando imagens termográficas**. 2017. 54 f. TCC (Graduação) - Bacharel em Ciência da Computação, Faculdade de Computação, Universidade Federal de Uberlândia – UFU, 2017.

GONZALES, Rafael; WOODS, Richard. **Processamento Digitais de Imagens**, 2010. .

GONZALEZ-HERNANDEZ, Jose-Luis et al. Technology, application and potential of dynamic breast thermography for the detection of breast cancer. **International Journal of Heat and Mass Transfer**, v. 131, n. 2018, p. 558–573, mar. 2019. Elsevier, <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijheatmasstransfer.2018.11.089>.

HARTLEY, Richard; ZISSERMAN, Andrew. **Multiple View Geometry in Computer Vision**. Cambridge University Press, . v. 7

INC., FLIR System. **TheomVision™ SDK**. [s.l: s.n.].

INCA. **O que é câncer? | INCA - Instituto Nacional de Câncer**. Disponível em: <<https://www.inca.gov.br/o-que-e-cancer>>. Acesso em: 28 jul. 2020a.

INCA. **O que causa o câncer? | INCA - Instituto Nacional de Câncer**. Disponível em: <<https://www.inca.gov.br/causas-e-prevencao/o-que-cao-cancer>>. Acesso em: 28 jul. 2020b.

INCA. **Tipos de câncer | INCA - Instituto Nacional de Câncer**Leucemia, 2020. . Disponível em: <<https://www.inca.gov.br/tipos-de-cancer/cancer-de-mama>>. Acesso em: 28 jul. 2020

JESUS, Samuel Rebouças de. **Análise de desempenho de detectores e descritores de características utilizando a plataforma computacional Raspberry Pi**. 2019. 61 f. TCC (Graduação) - Bacharel em Ciências Exatas e Tecnológicas, Universidade Federal do Recôncavo da Bahia, 2019.

JIANBO SHI; TOMASI. **Good features to track**. Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition CVPR-94. IEEE Comput. Soc. Press, 1994. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/323794/>>. Acesso em: 31 jul. 2020

JIANG, Li; ZHAN, Wang; LOEW, Murray. **Combined thermal and elastic modeling of the normal and tumorous breast**. Medical Imaging 2008: Physiology, Function, and Structure from Medical Images. 2008. Disponível em: <<https://www.researchgate.net/publication/252366833>>. Acesso em: 2 ago. 2019

JURASZEK, Guilherme Defreitas; SILVA, Alexandre Gonçalves; HEINEN, Milton Roberto. **Similar Image Retrieval A Comparison Among SIFT, FAST, ORB and MSER**. Workshop de Visão Computacional. 2013. Disponível em: <<http://accio.cse.wustl.edu/sg-accio/SIVAL.html>>. Acesso em: 31 jul. 2020

LAWSON, Ray. Implications of Surface Temperatures in the Diagnosis of Breast Cancer. **Can Med Assoc J**, v. 75, n. 4, p. 309–310, 15 ago. 1956. Canadian Medical Association,

LELES, Amanda Cristine Queiroz Leles. **Desenvolvimento de procedimento e análise de imagens térmicas para a identificação do câncer de mama**. 2015. 87 f. Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós-graduação em Engenharia Mecânica, Universidade Federal de Uberlândia, 2015.

LIMA, Marcus Vinícius Pontes. **Odometria Visual utilizando a Textura do Chão**. 2019. 97 f. Tese (Doutorado) - Faculdade de Engenharia Mecânica, Universidade Estadual de Campinas - UNICAMP, 2019.

LIN, Xiaobin; WANG, Jianxing; LIN, Chen. **Research on 3D Reconstruction in Binocular Stereo Vision Based on Feature Point Matching Method**. 2020 IEEE 3rd International Conference on Information Systems and Computer Aided Education (ICISCAE). IEEE, 27 set. 2020.

LIU, Zheng-Ning et al. High-Quality Textured 3D Shape Reconstruction with

Cascaded Fully Convolutional Networks. **IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics**, v. 27, n. 1, p. 83–97, 1 jan. 2021. IEEE, <http://dx.doi.org/10.1109/TVCG.2019.2937300>.

LUCAS, Bruce D.; KANADE, Takeo. **An Iterative Image Registration Technique with an Application to Stereo Vision**. 7th Intl Joint Conf on Artificial Intelligence 1981. Vancouver: 1981.

MATAS, J. et al. **Robust wide-baseline stereo from maximally stable extremal regions**. Image and Vision Computing. 2004.

MULLER, Antonio Ordonez; KROLL, Andreas. Generating High Fidelity 3-D Thermograms With a Handheld Real-Time Thermal Imaging System. **IEEE Sensors Journal**, v. 17, n. 3, p. 774–783, 1 fev. 2017. IEEE, <http://dx.doi.org/10.1109/JSEN.2016.2621166>.

NG, E. Y. K. A review of thermography as promising non-invasive detection modality for breast tumor. **International Journal of Thermal Sciences**, v. 48, n. 5, p. 849–859, maio 2009. Elsevier Masson, <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijthermalsci.2008.06.015>.

OLIVEIRA, Eduardo Peixoto de. **Uso de Funções de Green no estudo da biotransferência de calor tridimensional considerando efeitos de perfusão sanguínea e metabolismo**. 2018. 122 f. Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós-graduação em Engenharia Mecânica, Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia, 26 jun. 2018.

QI, Guo; JINHUI, Li. **A learning based 3D reconstruction method for point cloud**. 2020 IEEE Intl Conf on Dependable, Autonomic and Secure Computing, Intl Conf on Pervasive Intelligence and Computing, Intl Conf on Cloud and Big Data Computing, Intl Conf on Cyber Science and Technology Congress (DASC/PiCom/CBDCCom/CyberSciTech). IEEE, ago. 2020. Disponível em: <<https://ieeexplore-ieee-org.ez34.periodicos.capes.gov.br/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=9251171>>. Acesso em: 12 dez. 2020

REBOUÇAS, Rodrigo Augusto. **Sistema de posicionamento de vant baseado em imagens**. 2019. 124 f. Dissertação (Mestrado) - Pós-graduação em Computação Aplicada, Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2019.

REN, Jingfu; HANBO, Wang. **Application of Stereo Vision Technology In 3D Reconstruction of Traffic Objects**. Proceedings - 2018 17th International Symposium on Distributed Computing and Applications for Business Engineering and Science, DCABES 2018. IEEE, out. 2018. Disponível em: <<https://ieeexplore-ieee.org.ez34.periodicos.capes.gov.br/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=8572533>>.

Acesso em: 12 dez. 2020

ROSTEN, Ed; DRUMMOND, Tom. **Fusing points and lines for high performance tracking**. Tenth IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV'05) Volume 1. IEEE, 2005. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/1544896/>>

SANTOS, Maikon Cismoski dos. **Revisão de conceitos em projeção, homografia, calibração de câmera, geometria epipolar, mapas de profundidade e varredura de planos**. Relatório (Aulas) Campinas, Unicamp, 2012.

SILVA, Simone Vasconcelos. **Reconstrução da Geometria da Mama a partir de Imagens Termográficas**. 2010. 152 f. Tese (Doutorado) - Programa de Pós-graduação em Computação, Universidade Federal Fluminense, 2010.

TOMASI, Carlo; KANADE, Takeo. Shape and motion from image streams: a factorization method. **Proceedings of the National Academy of Sciences**, v. 90, n. 21, p. 9795–9802, 1 nov. 1993. Carnegie Mellon University, Pittsburgh, <http://dx.doi.org/10.1073/pnas.90.21.9795>.

WANG, Shuo et al. 3-D Particle Surface Reconstruction From Multiview 2-D Images With Structure From Motion and Shape From Shading (January 2020). **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, v. 68, n. 2, p. 1626–1635, fev. 2021. IEEE, <http://dx.doi.org/10.1109/TIE.2020.2970681>.

WHO. **Cancer**. Disponível em: <https://www.who.int/health-topics/cancer#tab=tab_1>. Acesso em: 28 jul. 2020.

WIECEK, B. et al. **Advanced thermal, visual and radiological image processing for clinical diagnostics**. Proceedings of the First Joint BMES/EMBS Conference. 1999 IEEE Engineering in Medicine and Biology 21st Annual Conference and the 1999 Annual Fall Meeting of the Biomedical Engineering Society (Cat. No.99CH37015). IEEE, 2003. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/804270/>>. Acesso em: 2 ago. 2019

XU, Pinghua et al. Feature-based 3D reconstruction of fabric by binocular stereo-vision. **The Journal of The Textile Institute**, v. 107, n. 1, p. 12–22, 2 jan. 2016. The Journal of The Textile Institute, <http://dx.doi.org/10.1080/00405000.2014.1000012>.

YANDÚN NARVÁEZ, Francisco J. et al. LiDAR and thermal images fusion for ground-based 3D characterisation of fruit trees. **Biosystems Engineering**, v. 151, p. 479–494, 1 nov. 2016. Academic Press, <http://dx.doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2016.10.012>.

YANG, Ming-Der et al. Image-based 3D scene reconstruction and exploration in augmented reality. **Automation in Construction**, v. 33, p. 48–60, 1 ago. 2013. Elsevier, <http://dx.doi.org/10.1016/J.AUTCON.2012.09.017>.

YANG, Ming-Der; SU, Tung-Ching; LIN, Hung-Yu. Fusion of Infrared Thermal Image and Visible Image for 3D Thermal Model Reconstruction Using Smartphone Sensors. **Sensors**, v. 18, n. 7, p. 2003, 22 jun. 2018. a. [s.l: s.n.]<http://dx.doi.org/10.3390/s18072003>.

YANG, Ming-Der; SU, Tung-Ching; LIN, Hung-Yu. Fusion of Infrared Thermal Image and Visible Image for 3D Thermal Model Reconstruction Using Smartphone Sensors. **Sensors**, v. 18, n. 7, p. 2003, 22 jun. 2018. b. Preprints, <http://dx.doi.org/10.3390/s18072003>.

ZHANG, Zhengyou. A flexible new technique for camera calibration. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, v. 22, n. 11, p. 1330–1334, 2000. Microsoft Corporation, Redmond, <http://dx.doi.org/10.1109/34.888718>.