

UNIVERSIDADE FEDERAL FLUMINENSE

WILIAN GEOVANI FIIRST

**DESENVOLVIMENTO E COMPARAÇÃO DE MÉTODOS PARA
GERAÇÃO DE SÉRIES TEMPORAIS PARA IMAGENS TÉRMICAS DA
TIREOIDE**

Niterói

2018

UNIVERSIDADE FEDERAL FLUMINENSE

WILIAN GEOVANI FIIRST

DESENVOLVIMENTO E COMPARAÇÃO DE MÉTODOS PARA
GERAÇÃO DE SÉRIES TEMPORAIS PARA IMAGENS TÉRMICAS DA
TIREOIDE

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Computação da Universidade Federal Fluminense, como requisito parcial para obtenção do Grau de Mestre. Área de Concentração: COMPUTAÇÃO VISUAL.

Orientadora: Prof. Dr. AURA CONCI

Coorientador: Prof. Dr. ROGER RESMINI

Niterói

2018

Ficha catalográfica automática - SDC/BEE

F438d Ffirst, Willian Geovani
 DESENVOLVIMENTO E COMPARAÇÃO DE MÉTODOS PARA GERAÇÃO DE
 SÉRIES TEMPORAIS PARA IMAGENS TÉRMICAS DA TIREOIDE / Willian
 Geovani Ffirst; Aura Conci, orientadora; Roger Resmini,
 coorientador. Niterói, 2018.
 131 f.
 Dissertação (mestrado)-Universidade Federal Fluminense,
 Niterói, 2018.
 1. Termografia Infravermelha. 2. Alinhamentos. 3. Eixo
 Principal. 4. Transformação de Similitude. 5. Produção
 intelectual. I. Título II. Conci,Aura, orientadora. III.
 Resmini, Roger, coorientador. IV. Universidade Federal
 Fluminense. Escola de Engenharia.

CDD -

WILIAN GEOVANI FIIRST

DESENVOLVIMENTO E COMPARAÇÃO DE MÉTODOS PARA
GERAÇÃO DE SÉRIES TEMPORAIS PARA IMAGENS TÉRMICAS DA
TIREOIDE

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Computação da Universidade Federal Fluminense, como requisito parcial para obtenção do Grau de Mestre. Área de Concentração: COMPUTAÇÃO VISUAL.

Aprovada em janeiro de 2018.

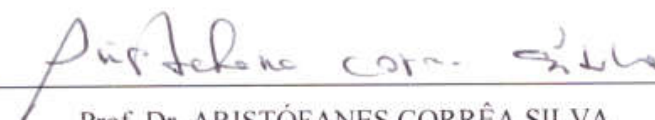
BANCA EXAMINADORA



Prof. Dr. AURA CONCI – Orientador
UFF



Prof. Dr. ANSELMO ANTUNES MONTENEGRO
UFF



Prof. Dr. ARISTÓFANES CORRÊA SILVA
UFMA

Niterói
2018

À minha amada esposa Camila pelo seu apoio incondicional em todos os momentos,
principalmente nos de incertezas, e ao meu filho Heitor pela alegria trazida em nosso lar.

AGRADECIMENTOS

Aos professores Epaminondas e Marinez por acreditarem em mim e pelas suas cartas de recomendações.

A professora Aura Conci, minha orientadora, todo meu carinho e reconhecimento pela oportunidade de realizar este trabalho. Às vezes na vida temos sorte e a minha foi ter encontrado essa pessoa maravilhosa para me orientar.

Ao professor Roger Resmini pelas contribuições como Coorientador.

Ao professor Flávio Seixas que me auxiliou diversas vezes.

Aos colegas professores do IFMT, aos professores da UFF que não mediram esforços em ministrar aulas em Cuiabá e nos orientar.

Ao Instituto Federal de Mato Grosso e a Universidade Federal Fluminense, por não ter deixado de dar total aporte, assim como o governo federal, por investir em pesquisa.

Aos velhos amigos por acreditarem e incentivarem, aos novos amigos (em especial Joelias e Ramón) que me acolheram e me ajudaram na luta pelo desenvolvimento do conhecimento.

A minha mãe e meu pai (*in memoriam*) que me ensinaram os preceitos de vida. Aos meus irmãos por se fazerem presentes.

Aos meus queridos sogro e sogra por sempre acreditar em nossas realizações e nos oportunizar condições.

Aos amores de minha vida Camila e Heitor.

“A evolução significa que pertencemos a uma longa linhagem de vencedores”.

Phil French

RESUMO

O câncer de tireoide é a doença maligna mais comum do sistema endócrino, sendo o oitavo tipo de câncer mais frequentemente entre as mulheres em todo o mundo. O uso de imagens térmicas para verificar a malignidade de nódulos tireoidianos é objeto de uma pesquisa em conjunto do Visual Lab (<http://visual.ic.uff.br/thyroid>) do Instituto de Computação com a faculdade de Medicina, ambos da Universidade Federal Fluminense, aprovada pelo Comitê de Ética do Ministério da Saúde em 2015. Os pacientes do Hospital Universitário Antônio Pedro – HUAP, envolvidos nessa pesquisa como voluntários assinaram o Termo de Consentimento Livre e Esclarecido – TCLE do projeto. Um banco de imagens está sendo desenvolvido com os dados destes e vem sendo constantemente atualizado. O protocolo de captura das imagens usado no projeto foi estabelecido em trabalho anterior desta linha (apresentado em agosto de 2017). Esse protocolo foi baseado em trabalhos anteriores do grupo em mamas, que leva a diagnósticos precisos quando a região analisada é submetida a um estresse térmico e o comportamento das regiões cancerígenas e normais é considerado ao longo do tempo. Essa análise necessita que os pontos do corpo tenham suas temperaturas acompanhadas e estudadas durante o tempo de exame (5 minutos). No intuito de diminuir os movimentos dos voluntários ao longo deste tempo, foi desenvolvido um apoio para cabeça que pode ser fixado em diferentes tipos de cadeiras, fazendo com que haja uma significativa diminuição dos movimentos na região da tireoide dos voluntários. Outra contribuição desta dissertação é um algoritmo de separação da parte relevante para a pesquisa, denominada como Região de Interesse (*Region of Interest* – ROI). Para conseguir analisar e possivelmente diferenciar o comportamento de regiões com nódulos cancerígenos, duas metodologias de construção das séries temporais dos pontos da ROI foram propostas, discutidas e comparadas. Chamou-se esses métodos de orientação em relação ao Eixo Principal (*Principal Axis* – PA) da ROI e busca da transformação de Similitude (S) entre as imagens. Formas simplificadas destes métodos também são consideradas e implementadas. Os resultados de cada um, bem como suas limitações e vantagens são comentados. Desconhecemos que até então o problema de seguir um mesmo ponto ao longo de diversas imagens, cujas intensidades estejam variando, tenha sido considerado pelas metodologias propostas e em especial considerando a ideia do PA.

Palavras-chave: termografia infravermelha, alinhamentos, eixo principal, transformação de similitude.

ABSTRACT

Thyroid cancer is the most common malignant disease of the endocrine system and is the eighth type of cancer diagnosed in women around the world. Thermographic images was used to check thyroid nodules for malignancy. This research was conducted in association of the Visual Lab (<http://visual.ic.uff.br/thyroid>), a laboratory of Computer Institute, Faculty Medicine, both at of Fluminense Federal University and approved by Ethical Committee of Brazilian Health Ministry in 2015. Patients from Hospital Universitário Antônio Pedro – HUAP include in the research as volunteers have signed project's Free and Informed Agreement Term. An image database has been developed with volunteers data and kept constantly updated. The protocol used to acquire images in this project was established in a previous work (presented in August, 2017). This protocol was based in previous works of the group with breasts, obtaining precise diagnoses when the analyzed region is submitted to a thermal stress and the patterns of carcinogenic and normal regions is considered during the time. This analysis needs monitoring of the body points to be watched and studied during examination time (5 minutes). Aiming to decrease patients body movements in the examination, we developed a head holder that can be used in different types of chairs, providing a significantly decrease of movements in thyroid region. Another contribution of this work is an algorithm to isolate interested parts from images for the research, which is called Region of Interest – ROI. In order to analyze and possibly differentiate the pattern of carcinogenic regions, two methodologies to generate temporal series from ROI points was proposed, discussed and compared. This methods are called ROI Principal Axis orientation and Similarity Transformation Search Between Images. Simplified forms of these methods are also considered and implemented. Comparisons are done with both results, related their advantages and aspects. As far as we known there is no works employing the idea of the PA in this problem of following a same point through different images without brightness constancy.

Keywords: infrared thermography, alignment, principal axis, similarity transformation

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Pescoço (área de interesse) (Learning, s.d.)	21
Figura 2 – Glândula de tireoide e o hormônio TSH (Santos, s.d.)	22
Figura 3 – Câmera FLIR SC620.....	25
Figura 4 – Resumo da metodologia	30
Figura 5 – Ilustrando o problema estudado.....	31
Figura 6 – Relação entre imagem e Termograma.....	31
Figura 7 – Imagens usando paleta de cores e tons de cinza do voluntário 03/10/2016 – 01. ...	33
Figura 8 – Temperatura média obtida pelo uso da ferramenta caixa.....	34
Figura 9 – Detalhes da estrutura do suporte.....	34
Figura 10 – Suporte fixado em cadeira e em uso	35
Figura 11 – Quatro voluntários não usando o encosto para pescoço.....	35
Figura 12 – Quatro voluntários usando o encosto para pescoço	36
Figura 13 – Sobreposição de imagens	36
Figura 14 – Sobreposição de imagens do voluntário 23/05/2017 – 02.....	37
Figura 15 – Exemplo de extração da matriz de temperatura.....	38
Figura 16 – Padronização da imagem.....	39
Figura 17 – Limiarização da primeira imagem do voluntário 17/10/2016 – 01.....	41
Figura 18 – Quantidade de imagens e valor do limiar L.....	41
Figura 19 – Segmentação da ROI.....	42
Figura 20 – Característica que influenciaram na extração da ROI.....	43
Figura 21 – Correspondências entre imagem e matriz de temperatura.....	44
Figura 22 – Dois quadros com o mesmo objeto retangular em posição e rotação diferente....	47
Figura 23 – Sobreposição de dois objetos, sem e com deformação mínima.....	52
Figura 24 – Simplificação do objeto em PA	54
Figura 25 – Eixos principais do método PA	54
Figura 26 – Eixos principais de um determinado objeto	55
Figura 27 – Referenciando pontos pelo método PA.....	55
Figura 28 – ROI binarizada do voluntário 09/05/2017 – 04	58
Figura 29 – Séries em tons de cinza e temperatura de um centroide.....	60
Figura 30 – Deslocamentos do centroide do voluntário 09/05/2017 – 04	60
Figura 31 – ROI e informações sobre o ponto do voluntário 09/05/2017 – 04.....	61
Figura 32 – Séries do ponto seguido do voluntário 09/05/2017 – 04.....	62

Figura 33 – Deslocamentos do ponto seguido do voluntário 09/05/2017 – 04	62
Figura 34 – Séries encontradas do ponto P_{xy} (-70, +70)	64
Figura 35 – Deslocamentos ocorridos com o ponto P_{xy} (-70, +70)	65
Figura 36 – Ajustes de centroides do voluntário 23/05/2017 – 04	65
Figura 37 – Ajustes de centroides do voluntário 07/11/2016 – 02	66
Figura 38 – Distâncias médias entre centroides	66
Figura 39 – Objetos transladados e rotacionados	67
Figura 40 – Pontos escolhidos para construção da similitude	70
Figura 41 – Escolha de pontos para criação da similitude	70
Figura 42 – Movimentos do ponto anatômico do voluntário 19/09/2016 – 01	72
Figura 43 – Séries discretizada e de temperatura do voluntário 19/09/2016 – 01	72
Figura 44 – Pontos escolhidos para construção da similitude do voluntário 19/12/2016 – 01	73
Figura 45 – Movimentos do ponto anatômico do voluntário 19/12/2016 – 01	73
Figura 46 – Séries discretizada e de temperatura do voluntário 19/12/2016 – 01	74
Figura 47 – Pontos de referência encontrados pelo algoritmo SIFT	75
Figura 48 – Pontos chaves encontrados nas Imagens	76
Figura 49 – Escolha de dois pontos aleatórios	77
Figura 50 – Matriz T	77
Figura 51 – <i>Inliers</i> Atuais	78
Figura 52 – Diagrama de execução do Algoritmo RANSAC para o método S	79
Figura 53 – ROI de referência e sensível após tentativas.	80
Figura 54 – Resultado obtido após aplicação da matriz de transformação	81
Figura 55 – Sobreposição da primeira e vigésima imagem após transformação	82
Figura 56 – Movimentos do ponto anatômico do voluntário 07/11/2016 – 02	82
Figura 57 – Primeira imagem dos métodos do voluntário 05/09/2017 – 02	84
Figura 58 – Escolha de pontos para criação da Similitude	85
Figura 59 – Movimentos do ponto seguido do voluntário 05/09/2017 – 02	87
Figura 60 – Séries discretizadas e de temperatura do voluntário 05/09/2017 – 02	88
Figura 61 – Primeira imagem dos métodos do voluntário 05/09/2017 – 02	88
Figura 62 – Movimentos do ponto seguido do voluntário 05/09/2017 – 02	89
Figura 63 – Séries discretizadas e de temperatura do voluntário 05/09/2017 – 02	90
Figura 64 – ROI e informações sobre deslocamentos do voluntário 19/12/2016 – 01	91
Figura 65 – Escolha dos pontos para o método S do voluntário 19/12/2016 – 01	91
Figura 66 – Movimentos do ponto anatômico do voluntário 19/12/2016 – 01	92

Figura 67 – Séries discretizada e de temperatura do voluntário 19/12/2016 – 01	94
Figura 68 – Média de deslocamentos após aplicação dos métodos PA e S	95
Figura 69 – Transformação de imagens	96
Figura 70 – Média e desvio padrão das correlações – PA	97
Figura 71 – Média e desvio padrão das correlações – S (SIFT/RANSAC)	98
Figura 72 – Média geral e desvio padrão das correlações	98
Figura 73 – Tempo médio geral das retificações pelos métodos	99

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Deslocamentos entre a primeira e a vigésima imagem.....	37
Tabela 2 – Centroides dos eixos principais e seus ângulos.....	58
Tabela 3 – Matrizes de transformação do voluntário 09/05/2017 – 04	59
Tabela 4 – Série temporal do centroide	59
Tabela 5 – Ponto seguido $P_{xy}(-70, +70)$	61
Tabela 6 – Valores das séries do ponto $P_{xy}(-70, +70)$	62
Tabela 7 – Deslocamentos do ponto $P_{xy}(-70, +70)$	63
Tabela 8 – Valores das séries do ponto $P_{xy}(-70, +70)$	64
Tabela 9 – Pontos escolhidos para construção da matriz de Similitude	70
Tabela 10 – Matrizes de transformação – método S.....	71
Tabela 11 – Deslocamentos do ponto $xy(350, 420)$	71
Tabela 12 – Pontos de escolhas manuais do voluntário 05/09/2017 – 02.....	85
Tabela 13 – Matrizes de transformação do método PA	86
Tabela 14 – Deslocamentos ocorridos no ponto seguido $xy(323,294)$ e $P_{xy}(0,0)$	86
Tabela 15 – Valores das séries do ponto $xy(323,294)$ e $P_{xy}(0,0)$	87
Tabela 16 – Deslocamentos ocorridos no ponto seguido $xy(433,114)$ e $P_{xy}(+110,-180)$	89
Tabela 17 – Valores das séries do ponto $xy(433,114)$ e $P_{xy}(+110,-180)$	89
Tabela 18 – Pontos de escolhas manuais do voluntário 19/12/2016 – 01.....	91
Tabela 19 – Matriz do método PA do voluntário 19/12/2016 – 01	92
Tabela 20 – Deslocamentos e ângulos encontrados pelos métodos do ponto $xy(293,273)$	93
Tabela 21 – Valores das séries do ponto $xy(293,273)$ e $P_{xy}(-50,+50)$	93

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ANTI – TPO – *Antibodies Thyroid Peroxidase* – Anticorpos para a Peroxidase da Tireoide
CAAE – Certificado de Apresentação para Apreciação Ética
CG – Centro de Gravidade
CSV – *Comma Separated Values* – Valores Separados por Vírgula
EMD – *Empirical Mode Decomposition* – Decomposição do Modo Empírico
FPA – *Focal Plane Array* – Matriz de Plano Focal
GP – *Genetic Programming* – Programação Genética
HUAP – Hospital Universitário Antônio Pedro
IC – Instituto de Computação
ICP – *Iterative Closest Point* – Ponto Iterativo mais Próximo
IR – *Infra Red* – Infravermelha
JPEG – *Joint Photographics Experts Group* – Grupo de Especialistas em Fotografia Conjunta
LMP – Largura Média do Pescoço
MBD / MBE – Média da Borda Direita, Média da Borda Esquerda
MLP – *MultiLayers Perceptron* – Perceptron Multi Camadas
PA – *Principal Axis* – Eixo Principal
PAAF – Punção Aspirativa com Agulha Fina
RANSAC – *Randon Sample Consensus* – Consenso de Amostra Aleatória
RFC – *Request For Comments* – Pedido de Comentários
RM – Ressonância Magnética
ROI – *Region Of Interest* – Região de Interesse
SDK – *Software Development Kit* – Kit de Desenvolvimento de Software
SIFT – *Scale Invariant Features Transform* – Transformação de Características Invariante a Escala
S – Similitude
TID – Termografia Infravermelha Dinâmica
TC – Tomografia Computadorizada
TRH – *Thyrotropin Releasing Hormone* – Hormônio Liberador de Tireotropina
TSH – *Thyroid Stimulating Hormone* – Hormônio Estimulante da Tireoide
UFF – Universidade Federal Fluminense
US – *Ultrasonography* – Ultrassonografia

LISTA DE NOMENCLATURAS

$B(x,y)$ – Função da distribuição da densidade do objeto em sua área

$D(x)$ – Vetor Ordenado em ordem crescente

$f(x,y)$ – Imagem de Entrada antes da limiarização

$g(x,y)$ – Imagem de Saída após limiarização

$I(x,y)$ – Valor inteiro das coordenadas

J – Ordem de um elemento de uma série temporal

L – Limiar de tons de cinza utilizado na binarização das imagens

M – Número de colunas da resolução das matrizes de temperaturas ou das imagens

N – Número de linhas da resolução das matrizes de temperaturas ou das imagens

O_{xy} – Centroide do objeto

$^1O, ^2O, \dots ^JO$ – Centroide dos objetos 1, 2, ... J

$^JO_x, ^JO_y$ – Coordenadas horizontais e verticais do centroide

P_{xy} – Eixo principal de um objeto ou imagem

q – Quantidade das menores larguras encontradas da silhueta do voluntário

$r(P,Q)$ – Coeficiente de correlação linear entre duas imagens P e Q

T – Matriz de Transformação usada pelo método S

xy – Eixos horizontais e verticais em relação a imagem capturada pela câmera

$x'y'$ – Um outro referencial qualquer paralelo ao eixo xy

$^1\theta, ^2\theta, \dots ^J\theta$ – Valores angulares dos objetos 1,2, ... J

SUMÁRIO

Capítulo 1 – INTRODUÇÃO.....	18
1.1 Justificativa.....	19
1.2 Objetivo.....	19
Capítulo 2 – ÁREA DE INTERESSE	20
2.1 Doenças da Tireoide	21
2.2 Imagens térmicas	23
2.3 Termografia Infravermelha Dinâmica	25
Capítulo 3 – REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	26
3.1 Helmy <i>et al.</i>	26
3.2 Gavrilova <i>et al.</i>	26
3.3 Aweda <i>et al.</i>	27
3.4 Vaz.....	27
3.5 Mahajan & Madhe	28
3.6 Gonzáles.....	28
3.7 Lee & Mahmood.....	29
3.8 Jung <i>et al.</i>	29
Capítulo 4 – PRÉ-PROCESSAMENTO	30
4.1 Descrevendo o problema em estudo	31
4.2 Protocolo de aquisição das imagens	32
4.2.1 Suporte para encosto da cabeça	34
4.3 Extração das Matrizes de Temperatura.....	38
4.4 Normalização das imagens extraídas.....	39
4.5 Limiarização	40
4.5.1 Método de Otsu.....	40
4.6 Extração da ROI	41
Capítulo 5 – MÉTODOS DE REGISTRO	44

5.1 Metodologias propostas	45
5.2 Método PA	46
5.2.1 Exemplo simplificado	54
5.2.2 Aplicação do método PA na ROI.....	57
5.3 Simplificação do método PA.....	63
5.4 Solução pelo método S.....	67
5.4.1 Exemplo simplificado	67
5.4.2 Aplicação da técnica S na ROI	69
5.5 Usando SIFT e RANSAC	74
5.5.1 SIFT.....	74
5.5.2 RANSAC	76
Capítulo 6 – RESULTADOS E COMPARAÇÕES.....	84
6.1 Comparação detalhada entre os métodos PA e S	84
6.2 Comparação média dos métodos PA e S para 10% da base.....	94
6.3 Comparação de toda a base usando os métodos simplificados	95
Capítulo 7 – CONCLUSÃO	100
7.1 Trabalhos Futuros	101
APÊNDICE A – Tabela de limiarizações.....	106
APÊNDICE B – Tabela das diferenças dos centroides	109
APÊNDICE C – Tabela dos tempos médios de transformação das imagens	114
APÊNDICE D – Tabela de correlações.....	116
APÊNDICE E – Tabela de datas.....	118
APÊNDICE F – Gráfico com datas das capturas.....	119
APÊNDICE G – Pontos nos eixos xy após aplicação do método PA	120
APÊNDICE H – Pontos nos eixos xy após aplicação do método S	121
APÊNDICE I – Algoritmos	122

CAPÍTULO 1 – INTRODUÇÃO

Estudos em imagens biomédicas é um dos objetivos de pesquisas atuais do VisualLab do Instituto de Computação (IC) da Universidade Federal Fluminense (UFF). Cerca de 200 milhões de pessoas no mundo, tem alguma forma de doença da tireoide, que, se não tratada pode produzir problemas sérios e se propagar para outras partes do corpo, mas que se ainda concentradas na região inicial, são curáveis na maioria das vezes (Canada, 2016).

O uso de imagens termográficas tem sido pesquisado por diversos autores para detecção de nódulos em tireoides, analisando apenas um termograma, ou, analisando termogramas em diferentes instantes de tempo no intuito de viabilizar ou refutar o uso dessa tecnologia. Essa tecnologia por ser um processo não invasivo e de baixo custo, caso seja adequada, poderá servir como método auxiliar no diagnóstico.

A interpretação de imagens termográficas a olho nu não é trivial, até mesmo para especialistas da área. Sendo assim, um grupo de médicos do departamento de endocrinologia do HUAP procurou o departamento de computação em 2015 visando utilizar, e melhor interpretar essas imagens em pesquisas de nódulos da tireoide. Esse grupo é formado pelo Me. Charbel Pereira Damião e pelos professores da UFF: Dra. Giovanna Aparecida Balarini Lima, Dr. Rubens Antunes da Cruz Filho, Dra. Cristina A. P. Fontes e Dra. Maria Auxiliadora N. Saad. Trabalhos relacionados a essa linha de pesquisa começaram a ser desenvolvidos por Gonzáles (2017), considerando a análise em termogramas de diferentes instantes de tempo, também conhecida como Termografia Infravermelha Dinâmica – TID. Em contraste com a termografia estática, essa depende menos de fatores externos, e possibilita o processamento de mais informações que podem ser computadas e tratadas por diferentes condições. Essa linha de pesquisa visa analisar as temperaturas dos termogramas para verificar a viabilidade de identificação de nódulos tireoidianos (Gonzáles, 2017, pp. 2-4), através de um exame da tireoide das imagens capturadas por uma câmera infravermelha, onde o voluntário sofre um resfriamento forçado (estresse térmico) e volta aos poucos a um estado de equilíbrio. Nesse exame deseja-se montar uma série temporal que representa as alterações ocorridas na superfície da região capturada pela câmera, desejando-se fazer para cada ponto um estudo de como esse ponto variou sua emissividade no tempo de exame.

Mais informações relacionadas aos trabalhos desenvolvidos pelo grupo de estudo em tireoide e imagens termográficas capturadas de voluntários participantes da pesquisa, podem ser encontradas no sítio virtual: <http://visual.ic.uff.br/thyroid>.

1.1 Justificativa

Nas TID haverá grande variação de luminância, após estresse térmico e o valor interno do pixel pode vir a ser alterado ao longo das imagens capturadas. A TID é dependente de um bom registro de imagens, necessitando de métodos que estabeleçam relações geométricas e correspondências de pontos e também não modificando os valores dos pixels das imagens para que permaneçam as relações entre os valores de temperaturas medidos com os valores apresentados nas imagens.

1.2 Objetivo

Esse é o segundo trabalho dessa linha de pesquisa no VisualLab. O objetivo principal é o desenvolvimento de métodos que permitam seguir e estudar os pontos relevantes nas imagens e que terão suas temperaturas relacionadas nos termogramas, pois é essencial que haja uma concordância de posição entre os pontos dessas imagens e os valores reais de suas temperaturas em grau Celsius.

Para alcançar esse objetivo foram estudados e analisados outros trabalhos na literatura. Uma técnica completamente diferente de reconhecimento dos mesmos pontos nas diversas imagens capturadas durante um exame é proposta. Assim como outra técnica que foi desenvolvida para efeito de comparação, utilizando partes de procedimentos já de uso corrente na área de registro de imagens. Os resultados obtidos foram analisados e discutidos.

Outros objetivos específicos deste trabalho são:

1. Realizar aquisições de imagens de voluntários;
2. Realizar ajustes necessários no protocolo de captura;
3. Buscar desenvolver um produto que melhore a captura no que tange a possibilidade de restringir os movimentos do voluntário, facilitando e melhorando a captura das imagens;
4. Melhorar as técnicas usadas no trabalho de Gonzáles (2017) usado para identificação da Região de Interesse – ROI;
5. Fazer manutenção e atualização do repositório (Gonzáles, 2017, p. 32) de imagens e dados desses voluntários no sítio do Visual Lab, iniciado no trabalho anterior desta linha de pesquisa.

CAPÍTULO 2 – ÁREA DE INTERESSE

A glândula tireoide é reguladora da função de órgãos como o cérebro, os rins, o coração e o fígado. Ela tem o formato parecido com a de uma borboleta, lembrando um escudo, daí o surgimento de seu nome: uma concatenação das palavras gregas *thyreós* (escudo) e *oidés* (semelhante a). Quando a tireoide não funciona corretamente, pode liberar hormônios em quantidade insuficiente, causando o hipotireoidismo, ou em excesso, ocasionando o hipertireoidismo. Nessas duas situações, o volume da glândula pode aumentar, o que é conhecido como bócio (Metabologia, 2016).

Detectar doenças causadas pelo mau funcionamento da tireoide possui relevância, pois possibilita um tratamento clínico eficiente. Atualmente a incidência do câncer de tireoide não ultrapassa 24 casos por 100.000 habitantes, porém essa taxa tem aumentado nos últimos anos, sendo a quarta neoplasia maligna mais frequente nas mulheres brasileiras (Carvalho *et al.*, 2013, p. 241).

Doença nodular tireoidiana é a forma de descrição de várias doenças desta glândula. Estudos populacionais em áreas suficientes em iodo mostram que 4% a 7% das mulheres e 1% dos homens adultos apresentam nódulo tireoidiano palpável (Vander *et al.*, 1968) (Tunbridge *et al.*, 1977). Estudos com ultrassonografia (*Ultrasonography* – US) revelam prevalência bem maior, chegando a 68% (Tan & Gharib, 1997) (Guth *et al.*, 2009), sendo essas frequências mais elevadas geralmente observadas em mulheres idosas. Apesar da maioria dos nódulos tireoidianos serem benignos, é necessário excluir a malignidade, que em 95% dos casos correspondem a carcinoma diferenciado (Carvalho *et al.*, 2013, p. 241).

Crianças e adolescentes necessitam da tireoide para crescer e se desenvolver. Ela atua no ganho de peso, fertilidade, regulação dos ciclos menstruais, concentração, humor e controle emocional. Algumas crianças nascem com hipotireoidismo e para detectá-lo, realiza-se o chamado Teste do Pezinho.

Em algum momento da vida, estima-se que 60% da população brasileira tenha nódulos na tireoide. Mas apenas 5% são cancerosos.

Na ocorrência do hipotireoidismo, o coração desacelera, há um mau funcionamento do intestino e pode comprometer o crescimento. Fatores como cansaço excessivo, diminuição da memória, dores articulares e musculares, aumento dos níveis de colesterol no sangue, sonolência e depressão são também sintomas de hipotireoidismo. No hipertireoidismo, os sintomas são contrários, com o coração acelerado, intestino solto, emagrecimento, a pessoa fica agitada, falante, sentindo-se com muita energia.

Disfunções na tireoide podem acontecer em qualquer etapa da vida, são de diagnóstico simples e podem ocorrer mesmo sem o bócio. Na fase adulta a tireoide chega a pesar até 25 gramas (Metabologia, 2016) .

2.1 Doenças da Tireoide

A Figura 1 mostra a região interior do pescoço onde encontram-se a glândula tireoide protegida pelo osso hioide, a cartilagem tireoide, mais conhecida como “Pomo de Adão”, assim como a cartilagem cricoide.

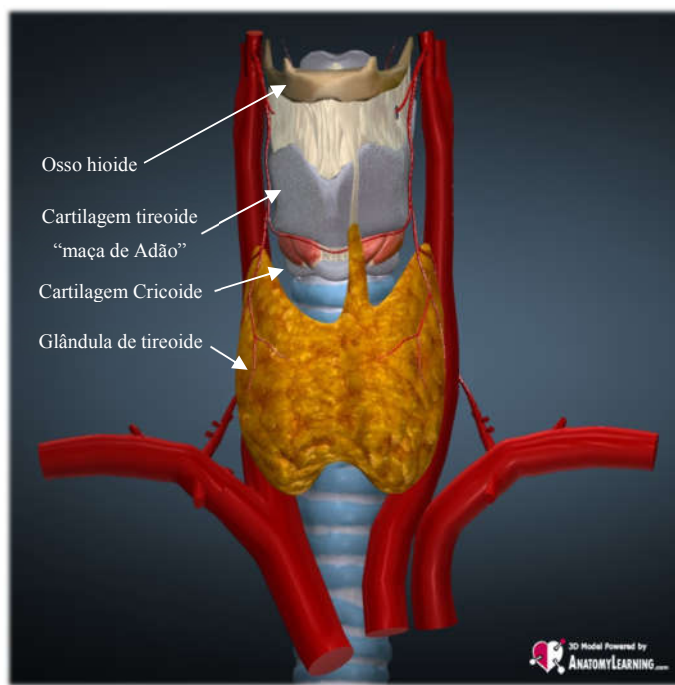


Figura 1 – Pescoço (área de interesse) (Learning, s.d.)

Dentro das células foliculares da glândula de tireoide são formados hormônios que são liberados na circulação sistêmica em resposta ao hormônio estimulante da tireoide (*Thyroid Stimulating Hormone* – TSH) (Smith *et al.*, 2002) (Lunardelli, 2007). A função da glândula tireoide é regular o metabolismo do corpo, produzindo proteínas e ajustando a sensibilidade corporal. Se concentrações de hormônios TSH estiverem elevadas (Figura 2), a dosagem dos Anticorpos para a Peroxidase da Tireoide (*Antibodies Thyroid Peroxidase* – Anti TPO), pode ser solicitada para confirmar uma tireoide autoimune (Carvalho *et al.*, 2013, p. 242).

Diferentes doenças relacionadas à deficiência de iodo estão relacionadas com a tireoide, tais como, bócio, hipotireoidismo, hipertireoidismo, tireoidites, além de nódulos, dos quais

alguns chegam a ser cancerígenos. Os principais tipos de câncer de tireoide são os diferenciados (papilar, folicular e célula Hürthle), assim como o medular e o anaplásico (Gonzáles, 2017).

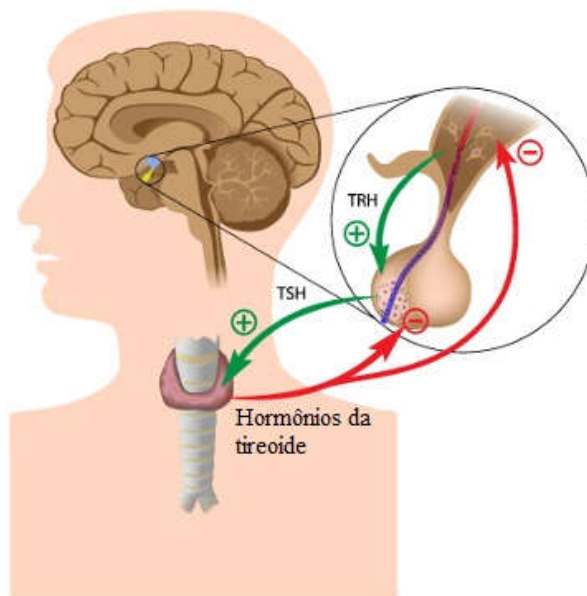


Figura 2 – Glândula de tireoide e o hormônio TSH (Santos, s.d.)

Na Figura 2 é mostrado que o Hormônio Liberador de Tireotropina (*Thyrotropin Releasing Hormone* – TRH) é secretado pelo hipotálamo, que ligado a um receptor de membrana estimula o TSH que através da corrente sanguínea chega à glândula tireoide estimulando a secreção de hormônio T3 (triiodotironina) e hormônio T4 (tiroxina) que possuem função de aumentar ou acelerar o metabolismo celular (Costanzo, 2014, p. 410).

O principal método de diagnóstico de problemas relacionados com a tireoide é a ultrassonografia, padrão ouro para esse tipo de diagnóstico. Estudos usando esse método de diagnóstico revelam uma prevalência na detecção de nódulos tireoidianos com uma sensibilidade de aproximadamente 95%, superior a outros métodos mais sofisticados, como Tomografia Computadorizada (TC), Ressonância Magnética (RM) e a Cintilografia da tireoide com iodo. US também é utilizada para procedimentos auxiliares a biópsias como na Punção Aspirativa com Agulha Fina (PAAF) dirigida, procedimentos terapêuticos (como aspiração de cistos, injeção de etanol, terapia a laser) e monitoramento do crescimento do nódulo (Carvalho *et al.*, 2013, p. 242).

Alguns dados relevantes do histórico do paciente assim como exames físicos, sugerem maiores riscos de malignidade do nódulo tireoidiano (Carvalho *et al.*, 2013, p. 241) detectado. Exemplo destes são: sexo masculino, idade < 20 anos ou > 70 anos, ter um histórico de exposição à radioterapia cervical na infância ou adolescência, ter sido diagnosticado

previamente com câncer de tireoide, ter sido tratado de tireoidectomia parcial, possuir um histórico familiar (parente de 1º grau) de câncer de tireoide, especialmente se mais de dois membros da família tenham sido afetados com casos de carcinoma diferenciado, nódulos com crescimento acelerado ou volumosos com sintomas compressivos, nódulos endurecidos, profundos e pouco móvel, associados a paralisia ipsilateral da corda vocal ou linfonodomegalia (aumento do tamanho dos linfonodos, também conhecidos como gânglios linfáticos) cervical, síndromes hereditárias como a Neoplasia Endócrina Múltipla Tipo 2, Síndrome de Cowden, Síndrome de Pendren, Síndrome de Werner, Complexo de Carney, Polipose Adenomatosa familiar e nódulo incidentalmente detectado por captação focal em pacientes oncológicos.

Dentre todos os tipos de nódulos, os grandes ou suspeitos encontrados na US deverão ser submetidos à PAAF, independentemente do histórico clínico. Já os nódulos pequenos e não suspeitos somente são investigados em indivíduos com alto risco clínico de malignidade (Carvalho *et al.*, 2013, p. 243). Apesar de toda eficiência da US, a necessidade da submissão ao PAAF, torna o diagnóstico invasivo, dessa forma é importante a busca por novas formas de diagnósticos, dentre essas, a termografia, que é o objetivo da linha de pesquisa a que esse trabalho faz parte.

2.2 Imagens térmicas

Dentre as pesquisas realizadas recentemente pelo departamento de computação da Universidade Federal Fluminense (UFF), mais diretamente ligada à área de concentração em computação visual, se encontra o uso de imagens termográficas para análise de regiões onde há possibilidade de ser observada, através das diferenças de temperatura, possíveis alterações em tecidos ou órgãos.

A termografia permite a exibição e o estudo da temperatura sem contato com o objeto a ser avaliado. Trata-se de um exame fisiológico e as imagens são adquiridas através de uma câmera capaz de medir simultaneamente a temperatura em diversos pontos, detectando a radiação infravermelha emitida por todos os objetos da cena (Borchardt *et al.*, 2013, p. 20).

Essa captura de ondas infravermelhas permite que qualquer paciente, não importa a idade, seja submetido ao exame, pois não possui contraindicações e pode ser realizada a quantidade de vezes que for necessário, servindo como um diagnóstico complementar a outras formas de exames.

Uma imagem infravermelha (*Infra Red* – IR), quando capturada e processada adequadamente pode ter sua radiação IR (aproximadamente 0,9µm a 14µm de comprimento de

onda), que não é detectável pelo olho humano, exibida como uma imagem visível que retrata a variação térmica ou padrão de calor de um determinado objeto em cena (Handbook, s.d., p. 1).

Um sistema de câmera IR é semelhante a um sistema de câmera digital, possui uma lente focal de IR e um detector Matriz de Plano Focal (*Focal Plane Array* – FPA), composto de materiais sensíveis a comprimentos de ondas IR, bem como partes eletrônicas e software para o processamento e exibição desses sinais e imagens. A resolução FPA é de 160x120 pixels a 1024x1024 pixels (Handbook, s.d., p. 1).

Todos os objetos acima do zero absoluto (-273.15°C) irradiam energia para o meio ambiente sob a forma de ondas eletromagnéticas. A quantidade de radiação emitida aumenta com a temperatura desses objetos. Essas ondas se movem em todas as direções e na velocidade da luz (Pidwirny, 2006). Este processo natural é conhecido como radiação térmica e não requer um meio intermediário para transmiti-lo. A intensidade da energia irradiada/emitida por um objeto varia de acordo com sua temperatura, distribuição dos comprimentos de onda da radiação, área e superfície. Um objeto ideal, chamado de corpo preto perfeito, nada reflete ou transmite. Ele absorve 100% da radiação nele incidente, o que o torna um absorvente perfeito.

A radiação IR emitida pela pele humana está na faixa de 2 a $20\mu\text{m}$ de comprimento de onda e com um pico médio de 9 a $10\mu\text{m}$. De acordo com a equação de Planck e a Lei de Wien, cerca de 90% dos seres humanos emitem dentro do intervalo de comprimento de onda de 6 a $14\mu\text{m}$ (Ng., 2009, p. 850), não existindo diferenças de emissividades relacionadas às cores de peles. Dessa forma é muito útil a utilização das imagens térmicas para estudos fisiológicos de elementos subjacentes que são associados a vários tipos de doenças, dores localizadas, doenças inflamatórias, síndromes complexas, medicina esportiva e forense, anestesiologia, doenças vasculares periféricas, diagnóstico de câncer de mama e outros.

Imagem térmica pode fornecer uma medida das mudanças de temperatura que podem ser clinicamente significativas em algumas situações ou aplicações. Com o uso correto da tecnologia e uma compreensão adequada das fisiologias, a imagem térmica pode ser uma ferramenta de diagnóstico na medicina (Ring & Ammer, 2012, p. 37). A equação de Pennes (Pennes, 1948) ou métodos de inteligência artificial podem ser usados para detectar uma possível causa interna de padrões térmicos. Nas áreas do corpo onde é esperado um padrão simétrico em relação ao plano sagital, variações de simetria em relação a esse plano, podem constituir um sinal de anormalidade.

O equipamento utilizado para obtenção das imagens IR, nesse trabalho, é a câmera de Visão Frontal Infravermelha (*Forward Looking Infra Red* – FLIR) SC620 mostrada na Figura 3, com sensibilidade térmica inferior a $0,04^{\circ}\text{C}$, permitindo adquirir cenas no intervalo de -40°C

a 500°C com comprimentos de ondas numa faixa espectral de 7,5 a 13 microns (Inc., s.d.). As imagens adquiridas por esse tipo de câmera possuem resolução de 640x480 pixels, e podem ser representadas em termogramas em tons de cinza, em paleta de cores ou em fusão com as frequências visíveis (Inc., s.d.).



Figura 3 – Câmera FLIR SC620

2.3 Termografia Infravermelha Dinâmica

A Termografia Infravermelha Dinâmica é um método para monitorar a resposta dinâmica da temperatura da pele após o estresse térmico (aplicado por resfriamento artificial) em um período de tempo.

Aplicações recentes da termografia em medicina, principalmente no diagnóstico de câncer de mama, indicam uma maior eficácia no uso da TID no exame térmico. No protocolo TID é feito uma série de aquisições dinâmicas das temperaturas, de modo que as imagens obtidas ficam menos dependentes de fatores ambientais, pois permite que se utilizem medições de temperaturas em um determinado período de tempo e assim melhor se avalie e estude resposta fisiológica dos tecidos do corpo à variação de temperatura. Uma vez que mudanças de temperatura ocorrem ao longo das capturas de imagens dos voluntários e essas imagens podem relacionar as informações fisiológicas e patofisiológicas, sendo assim, utilizar essa técnica deve permitir obter resultados mais significativos (Herman, 2013) (Gonzáles, 2017, p. 24).

CAPÍTULO 3 – REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Pesquisas relacionadas com a área de interesse desse trabalho são abordadas nesse capítulo, cujo objetivo é comentar trabalhos relacionados à aplicação da termografia infravermelha na avaliação de doenças tireoidianas e no registro de imagens.

3.1 Helmy *et al.*

Diagnósticos de nódulos tireoidiano usando termografia foram tratados em poucos trabalhos na literatura. Em Helmy *et al.* (2000) foi desenvolvido um modelo de glândulas tireoidianas usando a análise de elementos finitos. Este modelo visa determinar as resoluções adequadas para sensores térmicos a serem utilizados no exame de imagens térmicas. Em Helmy *et al.* (2008) é apresentada uma melhoria deste protótipo. Contudo em Rizkalla, Tilvury e Helmy (2015), um modelo de computador compara experimentos usando sensores infravermelhos. Este modelo de simulação incorpora três coeficientes de transferência de calor: condução, convecção e radiação. O componente de condução tem maior contribuição no modelo do que os outros dois coeficientes. O estudo compara o modelo gerado a partir de sensores de IR com dados de simulação. Tais sensores formaram um escâner IR que se move através do sistema servo mecânico, rastreando a distribuição de temperatura dentro e ao redor da glândula tireoidiana. Esses dados foram analisados e processados para produzir uma imagem térmica da glândula tireoide.

3.2 Gavriiloia *et al.*

Gavriiloia e colaboradores explicam os detalhes de um sistema usado para capturar imagens de infravermelho para estudar nódulos tireoidianos usando a equação de Pennes (Gavriiloia *et al.*, 2009-A).

Em Gavriiloia *et al.* (2009-B), as imagens infravermelhas são exploradas com o objetivo de encontrar assinaturas infravermelhas que podem ser usadas como descritores de tumores da tireoide. É considerado que as bordas do nódulo canceroso são irregulares e assimétricas. Usando o método ABCDE (com base em características como assimetria, borda, cor, diâmetro e evolução do contorno), eles indicam uma identificação de 89,3% do câncer de tireoide (após a cirurgia) (Gavriiloia *et al.*, 2009-B, p. 5).

A análise fractal é usada em Gavriiloia *et al.* (2010) para quantificar a irregularidade em tamanho e forma de assinaturas tumorais térmicas. Utilizaram características de auto similaridade e lacunaridade. A pesquisa foi focada na análise das irregularidades da assinatura

térmica correspondentes de diferentes distúrbios da tireoide. Consideram que um exame cuidadoso de uma borda de lesão revela dois tipos de irregularidades: textura e estrutura. Irregularidades de textura são as pequenas variações ao longo da borda, enquanto as irregularidades estruturais são identificações por protrusões globais, que podem sugerir excesso ou regressão das funções da tireoide. Aplicando um novo método de filtragem que foi introduzido por Huang *et al.* (1998) usando uma técnica chamada Decomposição do Modo Empírico (*Empirical Mode Decomposition* – EMD), e usando um método de filtragem melhorado para imagens térmicas, com base na EMD, Gavrilova *et al.*, (2015) analisaram dados não-lineares e não estacionários pela decomposição adaptativa em superfícies de modo intrínseco. Os resultados foram comparados com outros métodos de filtragem, e um método para a filtragem de imagens de IR visando o desenvolvimento de um esquema para reduzir o tempo de processamento de imagem térmica com preservação de borda.

3.3 Aweda *et al.*

Em Aweda *et al.* (2012), a termografia para o diagnóstico de disfunções tireoidianas foi apresentada como alternativa ao exame clínico. Foram estudados 37 pacientes com doenças tireoidianas confirmadas e 16 voluntários (grupo de controle). Os métodos citológicos foram utilizados para confirmar a doença da tireoide enquanto as imagens da temperatura da pele foram obtidas utilizando uma câmera de infravermelho operada em modo calibrado semiautomático. O termograma foi comparado com exames de ultrassons. A temperatura média e o desvio padrão de $36,63 \pm 0,56$ ° C foram obtidos para hipertireoidismo, $34,93 \pm 0,32$ ° C para hipotireoidismo e $35,76 \pm 0,49$ ° C para o grupo de controle, respectivamente. A variação média na temperatura da pele dos tumores malignos é de $37,63 \pm 0,29$ ° C e em tumores benignos é de $36,21 \pm 0,73$ ° C. Os resultados mostram que a termografia pode ser relevante e quando usada em combinação com outros exames, pode desempenhar um papel vital no diagnóstico de câncer de tireoide. Este estudo também confirma que o hipertireoidismo é mais frequente do que o hipotireoidismo, assim como que o sexo feminino está mais suscetível a doenças da tireoide do que o sexo masculino (Aweda *et al.*, 2012, p. 2030).

3.4 Vaz

Em Vaz (2014) foi proposta uma metodologia automática para classificar alguns distúrbios da tireoide como hipotireoidismo ou hipertireoidismo. Primeiro, as imagens de infravermelho do pescoço de pacientes com tireoide são tomadas usando câmera térmica, essas imagens são filtradas por mediana e processadas usando a equalização do histograma. Então, a

segmentação de imagens e extração de ROI foi feita usando a técnica de limiarização de Otsu modificado. Algumas características de textura foram calculadas a partir da Wavelet de Gabor. Características de texturas também foram computadas usando a Matriz de Coocorrência de Nível de Cinza como Contraste, Homogeneidade, Entropia e Energia. Finalmente, a classificação é realizada por um classificador de rede Multi Camadas Perceptron (*MultiLayers Perceptron* – MLP) (Vaz, 2014, p. 14321).

3.5 Mahajan & Madhe

Uma abordagem para detectar doenças da glândula tireoidiana usando termografia foi proposta por (Mahajan & Madhe, 2014). As imagens do pescoço dos pacientes são capturadas usando a câmera térmica FLIR E30. Essas imagens foram filtradas usando o filtro da mediana processadas pela equalização do histograma. A segmentação das imagens foi realizada usando a técnica de limiarização de Otsu para encontrar a região da tireoide. A partir da ROI, as características são calculadas. As características extraídas são: 1) a média e a variância da sub-banda de baixa frequência usando a transformada de Wavelet Haar, 2) o Coeficiente de Variação Local, 3) a diferença entre o número de pixels na área e a proporção da soma de pixels para o valor máximo de intensidade na mesma área, 4) a diferença de intensidade de escala múltipla normalizada (é definida como as diferenças entre os pares de pixels com as direções diagonais horizontal, vertical, diagonal e assimétrica) e 5) a área ocupada pela região de interesse. Finalmente, as imagens da tiroide são classificadas em hipotireoidismo, hipertireoidismo ou normal, usando um Classificador Bayesiano (Mahajan & Madhe, 2014).

3.6 Gonzáles

Em Gonzáles (2017) foram analisadas todas as formas de diagnósticos desses nódulos da tireoide. O uso de Termografia Infravermelha Dinâmica, para diagnosticar nódulos dos pacientes foi considerado, sendo apresentado um protocolo de captura para aquisição das imagens, um software para segmentação de nódulos (*ground truth*) e criado um sítio web contendo imagens capturadas entre outras informações pertinentes a pesquisa. Após a segmentação dos nódulos foi realizada uma marcação aleatória de 15 (quinze) pontos dentro de uma região demarcada como nódulo pelo especialista, 15 pontos fora dessa área demarcada, onde cada ponto marcado, equivale a uma janela 9x9, após, foi analisado a variação de emissividade de calor das diferentes imagens capturadas por paciente.

3.7 Lee & Mahmood

Lee & Mahmood (2017) propuseram um método adaptativo baseado em Programação Genética (*Genetic Programming* – GP) para remoção de valores anormais. Primeiro extraem as características através de Transformação de Características Invariantes a Escala (*Scale Invariant Features Transform* – SIFT) das imagens de referência que são detectadas e são associadas usando a distância euclidiana. A classificação das características de um conjunto de dados que se encaixam no modelo (*inliers*) e os pontos chaves instáveis que diferem dos demais valores (*outliers*) é feita em duas etapas. Na primeira etapa, os vetores de características são computados usando várias informações de distância e ângulo, as imagens detectadas e os descritores para os pontos chave são combinados usando uma medida de similaridade. Para remover os valores atípicos (descritores incorretamente associados), um classificador baseado em GP foi desenvolvido. O resultado do aprendizado é usado para classificar pontos *inliers* e *outliers*. Finalmente, o registro é feito usando os *inliers*.

3.8 Jung *et al.*

Para imagens sintéticas Jung *et al.* (2018) propuseram um novo procedimento de registro de imagem (nuvem de pontos) que reduz o risco do algoritmo Ponto Iterativo mais Próximo (*Iterative Closest Point* – ICP) original de ficar preso em um mínimo local. Para reduzir esse risco, é essencial alcançar o alinhamento inicial fino das imagens de alcance fornecidas. O procedimento proposto emprega um método de registro de imagem 2D. Executam o algoritmo de Consenso de Amostra Aleatória (*Randon Sample Consensus* – RANSAC) com ICP que seleciona conjuntos de dados de dezenas de milhares dos pontos. Usando RANSAC iterativamente o custo computacional do ICP é aumentado. O método de Jung *et al.* (2018) usa apenas dezenas de pontos. Portanto, o custo computacional do uso do RANSAC no método de Jung *et al.* (2018) é substancialmente inferior ao do ICP. O método usa RANSAC para resolver as correspondências corretas de forma rápida e precisa. Após a seleção dos pontos correspondentes corretos, uma matriz de transformação é calculada com a decomposição do valor singular e o método linear de mínimos quadrados. Essa transformação da matriz é o alinhamento inicial para o registro.

CAPÍTULO 4 – PRÉ-PROCESSAMENTO

As etapas que antecedem o principal objetivo dessa pesquisa influenciam no bom alinhamento das imagens capturadas dos voluntários participantes para estudo dos pontos anatômicos nos termogramas. Visam a obtenção correta das imagens no Hospital Universitário Antônio Pedro usando o protocolo predefinido, refinamento do protocolo de captura, extração das matrizes de temperatura das imagens térmicas, geração das imagens em escala de cinza no processo de normalização dessas imagens, segmentação das regiões de interesse usando limiarização e aplicação de métodos que permitem uma melhor extração da área de interesse. Tudo isso para atingir o objetivo principal que é seguir o mesmo ponto anatômico ao longo das imagens capturadas e propiciar uma correspondência adequada entre as posições das matrizes de temperatura. As principais etapas estão descritas na Figura 4.

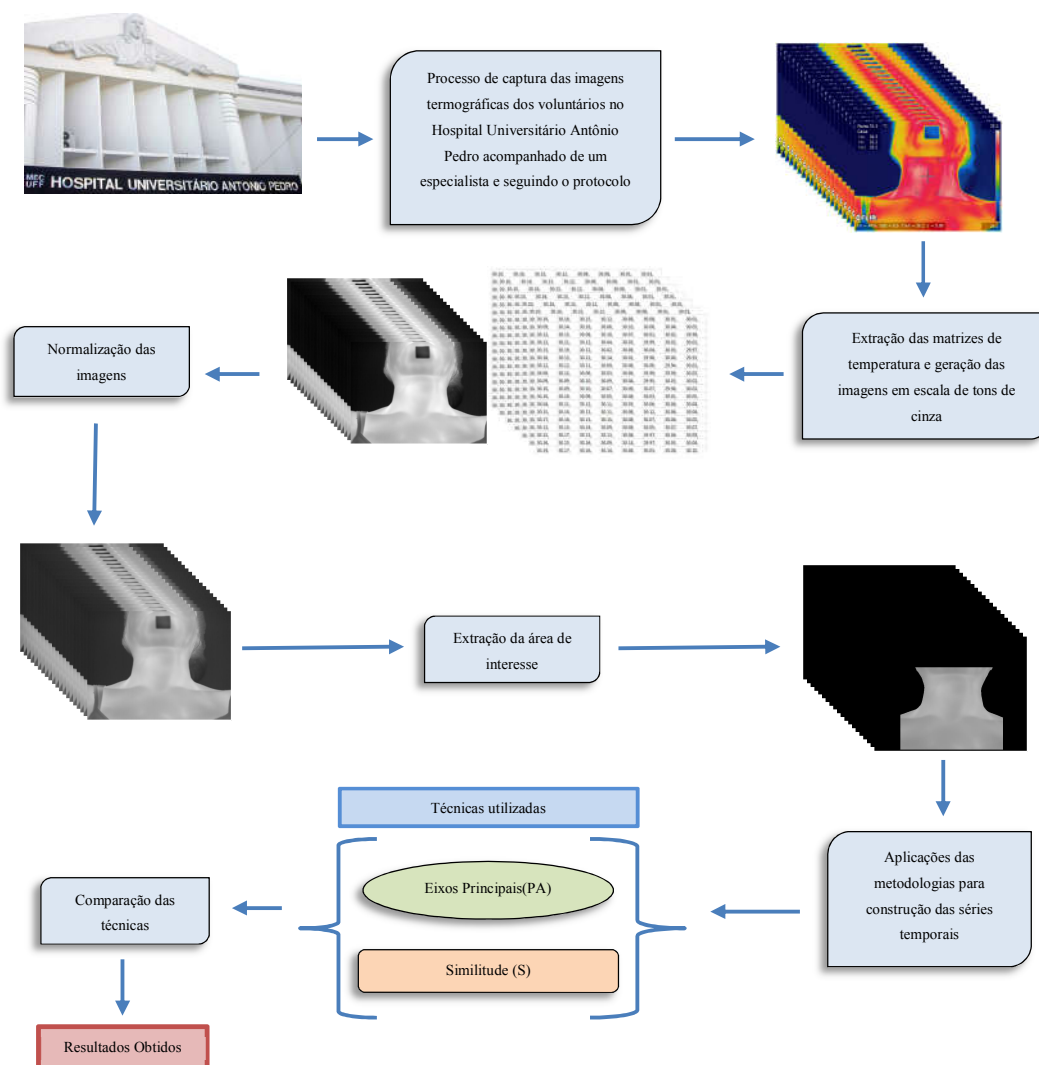


Figura 4 – Resumo da metodologia

4.1 Descrevendo o problema em estudo

Descreve-se nesta seção um exemplo ilustrativo do problema. Nas Figuras 5 e 6, considerando que o voluntário seja inicialmente equivalente a um copo com água em uma temperatura de 37° graus Celsius e o ambiente se encontra em uma temperatura de 28° Celsius, suponha que as temperaturas estarão sendo avaliadas através da captura da cena por uma câmera, tal que essa consegue mostrar quanto os pontos variaram.

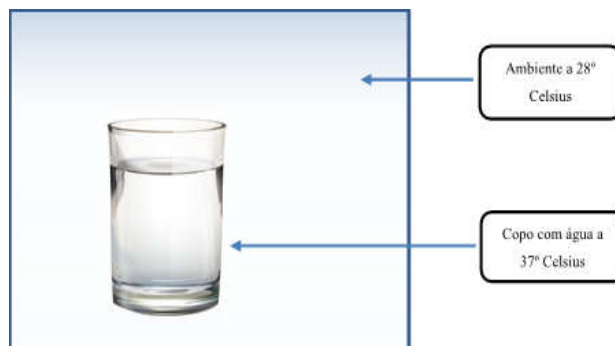


Figura 5 – Ilustrando o problema estudado

Inicia-se uma observação de 20 segundos e a cada segundo verifica-se como ficou um determinado ponto G (copo) e H (ambiente), então realiza-se hipoteticamente a seguinte anotação, $G = \{37; 36.9; 36.9; 36.8; 36.6; \dots 35\}$ e $H = \{28; 28; 28; 28; \dots 28\}$. Para facilitar como utilizar os dados destas séries, associa-se eles a sua ordem. Assim o primeiro será G_1, H_1 , o segundo G_2, H_2 e um de ordem J genérica será o elemento J de qualquer um dos pontos G_J, H_J .

Agora imagine que ao invés de ser medida a temperatura, ela será capturada por uma câmera, que mede o quanto cada ponto de uma cena que ela captura emite, e, por um sistema (hardware e software) transforma a informação em temperatura. Após realização das capturas será possível construir uma série de imagens capturadas através da câmera.

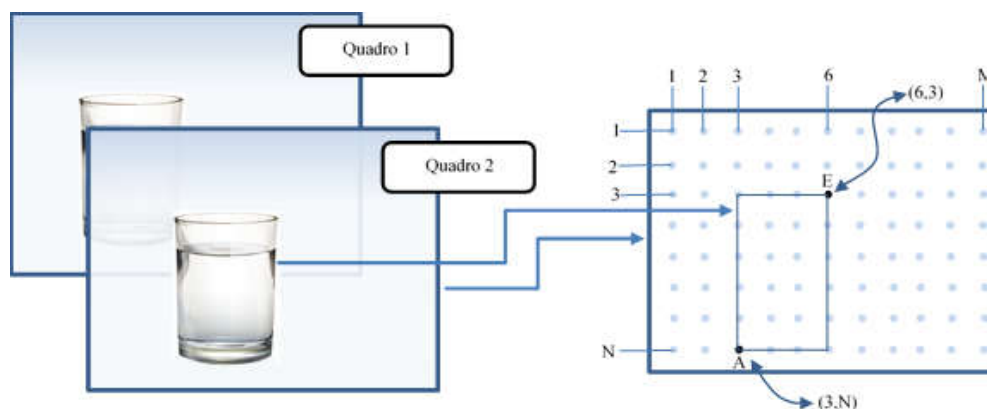


Figura 6 – Relação entre imagem e Termograma

Para cada ponto da temperatura da cena realiza-se a avaliação de temperatura do objeto correspondente. Assim em cada posição do *array* se tem um dado medido na câmera e que pode ser usado, mas se será associado ao copo ou ao ambiente, isso precisa ser definido. Para isso é “interessante usar os olhos”, pois eles podem ajudar numa melhor identificação. Pode-se associar os dados da câmera à tons de cinza e com eles “pintar” uma região, fazendo uma associação adequada.

Para associar os tons de cinza ao *array* capturado, primeiro busca-se o valor mínimo e o valor máximo armazenado no *array*, associa-se esse mínimo a cor preta (tom de cinza 0) e o valor máximo à cor branca (tom de cinza 255) e usando uma transformação linear obtém-se a proporção de cinza de qualquer outro ponto do quadro J , que passa a ser reconhecido pela sua posição no *array* capturado e agora também por um tom de cinza.

Daqui para frente será usada essa associação entre cada ponto capturado e o tom de cinza, porque nesse quadro visível será possível identificar se um ponto A ou E pertence ao objeto ou não.

Agora imagine que entre uma captura e outra o copo “mudou” de lugar. Como o objetivo é construir uma série que permita ver como que as informações variaram ao longo do tempo, por exemplo, com que rapidez o copo esfriou, o mesmo ponto do copo deve ser medido a cada tempo, ou em outras palavras é importante garantir que um determinado ponto do objeto continue possível de ser seguido na construção da sequência. Mais concretamente, o problema em estudo é como sempre obter o conteúdo de um ponto na captura de um objeto que pode ter se movido, os pontos A e E da Figura 6 por exemplo. E para que esse problema seja resolvido esta pesquisa propõe dois métodos, um que chamou-se de Eixo Principal (*Principal Axis* – PA) e o outro chamou-se de Similitude – S. Porém, antes serão explicadas todas as etapas que antecedem a solução do problema para se atingir o objetivo principal.

4.2 Protocolo de aquisição das imagens

O protocolo de aquisição de imagens IR define as etapas a serem realizadas para obtenção dessas, estabelece e norteia a padronização da captura.

A aquisição das imagens e seu uso para pesquisas foram aprovados pelo Comitê de Ética do Hospital Universitário Antônio Pedro (HUAP) e pelo Ministério da Saúde do Brasil, sob o número do Certificado de Apresentação para Apreciação Ética (CAAE) 57078516.8.0000.5243.

Os voluntários são convidados a assinar um Termo de Consentimento Livre e Esclarecido (TCLE). Ao assinar o TLCE ele concorda em participar do estudo sobre a

Avaliação da importância da termografia no auxílio à investigação de nódulos tireoidianos em pacientes acompanhados no HUAP-UFF.

Conforme descrito por Gonzáles (2017, p. 23), fatores individuais e ambientais podem afetar a aquisição das imagens e devem ser considerados. Os termogramas são sensíveis a mudanças na temperatura e a umidade e circulação de ar do ambiente. Cada captura deve seguir o mesmo procedimento de aquisição, que minimiza as variações intra e inter pacientes (Gonzáles *et al.*, 2017, p. 30). Devem ser pré-processados de forma adequada e poderá ser usado para a classificação de padrões por técnicas de aprendizado de máquina.

Baseado em estudos realizados por outros autores no desenvolvimento de métodos de captura de imagens (Brioschi *et al.*, 2000) (Gavriloaia *et al.*, 2009-B) (Mahajan & Madhe, 2014) (Samuels, 1972), sugere-se como aspectos relevantes: usar um local com temperatura controlada entre 20 a 25°C; iluminação que não produza interferências nas aquisições; que o voluntário esteja em equilíbrio térmico com o local antes do início da captura; uso do suporte para cabeça, reduzindo movimentos da mesma; afastar o cabelo com o prendedor de cabelo; e, usar touca descartável (Gonzáles, 2017, p. 30 a 31).

O voluntário é convidado a estar no ambiente de captura dez minutos antes de iniciar o exame, deve-se remover brincos, colares ou qualquer outro acessório que possa ser visto na imagem térmica (Gonzáles, 2017, p. 31). Após a verificação dos detalhes comentados, o voluntário deve permanecer sentado com a cabeça inclinada ligeiramente para trás enquanto captura-se as imagens, Figura 7.

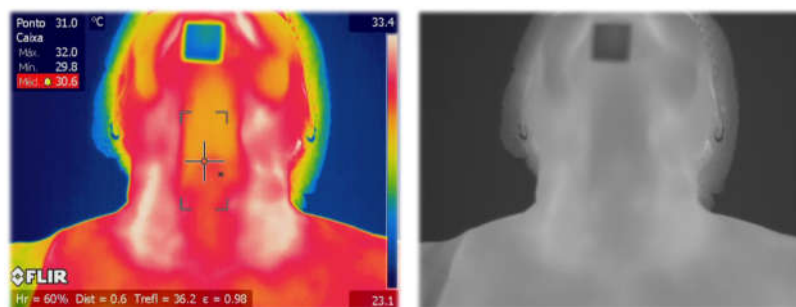


Figura 7 – Imagens usando paleta de cores e tons de cinza do voluntário 03/10/2016 – 01.

A distância da câmera ao voluntário deve ser de 0,5 a 0,6 metros. A umidade relativa do ar, a temperatura do ambiente e a temperatura corporal do voluntário é verificada por um termômetro e esses dados são inseridos como parâmetros na câmera (Gonzáles, 2017, p. 31).

Pelo menos 30 minutos antes do exame, os voluntários devem evitar: álcool, cafeína, exercícios físicos, nicotina e não devem usar creme, óleo ou produto químico na região do pescoço (Gonzáles, 2017). A temperatura ambiente deve ser mantida entre 20°C a 25°C, sem

portas e janelas abertas de modo a ter fluxo de ar direcionado aos voluntários durante aquisições e somente lâmpadas fluorescentes podem ser usadas na sala (Gonzáles, 2017, p. 31).

Quando todos os detalhes estiverem atendidos, liga-se um ventilador defronte a área de interesse do voluntário (pescoço), até que haja uma redução da temperatura média da pele para 31,5°C (Gonzáles, 2017, p. 31), então, suspende-se o fluxo de ar produzido pelo ventilador e uma aquisição começa a cada 15 segundos em um intervalo de 5 minutos, produzindo uma sequência de 20 imagens (Gonzáles, 2017).

A Figura 8 mostra na parte superior esquerda, informações sobre a temperatura média de dois voluntários, essas imagens foram as primeiras imagens capturadas pela câmera após o desligamento do ventilador. O tamanho da caixa de onde se obtêm essa temperatura média é configurada no software da câmera, sendo possível alterar seu tamanho, tanto em largura quanto em altura, alterando o tempo necessário para resfriamento, uma vez que a captura se inicia após atingir o nível de 31,5°C.

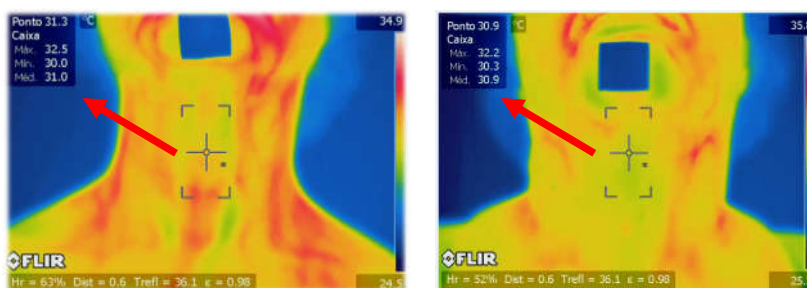


Figura 8 – Temperatura média obtida pelo uso da ferramenta caixa

4.2.1 Suporte para encosto da cabeça

Um aprimoramento deste trabalho em relação ao anterior nessa linha de pesquisa foi o suporte para cabeça desenvolvido, como mostrado nas Figuras 9 e 10, para fixação nas cadeiras de exames, cujo objetivo é melhorar a captura que é prejudicada com o movimento do pescoço dos voluntários.



Figura 9 – Detalhes da estrutura do suporte

O suporte foi construído com chapas de metal, possui regulagens nas laterais para que possa ser utilizado em mais de um tipo de cadeira, também possui regulagem para altura da cabeça, deixando o voluntário mais acomodado e com a cabeça melhor estabilizada.



Figura 10 – Suporte fixado em cadeira e em uso

Para mostrar as diferenças entre as imagens capturadas dos voluntários com e sem esse suporte, usou-se a função IMFUSE de um software proprietário da MathWorks, Inc. chamado MatLab R2017a (MathWorks, s.d.), criando assim uma imagem composta a partir de duas imagens A e B, tendo como saída uma versão fundida das imagens A e B, onde em *false color* (rosa e verde) as regiões de uniões e subtrações das imagens fundidas são exibidas.

Na Figura 11, mostra-se a sobreposição entre a primeira e a vigésima imagem de 4 voluntários escolhidos aleatoriamente antes do uso do suporte para cabeça, essas sobreposições entre imagens, permitem observar melhor os movimentos realizados. Os voluntários considerados foram 23/01/2017 – 01, 15/05/2017 – 02, 06/07/2017 – 04, 12/09/2017 – 01.

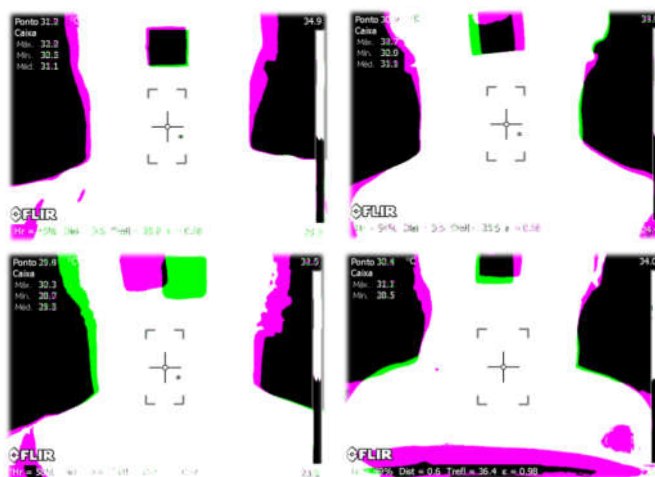


Figura 11 – Quatro voluntários não usando o encosto para pescoço

As sobreposições da Figura 12 são de voluntários usando o suporte para cabeça, esses voluntários também foram escolhidos aleatoriamente e correspondem aos 03/10/2017 – 01, 10/10/2017 – 01, 10/10/2017 – 02, 10/10/2017 – 03.

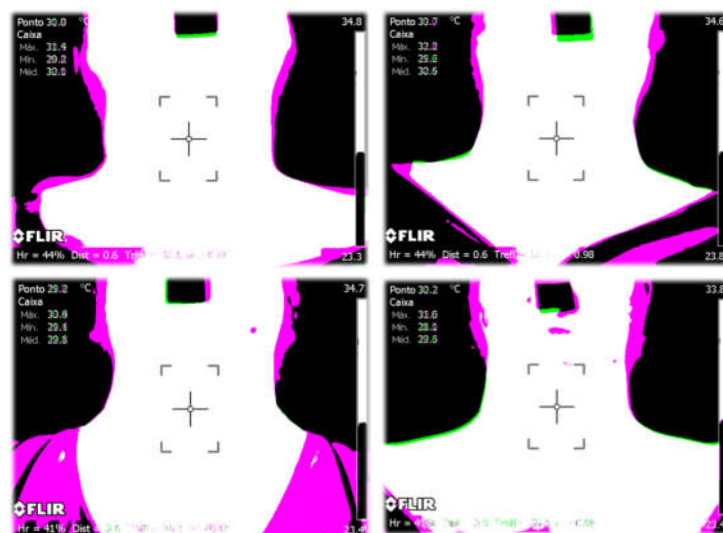


Figura 12 – Quatro voluntários usando o encosto para pescoço

Nos quadros da Figura 13, um mesmo voluntário 03/10/2017 – 01 é avaliado nas aquisições sem o suporte e em seguida nas aquisições com o suporte. Houve uma melhora significativa no alinhamento entre as imagens, para demonstrar os resultados das capturas, usou-se uma sobreposição entre a primeira e a vigésima imagem.

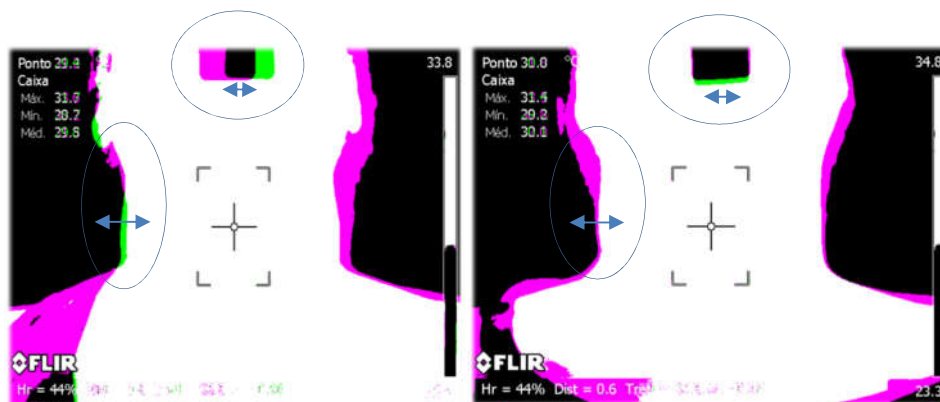


Figura 13 – Sobreposição de imagens

Percebe-se empiricamente comparando as Figuras 11, 12 e 13 os movimentos realizados pelos voluntários no momento das capturas, dessa forma, avalia-se os deslocamentos de uma imagem em relação a outra em um mesmo exame.

Para exibir essas diferenças de maneira mais perceptíveis, selecionou-se o voluntário 23/05/2017 – 02, na base de dados de tireoides, no intuito de encontrar as diferenças entre a primeira e a vigésima imagem. Na Figura 14, são exibidas as diferenças entre ambas, porém essas diferenças serão quantificadas sobre as imagens sobrepostas da ROI.

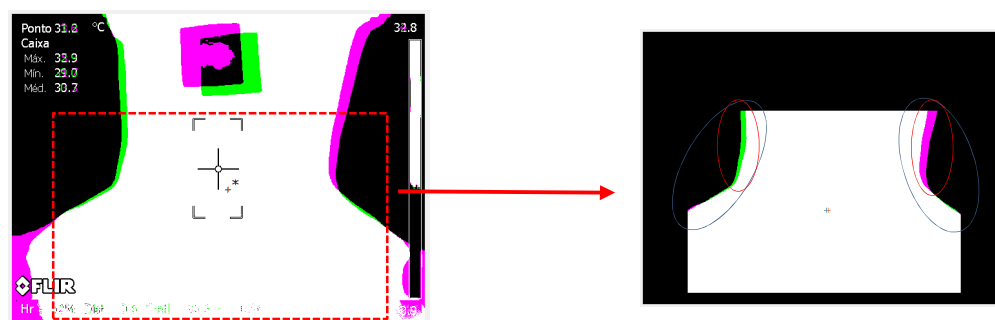


Figura 14 – Sobreposição de imagens do voluntário 23/05/2017 – 02

A média de pixels deslocados na lateral esquerda da ROI, mais especificamente dentro do círculo azul da imagem à direita da Figura 14, foi de 3 pixels num total de 0,24% de deslocamento entre a primeira e a vigésima imagem. Do outro lado da ROI nesta mesma imagem, na lateral direita, a média de pixels deslocados, também no círculo azul, foi de 11 pixels num total de 0,88%.

Selecionando uma área um pouco mais interna da ROI, onde se observa realmente os deslocamentos, essas diferenças se encontram selecionadas pelos círculos vermelhos, e tais deslocamentos na lateral esquerda foram de 5 pixels num total de 0,5% entre a primeira e a vigésima imagem. A média de pixels deslocados na lateral direita, também dentro do círculo vermelho foi de 15 pixels, num total de 1,5% de deslocamento entre as imagens analisadas conforme Tabela 01.

Tabela 1 – Deslocamentos entre a primeira e a vigésima imagem

Voluntário 23/05/2017 - 02	ROI		Círculo Azul		Círculo Vermelho	
	Primeira Imagem	Vigésima Imagem	Primeira Imagem	Vigésima Imagem	Primeira Imagem	Vigésima Imagem
Média das posições do eixo x - Lateral Esquerda	86	87	163	166	176	182
Média das posições do eixo x - Lateral Direita	323	327	493	504	484	499
Média da largura em pixels da ROI	237	240	331	339	308	318
Eixo y - Inicial	163	163	163	163	163	163
Eixo y - Final	464	464	320	320	262	262
Tamanho do Eixo y - ROI	301	301	157	157	99	99
Média de pixels deslocados da lateral esquerda			3		5	

Média de pixels deslocados da lateral direita	11	15
Taxa de porcentagem de deslocamento na lateral esquerda	0,24%	0,50%
Taxa de porcentagem de deslocamento na lateral direita	0,88%	1,50%

De certa forma, as imagens a serem usadas deverão passar por um processo de transformação, para que um determinado ponto de uma região seja o mais próximo possível ponto em outra imagem e correspondente em seus termogramas.

4.3 Extração das Matrizes de Temperatura

Após esse processo de captura de imagens térmicas realizadas no Hospital Universitário Antônio Pedro, acompanhado por um médico especialista da área, as imagens são descarregadas da câmera num formato de imagem *Joint Photographics Experts Group* (JPEG) radiométrico sem perda, e para manipulação dessas é necessário o uso do software proprietário da fabricante da câmera, como explicado por Gonzáles *et al.* (2017, p. 22), e o uso de um Kit de Desenvolvimento de Software (*Software Development Kit* – SDK) que foi utilizado por Borchardt *et al.*, (2013) no desenvolvimento da ferramenta ThermoCad, usada para transformar e armazenar em um formato *Comma Separated Values* (CSV), formato de arquivo de texto regulamentado por um *Request For Comments* (RFC-4180) (Inc., 2005). Desta forma a ferramenta ThermoCad extrai uma matriz de temperatura da imagem capturada pela câmera para cada aquisição em IR (Gonzáles *et al.*, 2017, p. 22). A Figura 15 mostra esse processo que a princípio será utilizado para normalizar as imagens em tons de cinza, usando a ferramenta de desenvolvimento do MatLab.

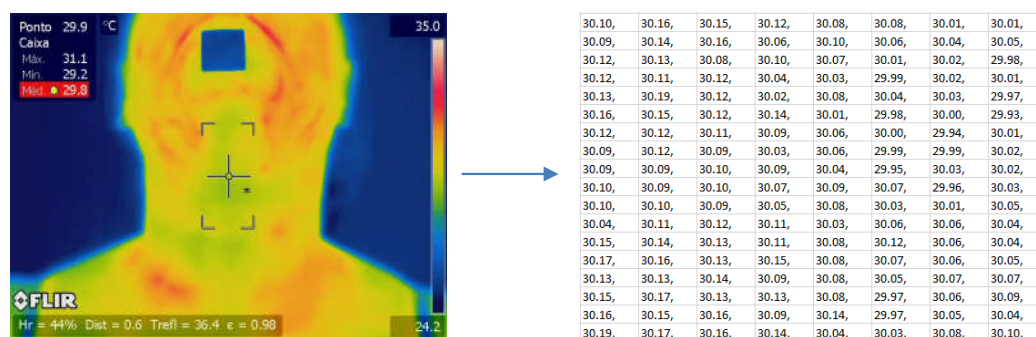


Figura 15 – Exemplo de extração da matriz de temperatura

Matriz de temperatura é o conjunto de temperaturas em graus Celsius capturados pela câmera térmica e apresentados em formato de texto, como descrito. Essa mesma matriz de

temperatura contém os valores de temperatura mapeados para cada pixel da imagem, sendo esses os valores essenciais a serem analisados ao longo dos termogramas.

4.4 Normalização das imagens extraídas

Os valores foram extraídos e armazenados em um arquivo CSV usando a ferramenta ThermoCad e estão dispostos em matrizes com valores em graus Celsius. É possível converter essas matrizes para imagens em níveis de cinza, garantindo imagens numa mesma escala e possibilitando comparação entre elas.

Para isso, foi realizada uma varredura em todos os arquivos CSV referente as imagens de todos os voluntários usando o algoritmo do Apêndice I, para encontrar a menor e a maior temperatura registradas nas capturas e dessa forma encontrou-se a menor temperatura de 21,29°C e a maior temperatura de 36,74°C.

Uma vez conhecidas as temperaturas mínima e máxima da base, optou-se por padronizar essas matrizes num limiar de $\min = 20^\circ\text{C}$ como temperatura mínima, $\max = 40^\circ\text{C}$ como temperatura máxima e $C_{\max} = 255$ como valor máximo do tom de cinza, usando a Equação (01):

$$P_J(x, y) = C_{\max} \cdot \frac{t_J(x, y) - \min}{\max - \min} \quad (01)$$

Onde a intensidade de cada pixel $P_J(x, y)$ na imagem J , para $J = 1, \dots, 20$, e $t_J(x, y)$ o valor da temperatura na posição xy da matriz de temperatura J , permite relacionar os valores de temperatura com os níveis de intensidade, ou inversamente como mostrado na Figura 16.

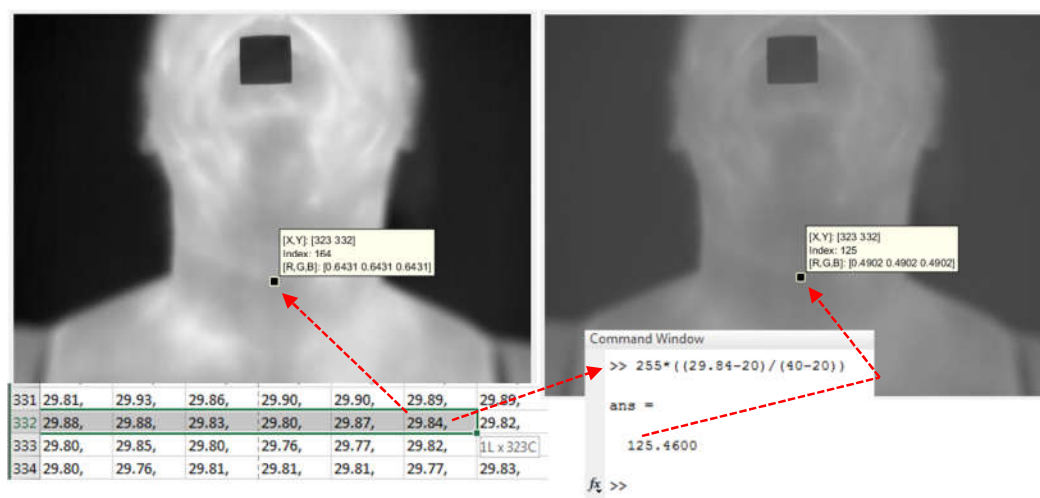


Figura 16 – Padronização da imagem

Tendo a base de dados padronizados dentro destes limites, a próxima etapa foi obter uma extração da Região de Interesse do pescoço, mas para isso, surgiu a necessidade de limiarizar as imagens para que a extração pudesse ser obtida.

4.5 Limiarização

A limiarização é um processo muito importante para segmentação de imagens, consiste na separação de regiões de uma imagem em duas classes (o objeto e o fundo). Nesse processo de limiarização ou binarização, tem-se em geral, objetos brancos (255), sobre um determinado fundo preto (0), formando assim a imagem com duas classes distintas (objeto/fundo). Quando os valores dos pixels do objeto e do fundo apresentam um histograma bimodal, a limiarização passa a ser um processo trivial.

Sendo $g(x, y)$ a imagem de saída, $f(x, y)$ a imagem de entrada e L o valor do limiar, a limiarização pode ser definida pela Equação (02):

$$g(x, y) = \begin{cases} \text{objeto se } f(x, y) > L \\ \text{fundo se } f(x, y) \leq L \end{cases} \quad (02)$$

A escolha de L , influenciará na boa qualidade da limiarização. Para definição deste valor L se optou por usar o método de Otsu.

4.5.1 Método de Otsu

O método de Otsu, leva o nome de seu inventor Nobuyuki Otsu (Otsu, 1979) e é um dos muitos algoritmos de binarização. Esse método de limiar faz a iteração de todos os valores de limiares possíveis no cálculo de medida de avaliação de cada um dos casos obtidos com o uso desse limite, ou seja, os pixels que caem em primeiro plano ou em segundo plano. O objetivo desse método é encontrar o valor limiar onde primeiro plano e do fundo tenha melhor separação possível.

Logo, para melhor transformação da imagem em preto/branco, considera a variância entre as classes, e a que proporcionar melhor separação entre as classes é a usada e atribuída no processo de binarização, gerando o resultado esperado.

Como exemplo a Figura 17 mostra o voluntário 17/10/2016 – 01, onde através do método de Otsu se obteve o valor de 0.4157, que multiplicado por 255 é igual a 106, sendo esse o valor em tons de cinza utilizado como valor de limite para a binarização da mesma.

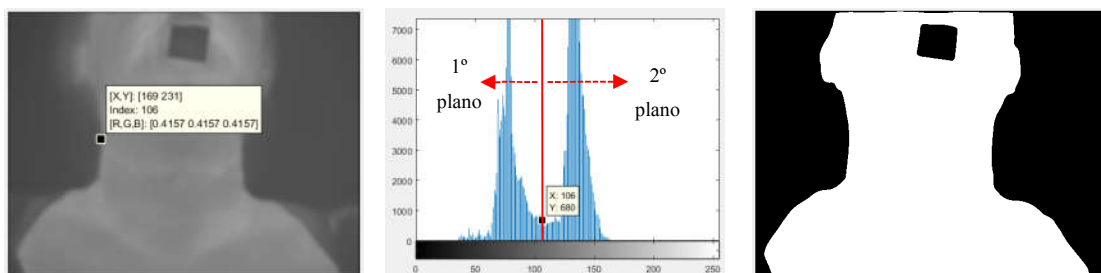


Figura 17 – Limiarização da primeira imagem do voluntário 17/10/2016 – 01

O processo de limiarização depende de fatores da imagem, sendo assim, não foi o mesmo para todos os voluntários. Os valores utilizados para extração da ROI encontram-se no Apêndice A e são mostrados no gráfico na Figura 18.

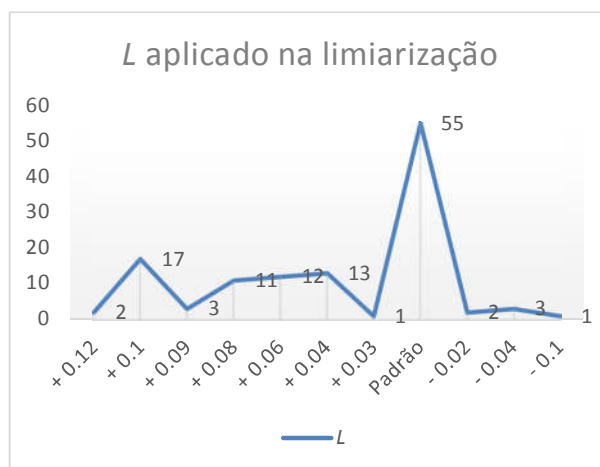


Figura 18 – Quantidade de imagens e valor do limiar L

Esses vários limiares eram previstos, pois o conteúdo em intensidade muda com a temperatura do pescoço, ou com a imagem.

4.6 Extração da ROI

O principal objetivo para construção da ROI foi justamente diferenciar o que é o corpo do voluntário daquilo que não é, deixando claro qual é o objeto da cena que terá rastreamento de seus pontos anatômicos no termograma correspondente a imagem.

Após a limiarização da imagem a ROI foi identificada usando um algoritmo automatizado, assim como em Gonzáles (2017), o desenvolvimento seguiu a premissa que empiricamente a região do pescoço é aquela que possui menor largura em relação ao restante da imagem. A imagem é percorrida em todas as linhas $y = 1, \dots, N$ de ambos os lados, afim de encontrar as larguras da silhueta do voluntário, que é determinada a partir da diferença d_i da

ordenada do pixel $a_i = (x_{a_i}, y_{a_i})$ da borda esquerda e o pixel $b_i = (x_{b_i}, y_{b_i})$ da borda direita (González, 2017). Um vetor $D(x)$ armazena essas diferenças e formalmente é definido na Equação (03).

$$D(x) = (d_i | d_i = y_{b_i} - y_{a_i}) \quad (03)$$

Por sua vez esse vetor $D(x)$ é ordenado de forma crescente e a partir de uma determinada quantidade q das menores larguras encontradas se determina a largura média do pescoço (LMP), usando a Equação (04).

$$LMP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^q D(x) \quad (04)$$

Como mostrado na Figura 19, durante testes observou-se que o tamanho da LMP não era suficiente para segmentar toda a região do pescoço, dessa forma a segmentação na parte superior ocorreu usando os valores da LMP mais um limite percentual definido, e na parte inferior do pescoço foi considerado a LMP até o limite máximo da figura. Para construção das laterais da ROI um segundo percentual foi ajustado a partir da LMP encontrada até os limites definidos na vertical. Levou-se em consideração a média da borda lateral esquerda (MBE) menos o segundo valor percentual estipulado, e a média da borda lateral direita (MBD) mais esse segundo valor percentual.

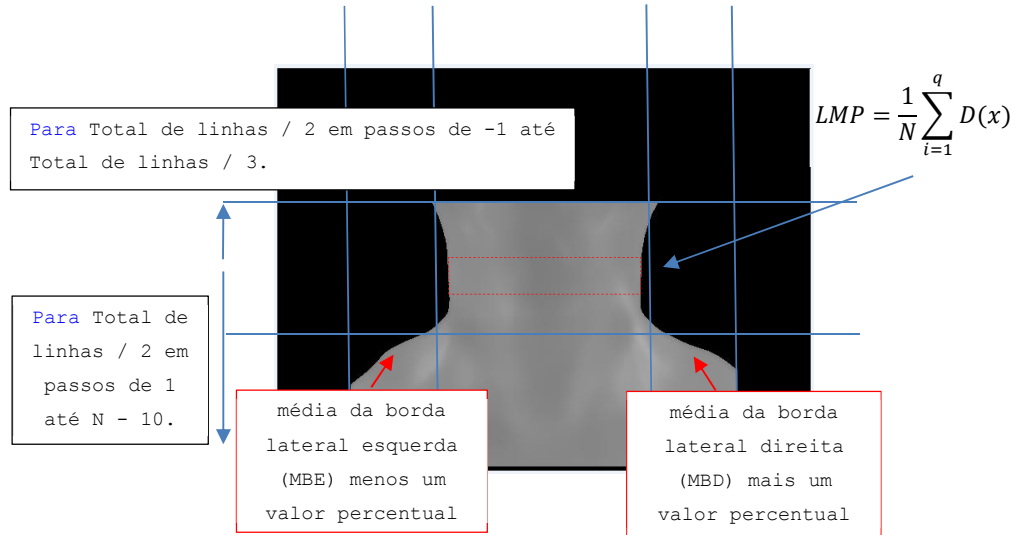


Figura 19 – Segmentação da ROI

A imagem segmentada nessa forma deu-se pelo fato de que apenas parte onde se encontra a tireoide é importante, tornando o objeto diferente do restante da imagem. As

premissas de altura e largura foram estabelecidas pelo especialista, pois como dito por ele, pode ocorrer crescimento de nódulos para os lados e para baixo adentrando à região do mediastino superior, caracterizado como bócio mergulhante. Essas situações descritas não são regras e sim exceções, mas devem ser esperadas em alguns exames. Para o especialista da área que acompanha as capturas de imagem, a ROI deve ser estendida nas partes laterais e inferior.

No protocolo de captura das imagens conforme gráfico na Figura 20, dos 120 voluntários, 39 deles tiveram suas vestimentas que cobrem o busto um dos itens que mais influenciaram as extrações, partindo dessa premissa tem-se necessidade do especialista que está acompanhando as capturas, orientar o voluntário a não deixar essa parte do corpo coberta.

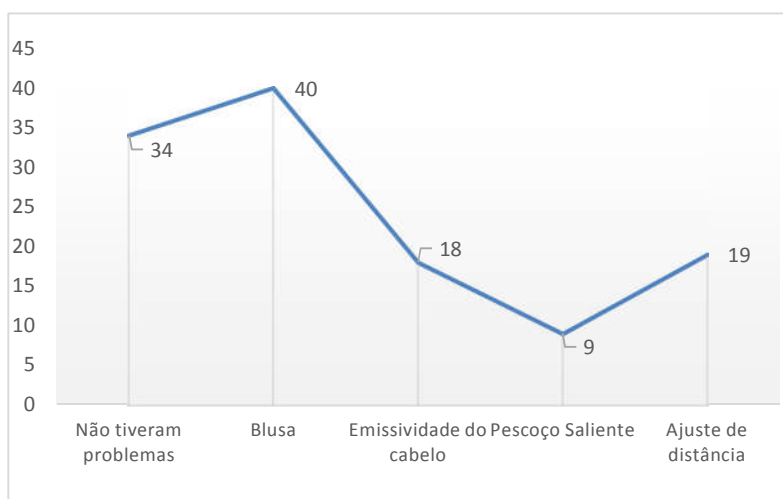


Figura 20 – Característica que influenciaram na extração da ROI

Esses itens devem ser levados em consideração, pois uma melhor orientação por parte do especialista, resultará em melhor extração, diminuindo ajustes finos necessários.

As imagens das regiões de interesse extraídas se encontram no sítio virtual do Visual Lab da UFF (<http://visual.ic.uff.br>), dentro do projeto de tireoides: (http://visual.ic.uff.br/thyroid/download_all.php?file_name=ROI) e o algoritmo de extração da ROI encontra-se no Apêndice I.

CAPÍTULO 5 – MÉTODOS DE REGISTRO

Para Zargochev & Goshtasby (2006), o registro de imagens é definido como um método computacional para determinar as correspondências entre os pontos de duas imagens de uma cena. O registro de imagens é usado para fundir informações complementares, estimar as diferenças geométricas ou de intensidade entre duas imagens. Um método de registro típico envolve definir uma série de pontos de controle correspondentes nas imagens, determinar uma função de transformação a partir destas correspondências e posteriormente usar a transformação calculada para fazer a correspondência entre todos os pontos nas imagens.

A maioria das técnicas de alinhamento desenvolvidas supõem que a intensidade luminosa das imagens que serão registradas é a mesma e alteram os valores dos pixels ao efetuar um processamento na imagem. Nos exames térmicos usando TID, como se trata de imagens que sofrem um resfriamento e posterior retornam ao equilíbrio térmico com o ambiente durante a captura que ocorre em intervalo de tempo determinado, a alteração dos pixels se dá por fator da emissividade do corpo e alterar esse valor para que ocorra um alinhamento não é admissível nesse trabalho para que seja possível correlacionar alterações da variação de temperatura com patologias.

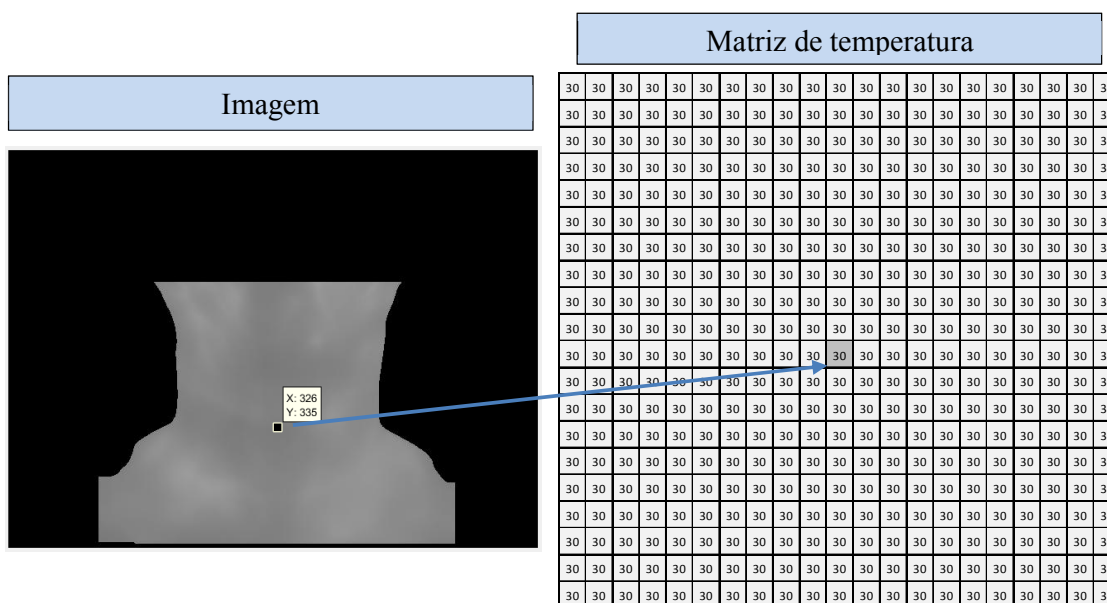


Figura 21 – Correspondências entre imagem e matriz de temperatura

É essencial que haja uma concordância de posição, orientação e escala espacial entre os pontos anatômicos da imagem em tons de cinza e da matriz de temperatura, mostrado na Figura 21, mas sem alterar ou haver qualquer ajuste de seu conteúdo intrínseco, no intuito de que o

ponto a ser seguido tenha sempre o seu conteúdo inalterado e este possa ser relacionado com a temperatura real medida e não usando algoritmos que se preocupam com uma aparência visual das imagens ou ainda as hipóteses de que a luminância das regiões alinhadas ou registradas sejam as mesmas. Nas TID as luminâncias estão sempre variando, pois foram forçadas a isso, por haver estresse térmico no voluntário desde o início e esse é o fundamento primordial da análise a ser feita. Sendo para alinhar e reposicionar essas estruturas, deve-se utilizar métodos que estabeleçam relações geométricas e correspondências de pontos sem modificar o conteúdo do ponto seguido.

Um fator que minimiza erros de alinhamento é o protocolo de aquisição de imagens, como descrito em outras seções nesse trabalho. Mas mesmo com um encosto de cabeça desenvolvido a fim de diminuir movimentos, não foi solucionado o problema, necessitando de técnicas de correspondência ou registro de imagens adequadas. Após estudos realizados pode-se afirmar que problemas de alinhamento entre imagens desta pesquisa são 2D. Assim a base do alinhamento pode ser entre as características das próprias imagens intra voluntários (imagens adquiridas de uma mesma pessoa) e monomodal (imagens obtidas por uma mesma modalidade) podendo ocorrer transformações classificadas como rígidas ou não rígidas.

As transformações classificadas como rígidas, não modificam a forma do objeto e são transformações geométricas de rotação e translação dos seus pontos. Essa transformação também é conhecida como isometria e possui três graus de liberdade, ângulo de rotação e as duas possíveis coordenadas da translação.

As transformações na maioria dos sistemas já disponíveis são feitas por otimização global dos conteúdos e por correspondências de pontos, onde o número de parâmetros é superior e mais complexo sendo usadas otimizações para descobrir uma função de transformação que determine melhor alinhamento entre as imagens (Zargochev & Goshtasby, 2006).

Nesta aplicação à tireoide, as transformações ocorrerão em todas as imagens capturadas do voluntário de modo que possam ser estudadas e seguidas as variações de temperatura ao longo de cada ponto da sua ROI.

5.1 Metodologias propostas

Rastrear a temperatura de um ponto anatômico do corpo do voluntário, em diferentes imagens térmicas da região de interesse, durante o exame para detecção de possíveis nódulos na tireoide é o problema a ser solucionado. Uma ideia seria aplicar uma metodologia para alinhamento de corpo rígido baseado na localização dos pontos das imagens a partir dos centroides e seus eixos principais de inércia, depois fazer as transformações entre imagens

usando técnicas de análise tensorial. Essa ideia é a primeira linha de metodologia que denominou-se de método por Eixo Principal (*Principal Axis* – PA).

Uma segunda linha de metodologia é usar as técnicas tradicionais de registro adequadas as peculiaridades das imagens térmicas, como por exemplo as intensidades luminosas estarem variando entre as imagens a serem registradas. Todas as etapas dos métodos de registros baseados em transformações de similaridades entre pontos encontrados dentro da ROI, mas que não alterem o conteúdo destes pontos podem ser utilizadas nessa segunda linha.

A partir dessas metodologias, considerou-se também simplificações em cada uma delas para então obter transformações entre as imagens e posteriormente comparar os resultados em termos de tempo e de alguma função de qualidade que sejam adequadas à análise dos fatores que contribuem para verificação das vantagens e desvantagens de cada metodologia.

5.2 Método PA

A física e mecânica dos sólidos estabelecem que todos os objetos sempre têm um sistema de eixos, denominado eixos principais, em relação aos quais todos os pontos desse objeto têm sempre a mesma orientação. Ou seja, existe para todos os objetos um sistema de coordenadas unicamente orientável. Referenciar os pontos da ROI em relação aos seus eixos principais é a ideia do método PA.

O peso ou a força devido à atração gravitacional da massa de um corpo é distribuído sobre o volume, mas pode ser considerado concentrado em um único ponto do corpo, chamado Centro de Massa, Baricentro, ou Centro de Gravidade (CG). Calcular os eixos principais (PA) de um objeto usa todos os seus pontos e não só seu contorno. Para se obter o centroide e os ângulos dos eixos principais o objeto deve ser considerado binarizado. Se o corpo puder ser considerado um objeto 2D, cada um dos seus pontos pode ser representado como $B(x, y) = 1$ (onde B é a função da distribuição da densidade do objeto em sua área). Quando este corpo for representado por um quadro capturado dele, como uma imagem binária, é possível considerar que eixos principais podem ser obtidos dos momentos de área de uma imagem binária que representa o objeto.

Por exemplo, a Figura 22 representa dois quadros de uma mesma imagem binária, cada um com o mesmo objeto retangular, onde os pontos $B(x, y) = 1$ correspondem ao objeto (pixels brancos) e $B(x, y) = 0$ o fundo (pixels pretos). Embora imagens vetoriais e objetos reais não apresentem diferença entre as propriedades do objeto nas duas situações, o mesmo não ocorre se essas propriedades forem calculadas através da aquisição de imagens reais por dispositivos *raster* de capturas como as câmeras térmicas, devido a problemas de alinhamento

das imagens discretas que ocorre no cálculo de propriedades como a área e as bordas (Conci *et al.*, 2008, pp. 71-73). Para que esses problemas iniciais não estejam presentes é importante que a resolução de captura seja maior que a frequência de Nyquist dos detalhes a serem usados, o que será uma hipótese básica inicial nos desenvolvimentos que seguem (Conci *et al.*, 2008, p. 233). Assim considerando uma amostragem ou discretização adequada dos objetos 2D capturados e que a captura seja feita de modo que o plano dos sensores de captura da câmera esteja paralelo ao plano do objeto, suas propriedades inerciais como áreas, centroides (CG), produtos e momentos de inércia podem ser obtidas através da teoria dos momentos geométricos de áreas como segue (Conci *et al.*, 2008, pp. 230-235).

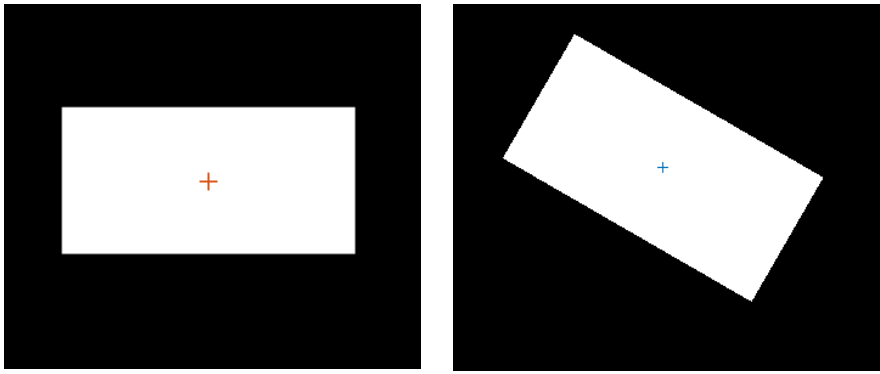


Figura 22 – Dois quadros com o mesmo objeto retangular em posição e rotação diferente.

Por definição, o cálculo de um momento genérico de área de um objeto binário discretizado em um *grid* ou malha de pixels $M \times N$ nas direções horizontais e verticais, de ordem $p + q$, é dado pela Equação (05).

$$m_{pq} = \sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^M B(x, y) (x)^p (y)^q \quad (05)$$

Sendo a ordem do momento o resultado da soma $p + q$, onde $p, q = 0, 1, 2 \dots$. A área do objeto corresponde ao cálculo do momento de ordem 0 (zero):

$$area = m_{00} = \sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^M B(x, y) \quad (06)$$

Quando os pontos de um corpo 2D são descritos por um conjunto de eixos que passam pelo CG, devido às suas características intrínsecas qualquer movimento de corpo rígido tem, as coordenadas insensíveis às transformações de translação, se forem descritos em relação a um sistema de eixos que passa pelo CG e se movimenta com o corpo. Ou em outras palavras, não

há como os movimentos do corpo afetarem a descrição da posição de cada um dos seus pontos em relação a um sistema de eixos que passa pelo CG.

Para calcular as coordenadas do centroide (CG) de um objeto em relação ao sistema de eixos inicial de sua aquisição ou ao quadro de captura, o momento de primeira ordem em cada quadro ou em relação a cada eixo de coordenadas inicial é calculado e depois dividido pela área (momento de ordem zero). As Equações (07a) e (07b) descrevem os chamados primeiros momentos de área que definem a posição do centroide nas duas direções de acordo com o eixo de coordenadas inicial quando divididas pela área:

$$m_{10} = \sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^M x(B(x,y)) \quad (07a)$$

$$m_{01} = \sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^M y(B(x,y)) \quad (07b)$$

Assim, tem-se que a posição do centroide nas duas direções será dada pelas Equações (08a) e (08b):

$$O_x = \frac{m_{10}}{m_{00}} \quad (08a)$$

$$O_y = \frac{m_{01}}{m_{00}} \quad (08b)$$

Considerando as coordenadas do centroide obtido, é possível encontrar os momentos geométricos da área do objeto em relação às coordenadas que passam pelo centroide. É possível calcular os momentos não mais em relação aos eixos xy originais, mas aos eixos $x'y'$ passando pelo CG, isto é, paralelos a xy , de modo à serem calculados em relação ao CG ou posição do centroide discretizado. A escolha desta mudança de referência é interessante porque, ao adotar esse novo sistema de coordenadas, a orientação da imagem torna-se invariante a translação do objeto. A Equação (09) descreve o cálculo dos momentos de ordem $p + q$ genéricos em torno do centroide.

$$(09)$$

$$\mu_{pq} = \sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^M B(x, y) (x - O_x)^p (y - O_y)^q$$

Embora na nomenclatura usual os momentos genéricos em torno do centroide possuem a simbologia μ_{pq} como indicado na Equação (09), para simplificar a notação neste texto daqui para frente será considerado que todos os momentos serão centrais e será usado para eles a mesma notação anterior, ou seja, $\mu_{pq} = m_{pq}$. Assim os momentos de segunda ordem m_{20} , m_{02} e m_{11} (também chamados de momento de inércia e produto de inércia), são descritos nas equações abaixo:

$$m_{20} = \sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^M (x - O_x)^2 B(x, y) \quad (10)$$

$$m_{02} = \sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^M (y - O_y)^2 B(x, y) \quad (11)$$

$$m_{11} = \sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^M (x - O_x)(y - O_y) B(x, y) \quad (12)$$

Embora seja possível ter um conjunto infinito de eixos ortogonais passando por um CG, existe apenas uma configuração angular onde há apenas momentos inerciais (m_{20} , m_{02}) e nenhum produto de inércia ($m_{11} = 0$). Esta configuração da direção axial dos eixos ortogonais é denominada eixos principais de inércia de um corpo (Conci *et al.*, 2008, p. 234). Além disso, essa descrição única do eixo ortogonal de um ponto do corpo é invariante para a rotação do objeto. Assim, a invariância do objeto na translação e rotação é obtida identificando a orientação dos eixos principais que passam pelo centroide do objeto. A orientação do sistema de coordenadas principal é definida pelo ângulo θ na Equação (13).

$$\theta = \frac{1}{2} \tan^{-1} \left(\frac{2m_{11}}{(m_{20} - m_{02})} \right) \quad (13)$$

Essa equação, no entanto, foi desenvolvida pela mecânica dos sólidos para proporcionar a orientação mínima e não com o propósito de situar os eixos ortogonais de forma precisa. Ela fornece o menor ângulo, para dar uma orientação de eixos ortogonais em relação a uma determinada referência. De modo que o ângulo obtido por ela pode ser positivo, negativo ou mesmo em relação a horizontal ou vertical de um sistema de eixos de referência. Mas com orientação adequada ela fornece uma forma de localizar os eixos principais do objeto.

Cada ponto da imagem do objeto binário, quando descrito em relação ao seu eixo principal, é invariante ao movimento de corpo rígido. Além disso, considerando a posição do centroide e o ângulo formado pelos eixos principais de inércia em relação ao mesmo sistema de coordenadas inicial, se estas coordenadas forem usadas para descrever todos os pontos do objeto para cada posição possível do mesmo a ser transformado por movimentos de corpo rígido, a descrição da transformação de um quadro para o outro em relação aos eixos iniciais do quadro, podem ser obtidas através do uso de matrizes de translação e rotação usuais na computação gráfica, onde é usado nessas, o ângulo definido pela Equação (13) em sentido oposto (Conci *et al.*, 2008, pp. 118-120).

Por exemplo, quando considera-se o eixo inicial xy dos dois objetos na Figura 22, por um sistema de coordenadas paralelo aos limites do quadro com origem no canto superior esquerdo, a transformação dos pontos referidos por um sistema de coordenadas que passa pelo centroide dos objetos na ordem 1 (1O_x , 1O_y) e 2 (2O_x , 2O_y) é dada pela Equação (14a) para a primeira imagem da Figura 22, enquanto que a combinação final já no centroide e rotacionado do ângulo θ na segunda imagem da Figura 22 é representado pela Equação (14b).

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & {}^1O_x \\ 0 & 1 & {}^1O_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} {}^1x \\ {}^1y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (14a)$$

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos {}^2\theta & -\sin {}^2\theta & {}^2O_x \\ \sin {}^2\theta & \cos {}^2\theta & {}^2O_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} {}^2x \\ {}^2y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (14b)$$

E no sentido inverso para se descrever um ponto em relação ao eixo original, para cada imagem de seu sistema passando pelo centroide, usam-se as equações (15a) e (15b) respectivamente.

$$\begin{bmatrix} {}^1x \\ {}^1y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -{}^1O_x \\ 0 & 1 & -{}^1O_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (15a)$$

$$\begin{bmatrix} {}^2x \\ {}^2y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos {}^2\theta & \sin {}^2\theta & -{}^2O_x \\ -\sin {}^2\theta & \cos {}^2\theta & -{}^2O_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (15b)$$

Neste caso especial, considera-se que o ângulo da primeira imagem é zero, ou seja, o eixo principal é paralelo ao eixo original (${}^1\theta = 0$). Depois de ter cada matriz de transformação correspondente ao eixo de coordenadas original, é possível determinar a transformação direta do quadro 1 para o quadro 2 mostrado na Figura 22 e vice-versa sem usar o sistema de coordenadas original:

$$\begin{bmatrix} {}^2x \\ {}^2y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta & {}^1O_x - {}^2O_x \\ -\sin \theta & \cos \theta & {}^1O_y - {}^2O_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} {}^1x \\ {}^1y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (16a)$$

$$\begin{bmatrix} {}^1x \\ {}^1y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos {}^2\theta & -\sin {}^2\theta & {}^2O_x - {}^1O_x \\ \sin {}^2\theta & \cos {}^2\theta & {}^2O_y - {}^1O_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} {}^2x \\ {}^2y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (16b)$$

Para essas imagens sintéticas é fácil mostrar que os processos de descrição da imagem de um eixo de coordenadas para outro não apresentam nenhum erro quando somente a rotação e a translação são apresentadas. No caso de objetos 3D indeformáveis reais alguma deformação além das de corpo rígido pode ocorrer por alguma alteração entre o paralelismo e entre os planos do objeto e de captura.

Em especial no caso das nossas aquisições feitas em voluntários (seres humanos), não objetos rígidos, podem ter alguma forma de deformação, além de apenas movimentos de corpo rígido. Mas esse cálculo em relação aos eixos principais pode ser considerado como um primeiro passo para uma melhor identificação dos pontos, eliminando os maiores movimentos mesmo quando uma deformação é apresentada. Neste caso, uma nova matriz de transformação deve ser gerada para o eixo de coordenadas, considerando tal deformação. Essas deformações adicionais, dependendo da forma do objeto, podem ser avaliadas sem esforço, considerando as

coordenadas de quatro bordas retangulares (retângulo ajustado (Conci *et al.*, 2008, p. 236)) limitantes, conforme ilustrado na Figura 23.

O passo inicial é separar a região de interesse do fundo da imagem. Essa segmentação é muito útil porque as características geométricas da imagem são calculadas a partir do contorno da ROI. Em objetos reais as propriedades inerciais do mesmo são calculadas por integrais e elementos infinitesimais de áreas e não discretizado como nas equações de (05) a (12), onde a intensidade de cada pixel corresponde à função de densidade de massa para o caso do cálculo das inércias. Em um objeto binário discreto, a função de densidade é constante e igual a 1.

O segundo passo do método consiste em medir até onde ter-se-ia uma hipótese de apenas deslocamento de corpo rígido entre as duas imagens. Para isso, verifica-se o quanto as regiões brancas dos dois quadros estão em correspondência. Essa região tem sua quantização representada pela interseção dos pixels correspondentes aos dois conjuntos ou as duas imagens.

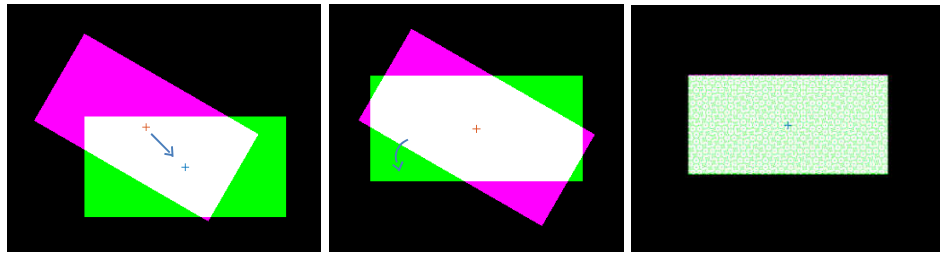


Figura 23 – Sobreposição de dois objetos, sem e com deformação mínima.

Neste processo de correspondência, o centroide da primeira imagem (${}^1O_x, {}^1O_y$) deve corresponder ao centroide da segunda imagem (${}^2O_x, {}^2O_y$), como mostrado na Figura 23 e Equação (17).

$$({}^1O_x, {}^1O_y) \equiv ({}^2O_x, {}^2O_y) \quad (17)$$

O que é obtido ao se aplicar uma transformação de translação de corpo rígido no segundo quadro da Figura 23, igual a diferença entre suas posições do centroide em relação ao mesmo sistema de coordenadas inicial, ou seja, conforme Equação (18).

$$| ({}^1O_x, {}^1O_y) - ({}^2O_x, {}^2O_y) | \quad (18)$$

Que devem ser igualadas nas orientações de seus eixos principais e estarão combinadas quando aplicada uma matriz de rotação com o ângulo de inclinação, igual à diferença dos dois

eixos principais das imagens calculadas anteriormente. A Equação (19) mostra o ângulo a ser aplicado na segunda imagem para deixar os eixos principais com mesma orientação:

$$\theta = ({}^1\theta - {}^2\theta) \quad (19)$$

Em outras palavras, esse ângulo da Equação (19) deverá ser usado como θ na Equação (16) para fazer a transformação entre os eixos. A diferença dos pontos é então avaliada. Se a área produzida por essa diferença entre as imagens alinhadas após esses movimentos de corpo rígido for zero, então haverá uma correspondência perfeita entre elas, ou seja, transformando o eixo de coordenadas para terem mesmo centroide e aplicando uma matriz de rotação com o ângulo de inclinação dos eixos principais calculados anteriormente (como observado na Figura 23). Então, esse processo de correspondência será perfeito porque não há deformação no objeto entre os quadros.

Neste caso, o processo de correspondência entre as imagens termina, pois pode ser calculado usando a correspondência dos eixos de coordenadas, usando o centroide e o ângulo entre a imagem de referência (imagem a esquerda da Figura 23) e a imagem sensível (imagem central da Figura 23). O ponto a ser mapeado terá uma correspondência biunívoca perfeita entre as coordenadas nos dois sistemas axiais das duas imagens usando as transformações das equações (16a) e (16b).

Quando tal correspondência não é perfeita, como pode ser o caso, quando as ROIs não apresentam a mesma sobreposição de bordas ou a mesma área retangular, ou houver áreas em verde ou em magenta na sobreposição entre as ROIs quando usado a função IMFUSE do MatLab, outra transformação deve ser encontrada, aplicando um mapeamento bi linear do objeto para outro, mas o novo eixo de coordenadas pode ser visto como uma aproximação inicial das coordenadas do ponto.

O método PA, propõe solução para o problema de construir uma serie temporal de um mesmo ponto ao longo de um exame, identificando todos os pontos do objeto em relação aos seus eixos principais. Para isso, o primeiro passo é identificar os eixos principais do objeto a ser estudado pelas séries temporais. De modo que referir cada ponto de um objeto em relação as coordenadas dos eixos principais do objeto, faz com que essa coordenada não se altere com qualquer movimento de corpo rígido do objeto.

5.2.1 Exemplo simplificado

No método PA inicialmente deve-se transformar os tons de cinza da ROI em apenas 2 tons, preto e branco. Preto ou 0 (zero) será associado ao fundo em todos os quadros e em particular em um quadro J qualquer e branco ou 1 (um) será associado ao objeto, de modo que a imagem passa a ser como na Figura 24, exemplificado pelo copo no Capítulo 4 desse documento, mas que será considerado, em algumas etapas só com os contornos para simplificar o exemplo de como achar suas coordenadas.

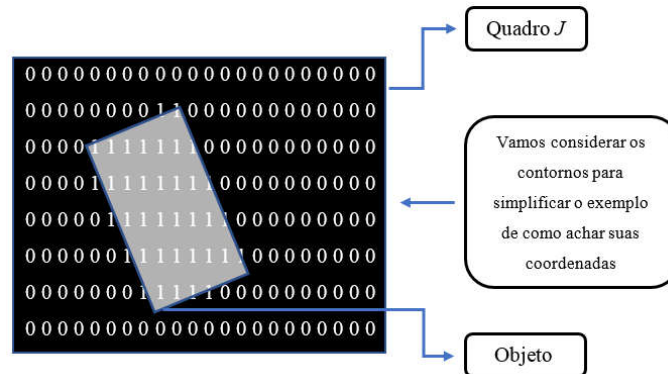


Figura 24 – Simplificação do objeto em PA

A solução proposta pelo método PA é encontrar os eixos principais do objeto e referir todos os seus pontos em relação a eles (os eixos), mostrado na Figura 25 (esses terão sempre a mesma coordenada em qualquer posição do objeto).

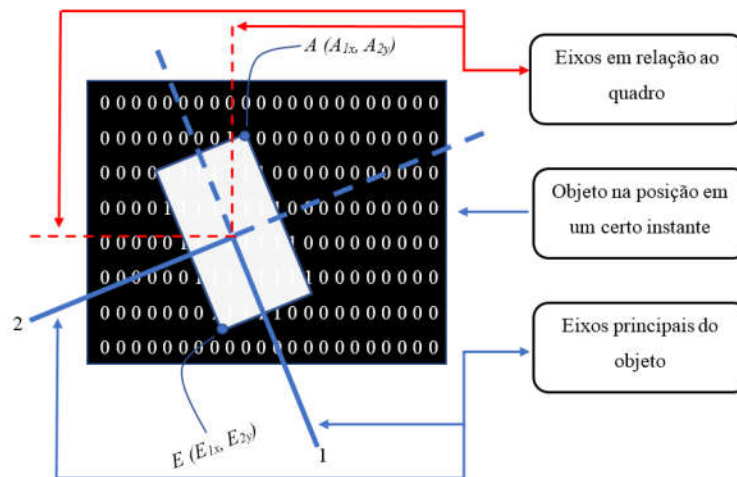


Figura 25 – Eixos principais do método PA

Em qualquer posição as coordenadas dos pontos quando referidas aos eixos principais não se alteram, conforme Figura 25 e Figura 26. Onde tendo o retângulo base B e largura H esses devem ser respectivamente $A = (-B/2, -H/2)$ e $E = (B/2, H/2)$. Mas é claro que em cada

quadro o centroide e o ângulo dos eixos principais devem ser usados para obter as coordenadas destes pontos em relação ao sistema de eixos de captura dos quadros. Supondo que sejam $O_x = 0$, $O_y = 50$, com ângulo de 30 graus ou $\pi/6$ radianos na Figura 25 e $O_x = 45$, $O_y = 43$ com ângulo de -45 graus ou $-\pi/4$ na Figura 26. Esses valores devem ser usados para se referir os pontos A e E de cada quadro em relação aos eixos horizontais e verticais de captura da câmera.

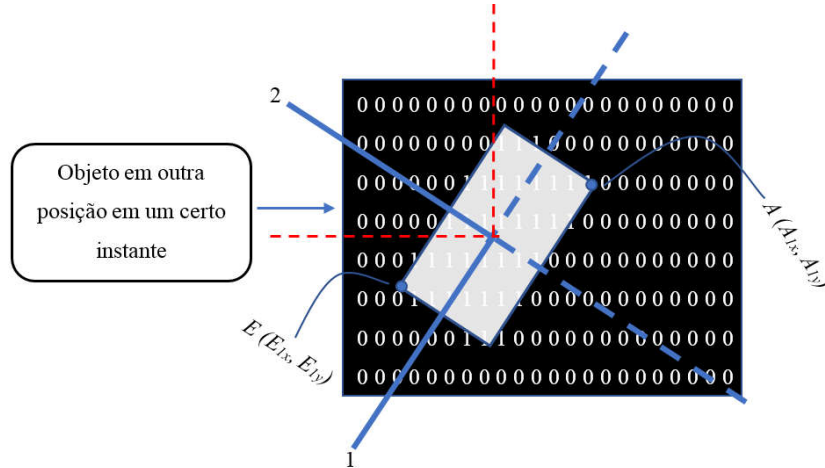


Figura 26 – Eixos principais de um determinado objeto

Assim para demonstrar como usar o método PA, serão considerados 3 posições como as 1, 2 e J da Figura 27. Também serão considerados 3 pontos do objeto que é representado em posições diferentes em cada um destes quadros: O, F e G. Repare que esses 3 pontos têm sempre as mesmas coordenadas em relação aos eixos principais de cada quadro; $O = (0, 0)$, $F = (10, 0)$ e $G = (0, 10)$. As posições do centroide do objeto em cada quadro e seus ângulos estão indicadas nesta figura pelos valores de ${}^1O_{xy}$, ${}^2O_{xy}$ e ${}^JO_{xy}$, os ângulos dos eixos principais por ${}^1\theta$, ${}^2\theta$ e ${}^J\theta$.

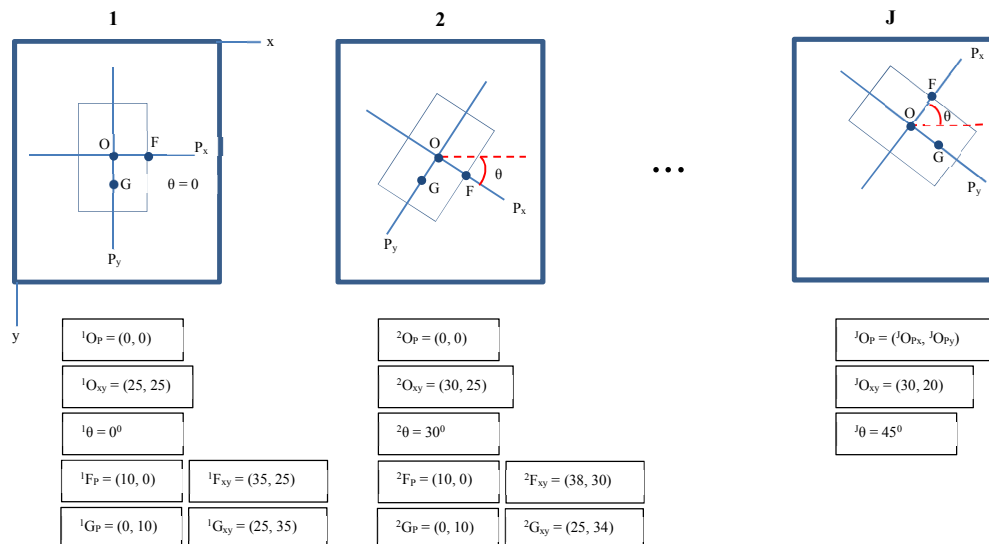


Figura 27 – Referenciando pontos pelo método PA

Para descrever os pontos das referências JP (eixos em relação ao método PA) para os sistemas de coordenadas da captura Jxy (eixos em relação a captura da câmera) usam-se respectivamente as seguintes equações.

$$\text{Rotação do } {}^J\theta \rightarrow \begin{bmatrix} {}^Jx' \\ {}^Jy' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos {}^J\theta & -\text{sen } {}^J\theta & 0 \\ \text{sen } {}^J\theta & \cos {}^J\theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} {}^Jx \\ {}^Jy \\ 1 \end{bmatrix} \quad (20)$$

$$\text{Depois aplica-se a translação} \rightarrow \begin{bmatrix} {}^Jx_x \\ {}^Jy_y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & {}^JO_{Px} \\ 0 & 1 & {}^JO_{Py} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} {}^Jx' \\ {}^Jy' \\ 1 \end{bmatrix} \quad (21)$$

Onde ${}^JO_{Px}$ e ${}^JO_{Py}$ são as coordenadas do centroide da configuração J em relação ao sistema Jxy . O ângulo ${}^J\theta$ do JP da configuração J em relação ao eixo Jx . Assim conhecidos os pontos ${}^JO_x, {}^JO_y$ e o ângulo ${}^J\theta$ de qualquer eixo principal de um objeto discretizado pela câmera e por ter todos os seus pontos representados no *array* de captura, far-se-á para as configurações 1 e 2 da Figura 27. Onde as matrizes seriam:

$$\begin{bmatrix} {}^1x_x \\ {}^1y_y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 25 \\ 0 & 1 & 25 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos 0^\circ & -\text{sen } 0^\circ & 0 \\ \text{sen } 0^\circ & \cos 0^\circ & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} {}^1x \\ {}^1y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (22)$$

A Equação (22), transforma pontos do 1P para os eixos 1xy onde tem seus valores de $I(x,y)$ usados para obter as séries temporais.

Já a Equação (23), transforma os pontos do 2P em pontos referenciados aos eixos 2xy que podem ser usadas diretamente para montar as séries temporais.

$$\begin{bmatrix} {}^2x_x \\ {}^2y_y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 30 \\ 0 & 1 & 25 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos 30^\circ & -\text{sen } 30^\circ & 0 \\ \text{sen } 30^\circ & \cos 30^\circ & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} {}^2x \\ {}^2y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (23)$$

E assim sucessivamente de modo que para a configuração JP as matrizes seriam conforme Equação (24).

$$\begin{bmatrix} Jx_x \\ Jy_y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 30 \\ 0 & 1 & 20 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos(-45^\circ) & -\sin(-45^\circ) & 0 \\ \sin(-45^\circ) & \cos(-45^\circ) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Jx \\ Jy \\ 1 \end{bmatrix} \quad (24)$$

Ou, como pela definição de seno, $\sin -\theta = -\sin \theta$, e pela definição de cosseno, $\cos -\theta = \cos \theta$, tem-se Equação (25):

$$\begin{bmatrix} Jx_x \\ Jy_y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 30 \\ 0 & 1 & 20 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos 45^\circ & \sin 45^\circ & 0 \\ -\sin 45^\circ & \cos 45^\circ & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Jx \\ Jy \\ 1 \end{bmatrix} \quad (25)$$

Usando estas matrizes para fazer a séries dos pontos F e G por exemplo têm-se:

$$O = \{^1I(25,25); ^2I(30,25), \dots ^JI(30,20)\} \text{ e } F = \{^1I(35,25); ^2I(38,30), \dots ^JI(int(^Fx_x, ^Fy_y))\}$$

Onde $int(^Fx_x, ^Fy_y)$ indica que depois do cálculo da coordenada do ponto (10,0) em relação aos eixos xy de captura, os valores reais obtidos devem ser transformados para os inteiros mais próximos, já que na forma digital do *array* capturado, apenas endereços ou entradas inteiras fazem sentido.

Todos os demais pontos relevantes do objeto podem ter desta forma suas séries temporais formadas pelo método PA.

$$G = \{^1I(25,35); ^2I(25,34), \dots ^JI(int(^Gx_x, ^Gy_y))\}.$$

5.2.2 Aplicação do método PA na ROI

Para visualização do método descrito na subtítulo 5.2.1 na ROI e ver como o método se aplica ao problema, serão usadas as regiões de interesse dos pescoços dos voluntários. Será feita uma abordagem sobre os deslocamentos ocorridos com os eixos P_{xy} da ROI, assim como os eixos xy da imagem capturada pela câmera.

A Figura 28, mostra a ROI do Voluntário 09/05/2017 – 04. Para usar o método PA, a imagem será visualizada em apenas dois tons (preto e branco). Sendo assim a Figura 28 destaca a primeira imagem do voluntário com o centroide (CG) encontrado pelas equações (08a) e (08b) e marcado com um sinal de cruz. Descobre-se o ângulo dos eixos principais pela Equação (13).

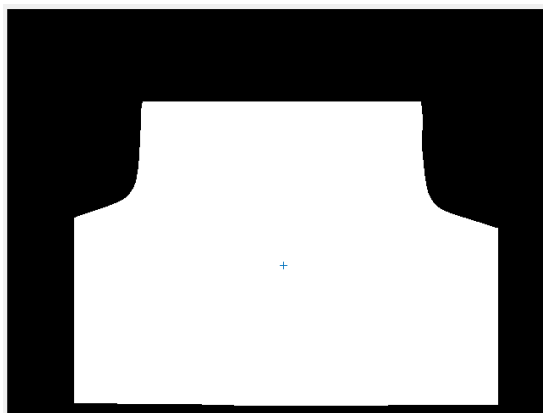


Figura 28 – ROI binarizada do voluntário 09/05/2017 – 04

Após usar as equações (08a), (08b) e (13) em todas as imagens capturadas desse voluntário, encontrou-se 20 centroides e 20 ângulos θ . Na Tabela 2 são mostradas as coordenadas xy dos centroides encontrados, assim como seus ângulos em graus e radianos. Com esses valores serão encontradas as matrizes de transformação (rotação e translação) para cada imagem (equações 20 e 21), que serão aplicadas aos valores dos pontos referidos no eixo P_{xy} para obter as coordenadas em relação aos eixos xy . Conhecido os centroides e o ângulo θ da ROI discretizada pela câmera a mesma pode ter todo o conteúdo de seus pontos em tons de cinza ou em temperatura obtidos por correspondência no *array* de captura.

Tabela 2 – Centroides dos eixos principais e seus ângulos

Imagem	Eixos e valores angulares			
	x	y	<i>Graus</i>	<i>Radianos</i>
1	327	303	2,12706327083624	0,0371242574743323
2	326	302	2,28187878391499	0,0398262979107207
3	326	302	2,81050400727730	0,0490525485674835
4	326	302	2,64420930660500	0,0461501585121335
5	325	303	2,43912116635820	0,0425706952080349
6	325	302	2,99046263023907	0,0521934190555215
7	325	302	3,16420126628170	0,0552257302923894
8	325	302	3,23841907619739	0,0565210754390375
9	325	302	2,96767788739512	0,0517957502736743
10	325	302	3,08587534422766	0,0538586850628861
11	325	302	3,36874435300773	0,0587956806179510
12	324	302	3,29392726456276	0,0574898760878305
13	324	302	3,13954693555216	0,0547954310462834
14	324	301	3,36462257996712	0,0587237421073725
15	324	302	3,22058325486408	0,0562097816319738
16	324	302	3,81279235764929	0,0665457803358572
17	324	302	3,81881920931104	0,0666509687408842
18	323	301	4,21871209351780	0,0736304162255885
19	323	301	4,18220964572992	0,0729933283266527
20	323	301	4,10212264256430	0,0715955464333574

As matrizes de transformação, compostas pela rotação dos eixos principais e translação do centroide relacionadas às 20 imagens, que são utilizadas para seguir os pontos escolhidos para formar as séries temporais usam os dados da Tabela 2.

A Tabela 3 mostra a primeira etapa que corresponde a matriz de rotação, conforme Equação (20) do voluntário 09/05/2017 – 04.

Tabela 3 – Matrizes de transformação do voluntário 09/05/2017 – 04

1	2	3	4
0.9991 -0.0421 0	0.9990 -0.0437 0	0.9988 -0.0493 0	0.9987 -0.0500 0
0.0421 0.9991 0	0.0437 0.9990 0	0.0493 0.9988 0	0.0500 0.9987 0
0 0 1.0000	0 0 1.0000	0 0 1.0000	0 0 1.0000
5	6	7	8
0.9987 -0.0506 0	0.9984 -0.0569 0	0.9983 -0.0576 0	0.9982 -0.0607 0
0.0506 0.9987 0	0.0569 0.9984 0	0.0576 0.9983 0	0.0607 0.9982 0
0 0 1.0000	0 0 1.0000	0 0 1.0000	0 0 1.0000
9	10	11	12
0.9984 -0.0569 0	0.9982 -0.0603 0	0.9980 -0.0631 0	0.9979 -0.0645 0
0.0569 0.9984 0	0.0603 0.9982 0	0.0631 0.9980 0	0.0645 0.9979 0
0 0 1.0000	0 0 1.0000	0 0 1.0000	0 0 1.0000
13	14	15	16
0.9980 -0.0639 0	0.9977 -0.0680 0	0.9978 -0.0660 0	0.9973 -0.0729 0
0.0639 0.9980 0	0.0680 0.9977 0	0.0660 0.9978 0	0.0729 0.9973 0
0 0 1.0000	0 0 1.0000	0 0 1.0000	0 0 1.0000
17	18	19	20
0.9973 -0.0737 0	0.9967 -0.0816 0	0.9967 -0.0811 0	0.9966 -0.0828 0
0.0737 0.9973 0	0.0816 0.9967 0	0.0811 0.9967 0	0.0828 0.9966 0
0 0 1.0000	0 0 1.0000	0 0 1.0000	0 0 1.0000

Aplicando essas matrizes sobre os valores dos centroides encontrados têm-se a segunda etapa que corresponde a matriz final do voluntário 09/05/2017 – 04, conforme Equação (21).

Como as imagens não possuem os mesmos tamanhos e áreas, apenas formatos parecidos, os centroides se encontram em pixels diferentes em relação ao eixo xy . Ao seguir os valores dos centroides do voluntário 09/05/2017 – 04, obteve-se os valores mostrados na Tabela 4, em tons de cinza, assim como os valores da série temporal em temperatura.

Tabela 4 – Série temporal do centroide

Cinza	Temperatura
139	30,91
150	31,69
154	32,04
158	32,35
163	32,73

165	32,91
167	33,04
167	33,12
169	33,30
171	33,38
172	33,46
171	33,44
174	33,63
176	33,76
177	33,86
177	33,88
178	33,88
177	33,89
178	33,97
177	33,91

A Figura 29 mostra as séries discretizadas em tons de cinza e em temperatura referente a Tabela 4.

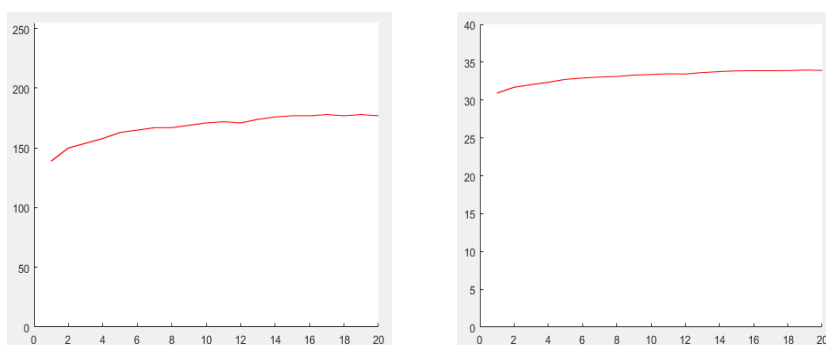


Figura 29 – Séries em tons de cinza e temperatura de um centroide

A Figura 30 mostra os deslocamentos do centroide em relação ao eixo xy , conforme Tabela 2. Esses valores de centroides em relação a xy , passam a ter os valores $P_{xy}(0,0)$ no método do PA e a busca por um determinado ponto dentro dessa imagem será a partir desse novo referencial inicial do eixo de coordenadas P_{xy} . Observe que nesse caso, o deslocamento máximo foi de 4 pixel na horizontal (0,625% da largura da imagem) e 2 pixels na vertical (0,416% da altura da imagem).

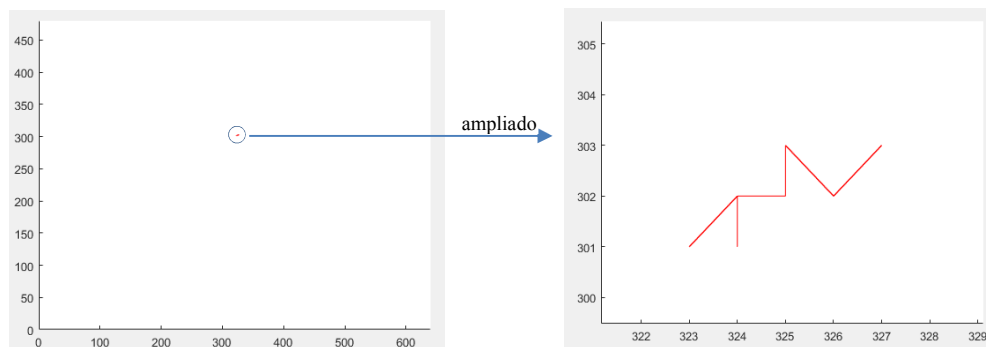


Figura 30 – Deslocamentos do centroide do voluntário 09/05/2017 – 04

Será seguido agora um outro ponto dentro da ROI. A Figura 31 mostra novamente a imagem binarizada do mesmo voluntário. Se o pixel a ser seguido se encontrar em $P_{xy}(-70, +70)$. Para esse ponto é necessário considerar a posição do centroide e os ângulos dos eixos principais da Tabela 2.

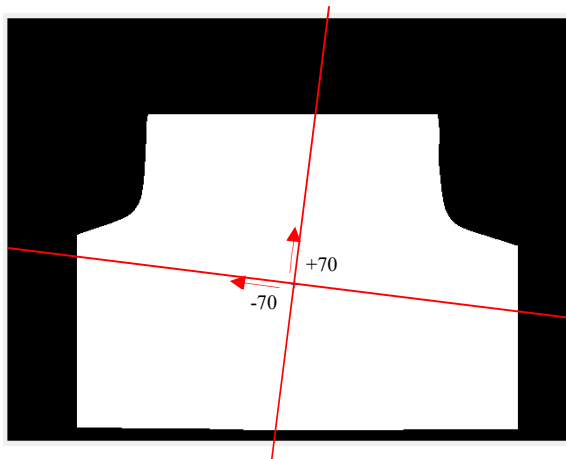


Figura 31 – ROI e informações sobre o ponto do voluntário 09/05/2017 – 04

Usando o ponto $P_{xy}(-70, +70)$ e multiplicando-o pelas matrizes de rotação (conforme Equação (20)) da Tabela 3 e em seguida considerando as coordenadas dos centroides da Tabela 2 (conforme Equação (21)). Dessa forma encontram-se as novas coordenadas dos pontos referentes nos eixos xy , mostradas na Tabela 5.

Tabela 5 – Ponto seguido $P_{xy}(-70, +70)$

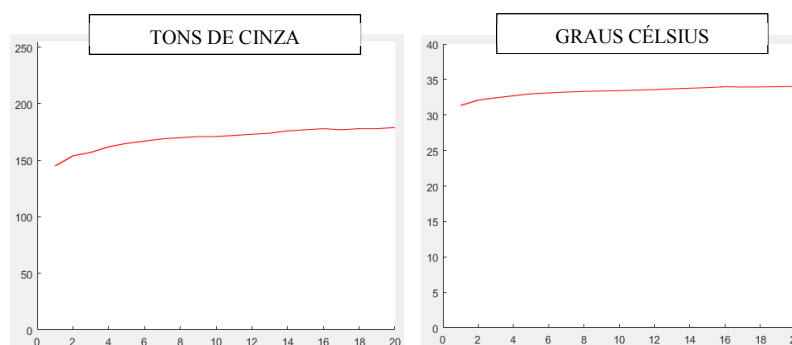
Imagem	Centroide e novas coordenadas do ponto			
	O_x	O_y	x	y
1	327	303	257	233
2	326	302	253	235
3	326	302	253	235
4	326	302	253	236
5	325	303	252	237
6	325	302	252	236
7	325	302	251	236
8	325	302	251	236
9	325	302	251	236
10	325	302	251	236
11	325	302	251	236
12	324	302	250	237
13	324	302	250	237
14	324	301	250	236
15	324	302	249	237
16	324	302	250	237
17	324	302	249	237
18	323	301	248	236
19	323	301	248	237
20	323	301	248	237

Na Tabela 6 são mostrados os valores da série discretizada em tons de cinza, assim como a série de temperatura relacionada a esse ponto seguido pelo método PA.

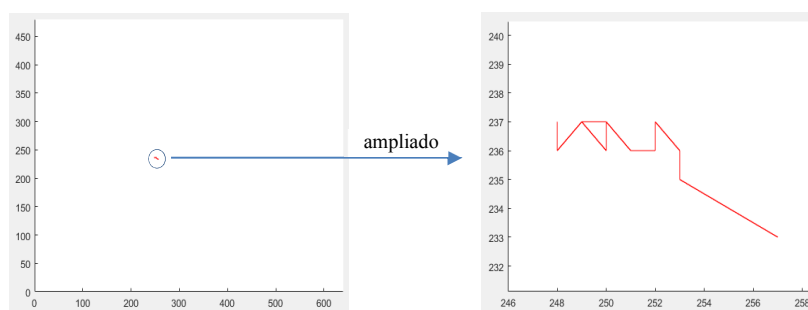
Tabela 6 – Valores das séries do ponto P_{xy} (-70, +70)

Cinza	Temperatura
145	31,34
154	32,10
157	32,43
162	32,72
165	32,99
167	33,12
169	33,24
170	33,33
171	33,39
171	33,44
172	33,52
173	33,58
174	33,69
176	33,78
177	33,86
178	33,99
177	33,94
178	33,96
178	33,99
179	34,03

A Figura 32 mostra os gráficos das séries encontradas a partir dos valores obtidos na Tabela 6.

**Figura 32 – Séries do ponto seguido do voluntário 09/05/2017 – 04**

Os valores do ponto seguido em relação a xy dados na Tabela 5, são usados para gerar o gráfico de deslocamentos desse ponto mostrado na Figura 33. Observa-se que o total de deslocamentos em P_x foi uma média de 4 pixels na horizontal (0,625% da largura da imagem) e de 4 pixels na vertical em P_y . (0,833% da altura da imagem).

**Figura 33 – Deslocamentos do ponto seguido do voluntário 09/05/2017 – 04**

Uma vez encontrada as matrizes de transformação de cada imagem capturada do voluntário, aplica-se a mesma sobre os pontos a serem seguidos para todos os demais pontos, como exemplificado nos pontos $P_{xy}(0,0)$ e $P_{xy}(-70,+70)$.

Durante as capturas efetuadas nessa dissertação (cerca de $50 \times 20 = 1000$ capturas) e de todas as imagens disponíveis no banco de imagens (2400 imagens), empiricamente verificou-se que a média angular encontrada não ultrapassa 10° . Quanto mais longe do centroide mais deslocamentos angulares ocorrem com os pontos a serem seguidos. Neste caso como a tireoide se encontra bem próxima do centroide das imagens capturadas, faz sentido aplicar uma simplificação do método, onde apenas o centroide será considerado.

5.3 Simplificação do método PA

A transformação que ocorrerá neste método é apenas uma transformação de corpo rígido, mais especificamente de translação, aqui não serão consideradas as rotações obtidas pelos θ encontrados em relação aos eixos principais.

Considerando os deslocamentos dos centroides para as ROI adquiridas dos voluntários participantes dessa pesquisa, nesse método simplificado serão aplicadas apenas as translações entre os centroides, desconsiderando os valores angulares encontrados nos momentos de inércia das figuras relacionadas. O valor a ser seguido terá seu valor multiplicado apenas em relação a Equação (21). Isso evita toda a etapa de multiplicação de matrizes de rotação pelos pontos a serem seguidos, eliminando também todas as etapas relacionadas a obtenção desses ângulos θ referentes as equações de (10) a (13).

Para mostrar os resultados encontrados por esse método, será usado o voluntário 09/05/2017-04 e seguido o mesmo ponto $P_{xy}(-70,+70)$. Ao executar o método encontram-se as coordenadas dos centroides e aplicam-se as translações dos centroides a todos os pontos da ROI.

Em referência ao ponto $P_{xy}(-70,+70)$ por esse método, suas coordenadas nos eixos xy são mostrados na Tabela 7.

Tabela 7 – Deslocamentos do ponto $P_{xy}(-70,+70)$

Imagem	Eixos			
	Ox	Oy	x	y
1	327	303	257	373
2	326	302	257	373
3	326	302	257	372
4	326	302	256	372
5	325	303	256	372
6	325	302	256	372
7	325	302	256	372
8	325	302	256	372
9	325	302	255	372

10	325	302	256	372
11	325	302	255	372
12	324	302	255	371
13	324	302	255	372
14	324	301	255	372
15	324	302	255	371
16	324	302	255	372
17	324	302	255	372
18	323	301	254	372
19	323	301	254	372
20	323	301	254	372

Como esse processo considera apenas o eixo que passa pelos centroides, será aplicado um deslocamento a partir dos centroides encontrados para cada imagem do voluntário. Sendo assim, todos os pontos da Tabela 7 deslocaram exatamente $P_x = -70$ e $P_y = +70$ em relação aos centroides. Os valores encontrados pelas séries criadas a partir desse ponto seguido são mostrados na Tabela 8.

Tabela 8 – Valores das séries do ponto $P_{xy} (-70, +70)$

Séries	
Cinza	Temperatura
145	31,34
154	32,00
158	32,33
162	32,59
164	32,91
167	33,07
168	33,17
169	33,25
170	33,33
171	33,34
171	33,42
172	33,42
173	33,55
175	33,66
176	33,70
177	33,84
176	33,82
177	33,81
177	33,83
177	33,81

Baseado nos valores da Tabela 8, obteve-se os gráficos das séries mostradas na Figura 34 do ponto $P_{xy} (-70, +70)$ referente ao voluntário 09/05/2017-04.

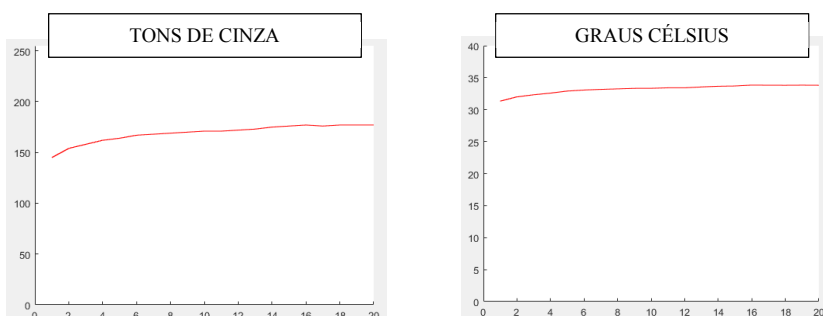


Figura 34 – Séries encontradas do ponto $P_{xy} (-70, +70)$

Na Figura 35 são mostrados os deslocamentos ocorridos com o ponto seguido, deve-se levar em consideração que cada imagem do voluntário possui um determinado eixo xy passando pelo seu centroide. Ao observar a Figura 35, ver-se-á que o deslocamento ocorrido aqui se equipara ao deslocamento ocorrido no centroide do método PA mostrado na Figura 30.

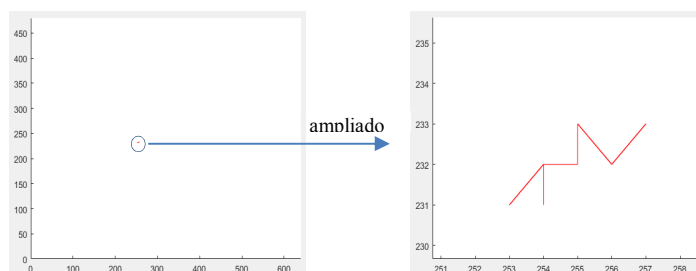


Figura 35 – Deslocamentos ocorridos com o ponto P_{xy} (-70, +70)

Essa alternativa de aplicação do método PA, que considera apenas deslocamento de centroides, equivale considerar que a imagem não possui rotação e a translação entre os centroides dos eixos principais encontrados são suficientes para seguir um determinado ponto.

Na Figura 36 do voluntário 23/05/2017 – 04 consegue-se observar resultados obtidos com a transformação utilizada pelo método simplificado, a sobreposição de centroides mostrada é entre a primeira e a vigésima imagem capturada do voluntário.

Nesse caso, a extração da ROI, gerou uma primeira imagem menor e uma vigésima imagem maior, mas como o ajuste acontece pelos centroides de ambas, caso queira-se utilizar essa técnica para seguir os pontos da região de interesse do voluntário, pega-se a diferença encontrada entre as translações da ROI e aplica-se uma translação do ponto que se quer com a diferença encontrada no Apêndice B. Assim a representação das coordenadas será a partir do centroide.

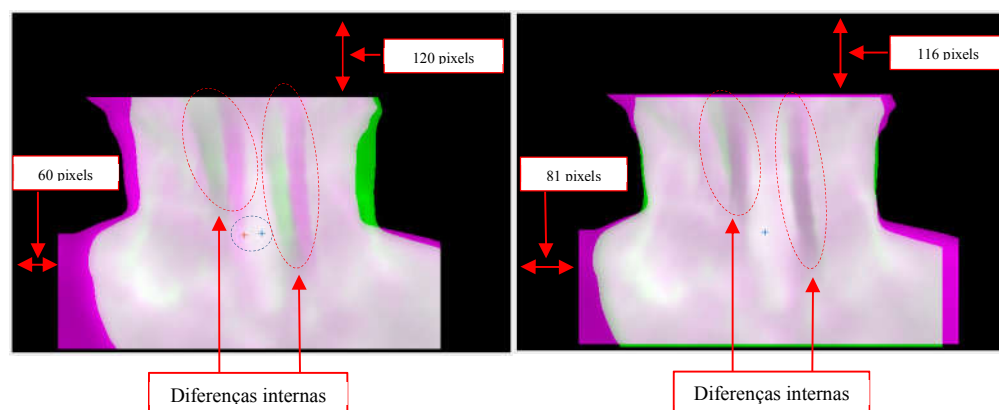


Figura 36 – Ajustes de centroides do voluntário 23/05/2017 – 04

No exemplo da Figura 37, usando o voluntário 07/11/2016 – 02, novamente observa-se que só o fato de haver deslocamento dos centroides, torna-se possível ver as diferenças internas

se ajustando melhor nessa transformação de imagens usadas para visualizar o problema de deslocamento.

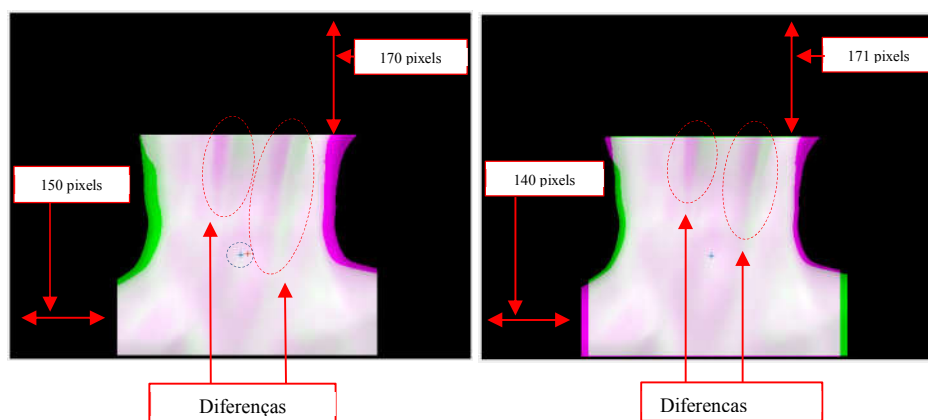


Figura 37 – Ajustes de centroides do voluntário 07/11/2016 – 02

A base de imagens tem 120 voluntários com 20 imagens por voluntário, perfazendo uma quantidade de 2.400 imagens. Usando os dados detalhados no Apêndice B obteve-se o gráfico da Figura 38, que exhibe distâncias médias em pixels dos centroides das imagens, e essa diferença média é de 1 pixel, tanto no eixo x, quanto no eixo y para a maioria dos exames realizados por voluntário. Ao observar o gráfico da Figura 38, percebe-se que dos 120 voluntários o deslocamento médio de 1 pixel se aplica a 47 deles no eixo x, e 44 deles no eixo y. Porém existe um caso de deslocamento de 19 pixels no eixo x e 2 casos de deslocamento no eixo y.

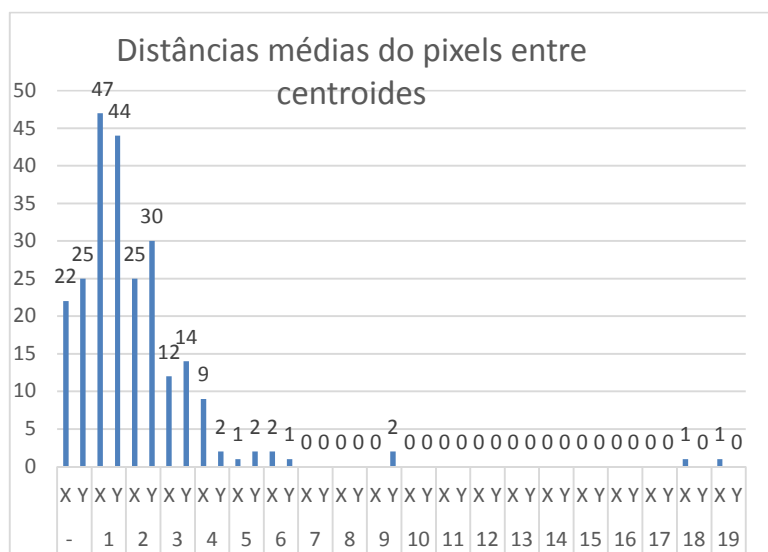


Figura 38 – Distâncias médias entre centroides

As diferenças de pixels entre os eixos xy de cada uma das imagens dos 120 voluntários, são mostradas no Apêndice B.

5.4 Solução pelo método S

Um segundo método para encontrar as séries temporais do objeto ao longo da captura, consiste em descobrir para onde os pontos do primeiro quadro foram nos quadros seguintes. Supõem que os dois quadros em que houve movimento são sobrepostos formando um novo quadro e que se possa descobrir uma transformação biunívoca entre eles. Supondo que seja possível definir com precisão 2 pontos anatômicos em cada posição dos objetos mostrados nos quadros que seriam com certeza os mesmos, quando cada um dos 2 (dois) pontos tiverem suas coordenadas definidas no mesmo sistema de eixos. Com eles é possível descobrir como o objeto se transforma ou encontrar a transformação de Similitude que leva uma posição, ou um quadro ao outro.

5.4.1 Exemplo simplificado

Supondo dois pontos identificados como A e E em relação aos seus quadros conforme Figura 39. Com dois pares de pontos se encontra a transformação de Similitude que leva a configuração 1 na configuração 2, 3 ... J. Usando as coordenadas dos pares de ponto é possível montar um sistema de 4 equações a quatro incógnitas que pode ser resolvido por algum método numérico de solução de sistema de equações lineares.

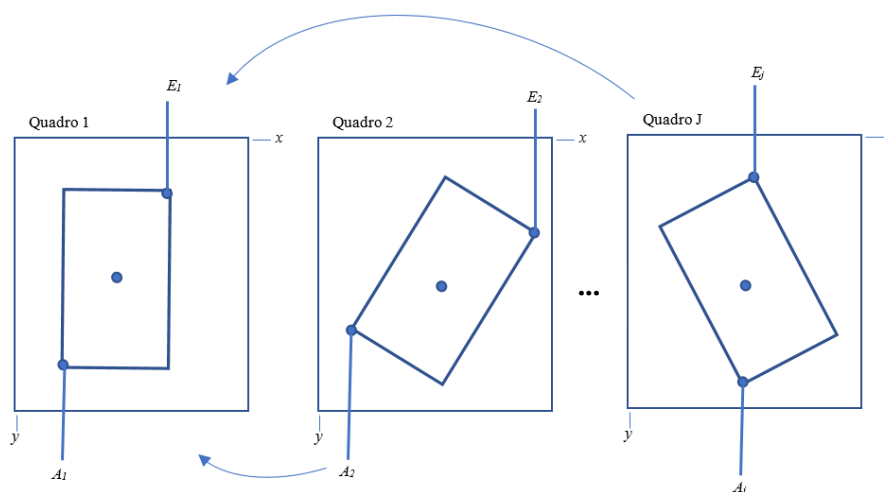


Figura 39 – Objetos transladados e rotacionados

Conforme Figura 39, com dois pontos anatômicos marcados no objeto do primeiro quadro e mais outros dois pontos anatômicos correspondentes também marcados no objeto do segundo quadro. Tem-se a seguinte situação $A_1 (A_{1x}, A_{1y})$, $E_1 (E_{1x}, E_{1y})$ para o objeto no quadro 1, e $A_2 (A_{2x}, A_{2y})$, $E_2 (E_{2x}, E_{2y})$ para o objeto no quadro 2. Com esses quatro pontos quer-se

descobrir os elementos a, b, c e d da matriz de Similitude (Equação 26) que leva todos os pontos do objeto 1 para o objeto 2.

Tendo esses valores, monta-se o sistema de 4 equações a 4 incógnitas como abaixo, onde os elementos a, b, c e d representam uma matriz de Similitude:

$$\begin{bmatrix} A_{2x} \\ A_{2y} \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a & -b & c \\ b & a & d \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A_{1x} \\ A_{1y} \\ 1 \end{bmatrix} \quad (26)$$

$$\begin{bmatrix} E_{2x} \\ E_{2y} \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a & -b & c \\ b & a & d \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} E_{1x} \\ E_{1y} \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$A_{2x} = aA_{1x} - bA_{1y} + c \quad (1)$$

$$A_{2y} = bA_{1x} - aA_{1y} + d \quad (2)$$

$$E_{2x} = aE_{1x} - bE_{1y} + c \quad (3)$$

$$E_{2y} = bE_{1x} - aE_{1y} + d \quad (4)$$

Obtendo as coordenadas destes pontos nos quadros da Figura 39 é possível montar as equações, assim suponha que esses pontos sejam:

$$A_{1x} = (15) \quad A_{1y} = (40) \quad E_{1x} = (35) \quad E_{1y} = (10)$$

$$A_{2x} = (15) \quad A_{2y} = (33) \quad E_{2x} = (47) \quad E_{2y} = (10)$$

Ou seja, usando-os na Equação (28)

$$\begin{cases} A_{jx} = 15a^j - 40b^j + c^j \\ A_{jy} = 15b^j - 40a^j + d^j \\ E_{jx} = 35a^j - 10b^j + c^j \\ E_{jy} = 35b^j - 10a^j + d^j \end{cases} \quad (28)$$

Agora, resolve-se os sistemas, ou inverte-se a matriz C_1 da Equação (29).

$$\begin{bmatrix} A_{jx} \\ A_{jy} \\ E_{jx} \\ E_{jy} \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} 15 & -40 & 1 & 0 \\ 15 & -40 & 0 & 1 \\ 35 & -10 & 1 & 0 \\ 35 & -10 & 0 & 1 \end{bmatrix}}_{C_1} \begin{bmatrix} a^j \\ b^j \\ c^j \\ d^j \end{bmatrix} \quad (29)$$

Obtendo a inversa de C_1 , C_1^{-1} , por algum método de obtenção de inversas de forma correta e rápida, por exemplo o algoritmo iterativo de Gauss Seidel ou outros sistemas de solução, multiplicando ambos os lados da igualdade por ela, conforme as equações (30) e (31):

$$C_1^{-1} \begin{bmatrix} A_{jx} \\ A_{jy} \\ E_{jx} \\ E_{jy} \end{bmatrix} = C_1^{-1} C_1 \begin{bmatrix} a^J \\ b^J \\ c^J \\ d^J \end{bmatrix} \quad (30)$$

$$\begin{bmatrix} a^J \\ b^J \\ c^J \\ d^J \end{bmatrix} = C_1^{-1} \begin{bmatrix} A_{jx} \\ A_{jy} \\ E_{jx} \\ E_{jy} \end{bmatrix} \quad (31)$$

Onde para cada configuração, de uma nova transformação, obtém-se uma Similitude diferente. Incluindo-se nas expressões acima as coordenadas A e E dos objetos na configuração em análise tem-se a transformação a ser aplicada em todos os pontos do primeiro quadro para obter seus pontos correspondentes no quadro 2. É claro que, se os pontos de correspondências forem alterados, o processo deve ser iniciado antes, no início da montagem do sistema. Aplicando a mesma correspondência entre todos os quadros, entre a primeira e as outras 19, pode-se montar a série temporal dos pontos desejados.

5.4.2 Aplicação da técnica S na ROI

Para aplicação do método S na região da ROI extraída do pescoço do paciente, deve-se levar em consideração alguns aspectos relevantes, tais como, os objetos que serão utilizados para criação da matriz T de transformação necessitam ter características que possam ser identificadas em ambos os objetos para que ocorra uma boa escolha de pontos na criação da matriz de Similitude. As escolhas desses pontos anatômicos deverão ser feitas de forma manual, sendo assim, será utilizada uma ROI em tons de cinza para realização dessa etapa do processo. Outro item, é a ordem de transformações, essa escolha acontecerá sempre da primeira imagem (imagem de referência) para as demais imagens (imagens sensíveis), gerando um total de 19 matrizes T de transformação para cada voluntário.

Para demonstrar o método S, será usado o voluntário 19/09/2016 - 01, pois como explicado anteriormente essa metodologia necessita de imagens que contenham características visíveis, para que as escolhas dos pontos sejam facilitadas, e esse voluntário apresenta essas características, conforme mostrado na Figura 40.

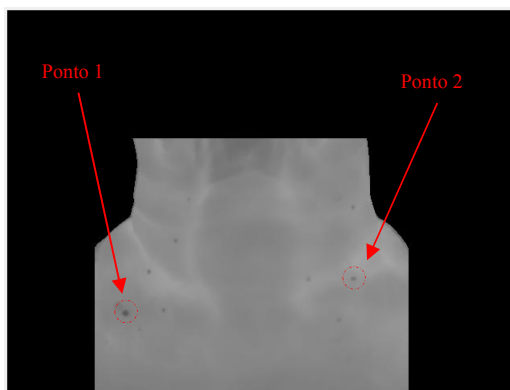


Figura 40 – Pontos escolhidos para construção da similitude

Esses dois pontos serão escolhidos em todas as imagens do voluntário, tanto na imagem de referência, quanto nas imagens sensíveis conforme mostrado na Figura 41.

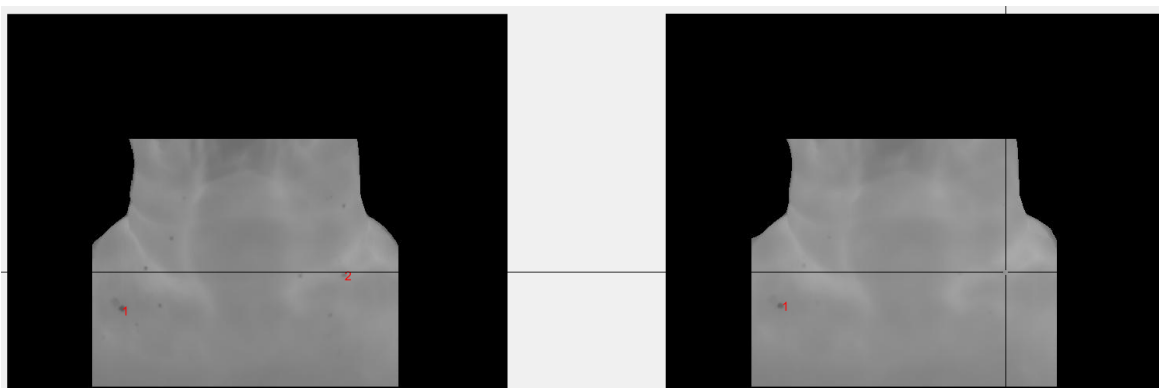


Figura 41 – Escolha de pontos para criação da similitude

Para obtenção de cada uma das matrizes T de transformação, esses pontos foram escolhidos entre a imagem de referência e as imagens sensíveis, conforme mostrado na Tabela 9.

Tabela 9 – Pontos escolhidos para construção da matriz de Similitude

		Pontos (x,y)			
		Imagem de Referência		Imagens Sensíveis	
1 e 2		377	148	373	147
		334	432	331	434
1 e 3		376	148	376	147
		333	433	334	435
1 e 4		377	149	377	148
1 e 11		376	148	377	148
		334	432	334	432
1 e 12		377	148	372	148
		333	432	331	434
1 e 13		377	148	377	148
		334	433	334	434
1 e 14		377	148	374	147

	334	432	333	432		333	433	335	434
1 e 5	377	148	373	145	1 e 15	376	148	380	146
	333	433	332	434		335	433	336	433
1 e 6	377	148	377	146	1 e 16	377	148	379	146
	334	433	334	435		334	433	334	434
1 e 7	377	149	373	147	1 e 17	376	149	376	147
	334	433	332	435		333	433	332	436
1 e 8	376	148	378	147	1 e 18	376	150	375	147
	333	433	334	433		334	433	333	436
1 e 9	377	149	373	146	1 e 19	377	148	378	148
	334	433	332	433		334	433	335	435
1 e 10	377	149	373	147	1 e 20	376	149	376	146
	334	432	335	434		333	433	334	436

Após escolha dos pontos o próximo passo é justamente usa-los para obtenção das matrizes de Similitude, conforme Tabela 10.

Tabela 10 – Matrizes de transformação – método S

1 e 2	1 e 3	1 e 4	1 e 5	1 e 6
1.0098 0.0050 -8.4375	1.0132 0.0055 -6.8124	1.0005 -0.0034 0.3130	1.0162 0.0095 -11.5002	1.0172 0.0026 -6.8743
-0.0050 1.0098 -0.5640	-0.0055 1.0132 -0.8770	0.0034 1.0005 -1.3749	-0.0095 1.0162 -1.8151	-0.0026 1.0172 -3.5648
0 0 1.0000	0 0 1.0000	0 0 1.0000	0 0 1.0000	0 0 1.0000
1 e 7	1 e 8	1 e 9	1 e 10	1 e 11
1.0127 0.0090 -10.1253	1.0074 -0.0024 -1.4367	1.0093 0.0085 -8.7505	1.0077 0.0188 -9.6894	1 0 0
-0.0090 1.0127 0.4979	0.0024 1.0074 -3.0008	-0.0085 1.0093 -0.1892	-0.0188 1.0077 4.9354	0 1 0
0 0 1.0000	0 0 1.0000	0 0 1.0000	0 0 1.0000	0 0 1
1 e 12	1 e 13	1 e 14	1 e 15	1 e 16
1.0058 0.0079 -8.3756	1.0069 0.0010 -2.7497	1.0082 0.0153 -8.3764	1.0108 -0.0019 -0.8116	1.0148 -0.0048 -2.8735
-0.0079 1.0058 2.1238	-0.0010 1.0069 -0.6259	-0.0153 1.0082 3.5605	0.0019 1.0108 -4.3137	0.0048 1.0148 -6.0016
0 0 1.0000	0 0 1.0000	0 0 1.0000	0 0 1.0000	0 0 1.0000
1 e 17	1 e 18	1 e 19	1 e 20	
1.0177 -0.0008 -7.5613	1.0167 0.0061 -9.1872	1.0103 0.0016 -3.1246	1.0201 0.0066 -9.5621	
0.0008 1.0177 -3.9397	-0.0061 1.0167 -1.1900	-0.0016 1.0103 -0.9389	-0.0066 1.0201 -2.5029	
0 0 1.0000	0 0 1.0000	0 0 1.0000	0 0 1.0000	

De posse das matrizes de transformação, aplicasse-as sobre cada uma das imagens em tons de cinza e nas matrizes de temperatura, afim de seguir os pontos dentro da ROI. Ao seguir um pixel genérico da imagem, pode-se observar os deslocamentos ocorridos por esse ponto. Por exemplo, ao seguir o ponto xy (350, 420), na Tabela 11 são mostrados os deslocamentos ocorridos com esse ponto em relação ao sistema de eixos de captura da câmera.

Tabela 11 – Deslocamentos do ponto xy (350, 420)

x	y
350	420
347	422
350	423
349	420
348	422
350	423
348	423
350	421
348	421
351	422
350	420

347	422
350	422
351	422
352	421
350	422
348	424
349	424
351	423
350	424

Mostra-se na Figura 42, esses deslocamentos em forma de gráfico. Esses deslocamentos estarem corretos está relacionado com uma boa escolha dos pontos para criação das matrizes de Similitude.

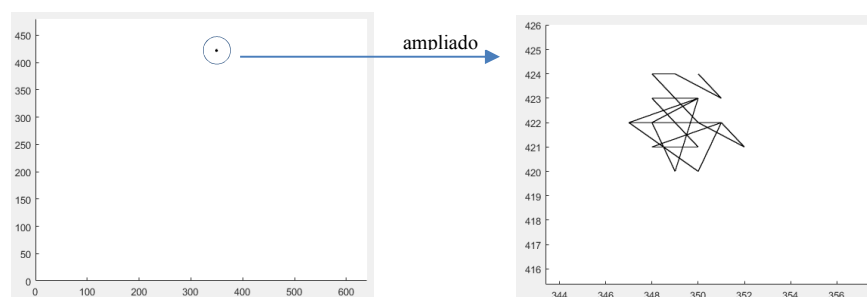


Figura 42 – Movimentos do ponto anatômico do voluntário 19/09/2016 – 01

Alguns trabalhos que usam termografia dinâmica evitam registro de imagens entre quadros, considerando valores de temperatura em torno de uma região e não de um ponto da imagem adquirida (Gonzáles, 2017) (Silva *et al.*, 2015). Por exemplo, uma região de 81 pixels (9x9 pixels em torno de um ponto) é considerada nos trabalhos de Gonzáles *et al.*, (2017) e Silva *et al.*, (2015). Na Figura 42 pode-se observar que esses deslocamentos são de 8 pixels no eixo x e 5 pixels no eixo y. Esses são deslocamentos bem menores que em relação a região que se considerou nas pesquisas anteriores a essa.

Ao seguir o ponto xy (350, 420), encontram-se os valores de seus respectivos pixels nas imagens em tons de cinza assim como seus correspondentes na matriz de temperatura, mostrados na Figura 43, onde na horizontal se apresenta cada uma das 20 imagens, e na vertical os valores em tons de cinza e graus Célsius.

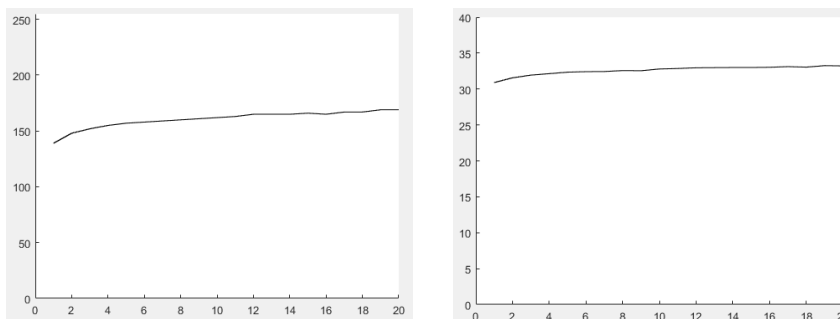


Figura 43 – Séries discretizada e de temperatura do voluntário 19/09/2016 – 01

Novamente usando o método S, escolheu-se o voluntário 19/12/2016-01, pois assim como o voluntário anterior, possui algumas características na ROI que podem ser escolhidas, para obtenção dos pontos que determinarão as matrizes T de transformação. A ROI do voluntário em questão é mostrada na Figura 44.

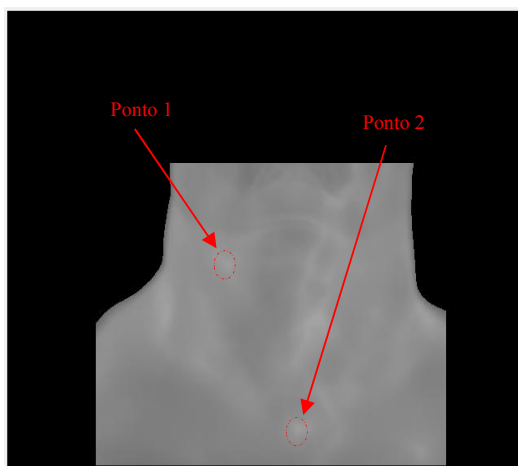


Figura 44 – Pontos escolhidos para construção da similitude do voluntário 19/12/2016 – 01

Escolhendo novamente dois pontos em todas as imagens do voluntário, tanto na imagem de referência quanto nas imagens sensíveis. Dessa forma, consegue-se gerar as matrizes de transformação que aplicada ao ponto de coordenada 384 no eixo x e 321 no eixo y , geraram deslocamentos em relação a ele e são mostrados na Figura 45.

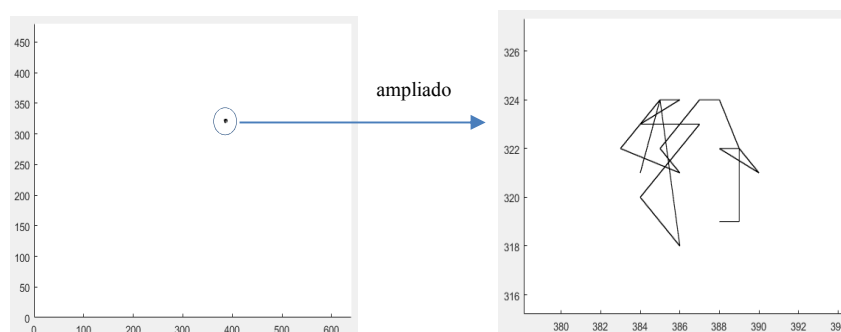


Figura 45 – Movimentos do ponto anatômico do voluntário 19/12/2016 – 01

Em consequência dos pontos escolhidos para obtenção das matrizes de Similitude, os deslocamentos ocorridos nesse voluntário foram em média de 8 pixels no eixo x e 7 pixels no eixo y , em relação ao eixo xy . Os valores em tons de cinza, assim como os valores de temperatura desse ponto seguido ao longo das imagens sensíveis em relação a imagem de referência, são mostrados nos quadros na Figura 46.

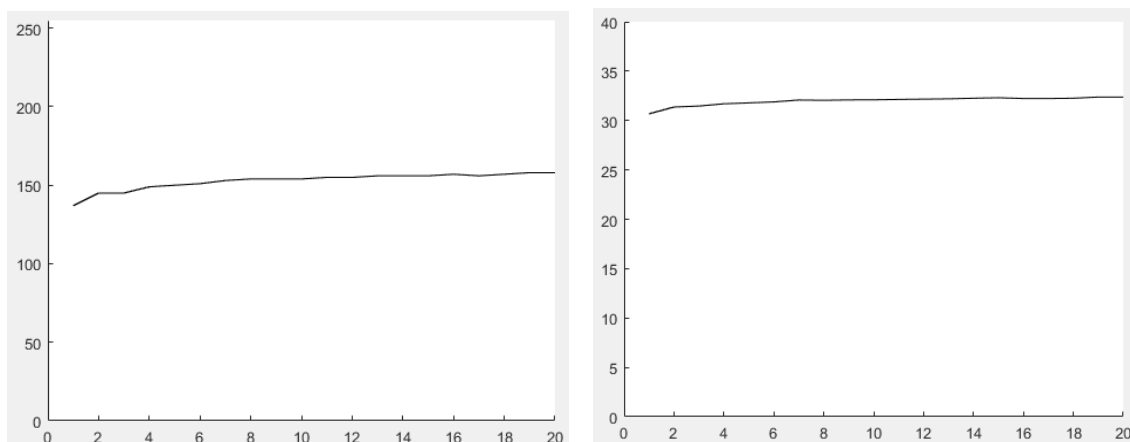


Figura 46 – Séries discretizada e de temperatura do voluntário 19/12/2016 – 01

A marcação manual dos pontos na imagem de referência e nas imagens sensíveis pelo método S demanda grande esforço na escolha dos melhores pontos, que são utilizados para obtenção das matrizes T de transformação. A fim de dinamizar o processo de escolha de pontos, resolveu-se utilizar algoritmos que possam fazer essas escolhas de forma automatizada e para isso, é proposto o uso do algoritmo SIFT e depois o uso do algoritmo RANSAC.

5.5 Usando SIFT e RANSAC

Os algoritmos SIFT e RANSAC serão usados para encontrar os melhores pontos nas imagens de referência e imagens sensíveis, a fim de obter uma matriz de Similitude a partir das escolhas automáticas realizadas pelos algoritmos. Para que isso ocorra o primeiro passo é determinar quais pontos são os melhores descritores locais, usando o algoritmo SIFT, pois este fará uma seleção automática dos pontos correspondentes entre as duas imagens. Em seguida, será usado o RANSAC que eliminará as amostras significativamente diferentes, para então encontrar a matriz T de transformação a partir dos melhores pontos (Lowe, 2004) (Fischer & Bolles, 1981).

5.5.1 SIFT

O SIFT é composto de duas partes, detector e descritor, onde o detector se baseia em cálculos de diferença de gaussianas e o descritor nos histogramas de gradientes, executado em quatro principais etapas. O processo de detecção de extremidades é a primeira etapa, em que efetua uma busca em todos os locais da imagem, implementado eficientemente usando uma função de diferença de Gauss para identificar os pontos de interesse potenciais, que são invariantes a escala e orientação. Na etapa seguinte efetua a localização do ponto chave que é

selecionado com base em medidas de sua estabilidade. Na terceira etapa, uma ou mais orientações são atribuídas a cada local do ponto chave, com base nas direções do gradiente da imagem local e por fim, os gradientes de imagem locais são medidos na escala selecionada na região ao redor de cada ponto chave (Lowe, 2004, p. 2).

Os chamados pontos chaves ou pontos de referência de uma imagem podem ser utilizados para diversos propósitos, como por exemplo o alinhamento da imagem (homografia). Dado um par de imagens é possível localizar os pontos de referência em ambas e depois procurar por correspondências, criando um casamento (*matching*).

Trabalhar com SIFT consiste em detectar *keypoints* (pontos chaves) e associa-los utilizando distância Euclidiana, identificando as melhores correspondências entre os pontos.

Para usar o SIFT no Matlab é necessário baixar uma biblioteca de código fonte aberta chamada VLFeat. A mesma implementa algoritmos de visão computacional populares, especializados em compreensão de imagens e extração de correspondência de recursos locais (VLFeat, 2007).

A Figura 47 mostra as correspondências entre os pontos obtidos para o voluntário 07/11/2016 – 02, no quadro a esquerda tem-se os pontos chaves na imagem de referência, e no quadro a direita seus correspondentes na vigésima imagem (imagem sensível).

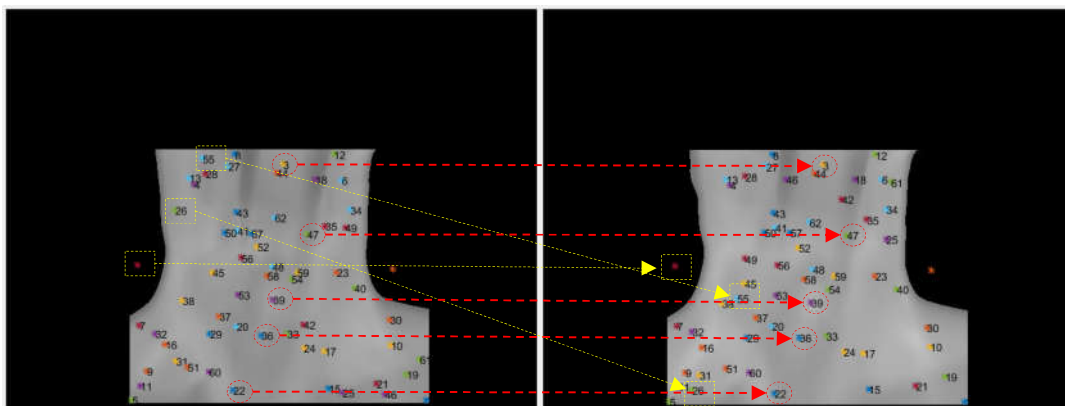


Figura 47 – Pontos de referência encontrados pelo algoritmo SIFT

Ao observar a Figura 47 ver-se-á alguns dos pontos considerados significativos na escolha para realização da transformação, alguns desses *keypoints* foram destacados dentro de uma elipse vermelha tracejada e são visualmente correspondentes tanto na imagem sensível quanto na imagem de referência, entretanto, outros pontos destacados dentro do retângulo amarelo, visualmente não possuem relação alguma com os pontos definidos em ambas as imagens.

Em imagens diferentes, além dos pontos significativamente correspondentes, pode-se ocorrer correspondências de pontos chaves falsos. Contudo, esses podem ser filtrados, e excluídos usando o algoritmo complementar RANSAC.

5.5.2 RANSAC

O RANSAC não é um algoritmo completo e autônomo, mas um método complementar que estima parâmetros de um modelo específico, iniciando com um conjunto de dados que se encaixa no modelo (*inliers*) e pontos chaves instáveis que se diferem dos valores (*outliers*) (Fischer & Bolles, 1981). Contudo, antes do uso do RANSAC o modelo, as distâncias e um algoritmo (SIFT) devem a priori ser determinados.

RANSAC se repete em um processo de iteratividade entre a hipótese e os testes. As informações necessárias para a montagem do modelo para que o processo iterativo se complete deve atingir uma quantidade mínima de pontos para ajuste do modelo, possuir uma quantidade mínima de iterações, ter alcançado parâmetros que determinam o limite divisor dos índices de *outliers* e ter o tamanho do conjunto de dados.

Para demonstrar as etapas do algoritmo RANSAC, será usado o mesmo voluntário 07/11/2016-02, mostrado na Figura 48.

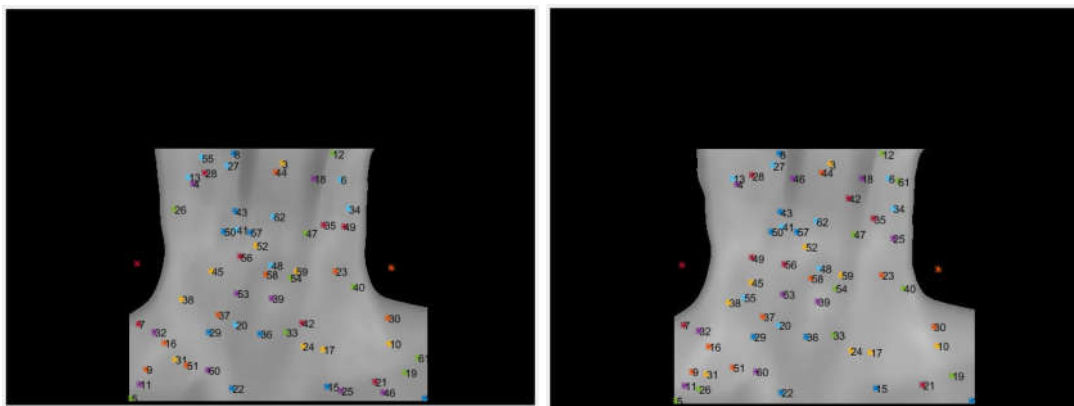


Figura 48 – Pontos chaves encontrados nas Imagens

Pode-se dividir o RANSAC em 5 etapas. Na primeira etapa a transformação no espaço da imagem bidimensional é de quatro parâmetros. A quantidade de parâmetros está diretamente relacionada com o modelo que se destina a ajustar o conjunto de dados, neste caso o RANSAC usa o número mínimo de amostras necessárias para definir o modelo como o tamanho do subconjunto da amostra.

Para ajustar um modelo ele escolhe duas amostras de dados, dois pontos na imagem de referência e dois outros pontos na imagem sensível, escolhidos aleatoriamente pelo modelo

RANSAC para o modelo inicial em cada iteração de todo conjunto de pontos escolhidos pelo SIFT (nesse exemplo com o MatLab o SIFT escolheu 62 pontos) e usando uma retirada de dois pontos randomicamente de todos os pontos iniciais, conforme Figura 49:

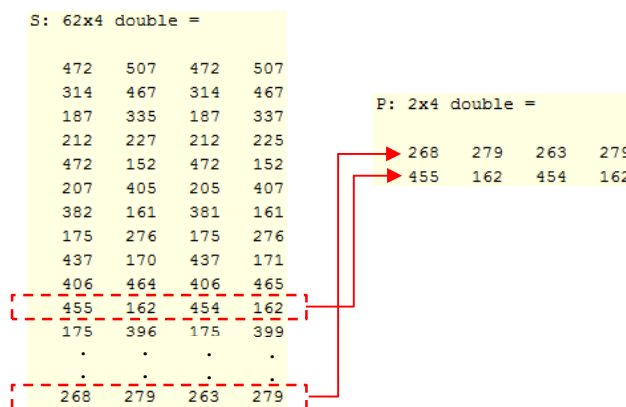


Figura 49 – Escolha de dois pontos aleatórios

Poderia-se pensar em usar mais amostras de dados iniciais, o subconjunto seria mais vantajoso, pois a estimativa seria melhor e mais precisa. Entretanto, mais amostras no subconjunto da amostra inicial aumentaria o espaço de busca para a seleção do subconjunto. Por isso, para manter a probabilidade de encontrar o modelo ideal no mesmo nível, é necessário tentar mais subconjuntos. Sendo assim, aumenta-se o número de iterações, causando um aumento na complexidade computacional que superará as vantagens de ter um subconjunto de amostra maior.

Na segunda etapa, usa-se os quatro parâmetros iniciais escolhidos aleatoriamente pelo RANSAC que estão relacionados através de transformação de Similitude para estimar os parâmetros dessa transformação T , mostrado na Figura 50.

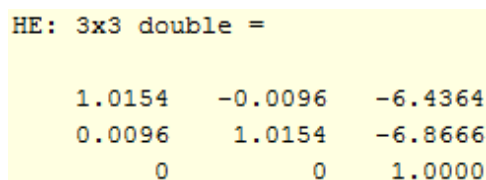


Figura 50 – Matriz T

Dada a transformação hipotética na terceira etapa é definido o número mínimo de pontos necessários para se ajustar ao modelo, e para isso, de todas as 62 correspondências iniciais da Figura 47, essas passarão por transformação de coordenadas baseada em parâmetros. Em seguida uma quarta etapa de verificação de distância euclidiana será realizada. Se o valor

estimado encontrado for maior que a tolerância Δ definida no algoritmo, a correspondência pertencerá aos melhores *inliers*:

Esse Δ , determinará se uma correspondência de pontos se ajusta ao modelo (se será *inlier* ou *outlier*). A Figura 51 exibe todos os *inliers* que obtiveram uma distância menor que Δ , sendo esse o limite de tolerância de erro usado pelo RANSAC para determinar se uma amostra de dados concorda com um modelo ou não. As amostras abaixo desse limite formam um consenso para esse modelo escolhido.

S_Atual: 8x4 double =			
472	152	472	152
382	161	381	161
437	170	437	171
455	162	454	162
392	180	388	179
268	279	263	279
432	219	432	220
438	245	437	248

Figura 51 – *Inliers* Atuais

Se a quantidade de *inliers* atuais encontrados e mostrado na Figura 51, na primeira iteração for maior que a quantidade de melhores *inliers*, ele passa todos os valores dos *inliers* atuais para os melhores *inliers*, como a primeira iteração do algoritmo os melhores *inliers* começam com zero, então independente do quantitativo de *inliers* atuais encontrados, esses serão repassados aos melhores *inliers*.

Calcula-se também o número de iterações para alcançar o conjunto consenso que será utilizado na transformação da imagem definida pela Equação (32):

$$H = \frac{\log(1-\gamma)}{\log(1-z)} \quad (32)$$

Onde H é o número de iterações encontradas, γ a probabilidade de identificação do modelo, que nesse nosso caso foi definida em 0.8 e z é calculado conforme definida pela Equação (33):

$$z = 1 - \left(1 - \frac{\beta}{\alpha}\right)^s \quad (33)$$

Onde s é a quantidade de pontos iniciais (dois pontos), β é o número de *inliers* atuais (8 *inliers*) e α o total de *inliers* repassados pelo algoritmo SIFT (62 *inliers*), mostrado nesse exemplo.

Nessa primeira iteração o H encontrado baseado na Equação (32) foi de 95,8599, esse valor será inserido como valor da iteratividade do algoritmo, ou seja, para H (número de iterações = 95) $> k$ (número atual de iteração), todo o processo de iteração será repetido, e dessa forma todos os passos anteriores também. O valor de H não terá sempre o mesmo valor, pois dependerá de quantos novos *inliers* serão encontrados para estimar o novo valor de H . Logo, para obter-se uma seleção de pontos livre de erros, com probabilidade $1 - \gamma$, é necessário realizar ao menos H iterações.

E na quinta e última etapa, se todas as condições das etapas anteriores forem satisfeitas o processo de iteração será concluído, e será gerada uma matriz T dos melhores pontos projetados, mas desses, apenas dois pontos da imagem sensível e outros dois da imagem de referência serão utilizados para gerar a matriz. (Fischer & Bolles, 1981, p. 395). O diagrama da Figura 52, mostras todas as etapas do algoritmo RANSAC para esse método:

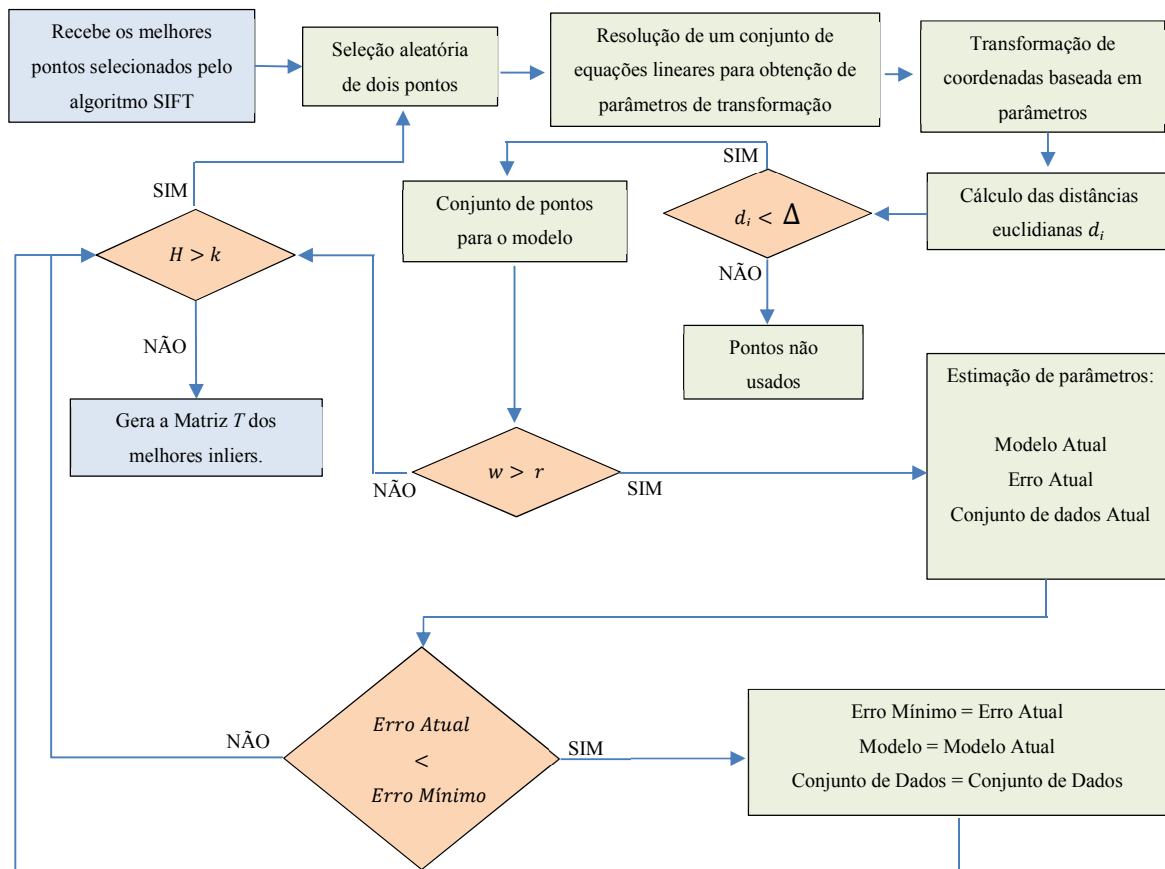


Figura 52 – Diagrama de execução do Algoritmo RANSAC para o método S

Onde, tem-se que \mathbf{d}_i é definido a partir do cálculo das distâncias euclidianas, Δ é o limite divisor dos índices de *outliers*, \mathbf{w} representa o número de pontos selecionados em uma iteração, \mathbf{r} é o número mínimo de pontos para o qual o modelo foi estimado, \mathbf{k} a iteração atual, \mathbf{H} o número de iterações definidas na Equação (32).

Na Figura 53 são mostradas as sobreposições entre imagens de referência e imagens sensíveis do voluntário 07/11/2016 – 02. Essas transformações de imagens servem apenas para demonstrar as diferenças causadas pelas matrizes T de Similitude aplicados sobre todos os pontos das imagens sensíveis. Conforme Figura 53 observa-se que o método é factível, mas depende dos pontos escolhidos, pois anteriormente usando o método S , essa escolha era feita manualmente, contudo agora, as escolhas dependem das seleções realizadas pelos algoritmos SIFT + RANSAC, como mostrado na Figura 47, esses pontos escolhidos são aleatórios e podem gerar consequências que necessitam ajustes manuais ou repetições no processo a fim de encontrar as melhores matrizes T . As transformações aplicadas em todos os pontos nas imagens com finalidade apenas de visualização, mostram que os pontos escolhidos para gerar matrizes T de Similitude pelo método, não são sempre adequadas.

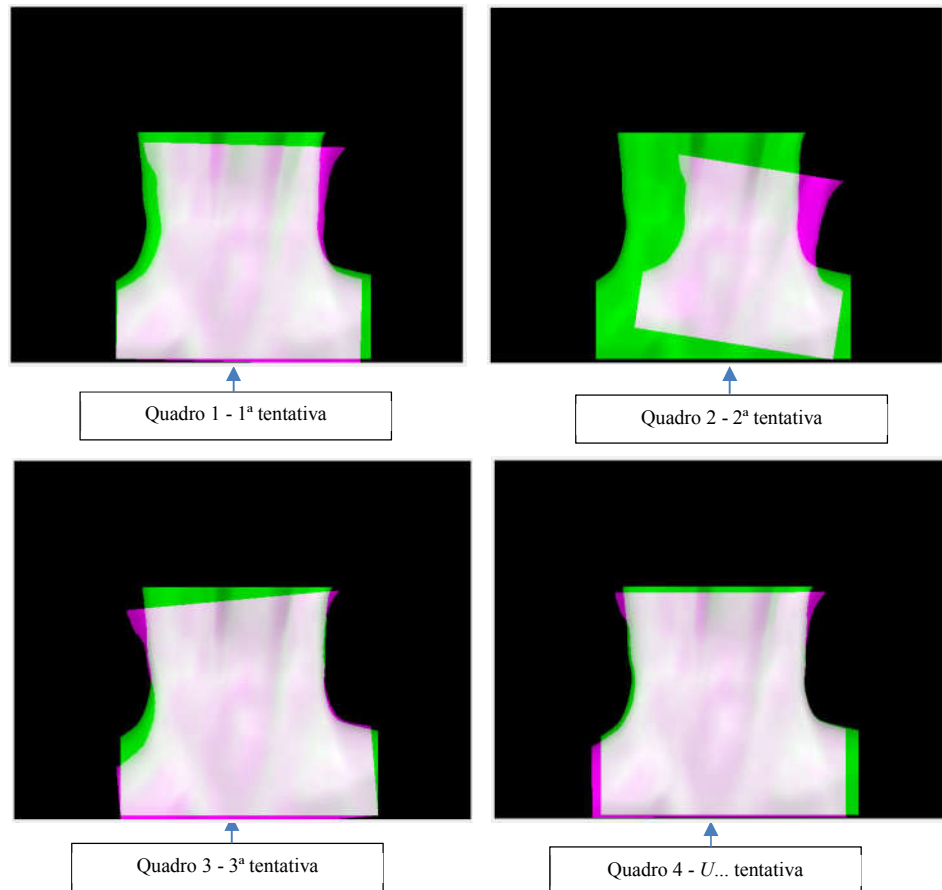


Figura 53 – ROI de referência e sensível após tentativas.

Visualmente observa-se no quadro 04 da Figura 53 que a melhor transformação T encontrada entre a primeira e a vigésima imagem do voluntário só ocorreu após U tentativas usando os algoritmos em questão. Considerando que a matriz de transformação deve ser obtida na primeira iteração do algoritmo e não após U tentativas, a execução dos algoritmos foi repetida até atingir e conseguir a melhor matriz.

Nesse exemplo, dentre todos os pontos iniciais selecionados pelo SIFT (62 pontos), apenas quatro pontos foram escolhidos pelo RANSAC para fazer parte dos melhores *inliers* e assim construir a matriz de transformação T , utilizada para seguir um determinado ponto anatômico escolhido. A Figura 54 mostra uma visualização de como ficaria a imagem caso fosse aplicada em todos os seus pontos a matriz de transformação encontrada.

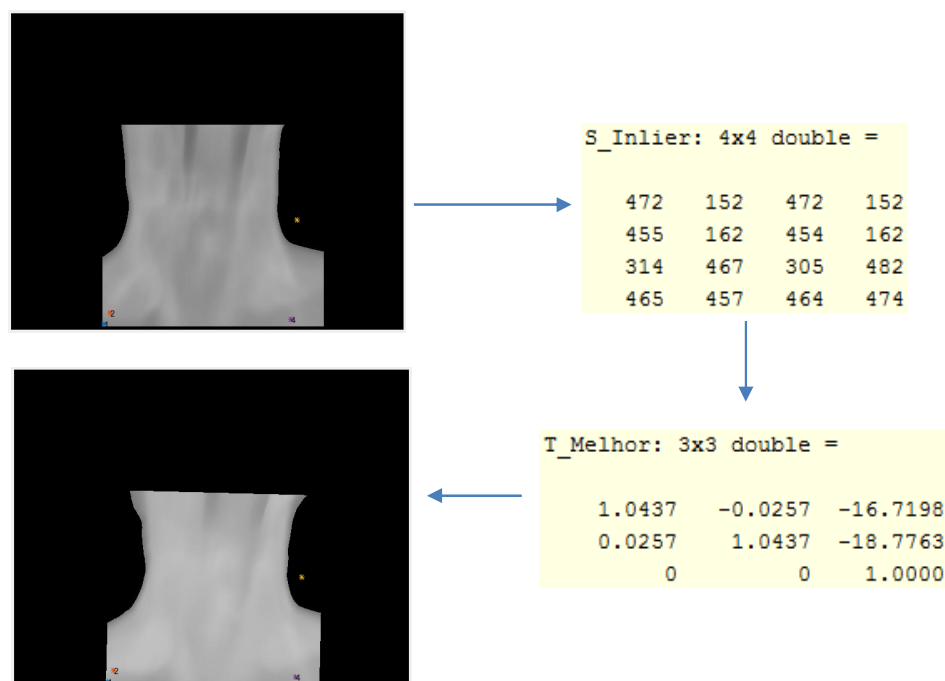


Figura 54 – Resultado obtido após aplicação da matriz de transformação

Poucos pontos escolhidos como *inliers* influenciaram diretamente a transformação encontrada para ser usada no ponto a ser seguido utilizadas para gerar a matriz T de transformação.

Na Figura 55 pode-se ver a sobreposição da imagem de referência e de uma das imagens sensíveis após aplicada a matriz T encontrada pelo método, nesse caso a vigésima imagem. Conforme pode ser visto nas imagens sobrepostas se fosse seguido o ponto destacado em vermelho em ambas as imagens, ter-se-ia resultados errados, e não se conseguiria encontrar os valores pertencentes a esse ponto na matriz de temperatura.

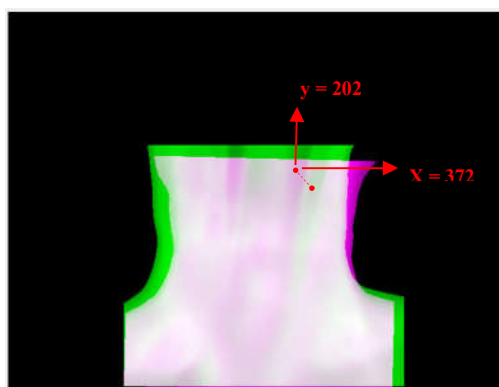


Figura 55 – Sobreposição da primeira e vigésima imagem após transformação

Como o processo de busca pelo ponto ocorre em todos os pares da primeira imagem para com as outras 19, o processo então encontrou todas as matrizes de Similitude para cada par de imagens, e agora, com todas as matrizes de transformação adquiridas, se aplicará sobre cada uma das imagens discretizadas em tons de cinza, assim como na matriz de temperatura, para seguir os pontos. Para mostrar o método será seguido o ponto $xy(372, 202)$ em relação ao eixo de captura da câmera. Dessa forma através da Figura 56 consegue-se observar os deslocamentos ocorridos. Como pode ser visto para esse exemplo na primeira execução do algoritmo, houve um deslocamento máximo de 40 pixels no eixo x e de 100 pixels no eixo y (maior que todos os demais obtidos pelos métodos anteriores), e após U execuções dos algoritmos propostos, conseguiu-se melhorar as transformações obtendo uma média de deslocamentos de 3 pixels para x e 2 pixels para y .

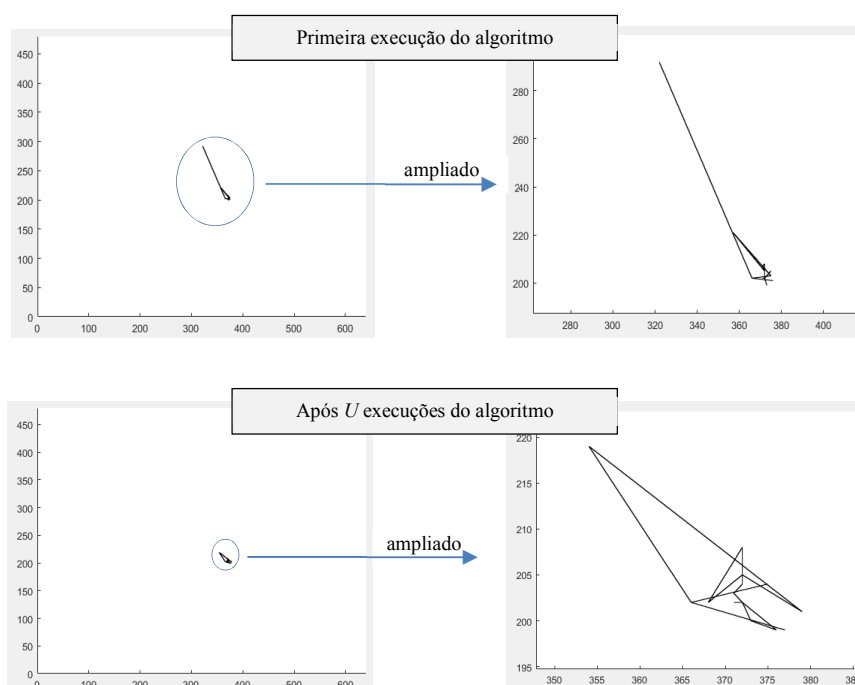


Figura 56 – Movimentos do ponto anatômico do voluntário 07/11/2016 – 02

Esse resultado, para esse tipo de extrator de características (SIFT e RANSAC), pode não ter sido muito adequado devido as características do exame. Como as imagens do exame dinâmico são obtidas após resfriamento dos pacientes, essas imagens em tons de cinza, por sofrerem alterações nos valores de temperatura, terão os tons de cinza de um mesmo ponto anatômico alterados na sequência de imagens do exame. Logo, ao longo da série capturada, acaba mudando o conteúdo de cada pixel, influenciando nas escolhas dos *inliers*. E no caso desses não serem adequados leva a transformações de matrizes não representativas para o modelo que utiliza essa forma de correspondência entre pontos.

CAPÍTULO 6 – RESULTADOS E COMPARAÇÕES

Nesse capítulo serão mostrados os resultados dos métodos com os mesmos voluntários. Os resultados foram comparados de três formas diferentes. Para a primeira forma de comparação dos métodos, escolheu-se 02 voluntários da base de imagens, e realizou-se comparações entre deslocamentos do pixel a ser seguido, assim como, mostrou-se as diferenças entre as séries encontradas entre ambas as técnicas completas (PA e S). Em uma segunda comparação, realizou-se a busca por um ponto anatômico em 12 voluntários da base de imagens, perfazendo um total de 10% dessa base, no intuito de encontrar as diferenças de deslocamentos nos eixos xy e P_{xy} . Por último, comparou-se o método PA (usando apenas translação) e o método S (usando SIFT/RANSAC), aplicando correlações entre as imagens após uso dos métodos.

O computador utilizado para comparação dos resultados possui um processador Intel Core i7-3612QM 2.10GHZ, 4 Núcleos, 8 Threads, cache 6MB, além de 8 GB de memória RAM, disco de armazenamento de 1TB, sistema operacional Windows 7 Home Premium Service Pack 1.

6.1 Comparação detalhada entre os métodos PA e S

O método S baseia-se na identificação manual dos pontos anatômicos, para então obter matrizes de transformações. Para uma comparação eficientemente com o Método PA pesquisou-se na base um voluntário que tivesse seus pontos anatômicos perceptíveis de serem identificadas nas 20 imagens. Para tanto, usou-se o voluntário 05/09/2017 - 02 na comparação entre os métodos. A primeira imagem usada em cada um desses métodos é mostrada na Figura 57. No método PA o ponto do centroide da ROI será analisado (coordenadas $P_{xy} = (0,0)$). No método S esse ponto tem as coordenadas $xy = (323,294)$.

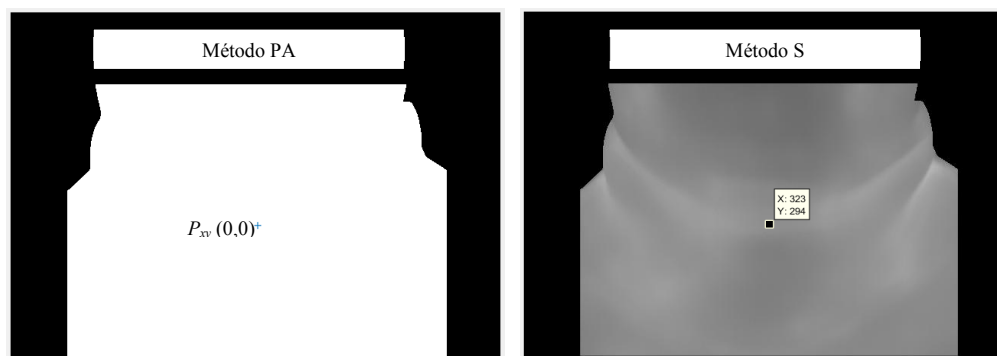


Figura 57 – Primeira imagem dos métodos do voluntário 05/09/2017 – 02

Na criação das matrizes de Similitude para o método S, foram usados os dois pontos da imagem de referência mostrados na Figura 58. Identificou-se manualmente esses dois pontos em todas as 19 imagens sensíveis restantes. A Tabela 12, mostra os pontos identificados manualmente para obtenção das matrizes de Similitude do método S nessas imagens.

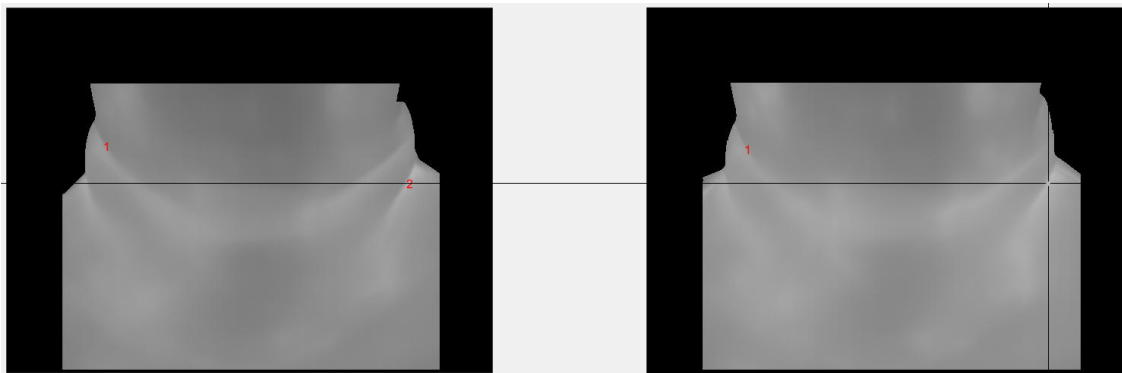


Figura 58 – Escolha de pontos para criação da Similitude

Na forma implementada do algoritmo S, cujo código está disponível no Apêndice I, toda vez que se monta a matriz de Similitude entre duas imagens, o ponto de correspondência deve ser clicado em ambas. Por isso, na Tabela 12 os dois pontos da imagem de referência se alteram para cada par de imagens.

Tabela 12 – Pontos de escolhas manuais do voluntário 05/09/2017 – 02

	Pontos (x,y)			
	Imagem de Referência	Imagens Sensíveis		
1 e 2	181	130	185	131
	231	525	232	526
1 e 3	178	130	181	130
	232	525	235	524
1 e 4	179	128	183	128
	226	529	229	530
1 e 5	182	129	186	128
	230	527	231	529
1 e 6	185	131	190	131
	228	528	228	527
1 e 7	185	131	188	130
	230	527	230	526
1 e 8	188	133	186	130
	229	528	227	528
1 e 9	181	131	189	128
	227	531	227	524
1 e 10	192	136	191	131
	226	532	227	523
1 e 11	189	131	189	128
	227	532	227	526
1 e 12	188	131	192	131
	230	527	228	524
1 e 13	184	131	193	129
	230	526	229	521
1 e 14	191	138	193	130
	233	526	235	515
1 e 15	189	132	191	129
	233	527	233	516
1 e 16	189	134	197	132
	226	529	227	520
1 e 17	187	133	191	126
	229	528	229	518
1 e 18	190	133	194	127
	231	532	234	520
1 e 19	188	134	187	124
	229	531	228	520
1 e 20	184	130	196	126
	235	525	231	517

Para o método PA as matrizes de rotação são mostradas na Tabela 13.

Tabela 13 – Matrizes de transformação do método PA

1	2	3	4
1.0000 0.0004 0	1.0000 -0.0065 0	1.0000 -0.0051 0	1.0000 -0.0046 0
-0.0004 1.0000 0	0.0065 1.0000 0	0.0051 1.0000 0	0.0046 1.0000 0
0 0 1.0000	0 0 1.0000	0 0 1.0000	0 0 1.0000
5	6	7	8
1.0000 -0.0044 0	1.0000 -0.0093 0	0.9998 -0.0201 0	0.9996 -0.0272 0
0.0044 1.0000 0	0.0093 1.0000 0	0.0201 0.9998 0	0.0272 0.9996 0
0 0 1.0000	0 0 1.0000	0 0 1.0000	0 0 1.0000
9	10	11	12
0.9997 -0.0261 0	0.9997 -0.0242 0	0.9997 -0.0237 0	0.9995 -0.0300 0
0.0261 0.9997 0	0.0242 0.9997 0	0.0237 0.9997 0	0.0300 0.9995 0
0 0 1.0000	0 0 1.0000	0 0 1.0000	0 0 1.0000
13	14	15	16
0.9993 -0.0367 0	0.9992 -0.0407 0	0.9991 -0.0434 0	0.9994 -0.0353 0
0.0367 0.9993 0	0.0407 0.9992 0	0.0434 0.9991 0	0.0353 0.9994 0
0 0 1.0000	0 0 1.0000	0 0 1.0000	0 0 1.0000
17	18	19	20
0.9992 -0.0388 0	0.9992 -0.0394 0	0.9990 -0.0448 0	0.9990 -0.0438 0
0.0388 0.9992 0	0.0394 0.9992 0	0.0448 0.9990 0	0.0438 0.9990 0
0 0 1.0000	0 0 1.0000	0 0 1.0000	0 0 1.0000

Após aplicação dos métodos S e PA, as coordenadas do ponto xy (323, 294) e $P_{xy}(0,0)$ foram obtidas. A Tabela 14 exibe os valores das coordenadas desses pontos em ambos os métodos.

Tabela 14 – Deslocamentos ocorridos no ponto seguido $xy(323,294)$ e $P_{xy}(0,0)$

Imagem	Eixos			
	x	y	P _x	P _y
1	323	294	0	0
2	326	296	-1	0
3	325	292	0	0
4	325	296	0	0
5	328	296	-1	0
6	327	299	-1	0
7	327	297	-1	0
8	325	298	-2	0
9	326	296	-2	0
10	326	298	-1	0
11	326	297	-2	0
12	327	298	-2	0
13	328	296	-2	0
14	328	292	-2	0
15	327	292	-3	0
16	328	299	-2	0
17	327	292	-2	0
18	331	293	-2	0
19	325	291	-3	0
20	330	293	-3	0
Média de Deslocamentos	x	y	P _x	P _y
	4	3	2	0

Com os valores das coordenadas obtidas pelos métodos PA e S da Tabela 14, são mostrados na Figura 59 os deslocamentos que ocorreram com o ponto seguido, os valores em vermelho na figura pertencem ao método PA, e os valores em preto, correspondem ao método S. Observe que a imagem apresentada a direita da Figura 59 foi feita uma ampliação para melhor

visualização dos deslocamentos. No método PA em muitos casos não houve deslocamento e quando ocorrido, esse deslocamento foi no máximo de 3 pixels na horizontal. No método S foram encontrados deslocamentos maiores, de até 8 pixels na horizontal e de 5 pixels na vertical.

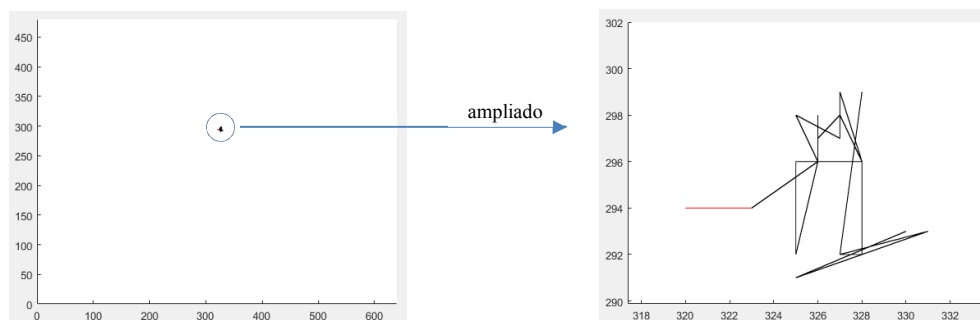


Figura 59 – Movimentos do ponto seguido do voluntário 05/09/2017 – 02

As séries temporais encontradas em ambos os métodos são mostradas na Tabela 15.

Tabela 15 – Valores das séries do ponto $xy(323,294)$ e $P_{xy}(0,0)$

Tons de Cinza		Temperaturas	
PA	S	PA	S
135	135	30,53	30,53
145	143	31,32	31,26
143	143	31,20	31,22
145	144	31,36	31,25
145	143	31,44	31,28
145	142	31,42	31,14
143	142	31,25	31,13
144	144	31,32	31,19
145	145	31,36	31,35
143	143	31,29	31,21
144	144	31,37	31,27
143	143	31,29	31,13
143	143	31,28	31,20
141	142	31,17	31,12
142	143	31,26	31,18
143	142	31,19	31,07
142	143	31,22	31,24
143	144	31,33	31,27
145	146	31,37	31,30
145	144	31,44	31,34

Os valores da Tabela 15 são mostrados na Figura 60 tanto de forma em tons de cinza, quanto da matriz de temperatura. As informações contidas em ambos os gráficos, são bastante semelhantes. Os valores em vermelho na figura pertencem ao método PA, e os valores em preto, ao método S.

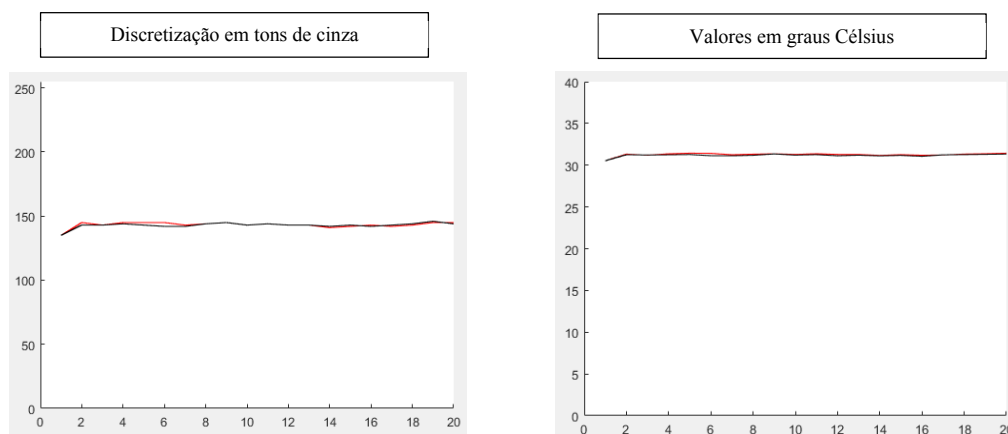


Figura 60 – Séries discretizadas e de temperatura do voluntário 05/09/2017 – 02

Ao fazer uma média dos valores em tons de cinza encontrados por ambos os métodos, ter-se-á o valor tom de cinza de 143 para os dois métodos, já as diferenças médias entre os pontos e seus valores de temperatura entre os métodos, foi de 0,09° Celsius por ponto.

Usando esse mesmo voluntário 05/09/2017 - 02 na comparação entre os métodos. Escolheu-se outro ponto para seguir dentro da ROI. Na Figura 61, no método PA o ponto da ROI que será analisado está nas coordenadas $P_{xy} = (+110, -180)$. No método S esse ponto tem as coordenadas $xy = (433, 114)$.

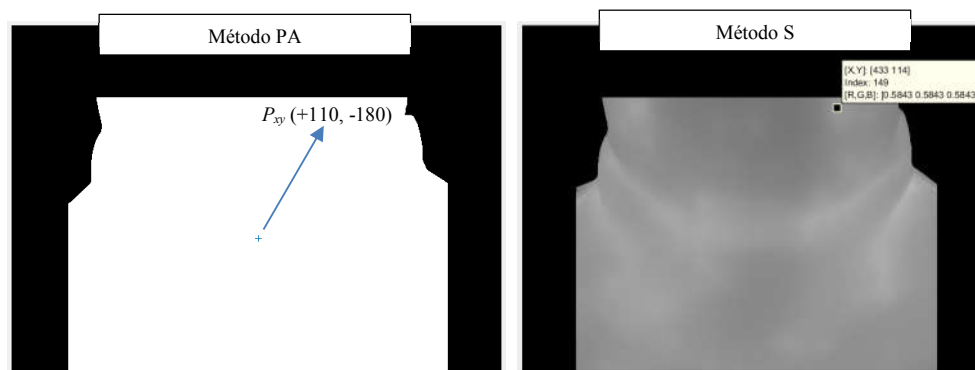


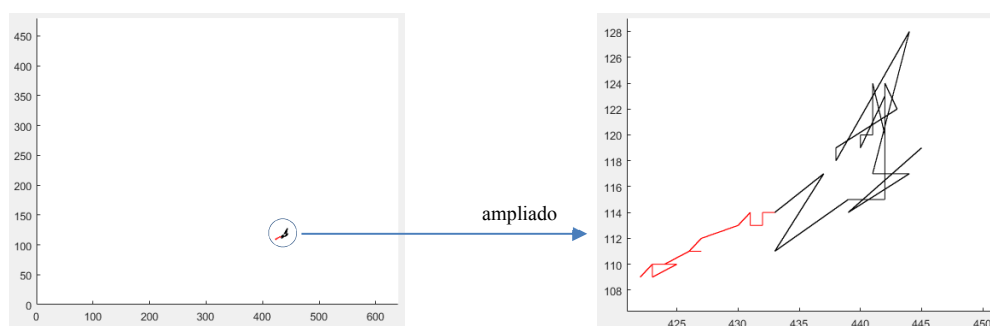
Figura 61 – Primeira imagem dos métodos do voluntário 05/09/2017 – 02

As matrizes de Similitude utilizadas pelo método S para esse voluntário já foram criadas no exemplo anterior usando os pontos definidos manualmente pelo processo de escolhas de pontos, assim como, as matrizes de rotação usadas na etapa inicial do método PA. Após aplicação dos métodos S e PA, as coordenadas do ponto $xy (433, 114)$ e $P_{xy}(+110, -180)$ foram obtidas. A Tabela 16 exibe os valores das coordenadas desses pontos em ambos os métodos.

Tabela 16 – Deslocamentos ocorridos no ponto seguido $xy(433,114)$ e $P_{xy}(+110,-180)$

Imagem	Eixos			
	x	y	P _x	P _y
1	433	114	-110	180
2	437	117	-109	180
3	433	111	-109	181
4	439	115	-109	181
5	442	115	-108	181
6	442	123	-108	180
7	440	119	-107	181
8	440	120	-104	182
9	441	120	-103	183
10	441	124	-104	183
11	442	120	-104	183
12	442	124	-104	183
13	443	122	-103	183
14	438	119	-101	184
15	438	118	-100	184
16	444	128	-100	185
17	441	117	-102	184
18	444	117	-101	184
19	439	114	-100	184
20	445	119	-99	185
Média de Deslocamentos	X	Y	P _x	P _y
	7	5	6	3

Após obtenção das coordenadas usando os métodos PA e S da Tabela 16, mostra-se na Figura 62 os deslocamentos que ocorreram com o ponto seguido. Os valores em vermelho na figura pertencem ao método PA, e os valores em preto, correspondem ao método S. No método PA obteve-se um deslocamento médio de 6 pixels na horizontal e 3 pixels na vertical. No método S, os deslocamentos foram em média 7 pixels na horizontal e 5 pixels na vertical.

**Figura 62 – Movimentos do ponto seguido do voluntário 05/09/2017 – 02**

As séries temporais encontradas em ambos os métodos são mostradas na Tabela 17.

Tabela 17 – Valores das séries do ponto $xy(433,114)$ e $P_{xy}(+110,-180)$

Tons de Cinza		Temperatura	
PA	S	PA	S
135	135	30,68	30,68
144	143	31,20	31,17
142	140	31,03	31,06
142	142	31,19	31,16
144	144	31,27	31,24

144	145	31,32	31,39
145	144	31,34	31,31
146	146	31,45	31,46
146	146	31,44	31,49
145	146	31,27	31,48
145	144	31,24	31,28
145	146	31,32	31,46
146	146	31,36	31,42
144	144	31,22	31,25
146	146	31,41	31,40
145	144	31,40	31,43
144	143	31,27	31,18
146	144	31,39	31,28
147	145	31,48	31,30
146	144	31,48	31,36

Na Figura 63 são mostrados os valores da Tabela 17, tanto de forma em tons de cinza, quanto da matriz de temperatura. Novamente, as informações contidas em ambos os gráficos, são bastante semelhantes. Os valores em vermelho na figura pertencem ao método PA, e os valores em preto, ao método S.

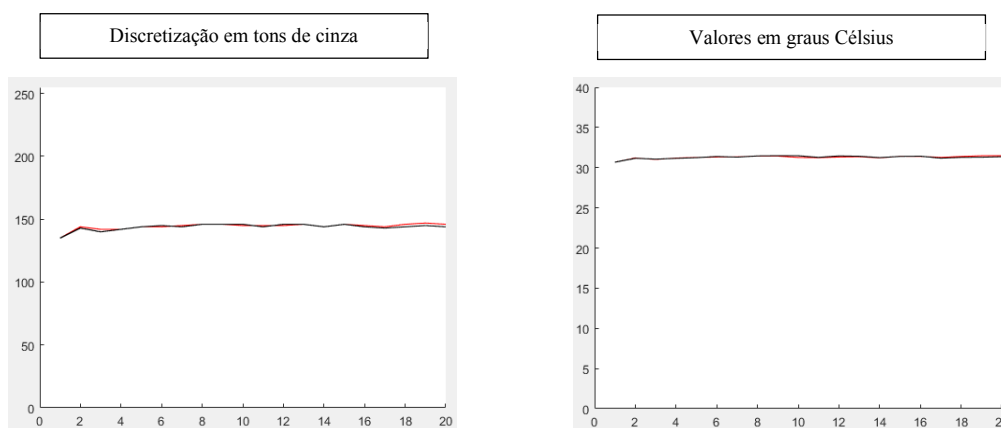


Figura 63 – Séries discretizadas e de temperatura do voluntário 05/09/2017 – 02

Ao fazer uma média dos valores em tons de cinza encontrados por ambos os métodos, obtém-se o valor tom de cinza de 144 para os dois métodos, já as diferenças médias entre os pontos e seus valores de temperatura entre os métodos, foi de 0,07° Celsius por ponto.

Para uma segunda comparação, escolheu-se o voluntário 19/12/2016 – 01 mostrado na Figura 64. O ponto a ser seguido nas coordenadas $P_x = -50$ pixels e $P_y = +50$ pixels em relação ao centroide, e nas coordenadas $x = 293$ e $y = 273$ em relação a coordenada da imagem capturada pela câmera.

Para aplicação do método PA é necessário saber a localização do centroide, sendo assim na Figura 64, o centroide é mostrado por uma cruz azul no centro da figura seu valor em $xy = (332,330)$.

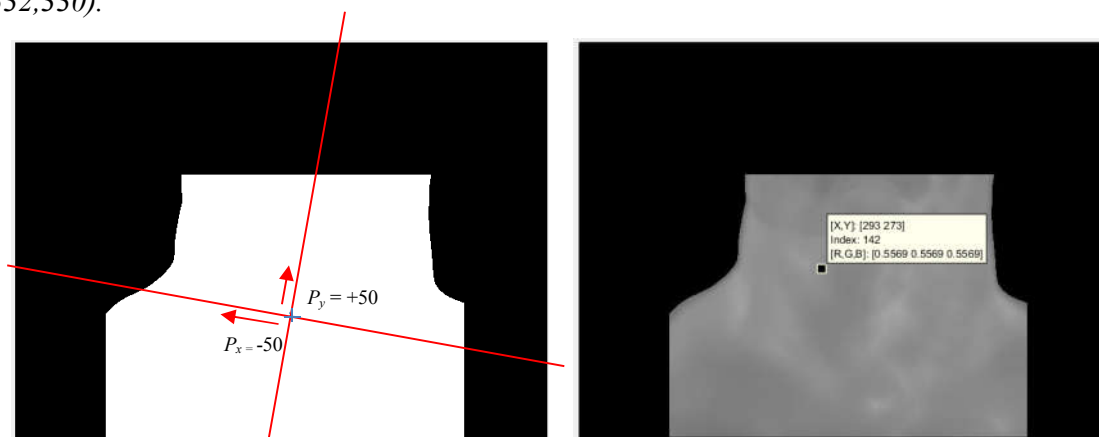


Figura 64 – ROI e informações sobre deslocamentos do voluntário 19/12/2016 – 01

Para o método S é necessário fazer as marcações dos pontos nas imagens de referência e nas imagens sensíveis. Foram marcados dois pontos em cada imagem dos 19 pares de imagens e mostrados um exemplo da marcação desses pares na Figura 65.

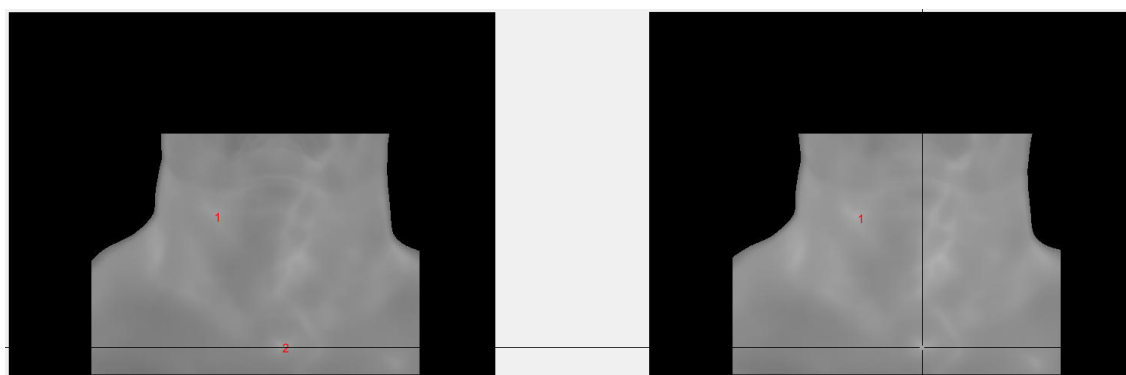


Figura 65 – Escolha dos pontos para o método S do voluntário 19/12/2016 – 01

A Tabela 18 mostra os pontos escolhidos manualmente para obtenção das matrizes de Similitude do método S.

Tabela 18 – Pontos de escolhas manuais do voluntário 19/12/2016 – 01

		Pontos (x,y)			
		Imagem de Referência		Imagens Sensíveis	
1 e 2		344	174	341	175
		278	426	283	431
1 e 3		342	173	342	177
		284	428	288	432
1 e 4		343	173	347	175
		283	426	286	430
1 e 5		340	172	342	177

1 e 11		346	172	347	179
		286	427	288	433
1 e 12		340	173	341	176
		289	424	289	436
1 e 13		341	176	343	177
		289	428	289	435
1 e 14		343	173	347	173
		285	427	289	436
1 e 15		345	173	347	173

	290	428	299	434		284	428	289	434
1 e 6	344	172	347	175	1 e 16	338	174	340	178
	285	425	294	432		294	427	294	437
1 e 7	340	174	341	174	1 e 17	347	172	351	174
	285	427	286	432		292	427	296	435
1 e 8	342	174	345	177	1 e 18	350	172	347	178
	286	427	290	434		296	427	297	437
1 e 9	341	174	342	176	1 e 19	341	174	341	177
	289	428	292	435		287	426	290	438
1 e 10	337	174	339	179	1 e 20	345	174	347	178
	289	430	293	435		294	426	299	437

A matriz usada pelo método PA, é mostrada na Tabela 19.

Tabela 19 – Matriz do método PA do voluntário 19/12/2016 – 01

1	2	3	4
0.9862 -0.1658 0	0.9863 -0.1650 0	0.9865 -0.1638 0	0.9842 -0.1773 0
0.1658 0.9862 0	0.1650 0.9863 0	0.1638 0.9865 0	0.1773 0.9842 0
0 0 1.0000	0 0 1.0000	0 0 1.0000	0 0 1.0000
5	6	7	8
0.9813 -0.1924 0	0.9805 -0.1965 0	0.9820 -0.1891 0	0.9803 -0.1974 0
0.1924 0.9813 0	0.1965 0.9805 0	0.1891 0.9820 0	0.1974 0.9803 0
0 0 1.0000	0 0 1.0000	0 0 1.0000	0 0 1.0000
9	10	11	12
0.9790 -0.2037 0	0.9796 -0.2009 0	0.9811 -0.1936 0	0.9789 -0.2045 0
0.2037 0.9790 0	0.2009 0.9796 0	0.1936 0.9811 0	0.2045 0.9789 0
0 0 1.0000	0 0 1.0000	0 0 1.0000	0 0 1.0000
13	14	15	16
0.9789 -0.2044 0	0.9787 -0.2054 0	0.9809 -0.1943 0	0.9802 -0.1980 0
0.2044 0.9789 0	0.2054 0.9787 0	0.1943 0.9809 0	0.1980 0.9802 0
0 0 1.0000	0 0 1.0000	0 0 1.0000	0 0 1.0000
17	18	19	20
0.9791 -0.2035 0	0.9830 -0.1837 0	0.9832 -0.1824 0	0.9821 -0.1884 0
0.2035 0.9791 0	0.1837 0.9830 0	0.1824 0.9832 0	0.1884 0.9821 0
0 0 1.0000	0 0 1.0000	0 0 1.0000	0 0 1.0000

Ao encontrar os ângulos θ dos momentos de inércia de cada ROI do voluntário, usa-se o ponto P_{xy} (-50, +50) e multiplica-o pela matriz de rotação (conforme Equação (20)), e consecutivamente multiplica-se os valores encontrados nessa transformação pela matriz de translação (conforme Equação (21)) do centroide. Dessa forma encontram-se os pontos referentes nos eixos xy . A Figura 66 exibe os movimentos que ocorreram com os pixels após aplicação das matrizes de transformação, novamente os valores em vermelho na figura pertencem ao método PA, e os valores em preto correspondem ao método S.

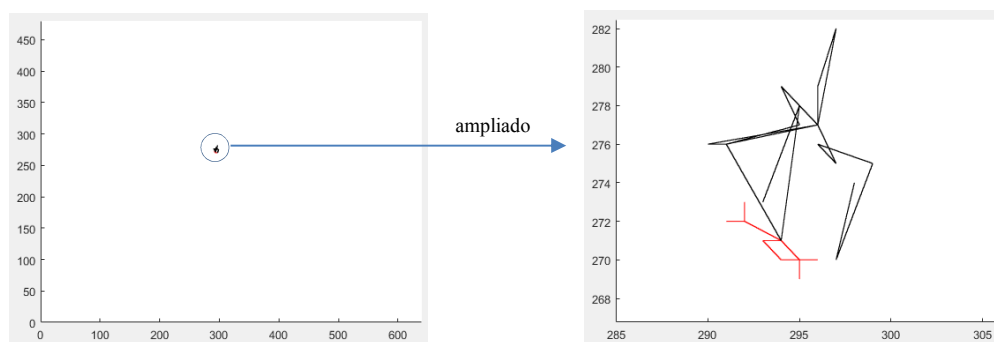


Figura 66 – Movimentos do ponto anatômico do voluntário 19/12/2016 – 01

Conforme Figura 66, pode-se observar os movimentos realizados pelos métodos para seguir o ponto anatômico xy (293, 273), P_{xy} (-50, +50). Dessa forma, foram encontrados os pontos referentes nos eixos xy e mostrados na Tabela 20 os eixos e os valores angulares encontrados para cada ROI. Observando a Tabela 20, percebe-se que os eixos principais encontrados pelos momentos de inércia dos objetos no método PA, tiveram influência no deslocamento do ponto seguido, pois os valores angulares quando multiplicados pelo ponto seguido influenciam diretamente no seu deslocamento.

Tabela 20 – Deslocamentos e ângulos encontrados pelos métodos do ponto xy (293,273)

Imagem	Método PA						Método S	
	Eixos e valores angulares							
	Ox	Oy	x	y	Graus	Radianos	x	y
1	333	331	293	273	-9,8567618	-0,1720329	293	273
2	333	330	292	272	-9,3797422	-0,1637074	295	278
3	332	330	291	272	-9,4514633	-0,1649592	294	271
4	333	330	292	272	-10,10733	-0,1764062	291	276
5	334	329	294	271	-11,478562	-0,2003387	295	277
6	334	329	295	270	-11,530766	-0,2012498	294	279
7	333	329	294	270	-11,267853	-0,1966611	296	277
8	334	329	294	270	-11,681115	-0,2038739	296	277
9	334	329	295	270	-12,019787	-0,2097849	290	276
10	334	329	295	270	-11,807434	-0,2060786	291	276
11	334	329	295	270	-11,442716	-0,1997131	296	277
12	334	329	295	270	-11,966311	-0,2088515	296	279
13	334	328	295	269	-12,065884	-0,2105894	297	282
14	334	329	295	270	-12,189277	-0,212743	296	277
15	334	329	295	270	-11,638249	-0,2031258	297	275
16	334	329	295	270	-11,622766	-0,2028555	297	275
17	335	329	296	270	-11,919793	-0,2080396	296	276
18	333	329	294	270	-11,209457	-0,1956419	299	275
19	333	329	293	271	-11,095429	-0,1936518	297	270
20	334	329	294	271	-11,310855	-0,1974117	298	274

Ao analisar a Tabela 20, observa-se que no método S houve uma média de deslocamento de 2 pixels no eixo x e 3 pixels no y em relação ao ponto seguido, já no método PA esses deslocamentos foram em média de 1 pixels para o eixo x e 2 pixels para o eixo y, também em relação ao ponto seguido.

Na Tabela 21 mostra-se as séries temporais encontradas por ambos os métodos. Ao se fazer a média das diferenças entre os pontos e seus valores de temperatura, encontrou-se uma diferença de 0,09° Celsius por ponto.

Tabela 21 – Valores das séries do ponto xy (293,273) e P_{xy} (-50,+50)

Tons de Cinza		Temperatura	
PA	S	PA	S
142	142	31,09	31,10
151	151	31,94	31,87

156	154	32,20	32,15
158	160	32,43	32,50
159	158	32,44	32,41
161	161	32,64	32,68
163	162	32,77	32,72
164	163	32,85	32,79
165	169	32,91	33,12
166	169	32,98	33,18
166	166	33,00	33,02
167	168	33,03	33,03
167	169	33,14	33,17
168	169	33,19	33,22
168	169	33,27	33,23
169	170	33,28	33,30
169	171	33,22	33,36
170	169	33,31	33,14
172	169	33,57	33,26
171	171	33,44	33,28

As séries temporais encontradas na Tabela 21 de ambas as técnicas são mostradas na Figura 67, tanto da discretização em tons de cinza, quanto da matriz de temperatura. As informações contidas em ambos os gráficos, são bastantes semelhantes novamente. Os valores em vermelho na figura pertencem ao método PA, e os valores em preto ao método S.

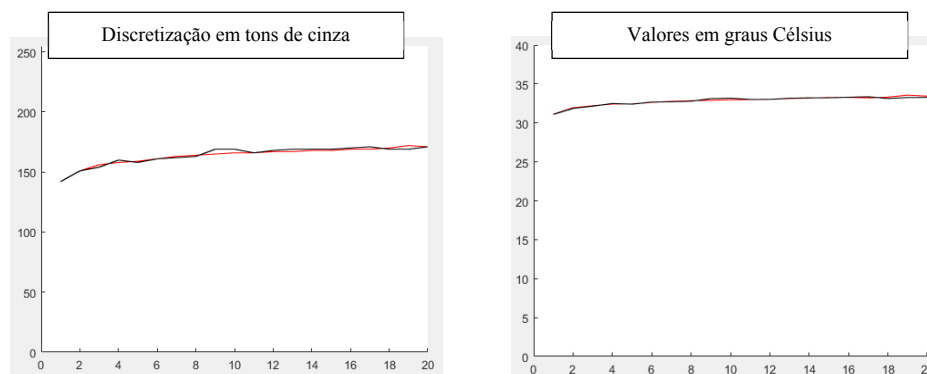


Figura 67 – Séries discretizada e de temperatura do voluntário 19/12/2016 – 01

6.2 Comparação média dos métodos PA e S para 10% da base

Além desses resultados obtidos acima, também aplicou-se os métodos PA e S em 12 voluntários da base de dados, no intuito de seguir um determinado ponto após aplicação dos métodos, o ponto seguido nas coordenadas P_{xy} (+30, -30) em relação aos centroides encontrados para cada imagem dos 12 voluntários. Os valores encontrados dos deslocamentos estão no Apêndice G e H, e a Figura 68 mostra os gráficos das médias de deslocamentos nos eixos xy , de ambos os métodos.

Lembrando que, para execução do método S, como já mencionado, se faz necessária a marcação dos pontos na imagem de referência, assim como nas imagens sensíveis, para construir as matrizes de Similitude usadas para transformação do ponto anatômico seguido.

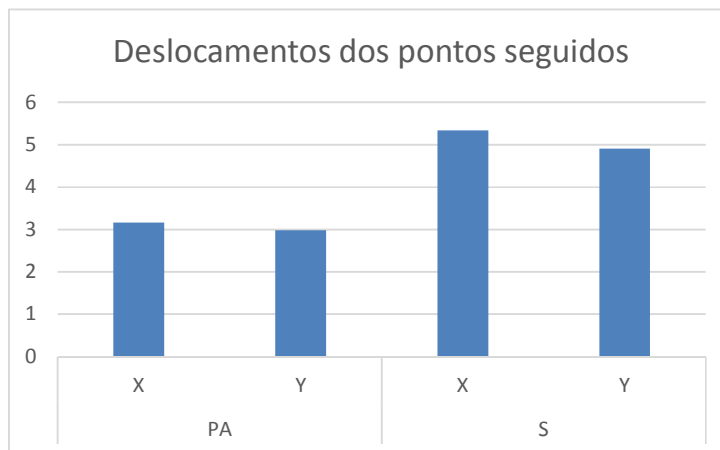


Figura 68 – Média de deslocamentos após aplicação dos métodos PA e S

As médias de deslocamentos ocorridos e encontrados usando o método PA foi de 3 pixels no eixo X e 3 pixels no eixo Y, já o método S, obteve um deslocamento de 5 pixels no eixo X e 5 pixels no eixo Y, para os 12 voluntários do qual os métodos foram aplicados.

6.3 Comparação de toda a base usando os métodos simplificados

Para avaliar ambos os métodos na solução do problema proposto, resolveu-se comparar os métodos simplificados, usando uma derivação do método PA (apenas translação) e uma derivação do método S na forma automática (usando escolhas de pontos através dos algoritmos SIFT/RANSAC).

Aplicou-se os métodos sobre cada imagem dos voluntários e os resultados obtidos se encontram nos apêndices B, C e D. O Apêndice B mostra uma tabela com as distâncias entre os centroides da primeira imagem as demais imagens dos voluntários pelo método PA. O Apêndice B mostra as médias de tempo de execução dos métodos aplicados por voluntário para transformação das imagens usando o aplicativo MatLab 2017a. No Apêndice C mostra-se médias de tempo de execução dos métodos desenvolvidos por voluntário. Os tempos médios mostrados pelo método PA, correspondem ao cálculo dos centroides, dos valores angulares, obtenção das matrizes de rotação e transformação das imagens pelos centroides e o cálculo dos valores de correlação entre as 20 imagens a ser apresentada no Apêndice D. Os tempos mostrados no método S (SIFT/RANSAC) correspondem a obtenção dos *inliers* entre as imagens de referência e sensíveis, uso dessas correspondências para obtenção das 19 matrizes

de transformação, transformação das 19 imagens sensíveis usando as matrizes encontradas e cálculo de correlação das 19 imagens sensíveis transformadas em relação a imagem de referência apresentada no Apêndice D.

Para uma avaliação das transformações ocorridas, utilizou-se todos os pontos das imagens gerando novas imagens a partir das matrizes geradas pelos métodos, para os 120 voluntários do banco de imagens. O Apêndice D mostra uma tabela com as médias das correlações e os desvios padrão existentes entre a imagem de referência e sensíveis de cada voluntário, após aplicação dos métodos na transformação das imagens e suas comparações.

Na Figura 69, são mostradas sobreposições entre imagens do voluntário 07/11/2016 – 02 pelos dois métodos. Na imagem da esquerda a sobreposição é entre a primeira e a vigésima imagem do voluntário, sendo feita depois de calculada as coordenadas do centroide de ambas coincidindo essas imagens pelo centroide, isso corresponde a coincidir os eixos principais de cada uma das imagens, visto que no PA simplificado o ângulo θ é desconsiderado. Na imagem à direita foi realizada uma sobreposição da imagem de referência com a imagem sensível (vigésima imagem), obtida usando a matriz de transformação do método S automático.

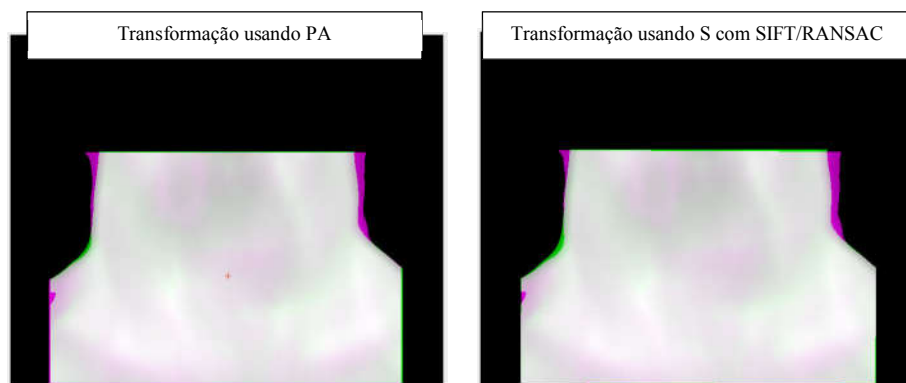


Figura 69 – Transformação de imagens

As transformações ocorridas pelo método PA simplificado, além de mais rápidas conforme Apêndice C fez as transformações na primeira tentativa, e no quadro 2, o método S usando SIFT/RANSAC só conseguiu gerar uma boa transformação a partir de U tentativas, assim como ocorreu com o voluntário e mostrado na Figura 53.

Para avaliar os resultados dos algoritmos aplicados, mediu-se o valor do coeficiente de correlações entre as imagens após a transformação de todos os 120 voluntários do banco de imagens. Os valores de correlação foram obtidos usando a Equação (34) e podem ser observados no Apêndice D.

$$r(P, Q) = \frac{\varphi \sum p_i q_i - \sum p_i \sum q_i}{\sqrt{\varphi \sum p_i^2 - (\sum p_i)^2} \sqrt{\varphi \sum q_i^2 - (\sum q_i)^2}} \quad (34)$$

Essa expressão r é o coeficiente de correlação linear entre duas imagens P e Q , nesse caso entre as imagens de referência e as sensíveis transformadas, que estão representadas por cada um de seus pixels da ROI. Assim p_i e q_i são os tons de cinza dos pixels das imagens P e Q , e φ é a quantidade de pixels da imagem. A Equação (34) foi utilizada no algoritmo disponível no Apêndice I para medir a correlação existente entre as imagens.

O coeficiente de correlação pode variar entre -1,0 a + 1,0, com + 1,0 indicando uma correlação perfeita, e - 1,0 quando as imagens estão totalmente descorrelacionadas. Ou seja, quanto maior o valor de correlação melhor o resultado obtido. É sabido que em um exame TID, mesmo sem nenhum movimento ou deformação do corpo, nunca haverá um coeficiente de correlação igual + 1,0 devido as variações de tons de cinza sofridas pelos pixels das imagens no exame, porque a mesma está associada ao estresse térmico induzido no corpo. Porém, para uma comparação entre os métodos, o seu uso se justifica, porque as imagens utilizadas sofrem a mesma variação de temperatura.

O gráfico na Figura 70 mostra as correlações e desvio padrão das imagens transformadas após uso do método PA (apenas translação) dos 120 voluntários, conforme Apêndice D.

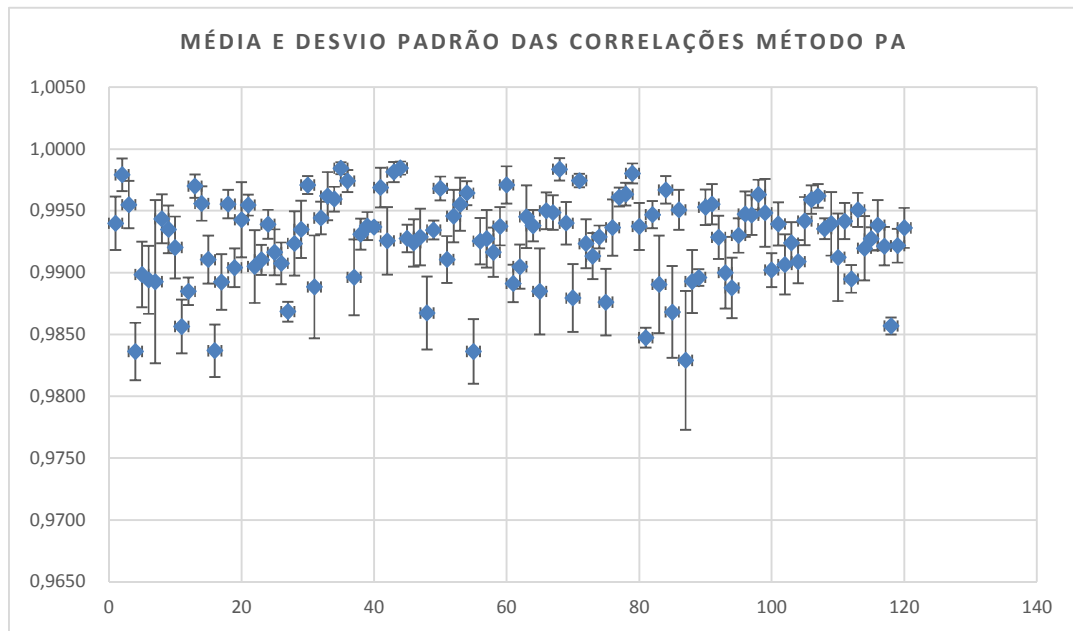


Figura 70 – Média e desvio padrão das correlações – PA

O gráfico na Figura 71, mostra as correlações e desvio padrão das transformações das imagens após uso do método S (usando SIFT/RANSAC) dos 120 voluntários, conforme Apêndice D.

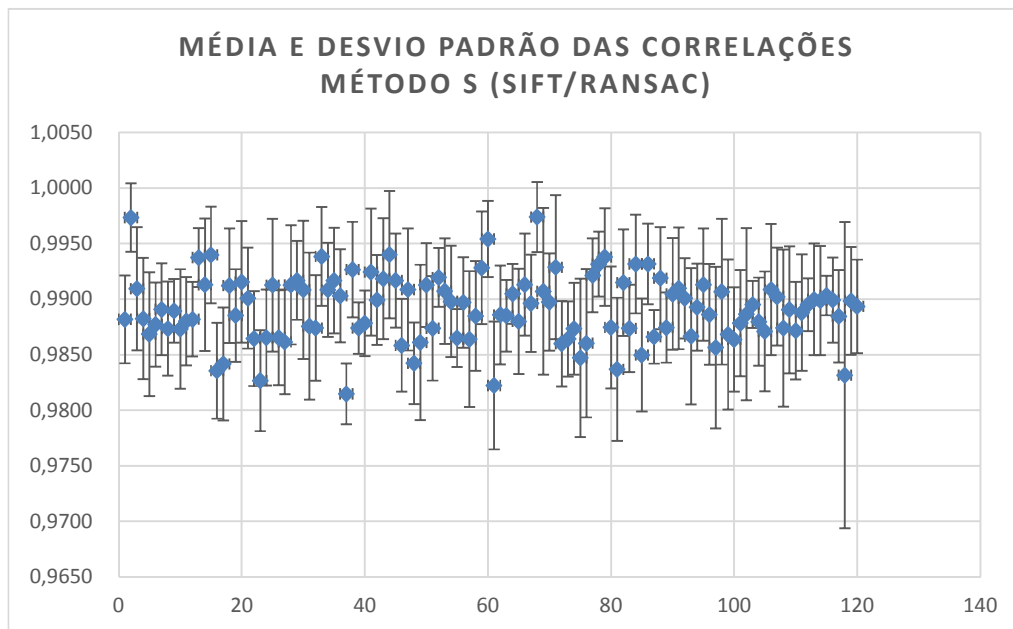


Figura 71 – Média e desvio padrão das correlações – S (SIFT/RANSAC)

Ao analisar os valores obtidos por cada uma das técnicas observa-se melhores resultados com menores desvios padrões no método PA. Na Figura 72, é mostrado que a média geral das correlações encontradas entre as imagens após transformação pelo método PA é de 0,9927 e no método S usando SIFT/RANSAC, atingiu-se uma média total de 0,9891.

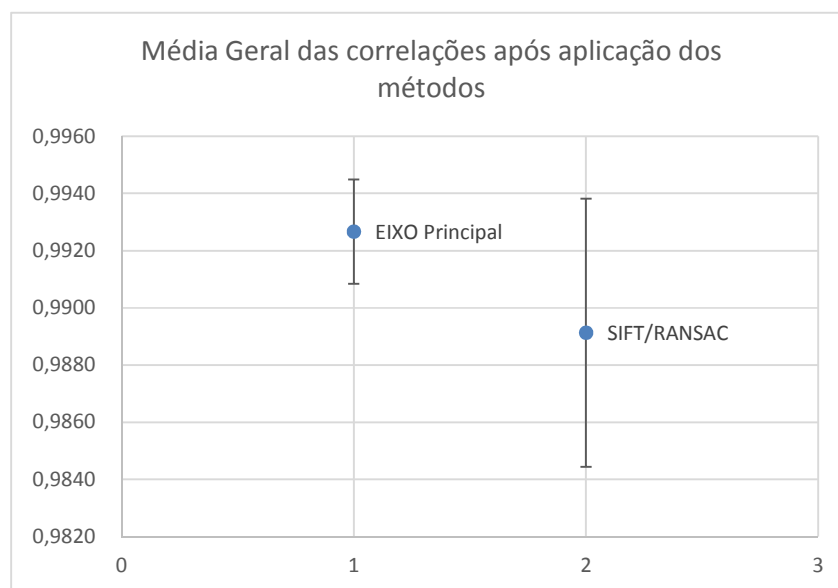


Figura 72 – Média geral e desvio padrão das correlações

A quantidade de correlações abaixo ou igual ao limiar de 0,98 foi de 93 imagens, perfazendo um total de 0,04% de toda a base com esse limiar.

O algoritmo utilizado para aplicação das correlações se encontra no Apêndice I.

Outro parâmetro a ser considerado foi o tempo computacional de execução dos algoritmos para transformação das imagens, para isso foi medido o tempo de execução e de transformação de cada imagem, os resultados se encontram no Apêndice C e estão resumidos no gráfico da Figura 73. A média geral do tempo foi de 0,51 milésimos de segundos usando o método PA simplificado e 2 segundos e 66 milésimos de segundo usando o método S com SIFT/RANSAC.

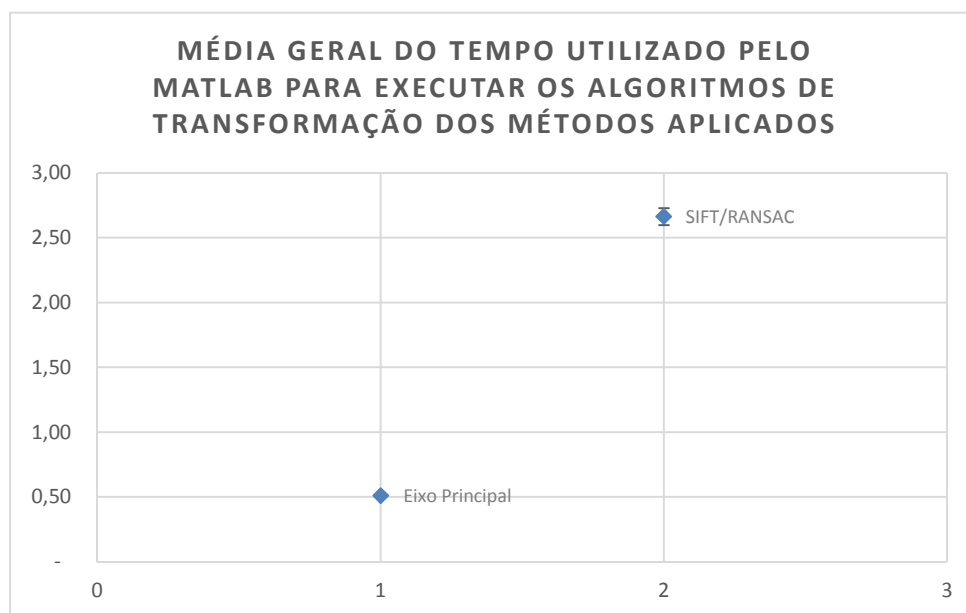


Figura 73 – Tempo médio geral das retificações pelos métodos

Essas comparações permitem afirmar que o método PA foi 2 segundos na média geral mais rápido que a técnica SR para cada imagem da base, assim como suas correlações foram melhores.

Informações sobre as datas das realizações das capturas junto ao HUAP, podem ser encontradas nos Apêndices E e F.

CAPÍTULO 7 – CONCLUSÃO

Essa pesquisa propõe novas abordagens para o pré-processamento das imagens a serem usadas no exame térmico da tireoide. Esse pré-processamento visa especialmente como considerar o mesmo ponto anatômico ao longo de uma série de imagens termográficas extraídas da região da tireoide, capturadas durante o exame de um voluntário. Paralelamente também foi projetado e utilizado um suporte para apoio da cabeça, que é fixado na cadeira, em que o voluntário senta durante as aquisições de suas imagens. Esse ao ser usado pelo paciente fornece uma maior acomodação, reduzindo os deslocamentos que ocorrem no processo de captura. A eficiência do suporte foi comentada no subtítulo 4.1.1. Também foi desenvolvido algoritmos para normalização das imagens e extração da região de interesse do pescoço, que serão utilizadas pelos especialistas para realização das segmentações manuais (que nesta linha de pesquisa servirão como *ground truth* nas etapas futuras).

Considerando que as imagens são objetos 2D e as propriedades física conhecidas de corpos em relação ao Centro de Massa ou Centro de Gravidade (CG) e Eixos Principais (PA), desenvolveu-se uma abordagem inovadora, em substituição ao registro tradicional de imagens. Também, uma outra metodologia de registro baseada em obtenção da transformação de Similitude para construção da transformação entre pares de imagens do mesmo voluntário foi desenvolvida. Além disso, para simplificar esses métodos, duas variações dos mesmos foram desenvolvidas, uma apenas considerando o CG e a outra aplicando os algoritmos SIFT e RANSAC para escolha automática dos pontos a serem usados no registro.

Para demonstrar a eficiência dos métodos propostos, comparações foram apresentadas. De acordo com os resultados obtidos no Capítulo 6, isto é, em comparação entre os métodos, aqueles que consideram um sistema de eixos passando pelo Centro de Gravidade (CG) ou os Eixos Principais (PA) se mostram mais eficientes, menos trabalhosos e mais corretos, pois uma vez que referenciados aos eixos fixos nos objetos representados na imagem, todos seus pontos passam a ser invariantes quando representados neste eixo, encontrando bons resultados para construção das séries temporais em um tempo muito menor e de forma totalmente automática.

Na aplicação dos métodos baseados em obtenção da transformação de Similitude, o esforço dispensado para criação das matrizes de Similitude depende muito de fatores visuais e de marcações manuais para criação dessas, deixando o processo mais oneroso. Na variação deste que considera usar algoritmos SIFT e RANSAC para substituir o trabalho manual das escolhas dos pontos, por outro lado, se mostrou instável nas imagens, pois as mesmas possuem poucas características constantes em todas as aquisições de um exame, essas características

variaram seus valores de uma imagem para outra, inviabilizando parcialmente seu uso. Em um cômputo geral das comparações realizadas, o método PA foi sempre mais preciso e rápido em relação ao método S, mesmo quando o método S utilizou-se de algoritmos para detecção de características.

As imagens utilizadas nesta dissertação podem ser encontradas no sitio virtual do laboratório de computação visual da UFF (<http://visual.ic.uff.br>), dentro do projeto de tireoides: <http://visual.ic.uff.br/thyroid>.

7.1 Trabalhos Futuros

Em termos de trabalhos futuros, devido à relevância da pesquisa, recomenda-se: continuar com as aquisições das imagens termográficas; manter o banco de imagens atualizado; melhorar a identificação da região de interesse (ou a extração da ROI) de forma que todos os exames de um mesmo paciente tenham uma ROI com mesma área e forma; realizar mais estudos com os algoritmos abordados nessa dissertação (tanto por PA quanto por Similitude usando SIFT/RANSAC); publicar um *ground truth* de nódulos demarcados pelos médicos especialistas que fazem parte da equipe do projeto. Analisar qual deve ser o melhor tamanho da janela de pixels para criação das séries de temperatura dentro do *ground truth* demarcado pelo especialista; avaliar séries de temperaturas sobre as demarcações realizadas pelo especialista; usar técnicas de aprendizado de máquina para reconhecimento de padrões no banco de imagens gerados pelo projeto.

Uma abordagem interessante para melhorar a extração da ROI, seria o desenvolvimento de uma vestimenta mais adequada para realização da captura, pois como mostrado na Figura 16 um dos responsáveis pelas dificuldades encontradas na limiarização da imagem capturada foram as vestimentas que cobrem partes do corpo que são indispensáveis para extração da área de interesse do pescoço. Nesse processo de aprendizado, julga-se que uma boa alternativa para solucionar esse problema é a confecção de um jaleco para uso no momento da captura das imagens. Os ajustes necessários que ocorrem antes do pré-processamento dessas imagens, são tão importantes quando o próprio processamento das mesmas. Questões adicionais relacionadas a captura devem ser levadas em consideração.

REFERÊNCIAS

- Aweda, M. A., Adeyomoye, A. O. & Abe, G. A., 2012. Thermography analysis of thyroid diseases at the Lagos University Teaching Hospital. *Advances in Applied Science Research*, pp. 2027-2032.
- Borchardt, T. B.; Conci, A.; Lima, R. C. F.; Resmini, R.; Sanchez, A., 2013. Breast thermography from an image processing viewpoint: A survey. *Signal Processing*, Volume 93, pp. 2785-2803.
- Brioschi, M. L.; Cimbalista, M.; Colman, D.; Nakagawa, C. R.; Coltro, A.; Silveira, F., 2000. Benefícios da Imagem Digital Térmica Infravermelha no Diagnóstico dos Nódulos de Tireoide. *Arquivos de Medicina*, Volume Vol. 3, pp. 161-165.
- Canada, T. F.; *Thyroid Foundation of Canada*. [Online] Disponível em: http://www.thyroid.ca/board_members.php [Acesso em Dezembro 2017].
- Carvalho, G. A.; Graf, H.; Maciel, R. M. B.; Maciel, L. M. Z.; Maia, A. L.; Vaisman, M., 2013. Nódulo tireoidiano e câncer diferenciado de tireoide: atualização do consenso brasileiro. *consenso em tireoide*, pp. 240-264.
- Conci, A., Azevedo, E. & Leta, F. R., 2008. *Computação Gráfica: Teoria e Prática*. 2 ed. Rio de Janeiro: Campus/Elsevier.
- Costanzo, L. D., 2014. *Fisiologia*. Tradução da 5ª edição ed. Rio de Janeiro: Elsevier.
- Ebooks., I. P., 2012. *IOS Press Ebooks* [Online] Disponível em: <http://ebooks.iospress.nl/bookseries/studies-in-health-technology-and-informatics> [Acesso em Dezembro 2017].
- E. Y. K., 2009. A Review of Thermography as Promising Non-invasive Detection Modality for Breast Tumor. *International Journal of Thermal Sciences*, pp. 849-859.
- Fiirst, W. G.; González, J. R.; Rosillo, E. C.; Souza, G. S. S.; Cicero, F. M.; Santos, E. V. V.; Vasconcelos, L. P.; Ribeiro, M. C.; Seixas, F. L.; Conci, A., 2017. On the use of tensor analysis for infrared image registration. niterói: Submetida ao *IEEE ICC 2018 SAC Symposium E-Health Track*.
- Fischer, M. A. & Bolles, R. C., 1981. Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography. *Communications of the ACM*, 24(6), pp. 381-195.
- Gavriloaia, B. M.; Vizireanu, C. R.; Fratu, O.; Mara, C.; Vizireanu, D. N.; Preda, R.; Gavriloaia, G., 2015. Thermal image filtering by bi-dimensional empirical mode decomposition. *Advanced Topics in Optoelectronics, Microelectronics and Nanotechnologies*, pp. 1-6.
- Gavriloaia, G., Gavriloaia, M. R., Sofron, E. & Ghemigian, A. M., 2010. Using Fractal Analyse of thermal Signatures for Thyroid Disease Evaluation. *Proceedings SPIE, Advanced Topics in Optoelectronics, Microelectronics and Nanotechnologies*, pp. 1-6.

Gavriloaia, G., Ghemigian, A. M. & Gavriloaia, M. R., 2009-B. Infrared signature analysis of the thyroid tumors. *European Conferences on Biomedical Optics. International Society for Optics and Photonics*, Volume Vol. 7371.

Gavriloaia, G., Hurduc, A., Ghemigian, A. M. & Fumarel, R., 2009-A. Spatial-temperature high resolution map for early cancer diagnosis. *Multimodal Biomedical Imaging*, Volume 7171, pp. 1-8.

González, J. R., 2017. *Um estudo sobre a possibilidade do uso de imagens infravermelhas na análise de nódulos de tireoide*. Niterói: Dissertação de Mestrado - UFF.

Gonzalez, J. R.; Rodrigues, E. O.; Damiao, C. P.; Fontes, C. A. P.; Silva, A. C.; Paiva, A.; Li, H.; Du, C.; Conci, A., 2017. An Approach for Thyroid Nodule Analysis Using Infrared Images. *BioEngineering; Book Title: Application of Infrared to Biomedical Sciences*; 1ª edição. Ed. Springer Singapore, ISBN:978-981-10-3146-5, p. 451-475.

Guth, S.; Theune, U.; Aberle, J.; Galach, A.; Bamberger, C. M., 2009. Very high prevalence of thyroid nodules detected by high frequency (13 Mhz) ultrasound examination.. *European Journal of Clinical Investigation*, pp. 699-706.

Handbook, *The ultimate infrared Handbook for R&D Professionals-Resource guide for Using Infrared in the Research and Development Industry*. [Online] Disponível em: http://flirmedia.com/MMC/THG/Brochures/T559243_EN.pdf [Acesso em Outubro 2017].

Helmy, A., Rizkalla, M. & Salama, P., 2000. Finite element Analisis for simulating a Hot Thyroid Nodule. *Circuits and Systems, Proceedings of the 43rd IEEE Midwest Symposium*, pp. 1064-1067.

Helmy, A. W., Holdmann, M. & Rizkalla, M., 2008. Application of thermography for non-invasive diagnosis of thyroid gland disease. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, pp. 1168-1175.

Herman, C., 2013. The role of dynamic infrared imaging in melanoma diagnosis. *Expert Review of Dermatology*, Volume Vol. 8, pp. 177-184.

Huang, N. E.; Shen, Z.; Long, S. R.; Wu, M. L.; Shih, H. H.; Zheng, Q.; Yen, N. C.; Tung, C. C.; Liu, H. H., 1998. The empirical mode decomposition and Hilbert spectrum for nonlinear and nonstationary time series analysis. *Proceedings of the Royal Society A*, Volume 454, pp. 903-995.

Inc., F. S., *Download Manuals & Drawings*. [Online] Disponível em: <http://www.flir.com.hk/cs/display/?id=41965> [Acesso em Outubro 2017].

Inc., S. T., 2005. *IETF*. [Online] Disponível em: <https://tools.ietf.org/html/rfc4180> [Acesso em Novembro 2017].

Jung, S., Song, S., Chang, M. & Park, S., 2018. Range image registration based on 2D synthetic images. *Computer Aided Design*, pp. 16-27.

Keeling, S. L., 2007. Generalized Rigid and Generalized Affine Image Registration and Interpolation by Geometric Multigrid. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, pp. 163-183.

Learning, A., *Anatomy Learning*. [Online]
Disponível em: <http://anatomylearning.com/en/>
[Acesso em Novembro 2017].

Lee, I. H. & Mahmood, M. T., 2017. Adaptive elimination in image registration using genetic programming. *Information Sciences*, pp. 204-217.

Lowe, D. G., 2004. Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints. *International Journal of Computer Vision*, 60(2), p. 9.

Lunardelli, E. A. R., 2007. *Efeito dos modelos experimentais de hipertiroidismo e hipotiroidismo sobre aspectos bioquímicos e comportamentais em ratos adultos..* Porto Alegre: Tese de Doutorado - UFRGS.

Mahajan, P. & Madhe, S., 2014. Morphological Feature Extraction of Thermal Images for Thyroid Detection. *International Journal of Electronics Communication and Computer Engineering*, Volume Vol. 05, pp. 11-14.

MathWorks, I., *Math. Graphics. Programming..* [Online]
Disponível em: https://www.mathworks.com/products/matlab.html?s_tid=hp_products_matlab
[Acesso em 08 2017].

Metabologia, S. B. E., 2016. *Endocrino.org.br*. [Online]
Disponível em: <https://www.endocrino.org.br/10-coisas-que-voce-precisa-saber-sobre-tireoide>
[Acesso em Outubro 2017].

Otsu, N., 1979. A threshold selection method from gray-level histograms. *Systems, Man, and Cybernetics, IEEE Transactions on*, pp. 62-66.

Pennes, H., 1948. Analysis of tissue and arterial blood temperatures in the. *Journal of Applied Physiology*, pp. 93-122.

Pidwirny, M., 2006. *The Nature of Radiation, Fundamentals of Physical Geography, 2nd Edition*. [Online]
Disponível em: <http://www.physicalgeography.net/fundamentals/6e.html>
[Acesso em Outubro 2017].

Ring, E. F. & Ammer, K., 2012. Infrared thermal imaging in medicine. *Institute of Physics and Engineering in Medicine*, pp. 33-46.

Rizkalla, J.; Tilvury, W.; Helmy, A.; Suryadeyara, M.; Riskalla, M.; Holdmann, M., 2015. Computer simulation/practical models for human Thyroid thermographic imaging. *Journal of Biomedical Science and engineering*, pp. 246-256.

Samuels, B. L., 1972. Thermography: A Valuable Tool in the Detection of Thyroid Disease. *Radiology*, Volume Vol. 102, pp. 59-62.

Santos, V. S., s.d. *Mundo Educação*. [Online] Disponível em: <http://mundoeducacao.bol.uol.com.br/doencas/hipertireoidismo.htm> [Acesso em Novembro 2017].

Sezgin, M. & Sankur, B., 2004. Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation. *Journal of electronic Imaging*, pp. 146-165.

Silva, L. F.; Santos, A. A. S.; Bravo, R. S.; Silva, A. C.; Muchaluat-Saade, D. C.; Conci, A., 2015. Hybrid analysis for indicating patients with breast cancer using temperature time séries. *Computer methods and programs in biomedicine*, Volume Vol. 130, pp. 142-153.

Smith, J. W., Evans, A. T., Costall, B. & Smythe, J. W., 2002. Thyroid Hormones, brain function and cognition: a brief review. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, pp. 45-60.

Tan, G. H. & Gharib, H., 1997. Thyroid incidentalomas: management approaches to nonpalpable nodules discovered incidentally on thyroid imaging. *Annals of Internal Medicine*, pp. 226-231.

Tunbridge, W. M.; Evered, D. C.; Hall, H.; Appleton, D.; Brewis, M.; Clark, F., 1977. The spectrum of thyroid disease in a community. *The Whickham survey*. *Clinical Endocrinology*, pp. 481-493.

Vander, J. B., Gaston, E. A. & Dawber, T. R., 1968. The significance of nontoxic thyroid nodules. Final report of a 15-year study of the incidence of thyroid malignancy. *Annals of Internal Medicine*, pp. 537-540.

Vaz, V. A. S., 2014. Diagnosis of Hypo and Hyperthyroid Using MLPN Network. *Internacional Journal of Innovative Research in Science, Engineering an Technology*, Volume 3, pp. 14314-14323.

VLFeat, O., *VLFeat. Org*. [Online] Disponível em: <http://www.vlfeat.org/> [Acesso em 10 2017].

Zargochev, L. & Goshtasby, A., 2006. A Comparative Study of Transformation Functions for Nonrigid Image Registration. *IEEE Transactions on Image Processing*, pp. 529-538.

APÊNDICE A – Tabela de limiarizações

A tabela abaixo, mostra os limiares L usados para construção da ROI das imagens do banco.

Ordem de Atendimento do voluntário	Data	Limiar L	Itens que geraram alterações na escolha dos limiares			
			Roupas	Emissividade do cabelo	Saliência do pescoço	Ajuste de distância
1°	12/09/2016	+ 0.1				
1°	19/09/2016	+ 0.1				
2°	19/09/2016	+ 0.1				
3°	19/09/2016	+ 0.06	X			
1°	03/10/2016	+ 0.1				
2°	03/10/2016	+ 0.08		X		
3°	03/10/2016	+ 0.1				
1°	10/10/2016	+ 0.1				
2°	10/10/2016	+ 0.1	X			
3°	10/10/2016	--	X			
1°	17/10/2016	--				
2°	17/10/2016	+ 0.1				
3°	17/10/2016	--				
4°	17/10/2016	--				
1°	31/10/2016	+ 0.06				
2°	31/10/2016	+ 0.06	X			
3°	31/10/2016	+ 0.12	X	X		
4°	31/10/2016	--				
1°	07/11/2016	+ 0.06				
2°	07/11/2016	- 0.02				
1°	28/11/2016	--				
2°	28/11/2016	+ 0.08				X
3°	28/11/2016	--				
4°	28/11/2016	--				X
5°	28/11/2016	--				X
6°	28/11/2016	--				X
1°	05/12/2016	--				X
1°	12/12/2016	--				
1°	19/12/2016	--				
2°	19/12/2016	--				
1°	16/01/2017	+ 0.08		X		
2°	16/01/2017	--				
1°	23/01/2017	--				
1°	30/01/2017	+ 0.06				
1°	13/03/2017	--				
2°	13/03/2017	--				

3°	13/03/2017	--				
1°	17/04/2017	+ 0.06				
1°	24/04/2017	--	X	X		X
2°	24/04/2017	+ 0.08	X			
1°	02/05/2017	+ 0.08				X
1°	08/05/2017	+ 0.08				X
2°	08/05/2017	--				X
1°	09/05/2017	--				
2°	09/05/2017	+ 0.08				
3°	09/05/2017	+ 0.1				X
4°	09/05/2017	+ 0.06				
5°	09/05/2017	+ 0.04	X			X
1°	15/05/2017	+ 0.04				
2°	15/05/2017	--				
1°	16/05/2017	- 0.04	X			X
1°	23/05/2017	--				
2°	23/05/2017	--				
3°	23/05/2017	- 0.1	X			
4°	23/05/2017	+ 0.03	X	X		
1°	05/06/2017	+ 0.06	X	X		
2°	05/06/2017	--				X
1°	06/06/2017	+ 0.1				
2°	06/06/2017	--				
3°	06/06/2017	--				
4°	06/06/2017	+ 0.06	X		X	X
1°	12/06/2017	+ 0.1	X			
2°	12/06/2017	--				
1°	20/06/2017	--	X	X		
2°	20/06/2017	+ 0.1	X			
3°	20/06/2017	--	X		X	X
4°	20/06/2017	--				
5°	20/06/2017	--				
6°	20/06/2017	--				
1°	27/06/2017	--		X		
2°	27/06/2017	--				
3°	27/06/2017	--	X	X		
4°	27/06/2017	--				
5°	27/06/2017	--				
6°	27/06/2017	--		X	X	X
1°	03/07/2017	--			X	X
1°	06/07/2017	- 0.02	X			
2°	06/07/2017	- 0.04	X			
3°	06/07/2017	- 0.04				
4°	06/07/2017	--				
5°	06/07/2017	+ 0.06	X			

6°	06/07/2017	+ 0.06				
7°	06/07/2017	+ 0.08	X	X	X	X
1°	11/07/2017	--	X			
2°	11/07/2017	+ 0.1	X			
3°	11/07/2017	--				
4°	11/07/2017	+ 0.1			X	
5°	11/07/2017	+ 0.04		X		
1°	17/07/2017	+ 0.04	X	X		
2°	17/07/2017	+ 0.04				
3°	17/07/2017	+ 0.04				
4°	17/07/2017	+ 0.04				
5°	17/07/2017	+ 0.1				
6°	17/07/2017	+ 0.12	X	X		
1°	18/07/2017	--	X		X	
2°	18/07/2017	--				
3°	18/07/2017	--	X			
4°	18/07/2017	--	X			X
5°	18/07/2017	--	X			
1°	15/08/2017	--				
1°	28/08/2017	--	X			
1°	04/09/2017	--	X			
2°	04/09/2017	+ 0.04				
3°	04/09/2017	+ 0.08				
1°	05/09/2017	--			X	
2°	05/09/2017	+ 0.08				
1°	11/09/2017	--				
2°	11/09/2017	+ 0.04				
1°	12/09/2017	+ 0.04	X			
2°	12/09/2017	+ 0.04				
3°	12/09/2017	+ 0.09	X	X		
4°	12/09/2017	+ 0.09				
1°	18/09/2017	+ 0.09	X			
1°	25/09/2017	--				
1°	03/10/2017	+ 0.06	X	X		
2°	03/10/2017	+ 0.04	X	X	X	
3°	03/10/2017	+ 0.04	X			
1°	10/10/2017	+ 0.1	X			
2°	10/10/2017	+ 0.08	X	X		
3°	10/10/2017	+ 0.1				
1°	30/10/2017	+ 0.1				

APÊNDICE B – Tabela das diferenças dos centroides

Os valores da tabela representam as distâncias entre os centroides das imagens do método PA.

Ordem de Atendimento do voluntário no dia	DATA	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	Eixos	Média [x y]
1º	12/09/2016	0	0	1	2	2	2	1	1	1	1	1	2	1	1	1	1	1	2	2	X	[11]
		0	0	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	Y	
2º	19/09/2016	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	X	[01]
		1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	Y	
2º	19/09/2016	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	2	2	2	1	2	2	X	[11]
		1	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	Y	
3º	19/09/2016	2	2	0	1	2	3	4	4	4	4	5	5	4	6	5	5	5	4	4	X	[36]
		3	4	5	6	6	6	6	6	6	7	7	7	6	7	7	7	7	7	7	Y	
1º	03/10/2016	0	1	1	1	0	2	1	1	1	1	2	2	2	2	3	3	3	2	2	X	[22]
		0	1	2	2	2	2	2	3	2	2	2	3	3	3	3	3	3	3	3	Y	
2º	03/10/2016	1	1	0	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	X	[13]
		1	2	3	3	3	3	3	3	3	3	4	4	5	5	5	5	5	5	5	Y	
3º	03/10/2016	0	0	0	0	0	1	0	0	1	1	2	2	1	2	2	1	2	1	1	X	[13]
		0	0	0	0	1	1	1	1	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	Y	
1º	10/10/2016	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	2	2	3	3	3	4	3	3	3	X	[21]
		0	1	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	Y	
2º	10/10/2016	3	3	3	3	4	4	5	6	6	6	7	9	8	8	8	8	9	9	9	X	[61]
		0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	Y	
3º	10/10/2016	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2	2	2	1	2	2	2	X	[12]
		0	0	0	0	2	2	2	3	2	2	3	3	2	3	2	3	2	2	2	Y	
1º	17/10/2016	1	0	0	1	2	3	2	2	2	2	1	2	2	2	1	2	3	3	2	X	[25]
		2	3	4	4	5	5	5	5	5	5	5	5	5	6	5	5	6	6	6	Y	
2º	17/10/2016	1	1	1	2	2	2	2	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	4	4	X	[24]
		7	7	4	4	5	4	3	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	3	Y	
3º	17/10/2016	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2	2	2	2	2	X	[11]
		0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	1	1	1	1	0	1	Y	
4º	17/10/2016	0	2	2	2	2	1	2	2	1	2	2	2	2	2	1	1	1	1	2	X	[21]
		1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	Y	
1º	31/10/2016	1	1	1	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	1	1	1	X	[13]
		1	2	3	2	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	Y	
2º	31/10/2016	2	3	3	2	3	4	5	7	6	5	6	8	8	8	7	8	7	7	6	X	[55]
		3	4	4	4	4	5	5	6	6	6	6	6	7	6	6	6	7	7	7	Y	
3º	31/10/2016	1	1	2	2	2	3	3	3	4	3	3	3	3	3	2	3	4	4	5	X	[33]
		1	2	2	2	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	4	4	3	Y	
4º	31/10/2016	0	0	1	2	2	3	3	3	3	3	4	4	4	4	4	4	3	2	2	X	[30]
		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	Y	
1º	07/11/2016	2	2	1	1	1	2	2	1	2	2	2	2	3	2	2	1	1	1	1	X	[23]
		2	2	3	3	3	3	3	3	2	3	3	3	3	3	3	3	3	4	4	Y	
2º	07/11/2016	0	0	0	0	0	1	1	2	2	4	5	5	7	8	8	9	9	10	10	X	[41]
		0	1	1	1	1	2	2	2	1	1	2	2	2	1	2	2	2	1	1	Y	
1º	28/11/2016	1	1	1	0	0	1	1	0	1	1	0	1	1	1	1	0	1	2	2	X	[10]
		0	0	0	0	0	1	0	0	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	Y	
2º	28/11/2016	1	1	2	3	3	3	3	4	4	4	5	5	6	6	7	7	7	8	7	X	[42]
		1	1	1	2	2	2	2	2	2	2	3	3	3	3	3	3	3	3	3	Y	
3º	28/11/2016	0	1	1	1	0	1	0	1	1	0	1	1	1	1	1	0	1	1	0	X	[12]
		0	1	2	2	1	2	2	1	1	2	2	2	2	2	2	2	1	2	2	Y	
4º	28/11/2016	2	2	2	2	2	2	1	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	X	[12]
		1	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	Y	
5º	28/11/2016	1	1	2	2	2	2	3	2	2	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	X	[12]

		1	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	3	2	2	Y	
6°	28/11/2016	2	2	2	2	2	3	3	4	5	5	6	6	6	6	6	6	6	5	6	X		[42]
		1	1	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	1	2	2	Y	
1°	05/12/2016	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	1	1	1	0	X		[04]
		4	4	5	5	5	5	4	4	5	5	4	5	5	5	5	5	5	4	5	Y		
1°	12/12/2016	0	1	1	2	1	2	2	2	2	3	3	3	4	4	4	4	4	5	5	X		[32]
		1	1	2	2	2	2	2	2	2	3	2	2	3	3	3	2	3	3	3	Y		
1°	19/12/2016	0	0	0	1	1	1	1	2	1	1	2	2	2	1	2	2	1	1	1	X		[11]
		0	1	1	1	2	1	2	2	2	1	2	2	2	1	2	2	2	2	2	Y		
2°	19/12/2016	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	X		[11]
		1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	Y		
1°	16/01/2017	0	1	1	1	0	1	1	3	5	4	6	5	5	5	6	7	7	7	7	X		[42]
		1	2	2	2	2	2	2	1	2	2	2	2	2	2	2	2	2	3	3	Y		
2°	16/01/2017	0	0	0	1	1	1	1	2	2	2	2	2	2	3	3	3	3	3	3	X		[21]
		1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	Y		
1°	23/01/2017	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	X		[02]
		0	1	1	1	1	2	1	1	1	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	Y		
1°	30/01/2017	1	1	1	2	2	2	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	X		[11]
		0	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	Y		
1°	13/03/2017	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	X		[00]
		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	1	1	1	Y		
2°	13/03/2017	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	X		[00]
		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	Y		
3°	13/03/2017	0	1	2	3	3	3	4	4	4	3	3	3	3	3	3	3	3	2	2	X		[31]
		1	1	1	1	1	1	2	2	2	1	1	2	2	2	1	2	1	1	2	Y		
1°	17/04/2017	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	X		[02]
		1	1	1	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	3	3	2	2	Y		
1°	24/04/2017	3	3	2	1	2	2	2	3	2	3	3	4	3	4	4	4	5	5	5	X		[30]
		1	0	0	0	0	0	0	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	Y		
2°	24/04/2017	0	1	1	1	1	1	2	2	2	2	2	2	1	1	2	2	2	2	2	X		[10]
		2	1	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	Y		
1°	02/05/2017	1	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	X		[01]
		0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	Y		
1°	08/05/2017	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	X		[02]
		1	0	1	2	1	2	2	2	2	2	2	3	2	3	3	3	3	3	3	Y		
2°	08/05/2017	1	0	1	1	1	1	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	X		[00]
		0	0	0	0	0	0	1	0	1	1	1	1	1	1	1	0	0	1	0	Y		
1°	09/05/2017	0	0	0	0	1	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	X		[01]
		0	0	0	1	1	0	1	0	0	0	0	1	1	0	1	1	1	1	1	Y		
2°	09/05/2017	1	1	1	1	1	0	0	1	0	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	X		[01]
		1	1	1	1	2	1	1	1	2	1	2	2	2	1	1	2	2	2	2	Y		
3°	09/05/2017	0	1	2	1	0	0	1	1	2	2	3	2	2	3	3	1	3	3	2	X		[20]
		0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	1	Y		
4°	09/05/2017	0	0	1	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	3	3	4	4	4	X		[21]
		1	1	1	1	1	1	1	1	1	2	1	1	2	1	2	2	2	2	2	Y		
5°	09/05/2017	1	0	0	0	0	0	0	1	0	1	2	2	1	2	2	2	2	2	3	X		[13]
		2	2	3	3	3	3	3	3	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	Y		
1°	15/05/2017	4	3	3	3	3	3	3	3	3	2	2	3	3	2	2	1	1	0	0	X		[20]
		1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	Y		
2°	15/05/2017	1	1	2	2	2	2	2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	1	X		[11]
		0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	Y		
1°	16/05/2017	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	X		[01]
		1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	Y		
1°	23/05/2017	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	2	2	2	1	2	X		[11]
		1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2	1	1	1	1	2	2	Y		
2°	23/05/2017	0	1	0	0	1	0	1	1	1	1	1	2	2	2	2	2	2	2	3	X		[11]
		1	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	Y		
3°	23/05/2017	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	2	1	1	2	2	2	2	X		[11]
		0	0	1	1	1	1	1	1	0	1	0	0	1	0	1	0	0	1	1	Y		

4°	23/05/2017	13	15	15	16	17	18	18	18	19	19	19	20	21	21	21	22	22	22	22	X	[18 3]
		5	4	4	4	4	4	3	4	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	Y	
1°	05/06/2017	2	2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2	1	1	X	[11]
		0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	Y	
2°	05/06/2017	0	1	1	1	1	1	1	1	2	2	2	2	2	2	2	2	3	3	3	X	[20]
		0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	Y	
1°	06/06/2017	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	2	2	3	2	3	3	3	3	3	X	[12]
		1	1	1	1	1	2	2	2	2	2	2	2	2	2	3	3	3	3	3	Y	
2°	06/06/2017	2	3	2	3	3	3	2	3	3	2	3	3	3	3	3	2	2	2	2	X	[22]
		1	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	Y	
3°	06/06/2017	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	1	1	1	1	X	[01]
		0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	Y	
4°	06/06/2017	4	9	10	14	14	17	17	19	21	23	29	26	24	23	23	26	27	28	29	X	[19 1]
		1	0	1	0	0	0	1	0	0	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	Y	
1°	12/06/2017	1	2	2	2	2	2	3	3	3	3	4	4	4	5	5	5	6	7	7	X	[42]
		1	2	2	2	2	3	3	3	3	3	3	2	3	3	3	3	3	3	3	Y	
2°	12/06/2017	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	2	2	2	1	2	2	2	2	X	[11]
		0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2	1	1	1	2	Y	
1°	20/06/2017	0	0	0	1	1	1	1	1	2	3	2	3	3	3	3	3	3	3	3	X	[22]
		1	2	2	1	2	2	1	2	2	2	2	2	2	1	2	2	1	2	2	Y	
2°	20/06/2017	0	1	1	1	0	0	0	0	0	1	1	1	2	2	2	3	4	4	5	X	[13]
		1	2	2	2	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	Y	
3°	20/06/2017	1	1	1	2	3	3	3	4	3	2	2	1	1	1	1	1	1	1	1	X	[21]
		0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2	2	Y	
4°	20/06/2017	0	1	1	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	X	[01]
		1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2	2	2	2	2	2	2	2	2	Y	
5°	20/06/2017	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	1	X	[10]
		0	1	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1	1	0	0	1	1	1	0	Y	
6°	20/06/2017	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	X	[02]
		0	1	2	2	2	2	2	2	2	2	2	3	2	2	3	3	3	3	3	Y	
1°	27/06/2017	1	2	2	2	2	2	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	X	[33]
		1	3	3	3	3	4	3	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	Y	
2°	27/06/2017	0	0	0	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	X	[10]
		0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	Y	
3°	27/06/2017	1	0	0	0	0	1	0	1	0	0	1	1	0	0	1	0	0	0	1	X	[02]
		0	1	1	2	2	2	2	2	2	2	2	2	3	3	3	3	3	3	3	Y	
4°	27/06/2017	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	X	[12]
		1	2	2	2	2	2	2	2	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	Y	
5°	27/06/2017	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	X	[01]
		1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2	2	2	1	Y	
6°	27/06/2017	0	2	1	1	0	1	1	0	0	0	0	0	0	1	1	2	1	1	1	X	[13]
		1	2	2	3	3	3	3	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	Y	
1°	03/07/2017	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	2	X	[12]
		1	1	1	1	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	Y	
1°	06/07/2017	1	1	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	1	2	2	2	1	X	[20]
		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	Y	
2°	06/07/2017	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	2	2	1	2	1	1	X	[10]
		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	Y	
3°	06/07/2017	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	X	[01]
		0	0	1	1	1	1	0	0	0	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	Y	
4°	06/07/2017	0	1	2	3	4	4	5	5	6	6	6	6	6	6	6	5	5	5	5	X	[40]
		0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	1	1	1	1	1	1	Y	
5°	06/07/2017	6	5	5	5	5	4	4	4	4	3	4	4	3	3	2	1	1	0	0	X	[33]
		5	4	4	4	4	4	4	4	3	3	3	2	3	3	3	3	2	2	2	Y	
6°	06/07/2017	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	0	X	[01]
		1	1	2	2	1	1	2	2	1	2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	Y	
7°	06/07/2017	1	2	2	2	2	3	3	2	3	3	3	3	2	2	3	3	2	0	1	X	[22]
		0	0	0	1	1	1	1	2	2	2	2	2	2	2	2	2	5	7	5	Y	
1°	11/07/2017	0	0	1	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	X	[00]

		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	Y	
2°	11/07/2017	0	1	1	1	1	2	3	4	4	4	3	3	4	3	4	3	4	4	4	4	X	[39]
		6	9	10	9	7	7	9	8	9	9	10	9	9	11	11	11	11	11	11	11	Y	
3°	11/07/2017	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	X	[10]
		0	1	0	0	0	1	0	0	1	0	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	Y	
4°	11/07/2017	2	2	2	3	3	3	3	4	5	5	3	4	5	5	5	6	6	6	6	6	X	[41]
		1	1	1	2	1	1	1	2	1	2	1	1	1	1	1	1	2	1	1	1	Y	
5°	11/07/2017	1	1	1	1	1	2	2	1	1	1	1	1	0	0	0	1	1	1	1	2	X	[13]
		1	2	2	3	3	3	3	3	3	3	3	3	4	4	4	4	4	4	5	5	Y	
1°	17/07/2017	2	2	2	2	2	3	3	3	3	3	3	3	4	3	4	3	3	3	3	3	X	[32]
		1	2	2	2	2	2	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	Y	
2°	17/07/2017	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	X	[01]
		1	1	1	1	1	1	1	1	2	1	1	1	2	1	1	2	1	1	1	1	Y	
3°	17/07/2017	0	0	0	1	1	1	1	1	2	2	2	2	2	2	2	2	2	3	3	4	X	[21]
		1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	Y	
4°	17/07/2017	1	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2	X	[12]
		1	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	Y	
5°	17/07/2017	1	2	3	3	4	3	3	3	4	3	4	4	4	5	5	4	4	4	4	4	X	[32]
		1	1	2	2	2	2	2	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	Y	
6°	17/07/2017	1	1	2	2	1	2	2	2	3	2	3	3	3	2	2	2	2	2	3	3	X	[23]
		2	2	2	3	3	2	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	4	4	4	4	Y	
1°	18/07/2017	1	1	0	2	2	2	2	3	2	2	2	2	1	1	1	2	2	1	2	2	X	[21]
		0	0	0	0	1	1	1	0	1	1	0	1	0	0	1	1	1	2	2	2	Y	
2°	18/07/2017	1	2	2	2	2	2	2	2	3	3	3	2	3	3	3	4	4	4	4	4	X	[30]
		0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	Y	
3°	18/07/2017	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2	2	2	3	3	3	3	4	4	4	4	X	[20]
		0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	Y	
4°	18/07/2017	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	2	1	2	2	1	1	1	1	1	1	X	[10]
		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	Y	
5°	18/07/2017	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	1	1	2	1	1	1	1	1	1	X	[11]
		0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	Y	
1°	15/08/2017	1	2	1	1	1	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	1	1	1	X	[12]
		1	2	2	2	2	2	2	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	Y	
1°	04/09/2017	0	1	1	1	1	1	0	1	1	1	2	1	2	2	2	2	2	1	2	2	X	[11]
		0	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	Y	
2°	04/09/2017	1	0	1	1	1	1	1	2	1	1	1	1	0	1	1	2	1	1	1	1	X	[11]
		0	0	1	1	1	1	1	2	2	2	2	2	3	2	2	2	2	2	2	2	Y	
3°	04/09/2017	0	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	2	2	2	2	2	1	1	1	2	X	[11]
		1	1	1	1	2	2	2	2	2	2	1	2	2	1	1	2	1	1	1	1	Y	
1°	05/09/2017	1	2	3	3	3	3	4	4	4	4	4	4	4	5	5	5	5	5	4	4	X	[42]
		1	1	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	3	3	3	3	3	3	3	Y	
2°	05/09/2017	1	1	1	1	1	2	2	2	2	2	2	3	3	3	2	3	3	3	3	3	X	[20]
		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	Y	
1°	11/09/2017	0	0	0	0	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	X	[11]
		0	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	Y	
2°	11/09/2017	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2	2	2	2	1	1	1	1	1	X	[10]
		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	Y	
1°	12/09/2017	1	0	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	0	0	1	1	1	1	1	1	X	[11]
		1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2	1	1	1	1	2	1	1	1	1	Y	
2°	12/09/2017	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2	2	2	2	2	2	2	2	X	[11]
		0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	Y	
3°	12/09/2017	0	1	0	1	1	1	1	2	2	3	3	3	3	3	3	3	3	4	4	4	X	[22]
		0	1	1	1	1	2	2	2	2	2	2	2	2	3	2	2	2	2	2	2	Y	
4°	12/09/2017	1	1	1	2	2	2	2	2	2	2	3	3	2	3	3	3	3	3	2	4	X	[20]
		0	0	0	0	0	1	0	0	1	1	0	0	1	1	1	0	0	1	1	1	Y	
1°	18/09/2017	2	4	5	5	5	7	7	7	7	7	6	6	7	8	7	6	5	4	4	4	X	[61]
		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	2	1	0	1	1	1	1	Y	
1°	25/09/2017	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	X	[02]
		1	1	1	1	1	1	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	Y	

1°	03/10/2017	1	1	1	2	2	2	2	2	2	3	2	2	2	2	2	2	2	3	3	X	[23]
		1	1	2	2	2	3	2	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	4	Y	
2°	03/10/2017	1	1	1	1	1	1	1	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	1	1	X	[10]
		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	Y	
3°	03/10/2017	1	1	1	2	3	2	3	4	4	4	5	5	5	5	6	6	6	7	7	X	[40]
		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	Y	
1°	10/10/2017	1	1	1	1	1	2	2	2	2	2	1	1	1	1	0	1	1	1	1	X	[12]
		2	1	1	1	2	2	1	2	1	3	1	2	1	2	1	3	1	2	2	Y	
2°	10/10/2017	1	1	1	2	2	2	3	2	3	2	2	3	3	3	2	2	2	2	2	X	[29]
		10	10	10	10	9	9	9	9	9	9	9	9	9	9	9	9	9	8	9	Y	
3°	10/10/2017	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	2	1	1	1	2	2	2	2	2	X	[12]
		1	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	3	2	3	3	2	2	Y	
1°	30/10/2017	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	X	[11]
		1	1	1	1	1	1	1	2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2	Y	

APÊNDICE C – Tabela dos tempos médios de transformação das imagens

Os dados abaixo mostram médias de tempo de execução dos métodos desenvolvidos por voluntário. Os tempos médios mostrados pelo método PA, correspondem ao cálculo dos centroides, dos valores angulares, obtenção das matrizes de rotação, transformação das imagens pelos centroides e cálculo dos valores de correlação entre as 20 imagens a ser apresentada no Apêndice D. Os tempos mostrados no método S (SIFT/RANSAC) correspondem a obtenção dos *inliers* entre as imagens de referência e sensíveis, uso dessas correspondências para obtenção das 19 matrizes de transformação, transformação das 19 imagens sensíveis usando as matrizes encontradas e cálculo de correlação das 19 imagens sensíveis transformadas em relação a imagem de referência apresentada no Apêndice D.

Voluntário	PA		S (SIFT/RANSAC)	
	Tempo	Desvio Padrão	Tempo	Desvio Padrão
1	0,50	0,02	2,68	0,05
2	0,50	0,02	2,62	0,03
3	0,50	0,01	2,65	0,04
4	0,49	0,00	2,63	0,04
5	0,50	0,01	2,63	0,05
6	0,49	0,00	2,67	0,05
7	0,49	0,01	2,66	0,06
8	0,50	0,01	2,66	0,07
9	0,48	0,00	2,61	0,02
10	0,50	0,01	2,58	0,15
11	0,49	0,00	2,68	0,03
12	0,49	0,00	2,70	0,04
13	0,51	0,01	2,63	0,04
14	0,51	0,01	2,68	0,05
15	0,49	0,00	2,63	0,04
16	0,47	0,00	2,49	0,09
17	0,47	0,00	2,55	0,14
18	0,48	0,01	2,56	0,06
19	0,51	0,01	2,69	0,04
20	0,48	0,01	2,53	0,09
21	0,50	0,01	2,62	0,04
22	0,50	0,01	2,64	0,11
23	0,49	0,00	2,42	0,20
24	0,51	0,01	2,61	0,09
25	0,51	0,01	2,66	0,04
26	0,51	0,01	2,69	0,05

Voluntário	PA		S (SIFT/RANSAC)	
	Tempo	Desvio Padrão	Tempo	Desvio Padrão
61	0,53	0,01	2,58	0,18
62	0,49	0,00	2,56	0,15
63	0,51	0,01	2,60	0,04
64	0,50	0,01	2,64	0,05
65	0,48	0,01	2,57	0,05
66	0,51	0,01	2,64	0,04
67	0,50	0,01	2,66	0,05
68	0,51	0,01	2,63	0,04
69	0,52	0,01	2,72	0,07
70	0,50	0,01	2,60	0,05
71	0,51	0,01	2,72	0,03
72	0,50	0,01	2,60	0,05
73	0,50	0,01	2,66	0,04
74	0,50	0,01	2,70	0,03
75	0,52	0,01	2,67	0,16
76	0,53	0,01	2,66	0,17
77	0,49	0,00	2,60	0,05
78	0,52	0,01	2,70	0,05
79	0,53	0,01	2,72	0,05
80	0,50	0,01	2,65	0,11
81	0,54	0,01	2,70	0,05
82	0,54	0,01	2,87	0,06
83	0,55	0,01	2,77	0,08
84	0,52	0,01	2,63	0,03
85	0,49	0,01	2,61	0,12
86	0,50	0,01	2,63	0,03

27	0,51	0,01	2,62	0,07
28	0,49	0,00	2,63	0,03
29	0,51	0,01	2,66	0,05
30	0,50	0,01	2,65	0,07
31	0,49	0,00	2,63	0,03
32	0,50	0,01	2,69	0,04
33	0,51	0,01	2,66	0,03
34	0,49	0,00	2,60	0,04
35	0,53	0,01	2,72	0,04
36	0,49	0,00	2,57	0,02
37	0,55	0,01	2,74	0,06
38	0,51	0,01	2,64	0,08
39	0,49	0,01	2,60	0,10
40	0,48	0,00	2,65	0,08
41	0,51	0,01	2,60	0,20
42	0,50	0,01	2,64	0,04
43	0,51	0,01	2,68	0,05
44	0,51	0,01	2,63	0,06
45	0,50	0,01	2,64	0,05
46	0,52	0,01	2,74	0,05
47	0,54	0,01	2,77	0,04
48	0,55	0,01	2,67	0,12
49	0,51	0,01	2,64	0,06
50	0,50	0,01	2,66	0,04
51	0,54	0,00	2,68	0,12
52	0,51	0,01	2,69	0,03
53	0,51	0,01	2,66	0,04
54	0,51	0,01	2,66	0,04
55	0,52	0,01	2,65	0,03
56	0,53	0,01	2,75	0,06
57	0,53	0,01	2,61	0,17
58	0,50	0,01	2,67	0,08
59	0,52	0,01	2,68	0,03
60	0,52	0,01	2,69	0,05
87	0,54	0,01	2,77	0,05
88	0,51	0,01	2,65	0,03
89	0,52	0,01	2,65	0,08
90	0,52	0,01	2,65	0,12
91	0,52	0,01	2,70	0,03
92	0,51	0,01	2,70	0,04
93	0,53	0,03	2,71	0,05
94	0,52	0,01	2,73	0,05
95	0,51	0,01	2,71	0,03
96	0,51	0,01	2,68	0,06
97	0,53	0,03	2,66	0,13
98	0,53	0,02	2,69	0,15
99	0,55	0,01	2,78	0,05
100	0,51	0,01	2,66	0,03
101	0,51	0,01	2,71	0,06
102	0,54	0,01	2,76	0,10
103	0,56	0,02	2,68	0,04
104	0,51	0,01	2,64	0,03
105	0,56	0,01	2,81	0,03
106	0,50	0,01	2,65	0,05
107	0,53	0,01	2,71	0,06
108	0,52	0,02	2,66	0,13
109	0,53	0,01	2,77	0,05
110	0,53	0,00	2,76	0,05
111	0,51	0,01	2,70	0,04
112	0,51	0,01	2,75	0,05
113	0,51	0,01	2,66	0,04
114	0,51	0,01	2,70	0,05
115	0,54	0,01	2,79	0,05
116	0,55	0,03	2,68	0,08
117	0,51	0,02	2,62	0,10
118	0,51	0,01	2,61	0,15
119	0,54	0,02	2,73	0,04
120	0,51	0,01	2,67	0,08

APÊNDICE D – Tabela de correlações

A tabela desse apêndice mostra as médias das correlações e os desvios padrão existentes entre a imagem de referência e sensíveis de cada voluntário, após aplicação dos métodos na transformação das imagens, apenas para visualização.

Voluntário	PA		S (SIFT/RANSAC)	
	Correlação	Desvio Padrão	Correlação	Desvio Padrão
1	0,9940	0,0022	0,9882	0,0040
2	0,9979	0,0013	0,9973	0,0031
3	0,9955	0,0019	0,9909	0,0055
4	0,9836	0,0023	0,9882	0,0055
5	0,9899	0,0026	0,9868	0,0056
6	0,9894	0,0027	0,9877	0,0038
7	0,9893	0,0066	0,9891	0,0041
8	0,9944	0,0020	0,9873	0,0042
9	0,9935	0,0019	0,9889	0,0029
10	0,9920	0,0025	0,9873	0,0054
11	0,9856	0,0022	0,9880	0,0040
12	0,9885	0,0011	0,9882	0,0034
13	0,9970	0,0009	0,9937	0,0027
14	0,9956	0,0014	0,9913	0,0060
15	0,9911	0,0019	0,9940	0,0044
16	0,9837	0,0021	0,9835	0,0043
17	0,9892	0,0023	0,9842	0,0051
18	0,9955	0,0012	0,9912	0,0052
19	0,9904	0,0016	0,9885	0,0042
20	0,9943	0,0030	0,9915	0,0055
21	0,9955	0,0008	0,9901	0,0045
22	0,9905	0,0029	0,9864	0,0043
23	0,9910	0,0012	0,9827	0,0045
24	0,9939	0,0012	0,9865	0,0043
25	0,9916	0,0019	0,9913	0,0060
26	0,9908	0,0017	0,9865	0,0043
27	0,9868	0,0008	0,9861	0,0047
28	0,9924	0,0026	0,9913	0,0054
29	0,9935	0,0023	0,9917	0,0036
30	0,9971	0,0007	0,9908	0,0062
31	0,9888	0,0042	0,9876	0,0066
32	0,9944	0,0013	0,9874	0,0048
33	0,9962	0,0019	0,9938	0,0045
34	0,9959	0,0010	0,9908	0,0042
35	0,9984	0,0005	0,9917	0,0048
36	0,9974	0,0009	0,9903	0,0042
37	0,9896	0,0031	0,9815	0,0027
38	0,9931	0,0013	0,9926	0,0043
39	0,9938	0,0011	0,9874	0,0023
40	0,9937	0,0004	0,9878	0,0030
41	0,9969	0,0016	0,9924	0,0057
42	0,9926	0,0027	0,9899	0,0041
43	0,9981	0,0008	0,9918	0,0054

Voluntário	PA		S (SIFT/RANSAC)	
	Correlação	Desvio Padrão	Correlação	Desvio Padrão
61	0,9891	0,0015	0,9822	0,0058
62	0,9905	0,0018	0,9886	0,0044
63	0,9945	0,0025	0,9885	0,0032
64	0,9938	0,0013	0,9905	0,0027
65	0,9885	0,0035	0,9880	0,0047
66	0,9950	0,0015	0,9913	0,0046
67	0,9949	0,0014	0,9896	0,0044
68	0,9984	0,0009	0,9974	0,0032
69	0,9940	0,0017	0,9907	0,0075
70	0,9879	0,0027	0,9897	0,0044
71	0,9974	0,0005	0,9929	0,0065
72	0,9923	0,0020	0,9860	0,0039
73	0,9913	0,0019	0,9864	0,0034
74	0,9929	0,0009	0,9873	0,0041
75	0,9876	0,0027	0,9847	0,0071
76	0,9936	0,0023	0,9860	0,0067
77	0,9961	0,0008	0,9921	0,0033
78	0,9964	0,0009	0,9931	0,0029
79	0,9980	0,0008	0,9938	0,0044
80	0,9937	0,0019	0,9874	0,0055
81	0,9847	0,0008	0,9837	0,0064
82	0,9947	0,0011	0,9915	0,0048
83	0,9891	0,0039	0,9874	0,0039
84	0,9967	0,0011	0,9932	0,0044
85	0,9868	0,0037	0,9850	0,0051
86	0,9951	0,0016	0,9932	0,0036
87	0,9829	0,0056	0,9866	0,0024
88	0,9893	0,0026	0,9919	0,0046
89	0,9896	0,0007	0,9874	0,0032
90	0,9953	0,0014	0,9905	0,0050
91	0,9955	0,0016	0,9910	0,0055
92	0,9929	0,0017	0,9901	0,0036
93	0,9900	0,0029	0,9867	0,0061
94	0,9888	0,0024	0,9893	0,0039
95	0,9930	0,0014	0,9913	0,0050
96	0,9947	0,0018	0,9886	0,0045
97	0,9947	0,0016	0,9856	0,0073
98	0,9963	0,0012	0,9907	0,0066
99	0,9948	0,0027	0,9868	0,0067
100	0,9902	0,0014	0,9864	0,0047
101	0,9939	0,0017	0,9878	0,0048
102	0,9907	0,0024	0,9886	0,0078
103	0,9924	0,0017	0,9895	0,0021

44	0,9985	0,0005	0,9940	0,0057
45	0,9928	0,0011	0,9917	0,0042
46	0,9924	0,0019	0,9858	0,0042
47	0,9929	0,0023	0,9909	0,0055
48	0,9867	0,0030	0,9842	0,0037
49	0,9934	0,0008	0,9861	0,0070
50	0,9968	0,0010	0,9913	0,0038
51	0,9911	0,0019	0,9874	0,0047
52	0,9946	0,0021	0,9920	0,0026
53	0,9955	0,0022	0,9907	0,0048
54	0,9964	0,0010	0,9898	0,0050
55	0,9836	0,0026	0,9865	0,0026
56	0,9925	0,0019	0,9897	0,0041
57	0,9927	0,0023	0,9864	0,0061
58	0,9917	0,0020	0,9885	0,0049
59	0,9938	0,0015	0,9928	0,0051
60	0,9971	0,0015	0,9954	0,0034

104	0,9909	0,0018	0,9880	0,0040
105	0,9942	0,0019	0,9871	0,0054
106	0,9959	0,0012	0,9909	0,0059
107	0,9962	0,0010	0,9902	0,0044
108	0,9936	0,0008	0,9874	0,0071
109	0,9940	0,0026	0,9890	0,0057
110	0,9912	0,0035	0,9872	0,0044
111	0,9942	0,0015	0,9888	0,0052
112	0,9895	0,0011	0,9895	0,0024
113	0,9951	0,0014	0,9900	0,0050
114	0,9920	0,0026	0,9899	0,0049
115	0,9927	0,0009	0,9903	0,0018
116	0,9938	0,0020	0,9899	0,0038
117	0,9921	0,0016	0,9884	0,0042
118	0,9857	0,0007	0,9832	0,0138
119	0,9922	0,0014	0,9898	0,0048
120	0,9936	0,0016	0,9893	0,0042

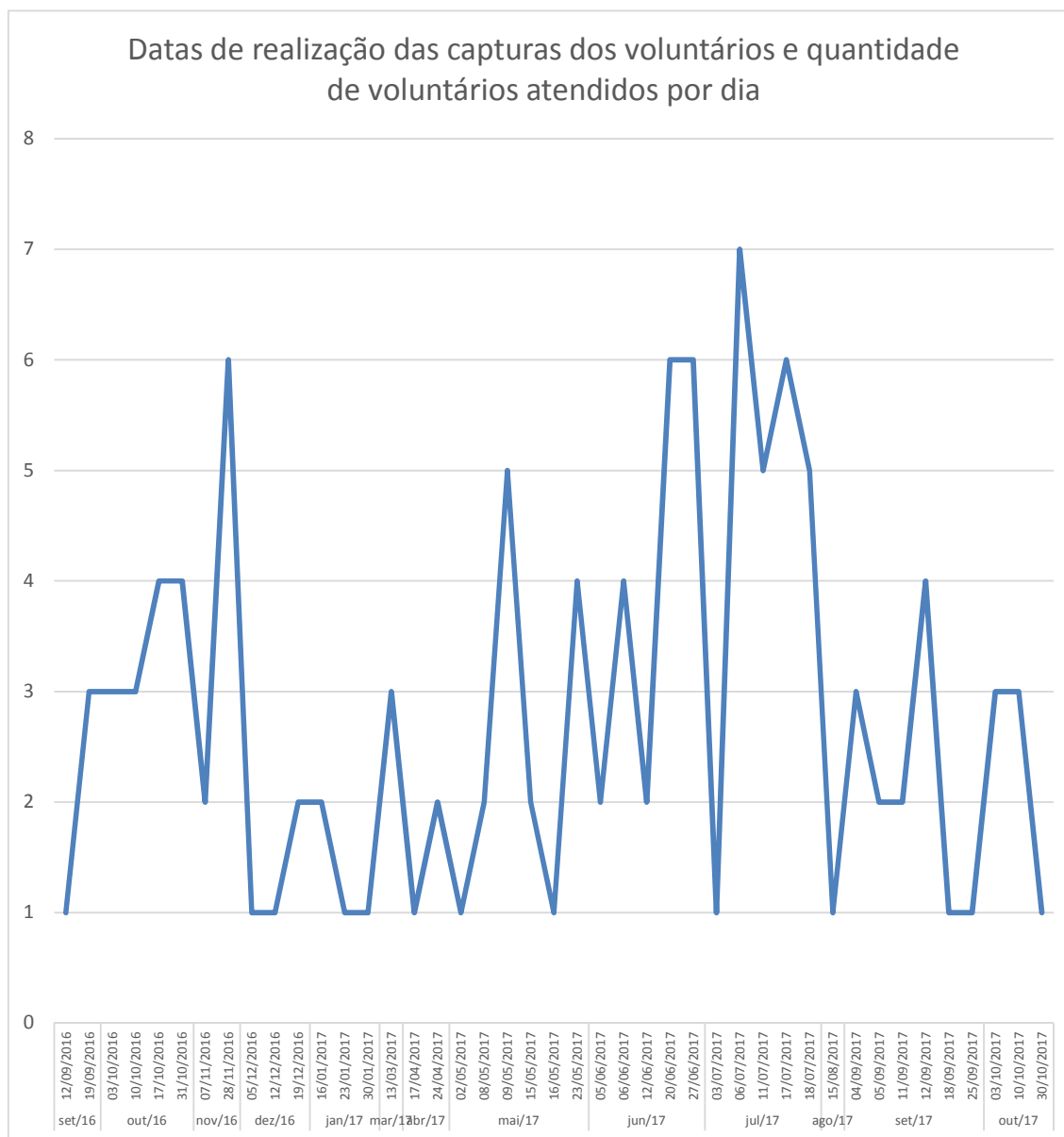
APÊNDICE E – Tabela de datas

As informações desse apêndice estão relacionadas com as datas de aquisição das imagens termográficas e a quantidade de voluntários atendidos por data.

Set/16					
12/09/2016	19/09/2016				
1	3				
Out/16					
03/10/2016	10/10/2016	17/10/2016	31/10/2016		
3	3	4	4		
Nov/16					
07/11/2016	28/11/2016				
2	6				
Dez/16					
05/12/2016	12/12/2016	19/12/2016			
1	1	2			
Jan/17					
16/01/2017	23/01/2017	30/01/2017			
2	1	1			
Mar/17					
13/03/2017					
3					
Abr/17					
17/04/2017	24/04/2017				
1	2				
Mai/17					
02/05/2017	08/05/2017	09/05/2017	15/05/2017	16/05/2017	23/05/2017
1	2	5	2	1	4
Jun/17					
05/06/2017	06/06/2017	12/06/2017	20/06/2017	27/06/2017	
2	4	2	6	6	
Jul/17					
03/07/2017	06/07/2017	11/07/2017	17/07/2017	18/07/2017	
1	7	5	6	5	
Ago/17					
15/08/2017					
1					
Set/17					
04/09/2017	05/09/2017	11/09/2017	12/09/2017	18/09/2017	25/09/2017
3	2	2	4	1	1
Out/17					
03/10/2017	10/10/2017	30/10/2017			
3	3	1			

APÊNDICE F – Gráfico com datas das capturas

O gráfico abaixo está relacionado com as datas de aquisição das imagens termográficas e a quantidade de voluntários atendidos por data, conforme Apêndice E.



APÊNDICE G – Pontos nos eixos xy após aplicação do método PA

Imagens	MÉTODO - PA																							
	Voluntários																							
	1		2		3		4		5		6		7		8		9		10		11		12	
	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y
1	364	294	353	303	336	287	347	301	344	292	349	296	355	310	368	296	367	280	330	294	352	296	355	249
2	364	295	349	300	333	284	345	300	347	295	348	296	349	304	364	292	368	281	330	295	353	295	353	243
3	362	295	350	300	333	284	345	299	346	295	346	295	349	304	363	291	368	281	330	295	353	295	353	246
4	362	293	352	301	334	283	347	300	346	294	346	295	347	302	364	292	368	281	330	294	353	294	353	245
5	362	294	353	301	335	284	347	300	345	293	347	295	347	303	364	293	368	281	330	293	353	295	353	246
6	362	293	355	302	335	284	346	300	343	293	346	295	348	303	363	292	367	281	331	294	354	295	352	245
7	362	293	356	303	334	284	346	299	343	292	346	294	350	302	362	291	368	281	330	294	354	295	352	246
8	362	293	356	303	333	284	347	300	343	292	348	295	351	303	363	292	367	281	330	293	354	295	352	247
9	362	294	356	303	334	284	347	300	343	292	348	294	354	305	363	292	367	281	330	294	352	295	352	246
10	362	293	356	303	334	284	348	300	342	292	348	294	356	305	363	292	367	281	330	295	353	294	352	247
11	362	294	357	303	333	284	348	299	342	292	349	295	357	307	364	293	367	281	330	294	353	295	352	245
12	362	294	358	304	333	284	347	300	340	292	349	296	358	306	365	292	367	281	329	294	353	293	353	248
13	362	293	358	304	334	284	348	300	340	291	349	295	358	307	366	292	367	281	329	294	353	295	352	246
14	362	294	359	305	333	284	348	299	340	290	348	295	358	306	366	294	367	281	329	294	352	295	353	246
15	362	293	359	305	333	284	348	299	339	290	349	296	358	307	365	292	367	281	329	293	352	294	353	246
16	363	293	358	304	333	284	348	300	338	291	348	296	359	307	366	292	367	281	329	293	352	294	354	247
17	363	293	359	305	334	284	347	300	337	290	348	295	362	308	368	293	367	281	329	293	353	293	353	245
18	363	293	359	305	334	283	348	300	337	289	348	295	361	308	368	294	367	281	329	293	354	294	354	248
19	363	293	357	304	335	283	348	299	337	289	349	295	361	308	368	294	366	281	330	293	352	294	353	246
20	362	294	356	303	335	282	348	300	336	289	349	295	361	307	369	295	366	280	330	293	352	293	354	247

APÊNDICE H – Pontos nos eixos xy após aplicação do método S

Imagens		MÉTODOS - S																							
		Voluntários																							
		1		2		3		4		5		6		7		8		9		10		11		12	
		X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y
Referência		361	291	354	304	339	290	350	303	350	297	352	299	352	307	369	297	366	279	335	299	355	299	350	243
Sensíveis	2	363	292	353	301	341	297	350	301	355	296	353	300	353	310	364	292	369	277	334	297	357	300	349	241
	3	364	292	349	301	339	295	351	297	353	293	354	299	357	313	364	296	368	278	331	295	359	301	351	242
	4	363	290	349	297	336	300	340	308	353	292	360	303	354	310	364	293	368	281	332	294	359	300	353	239
	5	361	292	356	301	339	293	345	305	354	288	350	303	358	310	364	298	367	280	328	296	359	300	349	239
	6	366	292	352	297	345	289	336	306	354	291	355	302	355	312	367	295	365	275	332	299	361	301	350	239
	7	362	292	354	300	344	295	339	300	357	291	352	304	356	315	365	291	367	279	335	296	360	300	350	240
	8	365	294	357	305	345	291	338	307	352	287	359	302	356	317	357	294	367	280	334	296	359	297	352	240
	9	364	294	357	305	342	290	337	304	355	287	356	306	350	318	365	297	367	278	335	297	361	300	354	238
	10	364	294	350	298	338	296	334	303	359	285	354	303	355	323	359	293	368	279	333	298	358	298	352	238
	11	364	293	352	298	344	287	342	308	354	284	352	312	351	320	369	305	367	281	335	297	358	297	351	238
	12	367	295	349	306	349	287	334	305	359	280	357	304	355	322	364	301	364	280	338	296	358	299	352	240
	13	365	295	347	305	346	292	337	305	358	281	358	308	356	325	364	305	368	278	336	295	360	300	352	241
	14	366	299	352	305	348	287	334	308	361	282	358	305	353	323	365	298	367	279	337	299	361	300	352	241
	15	367	298	351	295	338	291	339	308	356	281	365	302	350	321	369	301	366	278	336	296	359	297	352	242
	16	368	299	351	297	349	292	336	306	358	281	363	303	353	326	360	307	373	279	337	298	356	303	355	242
	17	367	296	348	294	351	282	344	309	362	277	357	304	354	327	369	298	370	281	336	297	357	303	354	241
	18	368	299	351	297	344	292	344	301	358	277	357	305	353	325	380	303	366	277	335	296	363	305	356	238
	19	367	299	349	297	348	290	354	311	361	279	361	301	346	322	379	317	369	278	333	296	356	299	355	241
	20	369	301	351	295	356	292	349	311	360	277	357	303	352	323	385	299	366	278	339	297	360	300	356	240

APÊNDICE I – Algoritmos

```
% ----ALGORITMO PARA ENCONTRAR MAIOR E MENOR TEMPERATURA NOS TERMOGRAMAS-----

function encontrarMaiorMenor()
    Unidade='Unidade de disco';
    FolderNames=dir([Unidade,'Pastas das matrizes']);
    tempMin = 100;
    tempMax = 0;
    for f=3:size(FolderNames,1)
        close all; clc;
        pathFolder=[Unidade,'caminho',FolderNames(f).name,'/'];
        matrixNames=dir(sprintf('%s/*.csv',pathFolder));
        allTemperatureMatrix=[];
        for i=1:size(matrixNames,1)
            allTemperatureMatrix(:, :, i)=dlmread([pathFolder,matrixNames(i).name]);
        end
        tmin=min(min(min(allTemperatureMatrix(:, :, :))));
        tmax=max(max(max(allTemperatureMatrix(:, :, :))));
        if tempMin >= tmin
            tempMin = tmin;
        else
            tempMin = tempMin;
        end
        if tmax >= tempMax
            tempMax = tmax;
        else
            tempMax = tempMax;
        end
        tempMin
        tempMax
    end
end

% ----ALGORITMO PARA DISCRETIZAR AS IMAGENS DA BASE EM TONS DE CINZA-----

function Conversao()
    Unidade='Unidade de disco';
    PathNewConversion=[Unidade,'Pasta de destino'];
    FolderNames=dir([Unidade,'Pasta de origem']);
    for f=3:size(FolderNames,1)
        close all; clc;
        mkdir([pathNewConversion,FolderNames(f).name]);
        pathFolder=[Unidade,'Pasta de Origem',FolderNames(f).name,'/'];
        matrixNames=dir(sprintf('%s/*.csv',pathFolder));
        allTemperatureMatrix=[];
        for i=1:size(matrixNames,1)
            allTemperatureMatrix(:, :, i)= dlmread([pathFolder,matrixNames(i).name]);
        end
        [m,n]=size(allTemperatureMatrix(:, :, 1));
        for i=1:size(matrixNames,1)
            img=zeros(m,n);
            for a=1:m
                for b=1:n
                    img(a,b)=255*((allTemperatureMatrix(a,b,i)-20)/(40-20));
                end
            end
            img=uint8(img);
            imwrite(img,[pathNewConversion,FolderNames(f).name,'/',
                matrixNames(i).name,'.jpg']);
        end
    end
end

% ----ALGORITMO DE EXTRAÇÃO DA ROI-----

unidade = 'Unidade de disco';
caminho = [unidade,'Pasta de origem'];
nomesDasPastas = dir(caminho);
n = size(nomesDasPastas,1);
for i=3:n
    nomesDasImagens=dir(sprintf('%s/*.jpg',[caminho,nomesDasPastas(i).name]));
    mkdir([unidade,'Pasta de destino',nomesDasPastas(i).name]);
end
```

```

m = size(nomesDasImagens,1);
    for j=1:m
        img=imread([caminho,nomesDasPastas(i).name,'/',
                    nomesDasImagens(j).name]);
        [m,n] = size(img);
        [imagemOriginal, imagemROI] = algSegmentacaoArea2D(img);
        imwrite(imagemROI,[unidade,'Pasta de destino',
                    nomesDasPastas(i).name,'\ ',nomesDasImagens(j).name]);
    end
end

function [imagemOriginal,imagemROI] = algSegmentacaoArea2D(imagemOriginal)
    org = imagemOriginal;
    img = imagemOriginal(:,:,1);
    [m,n] = size(img);
    imagemROI = uint8(zeros(m,n,1));
    nivelCinza = graythresh(img);
    limiarizado = im2bw(img,nivelCinza);
    background = img;
    for i=1:m
        for j=1:n
            background(i,j) = 0;
            if limiarizado(i,j) ~= 0
                break;
            end
        end
        for j=n:-1:1
            background(i,j) = 0;
            if limiarizado(i,j) ~= 0
                break;
            end
        end
        end
    L = zeros(m,1);
    BE = zeros(m,1);
    BD = zeros(m,1);
    for i=1:m
        for j=1:n
            if limiarizado(i,j)~= 0
                L(i)=L(i)+j;
                BE(i)=j;
                break;
            end
        end
        for j=n:-1:1
            if limiarizado(i,j) ~= 0
                L(i)=L(i)+(n-j);
                BD(i)=j;
                break;
            end
        end
        L(i)=n-L(i);
    end
    [L2,index] = sort(L);
    percentual01 = 10;
    percentual02 = 25;
    limiarMedio = mean(L2(1:80));
    valorPerc01 = (percentual01 * limiarMedio)/100;
    valorPerc02 = (percentual02 * limiarMedio)/100;
    mediaEsq = mean(BE(L2(1:80)));
    mediaDir = mean(BD(L2(1:80)));
    for i=m/2:-1:m/3
        if ((L(i) <= limiarMedio + 2 * valorPerc01) &&
            (BE(i) >= mediaEsq - valorPerc01) && (BD(i) <= mediaDir + valorPerc01))
            imagemROI = reconstruir(imagemROI,background,i,BE(i),BD(i));
        else
            break;
        end
    end
    for i=m/2:m
        if ((L(i) <= limiarMedio + 2 * valorPerc02) &&
            (BE(i) >= mediaEsq - valorPerc02) && (BD(i) <= mediaDir + valorPerc02))
            imagemROI = reconstruir(imagemROI,background,i,BE(i),BD(i));
        else
            indexacaoParaBaixo = i;
            break;
        end
    end
end

```

```

        end
    end
    for i=indexacaoParaBaixo:m
        imagemROI = reconstruir(imagemROI,background,i,
            fix(mediaEsq - valorPerc02),fix(mediaDir + valorPerc02));
    end
end
function img = reconstruir(I,imagemOriginal,x,y1,y2)
    img = I;
    for i=y1:y2
        img(x,i,1) = imagemOriginal(x,i,1);
    end
end

% -----ALGORITMO MÉTODO PA-----

unidade='Unidade de disco';
caminho = [unidade,'Pasta de origem'];

extensao = '/*.jpg';
nomesImagens = dir([caminho,extensao]);
n = size(nomesImagens,1);
IMG=[];
for i=1:n
    IMG=cat(3,IMG,imread([caminho,'\\',nomesImagens(i).name]));
end

extensao = '/*.csv';
nomesFiles = dir([caminho,extensao]);
kk = size(nomesFiles,1);
TMP=[];
for i=1:kk
    %TMP = cat(3,TMP,load([caminho,'\\',nomesFiles(i).name]));
end

ImgRef = IMG(:, :, 1);
T_PA = [];
T_PA = cat(3,T_PA,PA1(ImgRef));
for i=1:n-1
    ImgSen = IMG(:, :, i+1);
    T_PA = cat(3,T_PA,PA1(ImgSen));
end
N=1;
all_points=zeros(N,2);
[xC,yC,angulo] = centroide(ImgRef);
xCC = zeros(N,1);
yCC = zeros(N,1);
xCC(1,1)=xC;
yCC(1,1)=yC;
angular = zeros(N,1);
graus = zeros(N,1);
angular(1,1) = angulo;
graus(1,1) = rad2deg(angulo);
pontos = [+30 -30];
all_points(1,:)= [xC+pontos(1,1),yC+pontos(1,2)];
pp = [(all_points(1,1)-xC) (all_points(1,2)-yC) 1];
TemporalSeries_PA=zeros(n,2,N);
for k=1:N
    point_tmp = T_PA(:, :, k) * pp';
    tt = [1 0 xC;
          0 1 yC;
          0 0 1];

    p2 = tt*point_tmp;
    point_tmp=p2./p2(3);
    point_tmp= (round(point_tmp));
    TemporalSeries_PA(k,:,k)= [point_tmp(1),point_tmp(2)];
    p=[all_points(k,:),1];
    for i=1:n-1
        ImgSen = IMG(:, :, i+1);
        [xC,yC,angulo] = centroide(ImgSen);
        xCC(i+1,1)=xC;
        yCC(i+1,1)=yC;
        angular(i+1,1) = angulo;
        graus(i+1,1) = rad2deg(angulo);
        all_points(1,:)= [xC+pontos(1,1),yC+pontos(1,2)];
    end
end

```

```

pp = [(all_points(1,1)-xC) (all_points(1,2)-yC) 1];
p1 = [all_points(1,1) all_points(1,2) 0];
point_tmp = T_PA(:, :, i) * pp';
tt = [1 0 xC;
      0 1 yC;
      0 0 1];

p2 = tt*point_tmp;
point_tmp=p2./p2(3);
point_tmp= (round(point_tmp));
TemporalSeries_PA(i+1, :, k)=[point_tmp(1),point_tmp(2)];
end
end
figure; hold on; axis([0 640 0 480]);
plot(TemporalSeries_PA(:,1), TemporalSeries_PA(:,2), 'r');
hold off;

for k=1:N
    temp_PA = zeros(n,1);
    for i=1:n
        temp_PA(i) = IMG(TemporalSeries_PA(i,1),TemporalSeries_PA(i,2),i);
        %temp_PA(i) = TMP(TemporalSeries_PA(i,1),TemporalSeries_PA(i,2),i);
    end
    figure;
    hold on; axis([0 20 0 255]);
    plot(temp_PA, 'r');
    hold off;
end

function S = PA1(IR)
    img1 = IR(:, :, 1);
    nivelCinza = graythresh(img1); %Otsu
    img1 = imbinarize(img1,nivelCinza);
    [M00, M10, M01, M20, M02, M11] = MomentosGeometricos(img1);
    x0 = fix(M10/M00);
    y0 = fix(M01/M00);
    thetal = (1/2 * (atan(2*M11 / (M20-M02))));
    angulo = thetal;
    R=[ cos(angulo)      sin(angulo)  0;
        -sin(angulo)     cos(angulo)  0;
         0               0           1];
    T=[ 1      0  (x0-x0);
        0      1  (y0-y0);
        0      0   1   ];

    S=R*T;
End

function [M00, M10, M01, M20, M02, M11] = MomentosGeometricos(img)

    M00 = 0;
    M10 = 0;
    M01 = 0;
    M20 = 0;
    M02 = 0;
    M11 = 0;

    [M,N] = size(img);

    for y = 1:M
        for x = 1:N
            M00 = M00 + (f(y,x,img));
            M10 = M10 + (x * f(y,x,img));
            M01 = M01 + (y * f(y,x,img));
        end
    end
    x0 = M10/M00;
    y0 = M01/M00;

    for y = 1:M
        for x = 1:N
            M20 = M20 + ((x - x0)^2 * f(y,x,img));
            M02 = M02 + ((y - y0)^2 * f(y,x,img));
            M11 = M11 + (((x - x0)*(y - y0)) * f(y,x,img));
        end
    end
end
end

```

```

function b = f(y,x,img)
    if img(y,x) ~= 0
        b = 1;
    else
        b = 0;
    end
end

function [x0,y0,theta1] = centroide(IR)
    img1 = IR(:, :, 1);
    [M00, M10, M01, M20, M02, M11] = MomentosGeometricos(img1);
    x0 = fix(M10/M00);
    y0 = fix(M01/M00);
    theta1 = (1/2 * (atan(2*M11 / (M20-M02))));
end

% -----ALGORITMO MÉTODO S-----

unidade='Unidade de disco';
caminho = [unidade,'pasta de origem'];

extensao = '/*.jpg';
nomesImagens = dir([caminho,extensao]);
n = size(nomesImagens,1);
IMG=[];
for i=1:n
    IMG=cat(3,IMG,imread([caminho,'\\',nomesImagens(i).name]));
end

extensao = '/*.csv';
nomesFiles = dir([caminho,extensao]);
kk = size(nomesFiles,1);
TMP=[];
for i=1:kk
    %TMP = cat(3,TMP,load([caminho,'\\',nomesFiles(i).name]));
end

E=dir([caminho,'\\','manual_point.m']);
if size(E,1)==0
    ALL_MANUAL_POINTS = [];
    for i=2:n
        [PontosA,PontosB]=PontosManuais(IMG(:,:,1),IMG(:,:,i),2);
        ALL_MANUAL_POINTS=cat(1,ALL_MANUAL_POINTS,
            [PontosA(1,1),PontosA(1,2),PontosB(1,1),PontosB(1,2)] );
        ALL_MANUAL_POINTS=cat(1,ALL_MANUAL_POINTS,
            [PontosA(2,1),PontosA(2,2),PontosB(2,1),PontosB(2,2)] );
    end
    save([caminho,'\\','manual_point.m'],'ALL_MANUAL_POINTS');
else
    load([caminho,'\\','manual_point.m'],'-mat');
end

ImgRef = IMG(:,:,1);
T_S = [];
for i=1:n-1
    ImgSen = IMG(:,:,i+1);
    T_S = cat(3,T_S, S(ALL_MANUAL_POINTS(1:2,1:2),ALL_MANUAL_POINTS((2*i-1):(2*i),3:4)));
end

N=1;
all_points=zeros(N,2);
all_points(1,:)=x,y; %Ponto a ser seguido - substituir x e y por valores
TemporalSeries_S=zeros(n,2,N);
for k=1:N
    TemporalSeries_S(k,:,k) = all_points(k,:,k);
    p=[all_points(k,:),1];
    for i=1:n-1
        point_tmp = T_S(:,:,i) * p';
        point_tmp=point_tmp./point_tmp(3);
        point_tmp=(round(point_tmp));
        TemporalSeries_S(i+1,:,k)=[point_tmp(1),point_tmp(2)];
    end
end
figure; hold on; axis([0 640 0 480]);
plot(TemporalSeries_S(:,1),TemporalSeries_S(:,2),'k'); hold off;

```

```

for k=1:N
    temp_S = zeros(n,1);
    for i=1:n
        temp_S(i) = IMG(TemporalSeries_S(i,1),TemporalSeries_S(i,2),i);
        %temp_S(i) = TMP(TemporalSeries_S(i,1),TemporalSeries_S(i,2),i);
    end
    figure;
    hold on; axis([0 20 0 255]);
    plot(temp_S,'k');
    hold off;
end

function [PontosA,PontosB]=PontosManuais(IA,IB,N)
    PontosB=zeros(N,2);
    PontosA=zeros(N,2);
    f=figure(1);
    title('Selecione correspondência por correspondência');
    subplot(1,2,1); imshow(IA);
    subplot(1,2,2); imshow(IB);
    for i=1:N
        hold on;
        [y,x]=ginput(1);
        text(y,x,sprintf('%d',i),'FontSize',12,'Color','red');
        x=round(x);
        y=round(y);
        PontosA(i,:)=[x,y];
        hold off;

        hold on;
        [y,x]=ginput(1);
        text(y,x,sprintf('%d',i),'FontSize',12,'Color','red');
        x=round(x);
        y=round(y);
        PontosB(i,:)=[x,y];
        hold off;
    end
end

function M = S(PontosA, PontosB)
    M = Isometria(PontosA, PontosB);
end

function HE = Isometria(PontosReferencia, PontosTransformados)
    x=PontosReferencia(:,1);
    y=PontosReferencia(:,2);
    x_t=PontosTransformados(:,1);
    y_t=PontosTransformados(:,2);
    A=[ x(1)  -y(1)  1  0;
        y(1)   x(1)  0  1;
        x(2)  -y(2)  1  0;
        y(2)   x(2)  0  1];
    b=[x_t(1) y_t(1) x_t(2) y_t(2)];
    A=rref([A b]);
    sol=A(:,5); a=sol(1); b=sol(2); tx=sol(3); ty=sol(4);
    HE=[ a  -b  tx;
        b   a  ty;
        0   0   1];
end

% ----ALGORITMO MÉTODO PA (CENTROIDE)-----

unidade='Unidade de disco';
caminho = [unidade,'Pasta de origem'];

extensao = '/*.jpg';
nomesImages = dir([caminho,extensao]);
n = size(nomesImages,1);
IMG=[];
for i=1:n
    IMG=cat(3, IMG, imread([caminho, '\', nomesImages(i).name]));
end

extensao = '/*.csv';
nomesFiles = dir([caminho,extensao]);
kk = size(nomesFiles,1);
TMP=[];

```

```

for i=1:kk
    %TMP = cat(3,TMP,load([caminho,'\',nomesFiles(i).name]));
end

ImgRef = IMG(:,:,1);
T_PA = [];
T_PA = cat(3,T_PA,PACentroide(ImgRef));

for i=1:n-1
    ImgSen = IMG(:,:,i+1);
    T_PA = cat(3,T_PA,PACentroide(ImgSen));
end

N=1;
all_points=zeros(N,2);
[xC,yC] = centroide(ImgRef);
xCC = zeros(N,1);
yCC = zeros(N,1);
xCC(1,1)=xC;
yCC(1,1)=yC;
pontos = [+30 -30];
all_points(1,:) = [xC+pontos(1,1),yC+pontos(1,2)];
pp = [(all_points(1,1)-xC) (all_points(1,2)-yC) 1];
TemporalSeries_PA=zeros(n,2,N);
for k=1:N
    TemporalSeries_PA(k,:,k) = all_points(k,:,k);
    p=[all_points(k,:),1];
    for i=1:n-1
        ImgSen = IMG(:,:,i+1);
        [xC,yC] = centroide(ImgSen);
        xCC(i+1,1)=xC;
        yCC(i+1,1)=yC;
        all_points(1,:) = [xC+pontos(1,1),yC+pontos(1,2)];
        pp = [(all_points(1,1)-xC) (all_points(1,2)-yC) 1];
        end
        point_tmp = T_PA(:,:,i) * pp';
        point_tmp= tmp./ tmp (3);
        point_tmp= (round(point_tmp));
        TemporalSeries_PA(i+1,:,k)=[point_tmp(1),point_tmp(2)];
    end
end
figure; hold on; axis([0 640 0 480]);
plot(TemporalSeries_PA(:,1), TemporalSeries_PA(:,2),'r'); hold off;

for k=1:N
    temp_PA = zeros(n,1);
    for i=1:n
        temp_PA(i) = IMG(TemporalSeries_PA(i,1),TemporalSeries_PA(i,2),i);
        %temp_PA(i) = TMP(TemporalSeries_PA(i,1),TemporalSeries_PA(i,2),i);
    end

    figure;
    hold on; axis([0 20 0 255]);
    plot(temp_PA,'r');
    hold off;
end
function [x0,y0] = centroide(IR)
    img1 = IR(:,:,1);
    [M00, M10, M01] = MomentosGeometricos(img1);
    x0 = fix(M10/M00);
    y0 = fix(M01/M00);
end

function T = PACentroide(IR)
    img1 = IR(:,:,1);
    nivelCinza = graythresh(img1);
    img1 = imbinarize(img1,nivelCinza);
    [M00, M10, M01] = MomentosGeometricos(img1);
    x0 = fix(M10/M00);
    y0 = fix(M01/M00);
    T=[ 1 0 (x0);
        0 1 (y0);
        0 0 1];
end

function [M00, M10, M01] = MomentosGeometricos(img)

```



```

M00 = 0;
M10 = 0;
M01 = 0;
[M,N] = size(img);
for y = 1:M
    for x = 1:N
        M00 = M00 + (f(y,x,img));
        M10 = M10 + (x * f(y,x,img));
        M01 = M01 + (y * f(y,x,img));
    end
end
end

function b = f(y,x,img)
    if img(y,x) ~= 0
        b = 1;
    else
        b = 0;
    end
end
end

% -----ALGORITMO MÉTODO S (SIFT/RANSAC)-----

unidade='unidade de disco';
caminho = [unidade,'Pasta de origem'];

extensao = '/*.jpg';
nomesImages = dir([caminho,extensao]);
n = size(nomesImages,1);
IMG=[];
for i=1:n
    IMG=cat(3, IMG, imread([caminho, '\', nomesImages(i).name]));
end

extensao = '/*.csv';
nomesFiles = dir([caminho,extensao]);
kk = size(nomesFiles,1);
TMP=[];
for i=1:kk
    %TMP = cat(3,TMP,load([caminho, '\', nomesFiles(i).name]));
end

ImgRef = IMG(:, :, 1);
T_S = [];
for i=1:n-1
    ImgSen = IMG(:, :, i+1);
    T_S = cat(3,T_S,SIFTRANSAC(ImgRef,ImgSen)); % 1:S
end

N=1;
all_points=zeros(N,2);
all_points(1,:)=[384,321];
TemporalSeries_S=zeros(n,2,N);
for k=1:N
    TemporalSeries_S(k,:,k) = all_points(k,:,k);

    p=[all_points(k,:),1];
    for i=1:n-1
        point_tmp = T_S(:, :, i) * p';
        point_tmp=point_tmp./point_tmp(3);
        point_tmp=(round(point_tmp));
        TemporalSeries_S(i+1,:,k)=[point_tmp(1),point_tmp(2)];
    end
end

figure; hold on; axis([0 640 0 480]);
plot(TemporalSeries_S(:,1),TemporalSeries_S(:,2),'k'); hold off;

for k=1:N
    temp_S = zeros(n,1);

    for i=1:n
        temp_S(i) = IMG(TemporalSeries_S(i,1),TemporalSeries_S(i,2),i);
        %temp_S(i) = TMP(TemporalSeries_S(i,1),TemporalSeries_S(i,2),i);
    end
end

```

```

figure;
hold on; axis([0 20 0 255]);
plot(temp_S,'k');
hold off;
end

function T_Melhor = SIFTRANSAC(IR,IS)
    T_Melhor = automaticSIFTRegistration(IR,IS);
end

function T_Melhor = automaticSIFTRegistration(IMRef,IMSens)
    [m,n]=size(IMRef);
    [PtosReferencia,PtosSensiveis] = PontosAutomaticaSHIFT(IMRef,IMSens,1);
    T_Melhor = Ransac_Isometria(PtosReferencia,PtosSensiveis);
    GraficarCorrespondenciaAutomaticaPontos(IMRef,R,S_Inlier,S_Inlier);
end

function [PtosReferencia,PtosProjetados] = PontosAutomaticaSHIFT(ImgReferencia,
    ImgProjetada,FlagGraficar)
    run('vlfeat-0.9.20-bin/vlfeat-0.9.20/toolbox/vl_setup'); %Toolbox do site
    http://www.vlfeat.org
    Ia = single((ImgReferencia));
    Ib = single((ImgProjetada));
    [fa, da] = vl_sift(Ia);
    [fb, db] = vl_sift(Ib);
    [matches, scores] = vl_ubcmatch(da, db);
    [~,jj] = sort(scores);
    matches = matches(:,jj);
    PtosReferencia=fa(1:2,matches(1,:));
    PtosReferencia=fix(PtosReferencia');
    PtosProjetados=fb(1:2,matches(2,:));
    PtosProjetados=fix(PtosProjetados');
    [PtosReferencia,PtosProjetados]=EliminarRepetidos(PtosReferencia,PtosProjetados);
    if FlagGraficar==1
        GraficarCorrespondenciaAutomaticaPontos(ImgReferencia,ImgProjetada,PtosReferencia,
            PtosProjetados);
    end

    PtosReferencia=[PtosReferencia(:,2) PtosReferencia(:,1)];
    PtosProjetados=[PtosProjetados(:,2) PtosProjetados(:,1)];

    clear fa da fb db Ia Ib matches;
end

function [NewPtosReferencia,NewPtosProjetados]= EliminarRepetidos(PtosReferencia,
    PtosProjetados)
    N=length(PtosReferencia);
    NewPtosReferencia=[]; NewPtosProjetados=[];
    for i=1:N
        if ~Esta(PtosReferencia(i,:),NewPtosReferencia)&&~Esta(PtosProjetados(i,:),
            NewPtosProjetados)
            NewPtosReferencia=cat(1,NewPtosReferencia,PtosReferencia(i,:));
            NewPtosProjetados=cat(1,NewPtosProjetados,PtosProjetados(i,:));
        end
    end
end

function f=Esta(Pto,CjtoPtos)
    f=0;
    if ~isempty(CjtoPtos)
        N=length(CjtoPtos(:,1));
        for i=1:N
            if Pto==CjtoPtos(i,:)
                f=1;
                break;
            end
        end
    end
end

function GraficarCorrespondenciaAutomaticaPontos(ImgReferencia,ImgProjetada,
    PtosReferencia,PtosProjetados)
    figure(1)
    clf
    imshow(ImgReferencia)
    hold on

```

```

figure(2)
clf
imshow(ImgProjetada)
hold on
drawnow

figure(1)
n = size(PtosReferencia,1);
for i=1:n
    x=PtosReferencia(i,1);
    y=PtosReferencia(i,2);
    plot(x,y,'*');
    text(x,y,num2str(i));
end

figure(2)
for i=1:n
    x=PtosProjetados(i,1);
    y=PtosProjetados(i,2);
    plot(x,y,'*');
    text(x,y,num2str(i));
end
end

function T_Melhor = Ransac_Isometria(PtosReferencia,PtosProjetados)
    s=2;
    t=5*sqrt(5.99);
    S=[PtosReferencia PtosProjetados];
    p=0.8;
    S_Inlier=zeros(0,3);
    N=inf;
    k=1;
    while N>k
        P = Retira_Aleatorio(S,s);
        T_Atual = Isometria(P(:,1:2),P(:,3:4));
        S_Atual = SubconjuntoConcenso(S,T_Atual,t,'TRANSFERENCIA_SIMETRICA');
        a = size(S_Atual,1);
        b = size(S_Inlier,1);
        if a > b
            S_Inlier = S_Atual;
            E = 1-(length(S_Inlier(:,1))/length(S(:,1)));
            N = log(1-p)/log(1-(1-E)^s);
        end
        k = k+1;
    end
    T_Melhor = Isometria(S_Inlier(:,1:2),S_Inlier(:,3:4));
end

function S_Actual=SubconjuntoConcenso(S_New,H_Atual,t,DG_type)
    S_Actual=[];
    n=length(S_New);
    D=0;
    for i=1:n
        d=DistanciaGeometrica(H_Atual,S_New(i,1:2),S_New(i,3:4),DG_type);
        if d<t
            D=D+d;
            S_Actual=cat(1,S_Actual,S_New(i,:));
        end
    end
end

function P=Retira_Aleatorio(S,s)
    N=size(S,1);
    ind = randi(N,s,1);
    while length(unique(ind))~s
        ind=randi(N,s,1);
    end
    P = S(ind,:);
end

function HE = Isometria(PontosReferencia, PontosTransformados)
    x=PontosReferencia(:,1);
    y=PontosReferencia(:,2);
    x_t=PontosTransformados(:,1);
    y_t=PontosTransformados(:,2);
    A=[ x(1)   -y(1)  1  0;
        y(1)    x(1)  0  1;

```

```

        x(2)  -y(2)  1  0;
        y(2)   x(2)  0  1];
b=[x_t(1) y_t(1) x_t(2) y_t(2)];
A=rref([A b']);
sol=A(:,5); a=sol(1); b=sol(2); tx=sol(3); ty=sol(4);
HE=[ a  -b  tx;
      b   a  ty;
      0   0   1];
end

```

```

% ----ALGORITMO DE CORRELAÇÃO-----
function C = Correlacao(A,B,m,n)
A=double(A);
B=double(B);
C1=0; C2=0; C3=0; C4=0; C5=0;
N=m*n;
for i=1:m
    for j=1:n
        if A(i,j)~=0 && B(i,j)~=0
            C1=C1+(A(i,j)*B(i,j));
            C2=C2+A(i,j);
            C3=C3+B(i,j);
            C4=C4+(A(i,j)*A(i,j));
            C5=C5+(B(i,j)*B(i,j));
        end
    end
end
C= (N*C1 - C2*C3) / ( sqrt(N*C4-C2*C2)*sqrt(N*C5-C3*C3));
end

```