

UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA BIOMÉDICA

CEZAR AUGUSTO SCHADECK

PROCESSAMENTO DE IMAGENS COMO METODOLOGIA AUXILIAR  
A ANÁLISE DE TERMOGRAMAS

DISSERTAÇÃO

CURITIBA

2020

CEZAR AUGUSTO SCHADECK

PROCESSAMENTO DE IMAGENS COMO METODOLOGIA AUXILIAR  
A ANÁLISE DE TERMOGRAMAS

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Biomédica da Universidade Tecnológica Federal do Paraná, como requisito parcial à obtenção do título de “Mestre em Engenharia Biomédica” – Área de concentração: Biotecnologia.

Orientadora: Profa. Dra. Leandra Ulbricht

Coorientador: Prof. Dr. Francisco Itamarati  
Secolo Ganacim

CURITIBA

2020

#### **Dados Internacionais de Catalogação na Publicação**

Schadeck, Cezar Augusto

Processamento de imagens como metodologia auxiliar à análise de termogramas [recurso eletrônico] / Cezar Augusto Schadeck. -- 2020.

1 arquivo eletrônico (65 f.): PDF; 1,74 MB.

Modo de acesso: World Wide Web.

Texto em português com resumo em inglês.

Dissertação (Mestrado) - Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Biomédica. Área de Concentração: Engenharia Biomédica, Curitiba, 2020.

Bibliografia: f. 54-63.

1. Engenharia biomédica - Dissertações. 2. Termografia médica. 3. Processamento de imagens - Técnicas digitais. 4. Segmentação de imagens. 5. Imagem infravermelha. 6. Mamas - Câncer - Diagnóstico. 7. Glândula tireoide - Câncer - Diagnóstico. 8. Tumores - Diagnóstico. 9. Software - Desenvolvimento. 10. Python (Linguagem de programação de computador). 11. Simulação (Computadores). 12. Instrumentos de medição de temperatura. I. Ulbricht, Leandra, orient. II. Ganacim, Francisco Itamarati Secolo, coorient. III. Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Programa de Pós-graduação em Engenharia Biomédica. IV. Título.

CDD: Ed. 23 -- 610.28

**Biblioteca Central do Câmpus Curitiba - UTFPR**  
**Bibliotecária: Luiza Aquemi Matsumoto CRB-9/794**

## TERMO DE APROVAÇÃO DE DISSERTAÇÃO

A Dissertação de Mestrado intitulada "**Processamento de Imagens Como Metodologia Auxiliar à Análise de Termogramas**", defendida em sessão pública pelo candidato(a) **Cezar Augusto Schadeck**, no dia 26 de agosto de 2020, foi julgada para a obtenção do Título de Mestre em Engenharia Biomédica, Área de Concentração Engenharia Biomédica, Linha de Pesquisa Engenharia Clínica e Gestão, e aprovada em sua forma final, pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia Biomédica.

### BANCA EXAMINADORA:

Profa. Dra. Leandra Ulbricht – Presidente - UTFPR

Prof. Dr. Adriano Gonçalves dos Passos - ITV

Prof. Dr. Wagner Luis Ripka – UTFPR

A via original deste documento encontra-se arquivada na Secretaria do Programa, contendo a assinatura da Coordenação após a entrega da versão corrigida do trabalho.

Curitiba, 26 de agosto de 2020.

---

Carimbo e Assinatura do(a) Coordenador(a) do Programa

## **AGRADECIMENTOS**

Agradeço a minha família por estar do meu lado durante todo o processo de crescimento e amadurecimento pessoal e profissional.

Agradeço, em especial, a minha orientadora professora Leandra por seu apoio e ensinamentos. Tenho por você grande admiração.

Agradeço também ao professor Francisco, meu coorientador, pela ajuda sempre pronta durante a elaboração desta pesquisa.

Por fim, agradeço aos meus parceiros de pós-graduação e professores que contribuíram para que este estudo tomasse corpo. Obrigado Adriano Gonçalves, pela grande ajuda durante a concepção da dissertação e Maria Emília pelos grandes ensinamentos.

Muito obrigado a todos!

## RESUMO

SCHADECK, Cezar Augusto. **Processamento de Imagens como metodologia auxiliar a análise de termogramas**. 2020. 65f. Dissertação (Programa de Pós Graduação em Engenharia Biomédica) Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Curitiba, 2020.

Esta dissertação trata de um estudo sobre processamento de imagens com o intuito de automatizar o método de análise de termogramas de pacientes com suspeita diagnóstica de câncer. Atualmente, existem diversos exames por imagem que são utilizados para a triagem ou auxílio no diagnóstico complementar de tumores. No caso da mama, por exemplo, são realizados os exames de mamografia, ultrassonografia e, mais raramente, ressonância magnética. Para quadros da tireoide os exames de palpação, cintilografia e ultrassonografia são realizados. Também é adotado o exame por punção aspirativa com agulha fina para a realização da biópsia, que é considerada padrão ouro no diagnóstico de câncer. Em contraste, por se tratar de uma técnica não invasiva, a termografia tem sido amplamente estudada complementar no diagnóstico precoce de neoplasias. Os exames termográficos captam alterações de temperatura devido ao aumento da atividade metabólica na região comprometida. Contudo, a análise dos termogramas é em muitos casos é feita de forma visual, dependendo totalmente da percepção do examinador. Dessa forma, o objetivo desse trabalho é desenvolver um programa interativo de segmentação semiautomática para ROI contida em um termograma. Como metodologia foi desenvolvida uma rotina de segmentação, em linguagem Python, a partir de um algoritmo baseado em crescimento de regiões, capaz de agrupar pixels semelhantes para uma região do termograma. Assim, a partir desse pixel, é possível verificar a homogeneidade ou semelhança dos seus pixels vizinhos para captar regiões com alteração de temperatura nos tecidos analisados. Como resultados, são apresentados a área segmentada de forma semiautomática comparada com um método manual de delimitação de imagens térmicas, o tempo operacional médio foi de 16 segundos para o método proposto, contra 40 segundos aproximados de análise manual. Através da ferramenta desenvolvida, a região segmentada pode ser comparada com uma região circunvizinha a fim de comprovar diferença térmica entre os tecidos sadio e não sadio (com tumor). O programa também apresenta uma planilha com dados térmicos exportada diretamente do programa, explicitando as faixas de temperatura delimitadas pela ferramenta, para facilitar posteriores análises ou para fornecer informação para o prontuário médico. Os testes foram realizados em 20 termogramas coletados de pacientes com neoplasia da mama e tireoide, seguindo o protocolo de coleta e tratamento de imagens térmicas, e todos apresentaram temperaturas mínimas e médias delimitadas pelo método proposto superiores às encontradas pelo método manual. As comparações entre as regiões delimitadas de todos os vinte termogramas também evidenciaram que as temperaturas na região nodular eram superiores às dos tecidos vizinhos não comprometidos.

**Palavras-chave:** Termografia. Processamento de imagens. Processamento de imagens – Técnicas digitais. Neoplasia.

## ABSTRACT

SCHADECK, Cezar Augusto. **Image Processing as an auxiliary methodology for analysis of thermograms**. 2020. 65f. Dissertação-Programa de Pós Graduação em Engenharia Biomédica, Federal Technology University – Paraná. Curitiba. 2020.

*This paper presents a study on image processing used in order to automate the method of analyzing thermograms of patients with suspected cancer diagnosis. Currently, there are several imaging tests that are used to do the triage of the patients, or to help in the complementary diagnosis of tumors. In the case of the breast, as an example, mammography, ultrasound and, more rarely, MRI scans can be performed. As for thyroid cases, palpation, scintigraphy and ultrasound examinations are performed. To perform the biopsy, the medical exam that can be used is the aspiration puncture with a fine needle, which is considered the gold standard in the diagnosis of cancer. On the other hand, since it is a non-invasive technique, thermography has been widely used in a complementary way in the early diagnosis of neoplasms. Thermographic exams can capture changes in temperature due to increased metabolic activity in the affected region. However, the analysis of thermograms in most of cases is done visually, depending entirely on the examiner's perception. Thus, the objective of this work is to develop an interactive semi-automatic segmentation program for ROI contained in a thermogram. Therefore, a segmentation routine was developed, in Python language, from an algorithm based on region growth, capable of grouping similar pixels for a region of the thermogram. Thereby, from that pixel, it is possible to check the homogeneity or similarity of its neighboring pixels to capture regions with temperature changes in the analyzed tissues. As results, the segmented area is presented in a semi-automatic way when compared with a manual method of delimiting thermal images, and the average operational time was 16 seconds for the proposed method, against approximately 40 seconds of manual analysis. Making use of the developed tool, the segmented region can be compared with a surrounding region in order to prove thermal differences between healthy and non-healthy tissues (tissues with tumor). A spreadsheet with thermal data, exported directly from the program, is also presented, explaining the temperature ranges delimited by the tool that can be used to facilitate further analysis or to provide information for the medical record. The tests were carried out on 20 thermograms collected from patients with breast and thyroid cancer, following the protocol for collecting and treating thermal images, and they all presented minimum and average temperatures delimited by the proposed method, higher than those found by the manual method. Comparisons between the delimited regions of all twenty thermograms also showed that the temperatures in the nodular region were higher than those of neighboring non-compromised tissues.*

**Keywords:** *Thermography. Image processing. Image processing – Digital techniques. Image processing. Cancer.*

## LISTA DE FIGURAS

<b>Figura 1</b> – Termograma de mama com ROI demarcada manualmente por meio de um círculo através do software Smartview para análise de imagens.....	14
<b>Figura 2</b> – Paletas de cores disponíveis no software Fluke Smartview 4.3. ....	18
<b>Figura 3</b> – Fases da visão computacional segundo Backers e Sá Junior.....	22
<b>Figura 4</b> – Ilustração de preenchimento de pixels por (a) 8 vizinhos e (b) 4 vizinhos ao pixel de semente.....	27
<b>Figura 5</b> – Paleta de cores “blue-red” . ....	31
<b>Figura 6</b> – Termograma da mama em formato PNG. ....	31
<b>Figura 7</b> – Interface apresentando a ROI delimitada manualmente com auxílio do software Smartview.....	32
<b>Figura 8</b> – Imagem termográfica, em formato PNG, pré-processada de paciente com diagnóstico de câncer de tireoide. A seta indica a região do tumor. ....	34
<b>Figura 9</b> – Imagem termográfica, em formato PNG, pós processamento, de paciente com diagnóstico de câncer de tireoide mostrando a ROI segmentada de forma semiautomática.....	35
<b>Figura 10</b> – GUI criada com as ferramentas do pacote TKinter no Python fornecendo dois termogramas: à esquerda a imagem selecionada para análise e à direita a mesma imagem com a ROI determinada de forma semiautomática. ....	35
<b>Figura 11</b> – Fluxograma de processamento de dados de imagem térmica. ....	36
<b>Figura 12</b> – Ilustração das posições de 4 vizinhos a um pixel analisado na posição (x,y).....	38
<b>Figura 13</b> – Ilustração de imagem com limites de largura e altura para uma figura retangular para um conjunto de pixels. A área da imagem está compreendida pela região cinza da figura.....	39
<b>Figura 14</b> – Interface inicial do programa desenvolvido.....	40
<b>Figura 15</b> – Tela contendo a janela de pesquisa para escolher o arquivo de texto a ser segmentado pelo programa proposto. ....	41
<b>Figura 16</b> – Tela principal do programa proposto mostrando: à esquerda a imagem pré-processada com temperatura máxima e mínima do termograma; e à direita a imagem com a ROI segmentada e informações de threshold, temperatura máxima, média e mínima para a região delimitada.....	42
<b>Figura 17</b> – <b>(a)</b> Termograma com ROI segmentada na região da tireoide, lesão no lado esquerdo, com valor numérico de threshold igual a 0,254; <b>(b)</b> Termograma com ROI segmentada na região da tireoide, lesão no lado esquerdo, com valor numérico de threshold igual a 0,327. ....	42
<b>Figura 18</b> – Termograma com ROI segmentada na região da tireoide, lesão no lado esquerdo, com valor numérico de threshold igual a 0,617.....	43
<b>Figura 19</b> – Termograma com ROI segmentada compreendendo extensão de tumor na tireoide, lesão no lado esquerdo, e ROI segmentada em região de tecido saudável para comparação de temperaturas. Ambas com o mesmo threshold. Na indicação superior das temperaturas constam os valores compreendidos pela área tumoral e na indicação inferior das temperaturas a indicação pela área de tecido sadio.....	44



<b>Figura 20</b> – Termograma de mama representando a ROI para um tumor na mama direita delimitado de forma semiautomática utilizando o modelo proposto; (b) Termograma de mama representando a ROI para um tumor na mama direita delimitado de forma manual com auxílio do software Smartview. ....	46
<b>Figura 21</b> – Termograma com ligeiras variações de posição de semente. Em (a) foi determinada uma posição para segmentação e em (b) e (c) posições diferentes. ....	47

## LISTA DE TABELAS

<b>Tabela 1</b> – Comparação entre os tempos úteis de operação para uma rotina de segmentação semiautomática e manual.....	45
<b>Tabela 2</b> – Comparação entre as temperaturas de ROI segmentada de forma semiautomática e manual .....	46

## LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS

ATA – American Thyroid Association

CRS – Crescimento da Região Semeada

CWI – Centrum Wiskunde & Informatica = Instituto Nacional de Pesquisa para Matemática e Ciência da Computação da Holanda

FDA – Food and Drug Administration

GUI – Graphic User Interface

HSL – Hue Saturation Lightness

HSV – Hue Saturation Value

HTTP – Hypertext Transfer Protocol

IACT – International Academy of Clinical Thermology

INCA – Instituto Nacional do Câncer

IR – Infravermelha ou Termografia Infravermelha

JPEG – Joint Photographic Experts Group

ms – Milissegundos

MIT – Massachusetts Institute of Technology

PAAF – Punção Aspirativa por Agulha Fina

PIL – Python Image Library

PNG – Portable Network Graphics

REM – Region Extraction Method

RGB – Red, Green, Blue

ROI – Region of Interest

US – Ultrassom ou Ultrassonografia

USP – Universidade de São Paulo

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO .....</b>	<b>11</b>
1.1	JUSTIFICATIVA .....	13
1.2	HIPÓTESE .....	14
1.3	OBJETIVOS .....	15
1.3.1	<i>Objetivo geral</i> .....	15
1.3.2	<i>Objetivos específicos</i> .....	15
1.4	ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO .....	15
<b>2</b>	<b>REFERENCIAL TEÓRICO.....</b>	<b>17</b>
2.1	TERMOGRAFIA .....	17
2.1.1	<i>Imagem Termográfica</i> .....	18
2.1.2	<i>Neoplasia da mama</i> .....	19
2.1.3	<i>Neoplasia da tireoide</i> .....	20
2.2	COMPUTAÇÃO CIENTÍFICA.....	21
2.2.1	<i>Imagem digital</i> .....	22
2.2.2	<i>Processamento de imagens térmicas</i> .....	23
2.2.2.1	<i>Segmentação por crescimento de regiões</i> .....	25
2.2.3	<i>A linguagem Python</i> .....	27
<b>3</b>	<b>METODOLOGIA .....</b>	<b>30</b>
3.1	AQUISIÇÃO DE IMAGENS TÉRMICAS .....	30
3.2	PROCESSAMENTO DE IMAGEM .....	31
<b>4</b>	<b>RESULTADOS.....</b>	<b>40</b>
<b>5</b>	<b>DISCUSSÃO .....</b>	<b>48</b>
<b>6</b>	<b>CONCLUSÃO .....</b>	<b>53</b>
	<b>REFERÊNCIAS.....</b>	<b>54</b>

## 1 INTRODUÇÃO

Ao longo da vida, uma em cada oito mulheres são diagnosticadas com câncer de mama, sendo que mais da metade (52%) dos casos e 62% dos óbitos ocorrem em países em desenvolvimento (DeSANTIS *et al.*, 2015; YADAV; JETHANI, 2016). Para diminuir a mortalidade, é necessário adotar tecnologias que permitam o diagnóstico precoce de neoplasia da mama (GERASIMOVA-CHECHKINA *et al.*, 2016; GUIRRO *et al.*, 2017).

Muitas técnicas para detecção precoce têm sido utilizadas, tais como a mamografia (padrão ouro em exames diagnósticos de neoplasia da mama), o ultrassom (US) e a ressonância magnética. Entretanto, a utilização destes métodos pode apresentar alto percentual de falsos positivos. Além disso, a mamografia nem sempre é eficaz em mulheres jovens com tecido mamário denso (GERASIMOVA *et al.*, 2014; GUIRRO *et al.*, 2017).

Na região da cabeça e pescoço o câncer de tireoide é o de maior incidência, sendo mais frequente em pessoas do sexo feminino. O INCA (Instituto Nacional do Câncer), no Brasil, estima a ocorrência de aproximadamente nove mil e seiscentos casos nos últimos dois anos (INCA, c2020; AMERICAN CANCER SOCIETY, c2020).

Entre os nódulos da tireoide, os carcinomas malignos apresentam a maior vascularização dos nódulos da tireoide, principalmente na sua região central. Em geral, tumores nesta glândula provocam crescimento dos lobos, alterando a estrutura de toda a glândula. Os métodos diagnósticos envolvem exames por imagem, sendo mais comuns a ultrassonografia e cintilografia (ALVES; GABARRA, 2016; CHAMMAS *et al.*, 2005).

Neoplasias da mama e da tireoide podem também, em alguns casos, serem identificadas em avaliações clínicas por meio de palpação. Isso ocorre porque a presença de neoplasias nessas regiões é mais superficial e perceptível do ponto de vista anatômico. Assim, pela localização superficial, a termografia torna-se uma técnica promissora, uma vez que as estruturas que devem ser visualizadas estão mais próximas do tecido subcutâneo (CHAMMAS *et al.*, 2005; LAGALLA *et al.*, 1993; FARIA; CASULARI, 2009; NARDI *et al.*, 2014).

Estudos recentes indicam a associação de recursos diagnósticos para uma maior eficiência diagnóstica e, baseado nisso, a termografia pode ser extremamente útil para ser usada como um exame complementar visando o diagnóstico precoce de

neoplasias. Em tumores malignos (de mama ou tireoide) estão presentes alterações vasomotoras que elevam a temperatura nessas regiões em comparação com as áreas circundantes (GAVRILOAIA; NEAMTU; GAVRILOAIA, 2012; GONZÁLEZ-MONTERO *et al.*, [2016]; RAGHAVENDRA *et al.*, 2016). Isso ocorre devido à maior atividade metabólica, angiogênese e dilatação vascular, uma vez que, mesmo em estado prematuro, os tumores requerem nutrientes para manter ou acelerar seu crescimento (GONZÁLEZ-MONTERO *et al.*, 2016; IACT, 2002).

Assim, a termografia IR (infravermelha) tem sido considerada um método para detectar estas alterações, sendo uma tecnologia segura (não emite radiação), não é invasiva, não é dolorosa, é rápida e de baixo custo, e, com a tecnologia atual, possui melhor resolução térmica (YADAV; JETHANI, 2016; GAVRILOAIA; NEAMTU; GAVRILOAIA, 2012). Assim, pode ser considerada como um método auxiliar diagnóstico, digital, que, por mapeamento térmico, pode medir até mesmo pequenas variações (menores de 0,07°C) de temperatura (BRIOSCHI *et al.*, 2007; RING; JUNG; ZÜBER, 2015). Além disso, um único equipamento pode atender diversas unidades de saúde e centros diagnósticos, pois é um equipamento portátil (pequeno e de fácil transporte), impactando diretamente no acesso à tecnologia (YADAV; JETHANI, 2016; ALVES; GABARRA, 2016).

Contudo, a análise dos termogramas (imagens térmicas geradas a partir de uma câmera termográfica) é demorada e depende totalmente do examinador, o que pode influenciar na confiabilidade dos resultados (BRIOSCHI, 2011). Nesse sentido, os modelos computacionais podem, além de acelerar o processo, aumentar a reprodutibilidade e a confiabilidade das informações extraídas de um termograma (GONZÁLEZ-MONTERO, 2017).

A análise dos dados normalmente é feita de forma visual e utilizando o *software* que acompanha o próprio equipamento. Estes *softwares*, em geral, permitem a seleção manual das regiões de interesse (ROI – *Region of Interest*), a fim de extrair informações térmicas.

Métodos computacionais que trabalham com o processamento de imagens térmicas seguem algoritmos capazes de delimitar, de forma automática ou semiautomática, a ROI que contenha a extensão do tumor, de forma padronizada para diferentes pontos e amostragens. Assim, é capaz de captar a temperatura da área definida, associando-a aos pixels da imagem (DAYANANDA; PATIL, 2014;

BOUGRINE *et al.*, 2017). O procedimento realizado de forma automática, ou semiautomática, garante uma análise mais precisa e detalhada da área tumoral.

Através deste estudo, propõe-se o desenvolvimento de um modelo computacional semiautomático para delimitar uma ROI que se aproxime da extensão real do tumor, a fim de verificar a extensão da área tumoral e temperatura da região.

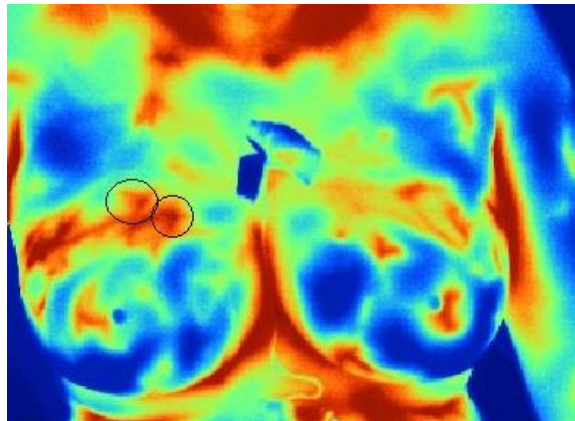
## 1.1 JUSTIFICATIVA

Ring, Jung e Züber (2015) apontam que as variações de temperatura são um forte indicador de doença ou atividade fisiológica. A radiação de calor é função do fluxo sanguíneo na superfície da pele. Por isso, o aumento da temperatura nessa região pode ser o resultado de inflamações ou vasodilatação em resposta ao sistema de termorregulação do corpo humano. Desta forma, a termografia tem sido aplicada no campo da biomédica como tecnologia auxiliar no diagnóstico de neoplasias, neuropatia diabética, desordens musculares e cardiovasculares, diagnóstico de doenças reumáticas, etc. (MARQUES *et al.*, 2016; GONZÁLEZ-MONTERO, 2017).

No diagnóstico por imagem de neoplasias, a termografia IR pode auxiliar na detecção precoce de patologias, o que pode contribuir na redução da taxa de mortalidade por câncer. Além disso, os exames termográficos possuem grande potencial de diferenciação entre lesões benignas e malignas (MARQUES *et al.*, 2016).

A análise dos dados normalmente é feita de forma visual, o que depende totalmente da percepção e prática do examinador, e em análises quantitativas, onde são adotados *softwares* computacionais que se comunicam com a câmera térmica. Pelo *software* é possível selecionar manualmente a ROI, a fim de extrair informações térmicas ou estatísticas. Porém, a seleção é feita a partir de figuras geométricas simples – circunferências ou retângulos, por exemplo –, o que não garante uma delimitação precisa e completa da extensão nodular (BARCELOS, 2015). A Figura 1 apresenta um modelo termográfico com ROI selecionada a partir de um *software* de análise de imagens.

**Figura 1** – Termograma de mama com ROI demarcada manualmente por meio de um círculo através do software *Smartview* para análise de imagens.



**Fonte:** Acervo próprio.

Esse trabalho se justifica na necessidade de delimitação da ROI que mais se aproxime da extensão real do tumor para comparação de temperatura com as suas regiões circundantes, além da consideração de menor tempo operacional quando utilizado um método computacional semiautomático. Métodos de processamento de imagens são adotados nesse sentido, pois garantem maior precisão em análises e diagnóstico médico (GONZÁLEZ-MONTERO, 2017).

A delimitação da ROI pode ser feita baseada em seu limite – ou borda – ou por sua área de forma semiautomática através de algoritmos de segmentação em termogramas (CONCI *et al.*, 2015). Uma vez que a ROI foi delimitada contendo toda a extensão nodular, torna-se possível a identificação das temperaturas na região segmentada para posterior comparação com outras regiões vizinhas.

## 1.2 HIPÓTESE

H0 – A ROI segmentada de forma semiautomática compreende a extensão nodular da neoplasia e apresenta diferença térmica com relação às suas vizinhanças. Hipótese aceita.

H1 – A ROI segmentada não compreende a extensão nodular da neoplasia. Hipótese rejeitada.



### 1.3 OBJETIVOS

A seguir, serão apresentados o objetivo geral e os objetivos específicos do presente estudo.

#### 1.3.1 Objetivo geral

Este estudo tem por objetivo desenvolver um programa interativo de segmentação semiautomática para ROI contida em um termograma.

#### 1.3.2 Objetivos específicos

Os objetivos específicos deste estudo são:

- a) desenvolver um algoritmo de segmentação que delimite a ROI em um termograma;
- b) identificar as temperaturas máxima e mínima na ROI da região tumoral e em uma região com tecido sadio, através do modelo proposto;
- c) comparar as temperaturas máxima e mínima da região tumoral com uma região sadia do mesmo termograma;
- d) exportar os dados gerados para uma planilha em *Excel* (.xls);
- e) selecionar imagens com diagnóstico e localização de tumor(es) da mama e/ou tireoide, de forma manual, para comparação com o modelo de segmentação semiautomática.

### 1.4 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO

Esta dissertação segue estruturação em seis capítulos. No capítulo 1 encontra-se a contextualização e justificativa do tema, juntamente com os objetivos propostos.

No capítulo 2 é apresentado um estudo de revisão da literatura apresentando os principais conceitos tratados na dissertação: termografia médica e protocolos para obtenção de imagens termográficas, neoplasia da mama, neoplasia da tireoide,

processamento de imagens digitais e segmentação semiautomática de termogramas.

O capítulo 3 é composto pela metodologia adotada: protocolo para aquisição de termogramas, processamento de imagem e método de segmentação automática.

No capítulo 4 são apresentados os resultados das análises de diferença térmica entre a ROI delimitada automaticamente e suas regiões circundantes, para os termogramas adotados como amostra.

O capítulo 5 apresenta as discussões dos resultados encontrados. Finalmente, o capítulo 6 contém as conclusões e considerações finais do estudo e sugestões para trabalhos futuros.

## 2 REFERENCIAL TEÓRICO

Nesta seção serão abordadas as obras que dão o embasamento teórico para o presente estudo.

### 2.1 TERMOGRAFIA

A termografia é a tecnologia do registro gráfico por detecção da radiação infravermelha (IR), que facilita a identificação de pontos de temperatura em um mesmo objeto. O corpo humano libera níveis de energia no comprimento de onda infravermelho, os quais podem ser medidos em forma de calor. A tecnologia da termografia consegue identificar mudanças de temperatura fisiológica em menos de 30ms (BRIOSCHI *et al.*, 2007; HERNANDEZ-CONTRERAS *et al.*, 2015).

As imagens térmicas têm sido utilizadas desde os anos 1960 para fins militares e eram adquiridas durante a noite, normalmente. Na década de 1970, Harzbecker e colaboradores já apontavam a termografia como uma técnica promissora, capaz de medir sem contato, de forma rápida e dinâmica, a temperatura corporal, proporcionando a geração de imagens com informações térmicas (HARZBECKER *et al.*, 1978). A captação de um termograma é feita por câmeras termográficas portáteis e de fácil manuseio que utilizam sensores de sinais infravermelhos (YADAV; JETHANI, 2016; RING; JUNG; ZÜBER, 2015).

Em 1977 a termografia foi utilizada em estudos no Brasil, publicados no Congresso Internacional de Radiologia, no Rio de Janeiro. No início dos anos 1980, o FDA (U.S. *Food and Drug Administration*) aprovou a técnica como procedimento auxiliar diagnóstico para neoplasia da mama. Em 1983 foi publicado um capítulo sobre a “padronização da imagem térmica: influências físicas e ambientais” em uma conferência especial sobre doenças da mama (AMALU, c2003; RING; JUNG; ZÜBER, 2015).

A evolução do tratamento de patologias e diagnóstico complementar pode ser empregada em distúrbios mandibulares e neurológicos, musculares, doenças vasculares, ortopédicas, neoplasias, etc., através do registro gráfico da distribuição da temperatura superficial da pele (BRIOSCHI *et al.*, 2007; CÔRTE; HERNANDEZ, 2016).

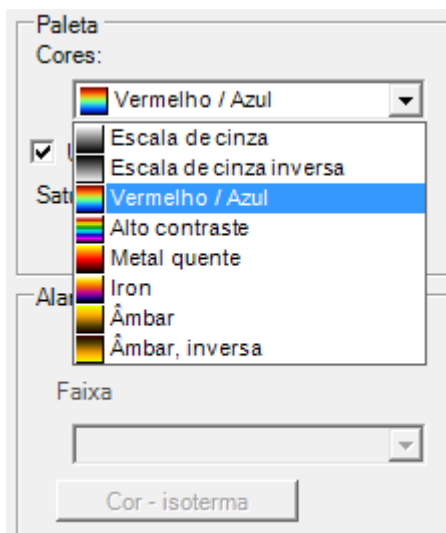
O termograma obtido por uma câmera termográfica infravermelha depende, contudo, do modelo e calibração da câmera e do examinador que a está manipulando.

### 2.1.1 Imagem Termográfica

A análise dos termogramas é feita, muitas vezes, por um *software* adicional capaz de comunicar-se com a câmera termográfica através de um computador. Um sistema de *software* atende padrões internacionais para uso médico, tais como o arquivamento e interpretação das imagens, que devem possuir indicação da faixa de temperatura com escala de cores padronizada. Os *softwares* normalmente apresentam as imagens em diferentes escalas calorimétricas (paletas de cores) ou escalas de cinza (RING; JUNG; ZÜBER, 2015).

As paletas de cores representam aumento ou diminuição de temperatura na intensidade de radiação IR, emitida pela superfície da pele humana, de forma gráfica (NOWAKOWSKI; KACZMAREK, 2011). O software Fluke Smartview para comunicação com câmeras Fluke, por exemplo, apresenta um relatório para visualização e análise de termogramas com oito paletas de cores diferentes (Figura 2) (FLUKE, [c2020]). Camargo e Marx (2000) afirmam que a interpretação de termogramas depende diretamente do examinador e da câmera atribuída para o exame.

**Figura 2** – Paletas de cores disponíveis no software Fluke *Smartview* 4.3.



Fonte: Fluke, *Smartview* 4.3, c2020.

O termograma capturado por uma câmera termográfica apresenta associação entre cada pixel da imagem correspondente a um valor de temperatura, tornando possível a verificação da distribuição térmica corporal e possíveis diferenças das taxas de variações do mapa infravermelho corporal, que podem apontar anormalidades (GONZÁLEZ-MONTERO, 2017).

### **2.1.2 Neoplasia da mama**

Para Rouhi e colaboradores (2015), a segunda maior causa de morte por câncer em mulheres é causada por tumores na mama. No Brasil, a incidência de registros de câncer de mama em mulheres correspondeu a 29,5% de novos casos no ano de 2018, seguida pelos casos de cólon e reto com 9,4%. São estimados em torno de 59.700 novos casos de câncer de mama por ano no biênio de 2018-2019 no Brasil (INCA, 2017).

O rastreio de tumores através de exames diagnósticos por imagem demonstrou ser eficaz na prevenção da morte por câncer de mama. A redução das taxas de mortalidade está associada à detecção precoce e tratamento dos casos (ROUHI *et al.*, 2015; MILOSEVIC; JANKOVIC; PEULIC 2014; MARQUES *et al.*, 2016).

O câncer de mama ocorre em decorrência da multiplicação anormal e rápida de células no tecido mamário. Devido a anatomia da mama e diferença na densidade dos tecidos mamários, a mamografia, que é considerada padrão ouro em exames diagnósticos, pode ser de difícil interpretação. Por conta do tecido mamário denso, a mamografia encontra dificuldade na detecção precoce de anomalias em mulheres mais jovens (MILOSEVIC; JANKOVIC; PEULIC, 2014; ZORE *et al.*, 2015).

Estudos relatam que a taxa de crescimento tumoral da mama está relacionada com a sua temperatura (BORCHARTT *et al.*, 2013). Isso ocorre por conta das alterações vasomotoras e aumento da atividade metabólica na região tumoral, o que acaba ocasionando aumento de temperatura na superfície regional da mama (IACT, 2002; RAGHAVENDRA *et al.*, 2016; GONZÁLEZ-MONTERO *et al.*, [2016]). Por isso, estudos recentes apontam que a termografia tem sido amplamente empregada como auxílio diagnóstico à prevenção antecipada da doença, mesmo em pacientes mais jovens e nos casos de mama densa (MARQUES *et al.*, 2016; PRAMANIK *et al.*, 2019).

O procedimento de exames termográficos é confortável e seguro, analisando mudanças de temperatura e nos vasos sanguíneos da mama e crescimento de células pré-cancerosas (GAUTHERIE, 1983 *apud* IACT, 2002; GAMAGAMI, 1996).

### **2.1.3 Neoplasia da tireoide**

O câncer de tireoide é considerado um dos tumores malignos mais comuns, representando 95% dos tumores endócrinos (ROSS, c2020).

Os fatores que estão ligados a etiologia da doença nodular são a exposição à radiação ionizante durante a infância, a quantidade de ingestão de iodo, tabagismo e fatores genéticos (TUMINELLO *et al.*, 2019; SEIB; SOSA, 2019).

O crescimento da glândula tireoide acarreta o aumento de volume na região. A Associação Americana da Tireoide (ATA – *American Thyroid Association*) avalia que tumores superiores a 10mm são suspeitos de malignidade. Dessa forma, os nódulos na região podem ser classificados como benigno ou maligno, com interpretação de suas características funcionais e estruturais. Na maioria das vezes, nódulos benignos apresentam um líquido oriundo da produção demasiada de hormônios tireoidianos ou coloides (enzimas). Apresentam bordas mais regulares e vascularização intensa na sua extensão (RAO; CHAKRAVARTHY, 2016; NAIK; JEBASINGH; THOMAS, 2018). Os nódulos considerados malignos não possuem líquido, além de ter a característica de bordas irregulares e fluxo vascular intenso na região central nodular (RAO; CHAKRAVARTHY, 2016; SURRIAH *et al.*, 2019).

A avaliação e diagnóstico são feitos previamente por exame preliminar clínico de palpação na região do pescoço, para avaliação de tamanho, mobilidade e sensibilidade de possíveis nódulos (TUMINELLO *et al.*, 2019; KALISZEWSKI, 2019). Sendo verificada alguma anomalia durante o exame clínico, os exames de ultrassonografia (US), cintilografia e punção aspirativa por agulha fina (PAAF) são indicados (ROSÁRIO *et al.*, 2013; LAM, 2017).

Alguns estudos colocam em questão o método de US por imagem devido a sensibilidade e especificidade na identificação de malignidade nodular (LEE *et al.*, 2011; GAO *et al.*, 2018; KALISZEWSKI, 2019).

O exame de cintilografia da tireoide é recomendável por ser um teste de diagnóstico por imagem de carcinomas, avaliando um nódulo tireoidiano como quente (hiperfuncional) ou frio (hipofuncional), podendo ser classificado,

respectivamente, como benigno ou maligno (CZEPCZYNSKI, 2012; ESPINOSA MUÑOZ, 2019).

Além disso, os exames de termografia IR podem ser um indicador da variação de temperatura superficial anatômica na região da tireoide como produto de funcionamento anormal da glândula (GAVRILOAIA *et al.*, 2009).

## 2.2 COMPUTAÇÃO CIENTÍFICA

A computação científica trata da utilização de ferramentas computacionais como forma de resolver problemas para toda a comunidade científica. Normalmente, esta classe utiliza uma linguagem de programação capaz de desenvolver algoritmos que resolvem ou simulam a resolução de problemas (COELHO, 2007).

A visão computacional trata do estudo da capacidade técnica de captar e extrair informações de imagens e transferi-las para máquinas. Como exemplos de informações têm-se as características de cor, textura, ruídos, etc. (COELHO, 2007; BACKERS; SÁ JUNIOR, 2016).

Backers e Sá Junior (2016) separam o sistema de visão computacional científica em algumas fases, apontadas na Figura 3. São elas:

- Fase de aquisição: captação da imagem similar a função dos olhos através de dispositivos como as câmeras;
- Fase de processamento: tratamento e preparação da imagem capturada. Por exemplo, a rotação, equalização, filtragem da imagem. Muitas vezes, essa fase compreende o que se chama de pré-processamento da imagem por uma máquina;
- Fase de segmentação: segregação da imagem em regiões de interesse. Essa etapa consiste em particionar a imagem em uma ou mais regiões específicas para análise aprofundada de suas características;
- Fase de análise: após a segmentação, essa fase trata da análise do objeto de interesse baseada em suas propriedades;
- Fase de reconhecimento de padrões: baseada nos atributos da imagem, essa etapa classifica e agrupa a imagem de acordo com seu conjunto de características (por exemplo rugosidade, tamanho, formato).

**Figura 3** – Fases da visão computacional segundo Backers e Sá Junior.



**Fonte:** Backers e Sá Junior, 2016.

A análise de imagens térmicas possui variáveis impeditivas na indicação de problemas quando dependente exclusivamente da percepção humana. A delimitação de ROI pode não compreender a extensão real do tumor, além de ser um processo demorado (BAGAVATHIAPPAN *et al.*, 2013). Atualmente, têm sido propostas metodologias de automatização de sistemas de forma auxiliar à análise de imagens térmicas capturadas. Uma dessas metodologias é o processamento de imagens digitais que traz informações e parâmetros reais das características do objeto, facilitando a identificação e caracterização do problema de maneira mais aprofundada (OLIVATTI, 2019).

### 2.2.1 Imagem digital

Ao ser digitalizada, uma imagem monocromática é armazenada em um computador por meio de bits (que são valores de 0 ou 1), e a junção de 8 bits é o equivalente a 1 byte. Desse modo, 1 byte pode chegar a  $2^8 = 256$  valores diferentes, que podem variar de 0 a 255. Uma imagem digital possui tamanho adimensional, em pixels, e sua resolução é medida pela razão entre o número de pixels e o tamanho da imagem real, que pode ser medida em polegadas, centímetros, ou outra unidade de medida. Um pixel (*picture element*) é tido como um conjunto digital de elementos que constituem a imagem, ou seja, é a menor unidade compreendida em um espaço bidimensional (SCURI, 1999; BAXES, 1994; GLASSNER, 2001; SANCHES, 2009; PERSECHINO; ALBUQUERQUE, 2015).

A imagem é captada sempre por um sensor (que pode ser uma câmera, por exemplo) ao registrar radiação – intensidade de luz – em um objeto físico. Uma imagem digital monocromática pode ser vista por coordenadas espaciais  $x$  e  $y$  em



uma função  $I = f(x,y)$ , com  $f$  representando a intensidade  $I$  da imagem nas coordenadas  $(x,y)$ . A função é proporcional ao nível de cinza na imagem em um dado pixel, com intensidade de cinza variando de 0 a 255. A composição se baseia na variação entre o preto e o branco, cores com menor e maior intensidades, respectivamente (NUNES, [2006?]; SILVA, 2003; SANCHES, 2009; RIBEIRO; GUEDES; BARBIERI, 2019; BAYGORREA; GOMES, 2019).

A conversão de imagens digitais é feita de uma imagem multicamada para uma imagem em escala de cinza em processamento de imagens, pois a identificação de cores pelo olho humano não é uniforme (RIBEIRO; GUEDES; BARBIERI, 2019). O espaço de cores ocorre porque é necessária uma representação da imagem vetorial. Existem vários sistemas de cores, como, por exemplo, o RGB, HSL, HSV, entre outros (GONZALEZ; WOODS, 2007; BAYGORREA; GOMES, 2019).

As imagens coloridas possuem 24 bits com  $2^{24} = 16,7$  milhões de cores. Esses conjuntos são uma composição de três imagens de cores primárias, conhecidas como RGB (*Red, Green, Blue*): vermelho, verde e azul. Uma imagem multicomponente ou multicamada RGB trata de um sistema de cores utilizado para codificar cor, nada mais é do que uma matriz onde cada um de seus elementos trata de um vetor, representando um pixel e contendo a intensidade desse pixel nas três cores primárias: vermelho, verde e azul (GOMES, 2007).

O formato de cores HSV (*Hue Saturation Value*), matriz, saturação e valor, define o espaço de cor baseado nesses três parâmetros com o intuito de expressá-los numericamente e pode ser considerado como uma transformação do sistema RGB, de forma não linear (REAL; MOREIRA, 2010; GONZALEZ; WOODS, 2007).

### 2.2.2 Processamento de imagens térmicas

Para a Sociedade Americana de Câncer (1999), o exame de termografia por si só não é capaz de identificar precisamente a localização de tumor e, por isso, é tratado como exame auxiliar. Portanto, quando um exame por imagem é realizado, torna-se essencial o desenvolvimento do diagnóstico auxiliado por um computador (ROUHI *et al.*, 2015).

As técnicas de processamento de imagens podem apresentar o melhoramento da qualidade das informações para observação humana e a extração

de dados, de forma automática ou semiautomática, por meio de uma máquina. O processamento de imagens prevê o desenvolvimento de algoritmos capazes de tratar matematicamente a imagem como um dado relacionado a um processo físico (SILVA, 2003; MENESES; ALMEIDA, 2012).

O processamento de imagens térmicas envolve diversas técnicas para análise de diferença térmica corporal como, por exemplo, operações morfológicas, detecção de contornos, métodos baseados em modelos, crescimento de regiões, etc. Essas técnicas são necessárias para que a segregação da região que contém a extensão nodular no termograma seja a mais próxima da extensão nodular real do tumor, a fim de diminuir o índice de falsos-positivos. Quando a imagem é segmentada, é possível, por exemplo, comparar a área tumoral com tecido sadio a fim de verificar a possibilidade de diferença térmica entre as regiões (BARCELOS, 2015; MARQUES *et al.*, 2016; PRAMANIK *et al.*, 2019).

Os algoritmos para segmentação são normalmente executados segundo duas propriedades: a similaridade, que trata da semelhança entre pixels e um limiar para a ROI; e a descontinuidade, que envolve a divisão da imagem em função de mudanças bruscas em sua escala de cores ou intensidade de pixels. A segmentação colabora com a identificação de defeitos nas imagens através do agrupamento ou divisão de pixels com características de escala de cinza, cores ou formas semelhantes (SANCHES, 2009; FENG *et al.*, 2018).

Para exames realizados por imagem térmica, a ROI – que é a região da imagem que contém o nódulo ou diferença térmica (ou entre pixels) – deve ser separada dos termogramas originais. Para isso, é necessário estabelecer um método de segmentação da ROI do termograma, diferenciando cada região (MILOSEVIC; JANKOVIC; PEULIC, 2015; GONZÁLEZ-MONTERO, 2017).

Autores como Santiago Vaz (2014) e Mahajan e Madhe (2014) extraíram manualmente a ROI a partir de um retângulo em torno da região onde está localizado o tumor, o que não garante a exatidão da área e extensão do nódulo. Dessa forma, González-Montero (2017) afirma que o método de segmentação visual e manual depende do examinador e pode ser de difícil obtenção por conta das bordas dos nódulos e áreas difusas. Portanto, os métodos computacionais de processamento de imagens podem trazer resultados mais eficazes para os exames de termografia infravermelha, pois operam de forma automática, ou semiautomática, na delimitação da ROI em análise (DAYANANDA; PATIL, 2014; BARCELOS, 2015).

Algumas técnicas exigem uma etapa de pós-processamento combinada ao método de segmentação adotado para imagens IR (JIN *et al.*, 2014).

Outra técnica bastante utilizada em processamento de imagens e segmentação de termogramas trata do uso de algoritmos por Redes Neurais, que são algoritmos usados em reconhecimento de padrões com base no funcionamento do sistema nervoso. As redes neurais convolucionais são capazes de manipular informações de uma sequência ordenada estrutural com funções formadas por elementos denominados neurônios. O objetivo do método é definir uma função  $f$  pela qual se torne possível realizar um processamento específico de dados a partir dessa função (GOODFELLOW *et al.*, 2016; MORAN, 2018).

#### 2.2.2.1 Segmentação por crescimento de regiões

No final dos anos 1990 novos sensores orbitais com altíssima resolução espacial (*Very High Resolution* – VHR) passaram a ser colocados em órbita terrestre para fins não militares. A partir desse ano começaram a surgir novas metodologias de análise investigativa científica de imagem que explorassem não somente atributos espectrais como também elementos interpretativos de uma imagem VHR. A primeira etapa dessa metodologia trata da segregação de imagens em regiões homogêneas a partir de algoritmos de segmentação. Mas, registros das primeiras imagens processadas na área médica datam do início dos anos 1960 até 1970 com a invenção da tomografia axial computadorizada (HAPP *et al.*, 2013; GONZALEZ; WOODS, 2007).

González-Montero (2017) explica que a segmentação de um termograma trata do processo de separação de uma imagem em partes com o objetivo de analisar mais precisamente ou facilmente uma área ou região. Pode ser usada para procurar detalhes ou particularidades internamente à imagem ou ainda determinar limites de um objeto. O processamento semiautomático computacional de ROI pode evitar o elevado tempo gasto na segmentação manual por ser um processo muito mais rápido e preciso, além de possibilitar o armazenamento de dados. O método de segmentação por crescimento de regiões tem grande aplicação na análise de imagens médicas (MELOUAH; AMIROUCHE, 2014; MILOSEVIC; JANKOVIC; PEULIC, 2015).

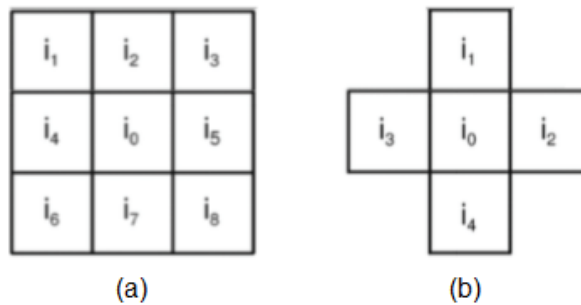
A segmentação semiautomática por crescimento de semente agrupa regiões com pixels de características semelhantes seguindo alguns parâmetros como cor, textura, intensidade, etc. O processo é chamado de preenchimento ou crescimento de região quando um pixel inicial (chamado semente) é selecionado e, a partir dele, a análise de semelhança é feita baseada na cor sob a semente, chamada cor de destino, ou alguma outra característica da imagem térmica. O processo é chamado semiautomático quando necessita do reconhecimento manual do pixel inicial de semente (GLASSNER, 2001; GONZÁLEZ-MONTERO, 2017).

O método de segmentação por crescimento de região trata da propagação da semelhança entre a semente e os pixels vizinhos, obedecendo um critério homogêneo de parada, denominado limiar ou, em inglês, *threshold* (ROUHI *et al.*, 2015).

Glassner (2001) enfatiza que o preenchimento de oito vizinhos é um método bastante comum em crescimento de regiões. O algoritmo de preenchimento de oito vizinhos se alastra pelos oito pixels que circundam o pixel de semente, conforme indicado na Figura 4(a). E sempre que um pixel semelhante é encontrado ele recoloca a semente e reexamina suas vizinhanças circundantes. Dessa forma, os pixels são atribuídos ou excluídos da região predeterminada até que o processamento termine quando não existirem mais pixels vizinhos semelhantes na extremidade da região segmentada (chamada borda e determinada por um valor de *threshold* especificado) (GLASSNER, 2001; GONZÁLEZ-MONTERO, 2017).

Analogamente ao preenchimento de oito vizinhos, o preenchimento de quatro vizinhos opera em conectividade aos quatro pixels vizinhos de borda do pixel de semente, conforme indicado na Figura 4(b), e também reexamina as vizinhanças recolocadas na semente semelhante (PERES, 2010; PERSECHINO; ALBUQUERQUE, 2015).

**Figura 4** – Ilustração de preenchimento de pixels por (a) 8 vizinhos e (b) 4 vizinhos ao pixel de semente.



Fonte: Persechino; Albuquerque, 2015.

### 2.2.3 A linguagem Python

Banin (2018) define um algoritmo como uma sequência definida e ordenada de etapas necessárias a solução de um problema, chamada de sequência lógica. Essa sequência depende das condições do problema e da repetição de alguns passos. Para que o algoritmo se torne um programa computacional, é necessário que ele seja implementado a uma linguagem de programação.

O Python é uma linguagem de programação geralmente utilizada para o desenvolvimento de aplicações científicas, e foi criada por Guido van Rossum, no Instituto Nacional de Pesquisa para Matemática e Ciência da Computação da Holanda (CWI – Centrum Wiskunde & Informatica), no início da década de 1990 (SILVA, 2003; COELHO, 2007).

É uma linguagem de alto nível interpretada, ou seja, seus programas são escritos em *scripts* e executados sem serem compilados em um ambiente operacional (MANZANO, 2018). Trata-se de uma ferramenta versátil, que pode ser integrada com outras linguagens, sendo considerada multiplataforma e podendo ser instalada em qualquer outra plataforma computacional. Como é um *software* livre e com distribuição gratuita, tem a vantagem de poder ser estendido outros módulos de interação ou com protocolos mais comuns da internet, como por exemplo o HTTP. A linguagem trabalha com muitos pacotes originais de sua própria biblioteca, com módulos agregados que podem ser facilmente baixados, ou módulos utilizados da biblioteca padrão (SILVA, 2003; COELHO, 2007; MANZANO, 2018; PYTHON, c2020).

Banin (2018) classifica algumas características da linguagem Python:

- Portabilidade do seu código fonte, garantindo que um programa escrito com biblioteca padrão em Python possa ser executado em plataformas Unix, Linux, Windows, dentre outras.
- *Open Source*, que é o código livre de distribuição, podendo também ter seu código fonte baixado e adaptado para utilização.
- Robustez equiparada a linguagens como Java, C e C++, permitindo acesso a banco de dados, operações com recursos multimídia e integração com outras linguagens como, por exemplo, a linguagem de programação C.
- Aplicabilidade em: ferramentas para administração e interface com sistemas operacionais, volume de dados armazenados em bancos como SQL Server, MySQL, Oracle, etc., desenvolvimento de jogos digitais, aplicações científicas e de engenharia.

Uma pesquisa do *The Economist* (2018) mostra que o Python está se tornando a linguagem de programação mais popular da atualidade. Banin (2018) indica que o Python é usado no *Massachusetts Institute of Technology* (MIT), em Boston, na Universidade de São Paulo (USP) e em muitas outras instituições de ensino no Brasil. O Python está entre as cinco linguagens mais populares operadas em programação orientada a objetos (PYTHON, c2020).

O *software* Python tem sido empregado na análise e processamento de imagens térmicas. Freitas (2019) utilizou a linguagem de programação Python como ferramenta para processamento de imagens térmicas, escolhendo a linguagem por sua popularidade e eficiência, em comparação a outras estruturas com distribuição em código aberto.

Tavares (2017) utilizou a linguagem Python, em conjunto com a biblioteca tornado (*framework web python*), para desenvolver uma metodologia de processamento de imagens térmicas para avaliação do risco do pé diabético. O software foi escolhido pela aplicabilidade em armazenamento de banco de dados e interação com protocolo da internet HTTP.

Baffa, Cheloni e Lattari (2016) utilizaram o *software* Python para desenvolvimento de metodologia para segmentação automática de imagens

térmicas das mamas, utilizando o conceito de limiarização e refinamento adaptativo. Os resultados apresentaram taxas de 96% de acurácia e 98% de sensibilidade dos testes.

### 3 METODOLOGIA

Esta seção apresenta a Metodologia utilizada para o desenvolvimento do estudo.

#### 3.1 AQUISIÇÃO DE IMAGENS TÉRMICAS

Este é um estudo descritivo realizado em uma capital do Sul do Brasil, com a coleta de dados amostrais realizada em um hospital especializado no tratamento de neoplasias.

As amostras (termogramas) foram coletadas em voluntários com suspeita de diagnóstico de câncer de mama e/ou tireoide, maiores de 18 anos de idade, e que aceitaram participar do procedimento. O estudo foi submetido ao Comitê de Ética do hospital e aprovado para mama em 16/05/2018, sob o número 2.656.992, e para tireoide em 15/08/2018, sob o número 2.822.595.

A captura das imagens térmicas foi realizada seguindo o protocolo recomendado pela IACT, em uma sala com temperatura controlada, na faixa de  $22^{\circ}\text{C} \pm 0,5^{\circ}\text{C}$ , por um higrômetro térmico digital modelo SH112 (J-Prolab, Brasil), com resolução de  $0,1^{\circ}\text{C}$ . O fundo da região de acomodação do paciente foi isolado com tecido preto para garantir a privacidade dos pacientes e reduzir as variações de luminosidade durante a captura das imagens.

Para a preparação do exame, os participantes foram orientados a evitar a ingestão de café e cigarros por pelo menos duas horas antes do exame, e remover joias do corpo na região de captura. Em seguida, cada paciente foi acomodado em posição confortável durante 15 minutos para aclimação. A próxima etapa foi realizar o estresse pelo frio, usando bolsas de gel resfriadas aplicadas na região de interesse por dois minutos em contato com a superfície da pele.

Depois do período de aclimação, as imagens foram coletadas antes e após o estresse pelo frio utilizando uma câmera *Fluke*, versão 2.49.0, *Washington*, EUA, modelo Ti4000, matriz 320x240, emissividade ajustada em 0,98 e calibração na faixa de  $-20^{\circ}\text{C}$  até  $+80^{\circ}\text{C}$ , com a paleta de cores *blue-red* selecionada (Figura 5). A câmera foi apoiada em um tripé e posicionada em uma distância capaz de capturar toda a extensão da região de interesse. A captura das imagens foi realizada em



intervalos de 30 segundos, durante 15 minutos, que se refere ao tempo para a superfície resfriada reaquecer (IACT, 2002).

**Figura 5** – Paleta de cores “blue-red”.

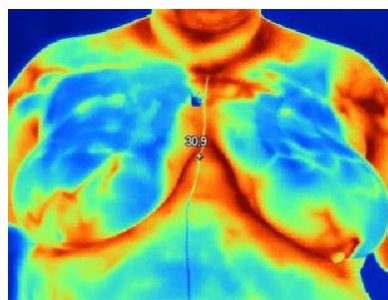


**Fonte:** FLUKE, *Smartview* 4.3, c2020.

### 3.2 PROCESSAMENTO DE IMAGEM

Após as coletas, as imagens foram enviadas para visualização e análise através do software de comunicação com a câmera térmica chamado *Smartview*, versão 4.3 da *Fluke Thermography*, escolhido por ter compatibilidade com a câmera e com o sistema *Windows* (sistema operacional escolhido para realizar a aplicação). O software *Smartview* carrega imagens no formato IS2 ou IS3 – extensão de arquivos de dados de imagem térmica criado por câmeras digitais IR (FLUKE, c2020) –, e faz as conversões para os formatos JPEG e PNG (JPEG: *Joint Photographic Experts Group* e PNG: *Portable Network Graphics*), que são formatos de arquivos digitais, e operam com dados compactos para modelos gráficos, usados em conversões de imagens (AHMED, NATARAJAN, RAO, 1974). Desse modo, as imagens térmicas foram visualizadas no computador, e convertidas de IS2 para PNG. O próprio *Smartview* executa essa etapa de conversão da matriz de temperatura para o conjunto de pixels correspondentes de forma automática, fornecendo a imagem em escala de cores, conforme a paleta selecionada. Um exemplo de visualização de termograma da mama é ilustrado na Figura 6, no formato PNG.

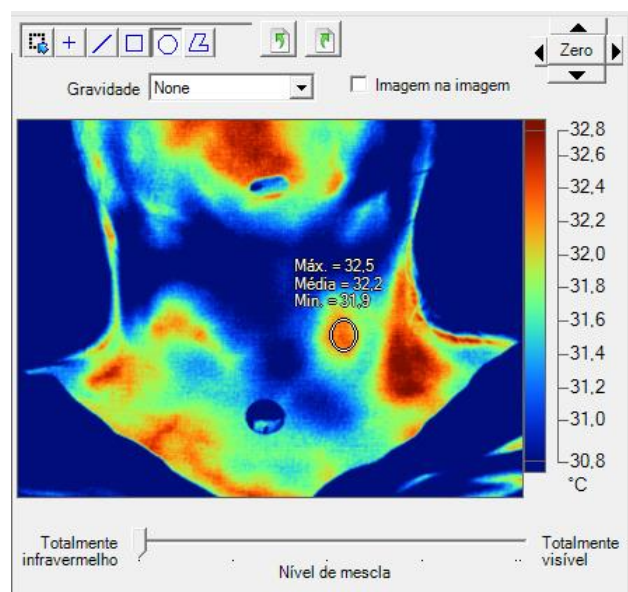
**Figura 6** – Termograma da mama em formato PNG.



**Fonte:** Acervo próprio.

Depois que as imagens são transferidas da câmera para o programa do computador, a análise do termograma é realizada. Para isso, se faz necessário a delimitação da ROI. De forma manual, a ROI é delimitada no *Smartview* de acordo com a percepção do examinador. Inicialmente, o arquivo é aberto no programa e, em seguida, o termograma pode ser editado ao clicar duas vezes sobre a imagem. As opções de edição são visualizadas na Figura 7. Nessa etapa o examinador localiza visualmente a região tumoral e, utilizando um marcador geométrico, delimita a ROI. Os marcadores disponíveis no *software* são retângulos, elipses ou polígonos. Após a aplicação manual do marcador, na interface do programa, serão apresentadas as temperaturas máxima, média e mínima da ROI, compreendida por esse marcador geométrico (Figura 7).

**Figura 7** – Interface apresentando a ROI delimitada manualmente com auxílio do software *Smartview*.



**Fonte:** Acervo próprio no programa *Smartview* 4.3.

Contudo, a análise proposta neste estudo trata da delimitação semiautomática de ROI, desenvolvida em linguagem Python. Para o desenvolvimento da rotina é necessário que as informações térmicas da imagem capturada sejam inicialmente pré-processadas no software *Python*, versão 3.8.

Dentre os formatos disponibilizados pelo *Smartview* para descarregar informação térmica, um arquivo de texto (extensão *.txt*), com informações de temperatura, foi selecionado e enviado para processamento (neste formato não há

perda de dados térmicos, o que normalmente acontece quando se faz necessário transformar informação térmica em pixel).

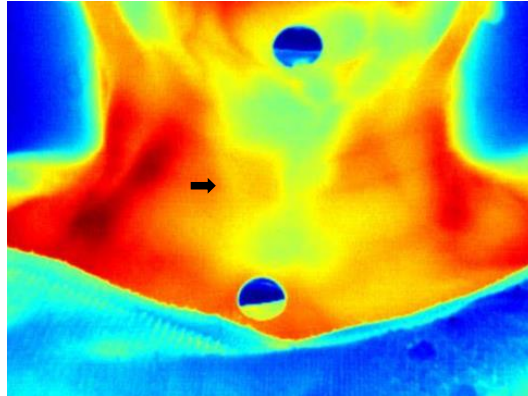
Para desenvolvimento do modelo de segmentação é necessário que os seguintes pacotes estejam agregados ao *Python*:

- *PIL (Python Image Library)*: é a biblioteca de imagens do *Python* que adiciona recursos de processamento de imagens ao interpretador, como, por exemplo, identificação de arquivos de imagens e leitura de diferentes formatos de imagens, modos de exibição de imagem, redimensionamento, etc.
- *NumPy*: Este pacote trabalha com matrizes de várias dimensões, vetores e implementação de objetos arranjos multidimensionais (*arrays*), objetos para cálculo de matrizes (*matrix*), transformadas de Fourier, ferramentas para álgebra linear e geração de números aleatórios. A implementação do módulo é feita através da linguagem C, garantindo eficiência nas operações realizadas (BURIOL; ARGENTA, 2008).
- *TKinter*: responsável pelo desenvolvimento da interface gráfica do usuário (GUI – *Graphic User Interface*).

Inicialmente, o programa lê o arquivo de texto exportado, baseado no endereço onde ele se encontra no computador. Em seguida, carrega esses dados com a função *NumPy* e os transforma em uma matriz de temperaturas. Essa etapa inicial é feita para que, na sequência, o programa percorra a matriz em busca da maior e menor temperatura.

No *Python*, a nova matriz de temperatura gerada através do *NumPy* deve ser mapeada em uma escala de cores. A operação é feita com base na paleta de cores *Jet* (gradiente de cores vermelho-verde-azul). A função aplicada é baseada na função *jetscale*, originalmente do *software* MATLAB, usada em dados científicos e matemáticos. Essa função toma um número em uma faixa linear entre a temperatura mínima e máxima e o converte em um mapa de cor, através de interpolação (MATHWORKS, c2020). A etapa de pré-processamento é finalizada quando a matriz de cores é convertida em imagem no formato PNG, por meio da função *PIL*. A Figura 8 apresenta uma imagem, para avaliação, na região da glândula tireoide, pré-processada em formato PNG.

**Figura 8** – Imagem termográfica, em formato PNG, pré-processada de paciente com diagnóstico de câncer de tireoide. A seta indica a região do tumor.



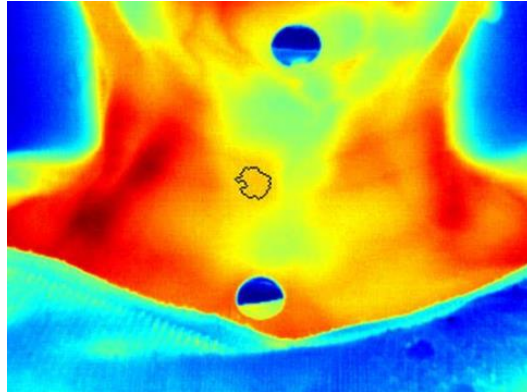
**Fonte:** Acervo próprio.

O próximo passo trata do processamento da imagem, que consiste na etapa de segmentação semiautomática. O programa fica estático até que o usuário clique em qualquer ponto da imagem pré-processada que compreenda a região tumoral, por exemplo um ponto de região tumoral da Figura 9. O ponto selecionado fornecerá a posição inicial a partir do pixel inicial correspondente, o qual denominar-se-á posição de semente. O processo é chamado semiautomático justamente pela necessidade do reconhecimento manual do pixel inicial de semente, obtido ao clicar em um ponto da região tumoral.

A segmentação semiautomática por crescimento de semente agrupa regiões com pixels de características semelhantes, seguindo alguns parâmetros, tais como cor, textura, intensidade, etc. O processo é chamado de preenchimento ou crescimento de região quando um pixel inicial (dito semente) é selecionado e, a partir dele, a análise de semelhança é feita baseada na cor sob a semente, chamada cor de destino, ou alguma outra característica da imagem térmica.

Após a execução da segmentação, o programa apresenta uma nova matriz de cores com a região segmentada que, quando aplicada à função PIL, retorna uma nova imagem PNG, apontando a região segregada. A Figura 9 mostra uma imagem em formato PNG segmentada, delimitando a ROI de um termograma.

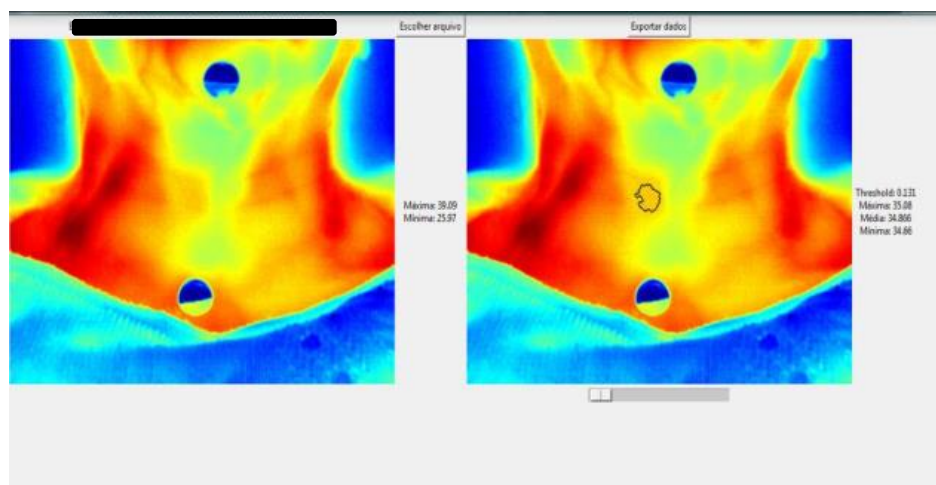
**Figura 9** – Imagem termográfica, em formato PNG, pós processamento, de paciente com diagnóstico de câncer de tireoide mostrando a ROI segmentada de forma semiautomática.



**Fonte:** Acervo próprio.

Com a finalidade de deixar o processo prático e funcional, uma GUI pode ser agregada ao programa. Com as funções disponíveis na biblioteca *TKinter*, foram criados botões e janelas com diferentes funções. As funções utilizadas na interface do programa são apresentadas na Figura 10. A interface apresenta uma tela com visualização da imagem termográfica em duas situações: uma imagem à esquerda, que corresponde ao arquivo selecionado para análise; e uma imagem à direita, equivalente ao mesmo termograma com a ROI, determinada de forma semiautomática.

**Figura 10** – GUI criada com as ferramentas do pacote *TKinter* no *Python* fornecendo dois termogramas: à esquerda a imagem selecionada para análise e à direita a mesma imagem com a ROI determinada de forma semiautomática.



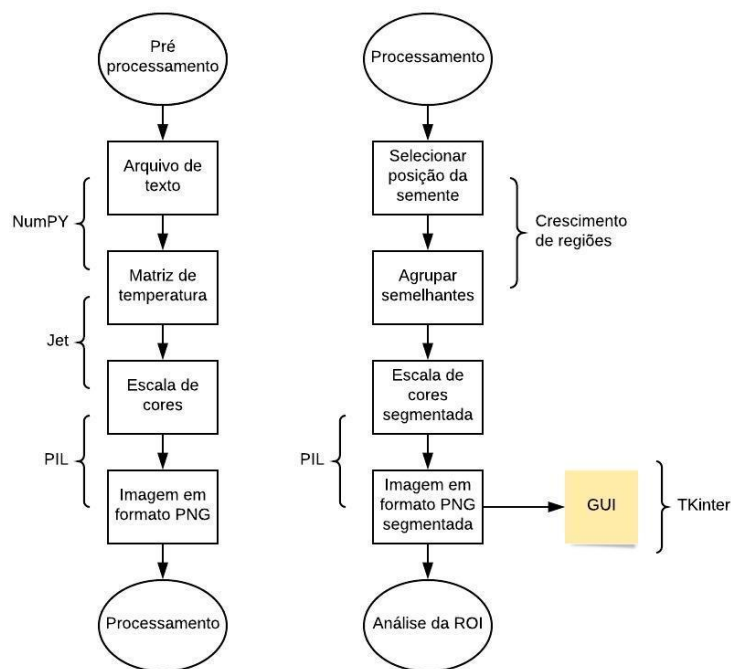
**Fonte:** Acervo próprio.

Quanto aos botões, o botão “Escolher arquivo” é utilizado para buscar o arquivo de texto a ser carregado; e o botão “Exportar dados” exporta, para uma planilha de *Excel*, as temperaturas mínima, média e máxima da ROI determinada.

A GUI apresenta, ainda, as temperaturas máxima e mínima do termograma a ser analisado, e as temperaturas máxima, média, mínima e *threshold* do termograma com a ROI segmentada. Pelo fato de o *threshold* ser determinado manualmente, um cursor abaixo do termograma, que apresenta a ROI, permite a variação do critério, podendo aumentar ou diminuir o limiar da segregação.

A rotina de processamento de dados desenvolvida é indicada no fluxograma da Figura 11, desde a aquisição dos dados como arquivo de texto, até a geração da imagem PNG segmentada. As chaves entre cada etapa do fluxo indicam as funções e bibliotecas do *Python* que foram aplicadas, ou funções semelhantes que foram replicadas na linguagem do programa.

**Figura 11** – Fluxograma de processamento de dados de imagem térmica.



**Fonte:** Acervo próprio.

### 3.2.1 Algoritmo de segmentação

Os pixels devem ser estruturados em fila para que possam ser visitados e preenchidos, caso satisfaçam o critério *threshold* de semelhança determinado, e, posteriormente, segregados. Existem duas funções básicas envolvidas nesse procedimento no *Python*: a função *pop()* e a função *append()*.

Primeiramente, a posição de semente  $(x_o, y_o)$  deve ser inserida na fila – que se encontra vazia –, e a temperatura referente à posição de semente deve ser memorizada em uma variável  $T_o$ , com  $x_o, y_o$ , sendo chamada posição inicial de semente, e  $T_o$  correspondendo a temperatura nessa posição. A função *append* $((x_o, y_o))$  adiciona o valor à última posição da fila que, por estar vazia, se torna a primeira posição para que a segmentação baseada no *threshold* possa ser executada. Matematicamente  $x$  e  $y$  correspondem aos números contidos em um conjunto variando de 1 até  $n$  (1, 2, 3, ...,  $n$ ) com  $n$  representando a quantidade de pixels da imagem. Logo,  $x_o, y_o$  são os primeiros números do conjunto  $n$  referentes à posição dos pixels iniciais a serem visitados ou memorizados.

A próxima etapa consiste da criação de uma nova matriz chamada  $M(x, y)$ . A matriz  $M(x, y)$  representa em índices as posições de cada pixel do termograma. Esses índices variam entre: -1, 0 e 1, os quais:

- Índice -1: a posição foi visitada e não corresponde ao critério *threshold* e deve ser excluída da seleção;
- Índice 1: a posição foi visitada e corresponde ao critério *threshold* e deve ser atribuída à região segmentada;
- Índice 0: a posição ainda não foi visitada. Todas as posições iniciam nesse índice antes da verificação.

A rotina de segmentação começa com o resgate do primeiro valor da fila, este comando é obtido pela função *pop()* que retorna uma posição  $(x, y)$ . Em seguida, a temperatura referente a esse valor, correspondente a  $T(x, y)$  para um pixel da imagem térmica, é comparada com a temperatura da posição de referência  $T_o$  memorizada. A comparação é feita pelo módulo da diferença,  $dif(x, y)$ , entre ambas as temperaturas de cada posição, conforme mostra a equação (1). Porém, a análise só será feita se a posição a ser verificada ainda não foi visitada (índice 0).

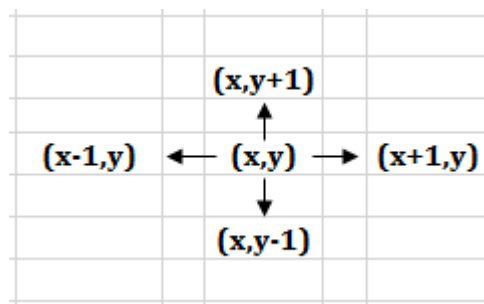
$$dif(x, y) = |T_o - T(x, y)| \quad (1)$$

Em seguida, o valor obtido é comparado com o valor do *threshold*. O critério de exclusão *threshold* é definido manualmente pelo usuário. A função que condiciona a segmentação é definida por:

$$índice[dif(x, y)] = \begin{cases} 1, & \text{if } dif \leq threshold \\ -1, & \text{if } dif > threshold \end{cases} \quad (2)$$

A função (2) indica se a diferença entre as temperaturas correspondentes à posição do pixel de semente e do pixel analisado é menor ou igual ao *threshold* (onde o valor numérico 1 é adotado), ou se a diferença entre as temperaturas correspondentes à posição do pixel de semente e do pixel analisado é maior que o *threshold* (com o valor numérico -1 adotado). Então, a resposta de (2) com dados de entrada  $(x, y)$  deve ser atribuída a  $M(x, y)$  e, se essa resposta corresponder ao índice 1, os 4 vizinhos da posição  $(x, y)$ :  $(x, y + 1)$ ,  $(x, y - 1)$ ,  $(x + 1, y)$ ,  $(x - 1, y)$  devem ser inseridos na fila através da função  $append(x, y)$  para que possam ser verificados. A Figura 12 apresenta a posição dos 4 vizinhos de  $(x, y)$  a serem analisados.

**Figura 12** – Ilustração das posições de 4 vizinhos a um pixel analisado na posição  $(x, y)$ .



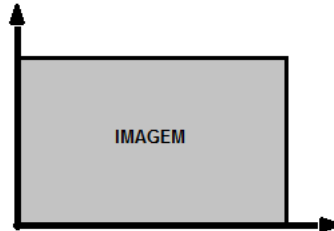
**Fonte:** Acervo próprio.

Contudo, é necessário verificar também se a posição pertence à faixa correspondente à largura e altura da imagem termográfica. A Figura 13 ilustra um modelo de imagem com limites, para conferir se a próxima posição a ser verificada é válida, ou seja, se está contida na área da “imagem”. Se a posição dos próximos



vizinhos não estiver compreendida na área da imagem, então esta deve ser retirada da fila.

**Figura 13** – Ilustração de imagem com limites de largura e altura para uma figura retangular para um conjunto de pixels. A área da imagem está compreendida pela região cinza da figura.



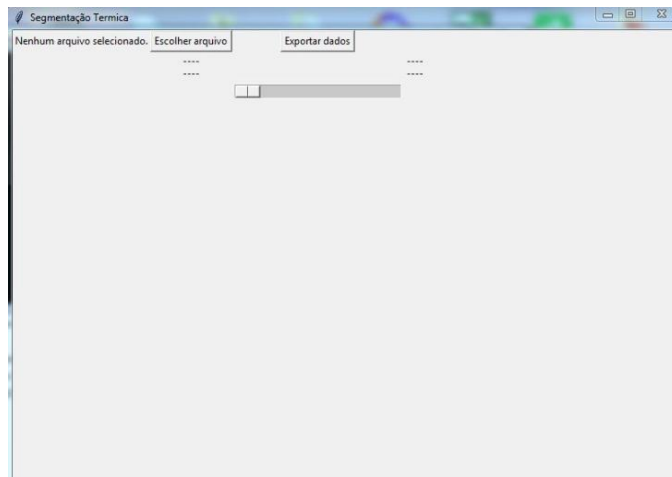
**Fonte:** Acervo próprio.

As etapas de segmentação são encerradas e a rotina prossegue em um *looping* até que todos os pixels da fila tenham sido verificados. Depois que todas as posições foram verificadas e incluídas ou não na segmentação a rotina é encerrada delimitando, dessa forma, a ROI com informações térmicas homogêneas.

## 4 RESULTADOS

A GUI desenvolvida permite que algumas funcionalidades sejam selecionadas manualmente pelo usuário durante a execução de uma rotina de processamento semiautomático de imagem termográfica. Além disso, os dados podem ser exportados para uma planilha de *Excel*, em formato *.xls*, com informações térmicas adquiridas, facilitando futuras análises. A Figura 14 apresenta a tela inicial do programa com suas funcionalidades.

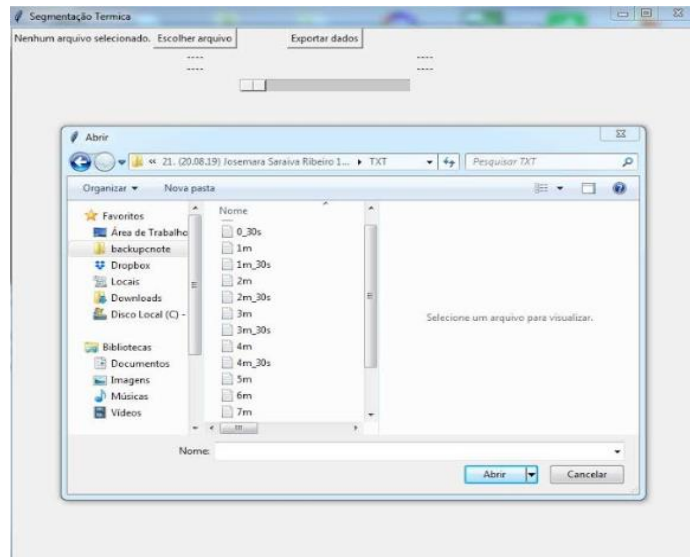
**Figura 14** – Interface inicial do programa desenvolvido.



**Fonte:** Acervo próprio.

Ao iniciar o programa, a tela, mostrada na Figura 15, abrirá automaticamente. Clicando no botão “escolher arquivo” uma janela com as opções de arquivos surgirá, conforme Figura 15. O usuário deve escolher o arquivo de texto referente ao termograma que deseja analisar. Imagens em formato diferente de *.txt* não serão carregadas, e a mensagem “Formato de arquivo não suportado. Selecione ‘.txt’” surgirá no canto superior esquerdo da tela (Figura 15).

**Figura 15** – Tela contendo a janela de pesquisa para escolher o arquivo de texto a ser segmentado pelo programa proposto.

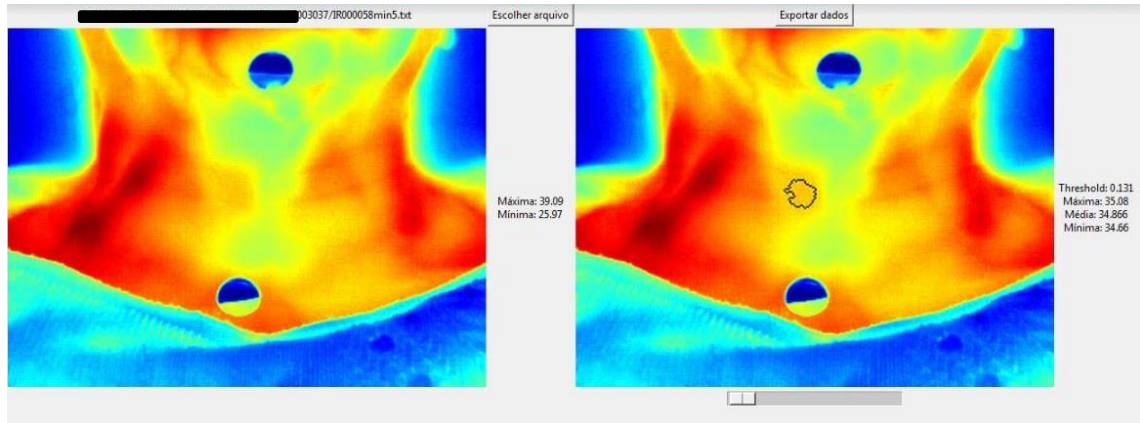


**Fonte:** Acervo próprio.

Depois de selecionado o arquivo o termograma é apresentado ao lado esquerdo da tela. À sua direita, as informações de temperatura máxima e mínima também são apontadas. Nessa etapa, o usuário deve clicar em algum ponto na região do nódulo para que a segmentação possa ser iniciada (o ponto de semente).

Em seguida, na mesma tela, o termograma selecionado inicialmente apresentará a ROI delimitada na imagem da direita, conforme mostrado na Figura 16. Ao lado direito da imagem, as informações de *threshold*, temperatura máxima, temperatura média e temperatura mínima também são apresentadas. Com o cursor (Figura 16) abaixo da imagem à direita, é possível variar o *threshold* da imagem, a fim de aumentar ou diminuir o limite definido para segregação.

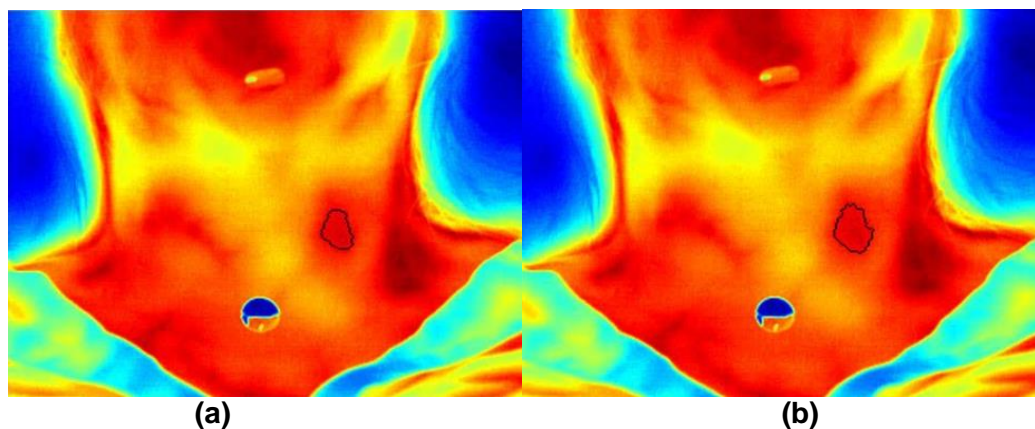
**Figura 16** – Tela principal do programa proposto mostrando: à esquerda a imagem pré-processada com temperatura máxima e mínima do termograma; e à direita a imagem com a ROI segmentada e informações de *threshold*, temperatura máxima, média e mínima para a região delimitada



**Fonte:** Acervo próprio

As Figuras 17a e 17b apresentam, para um mesmo termograma, valores distintos de *threshold*, a fim de verificar a possibilidade de variação da homogeneidade da semelhança para uma mesma ROI. Ao observar os termogramas, Figuras 17a e 17b, percebe-se que a ampliação do *threshold* está englobando a área tumoral e a região de calor irradiado pelo tumor na região adjacente, com pouca variação na área tumoral delimitada, acompanhando a fidedignidade da extensão do tumor.

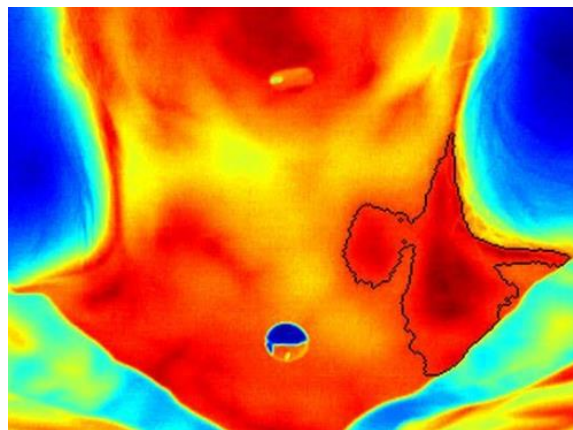
**Figura 17** – (a) Termograma com ROI segmentada na região da tireoide, lesão no lado esquerdo, com valor numérico de *threshold* igual a 0,254; (b) Termograma com ROI segmentada na região da tireoide, lesão no lado esquerdo, com valor numérico de *threshold* igual a 0,327.



**Fonte:** Acervo próprio.

Contudo, ao aumentar ainda mais o critério *threshold* (Figura 18), verifica-se que o tamanho foi extrapolado e, portanto, deixou de segregar a área do nódulo que deve estar mais aquecida. Por isso, a extensão do nódulo e o tamanho do *threshold* que o segrega podem ser considerados aproximadamente constantes com pouca variação na extensão da ROI segmentada.

**Figura 18** – Termograma com ROI segmentada na região da tireoide, lesão no lado esquerdo, com valor numérico de *threshold* igual a 0,617.



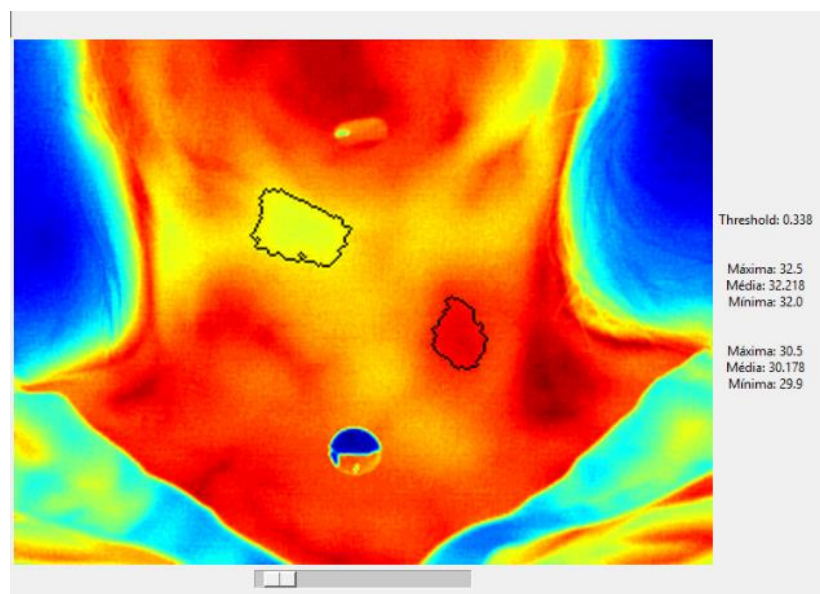
**Fonte:** Acervo próprio.

Após a aplicação do método de delimitação da ROI, de forma similar, foi executada a delimitação da área sadia do termograma. A segregação da área de tecido sadio é feita para comparação entre as temperaturas das regiões tumoral e sadia. A ROI é delimitada com o mesmo tamanho de *threshold* escolhido para a região tumoral já segmentada anteriormente e pode ser aplicada em qualquer região do termograma que contenha tecido sadio.

A Figura 19 ilustra um termograma com duas ROI segmentadas, uma compreendendo a extensão tumoral e outra compreendendo tecido sadio, apresentando as temperaturas máxima, mínima e média, respectivamente, para cada região. Na Figura 19, a indicação superior da temperatura (Máxima: 32,5°C) representa a temperatura máxima compreendida na área tumoral segmentada. O mesmo acontece com a temperatura média e a temperatura mínima, respectivamente. A indicação inferior de temperatura (Máxima: 30,5°C) representa a temperatura máxima compreendida na área delimitada para tecido sadio. Da mesma forma, mesmo acontece com a temperatura média e mínima, respectivamente. Ambas as ROIs são consideradas utilizando o mesmo valor numérico de *threshold*

(0,338). A leitura da região sadia é feita de forma análoga à leitura da ROI tumoral. Por isso, embora as áreas sejam diferentes, o que garante a comparação é o mesmo valor numérico de *threshold*. A região de tecido sadio pode ser definida em qualquer ponto do termograma que seja selecionado como semente pelo examinador.

**Figura 19** – Termograma com ROI segmentada compreendendo extensão de tumor na tireoide, lesão no lado esquerdo, e ROI segmentada em região de tecido saudável para comparação de temperaturas. Ambas com o mesmo *threshold*. Na indicação superior das temperaturas constam os valores compreendidos pela área tumoral e na indicação inferior das temperaturas a indicação pela área de tecido sadio.



**Fonte:** Acervo próprio.

O modelo de segmentação semiautomática proposto foi testado em termogramas de 20 pacientes com diagnóstico de tumor (benigno ou maligno), sendo oito de mamas e 12 de tireoide. O tempo médio que o programa leva para processar, desde o momento que uma imagem térmica é carregada até o momento que a ROI é delimitada apresentando as temperaturas máxima, média e mínima da região, é de aproximadamente 16 segundos. Para efeito de comparação, o tempo de delimitação da ROI manualmente através do software *Smartview* fica em torno de 40 segundos. Esse tempo foi coletado levando em conta o processo de carregar a imagem termográfica, escolher o marcador, delimitar manualmente a ROI e registrar as temperaturas de interesse da região.

Os dados térmicos para todos os casos analisados estão dispostos no quadro anexo 1. A maior diferença entre as temperaturas mínima registrada através do programa proposto e temperatura mínima registrada de forma manual ficou em 2,70°C, enquanto que a média das diferenças entre as temperaturas mínimas registradas semiautomaticamente e temperaturas mínimas registradas manualmente foi de 0,56°C com desvio padrão de 0,74°C. Esses valores podem ser encontrados no quadro anexo 1.

Ambos os testes e registros de tempos foram executados com três repetições por análise por termograma, para que o tempo médio fosse determinado. Com a finalidade de ilustrar o procedimento, a Tabela 1 apresenta os dados numéricos temporais coletados para um teste da mama.

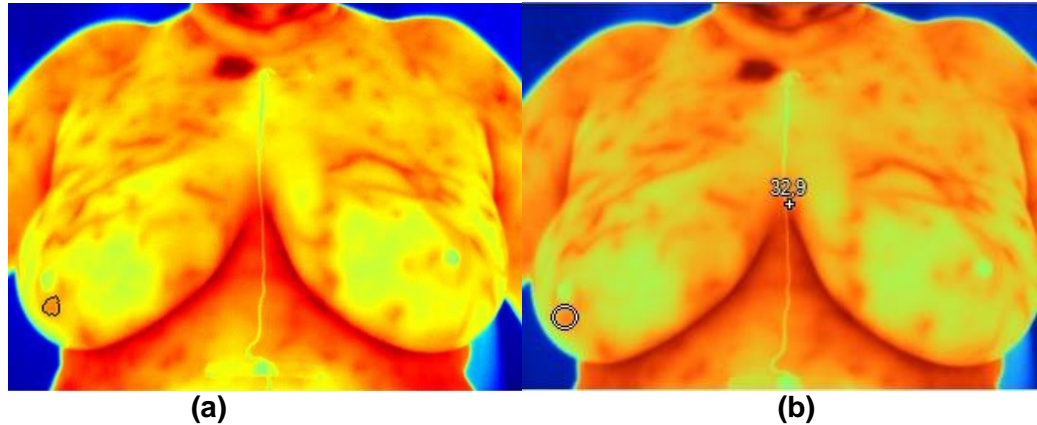
**Tabela 1** – Comparação entre os tempos úteis de operação para uma rotina de segmentação semiautomática e manual.

NEOEOPLASIA	TESTE	TEMPO (SEGUNDOS)			
		t1	t2	t3	Média
MAMA	Semiautomático	16	17	16	16,33
MAMA	Manual	39	40	40	39,67

**Fonte:** Autoria própria.

As Figuras 20a e 20b apresentam, respectivamente, os limites da ROI determinada por segmentação semiautomática e determinada manualmente, com forma geométrica padrão, para o mesmo tumor identificado em um termograma da mama. É possível verificar uma diferença nas áreas determinadas pelos dois métodos.

**Figura 20** – Termograma de mama representando a ROI para um tumor na mama direita delimitado de forma semiautomática utilizando o modelo proposto; (b) Termograma de mama representando a ROI para um tumor na mama direita delimitado de forma manual com auxílio do software *Smartview*.



**Fonte:** Acervo próprio.

Quanto às diferenças térmicas, a Tabela 2 apresenta dados de temperaturas máxima, média e mínima nas áreas segmentadas, tanto de forma semiautomática quanto de forma manual, para os dois exemplos de termogramas analisados. As temperaturas para nódulo da mama são referentes ao termograma da figura 20 e as temperaturas para nódulo de tireoide se referem ao termograma da figura 16, que foram os casos que apresentaram mais delta de temperatura na comparação (maior variação entre a temperatura mínima registrada de forma manual e de forma semiautomática).

**Tabela 2** – Comparação entre as temperaturas de ROI segmentada de forma semiautomática e manual

Nódulo	T semiautomático (°C)			T manual (°C)			Marcador
	Máx	Méd	Mín	Máx	Méd	Mín	
Tireoide	37,4	37,1	36,7	37,4	36,6	35,6	Elipse
Mama	32,5	32,3	32,2	32,5	31,7	29,5	Elipse

**Fonte:** Autoria própria.

A temperatura máxima, em geral, está no centro do tumor e, por isso, independe da área segmentada, apresentando os mesmos valores. Contudo, a



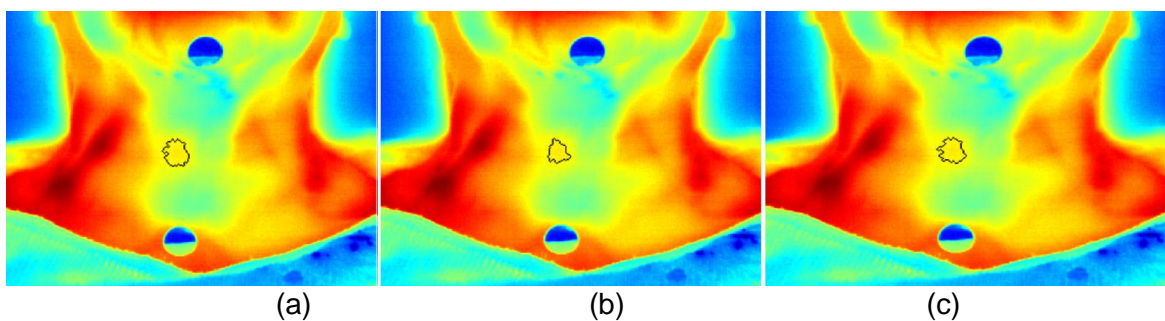
temperatura média apresenta grande variação, uma vez que a correta delimitação da região tumoral irá influenciar diretamente este cálculo.

O mesmo ocorre com as temperaturas mínimas, pois se a área adjacente irradiada pelo tumor é delimitada como área tumoral, a temperatura tende a ser menor. A maior diferença encontrada entre as temperaturas mínimas de  $2,7^{\circ}\text{C}$ , para um tumor da mama apresentado na figura 20.

Outro fator importante na comparação entre a delimitação da ROI manualmente e semiautomática, através do modelo proposto, é a forma de registro dos dados. O programa proposto possibilita a exportação dos dados térmicos em formato *.xls* para uso em *Excel*, por exemplo, enquanto que o modelo manual apresenta na interface do *Smartview* as temperaturas, sem a possibilidade de exportação de dados, exigindo que os dados térmicos sejam digitados em uma planilha *Excel*, se necessário, para análises futuras.

Com a finalidade de verificar a reprodutibilidade do *software* proposto, um teste foi realizado, para um mesmo termograma, variando ligeiramente a posição inicial de semente. O posicionamento inicial foi alterado três vezes, mas ainda compreendendo a região comprometida (já verificada em biópsia) e a delimitação foi determinada a partir desta posição inicial. A figura 21 aponta que a delimitação da ROI foi realizada e apresenta visualmente área delimitada com pouca variação em sua extensão. Em 21(a) foi selecionado uma posição de semente e em 21(b) e 21(c) pontos diferentes para que a segmentação procedesse e as ROI determinadas, com mesmo *threshold* em todas as seleções.

**Figura 21** – Termograma com ligeiras variações de posição de semente. Em (a) foi determinada uma posição para segmentação e em (b) e (c) posições diferentes.



Fonte: Autoria própria.

## 5 DISCUSSÃO

Este estudo apresentou uma nova metodologia para análise semiautomatizada de imagens termográficas de pacientes com diagnóstico de câncer. O método propôs uma rotina de segmentação semiautomática de imagens baseada no crescimento de regiões. O desenvolvimento do algoritmo proposto foi fundado a partir do trabalho de González-Montero (2017), que trata do agrupamento de uma região por pixels com características semelhantes, partindo de um pixel de semente, com rotina disponível no pacote de processamento de imagem do *software* MATLAB R2014a.

González-Montero (2017) também executou uma rotina de processamento computacional de imagem para delimitação de ROI e fez a comparação com um grupo, chamado *groundtruth*, obtido através de delimitação manual. Em seu trabalho, González-Montero cria um banco de dados com identificação da posição de nódulos da tireoide e análise de benignidade e malignidade dos tumores, a partir da seleção de diversos pontos aleatórios na ROI.

Através de seu método, verificou que não é possível identificar regiões saudáveis das regiões com nódulos, embora seja possível o desenvolvimento do sistema semiautomatizado de modo a auxiliar análises de identificação de nódulos em imagens termográficas. O estudo analisou imagens de 2 pacientes com diagnóstico comprovado por especialistas e 2 pacientes com nódulos benignos, a fim de verificar a possibilidade de reprodução dos demais termogramas capturados e armazenados em banco de dados próprio. Em seguida, foram coletados e analisados 30 pontos da região de interesse para construir uma série de intensidades (temperaturas), diferenciando regiões saudáveis de não saudáveis. Foi desenvolvida uma ferramenta chamada *ThermoCad* para extrair e armazenar a matriz de temperatura em arquivo com formato *.txt* com as informações de temperatura dos termogramas. A região segmentada foi comparada entre segmentação manual e segmentação semiautomática, apresentando reconhecimento aceitável de uma parte significativa da área do nódulo (GONZÁLEZ-MONTERO, 2017).

Quando comparado o estudo de González-Montero com o presente trabalho, é possível verificar que:

- a) similarmente, ambos os estudos fizeram comparação entre as análises manuais e semiautomáticas, e ambos apresentaram diferenças térmicas para a ROI selecionada;
- b) o trabalho de González-Montero contou com o auxílio da ferramenta *ThermoCad* para armazenamento das matrizes de temperatura, enquanto que este trabalho extraiu a matriz de temperaturas diretamente do software *Smartview* e enviou as informações para o *Python*, sem a necessidade de exportá-la para outro programa (o que pode gerar perda de dados);
- c) a análise de González-Montero contou com fatores dinâmicos e de correção da variação de posição dos pacientes durante a aquisição das imagens;
- d) ambos os estudos contaram com a mudança da posição de semente para realizar as análises.

Moran (2018) propôs um método de detecção de ROI com características de correspondência de nódulos da tireoide a partir de um modelo de segmentação de possíveis nódulos. O modelo envolveu a aplicação de redes neurais para classificação da benignidade ou malignidade dos nódulos obtendo acurácia de 96% nos resultados. Os testes foram realizados no grupo *Visual Lab* – mesmo grupo de estudo de González-Montero – utilizando parâmetros baseados em termografia para identificação de nódulos de tireoide. Foram atribuídos dados de 18 pacientes apresentando nódulos malignos, 85 pacientes com nódulos benignos e 02 pacientes saudáveis. Os resultados do estudo apontam que o modelo proposto de assimetria por redes neurais executou a tarefa de diferenciação e classificação entre regiões nodulares comprometidas e saudáveis.

Outro trabalho de automatização de ROI foi o de Milosevic, Jankovic e Peulic (2015) que analisaram a possibilidade de, através de características de textura, classificar termogramas com normalidade ou anormalidade nas mamas. O estudo separa a ROI por três classificadores de textura. Com base em análises estatísticas, os autores concluíram que o Método de Extração por Região (REM) é o mais eficaz para seleção de semente em segmentação das imagens analisadas. O algoritmo procura o valor máximo em cada linha da matriz da imagem e salva-o temporariamente. Após a localização de todos os valores uma média é obtida e utilizada como valor limite para o processo de binarização. Depois, o valor máximo da densidade da região é escolhido como principal região suspeita. Os testes foram

realizados em três bancos de dados de imagens térmicas diferentes, um deles utilizou termogramas da mama (MILOSEVIC; JANKOVIC; PEULIC, 2015).

A partir do trabalho de Milosevic, Jankovic e Peulic foram atribuídas as funções  $pop()$  e  $append((x_o, y_o))$ , para enfileirar e selecionar os pixels iniciais da análise de crescimento por sementes.

Tanto o trabalho de Milosevic, Jankovic e Peulic quanto o de González-Montero, diferente do presente estudo, iniciam o processamento com a conversão de cores RGB para escala de cinza, seguido pela escolha do algoritmo de segregação dos pixels com diferentes tons de cinza (GONZÁLEZ-MONTERO, 2017; MILOSEVIC; JANKOVIC; PEULIC, 2015). A metodologia proposta neste artigo trabalhou com a rotina de segmentação baseada nas posições dos pixels da imagem térmica com suas correspondentes temperaturas, baseada em uma matriz de temperatura do termograma, sem a necessidade de conversão de escala de cores.

O processamento, dito semiautomático por conta da seleção manual da posição de semente, foi eficaz na exposição das características térmicas da ROI, delimitando a área tumoral e comparando com uma ROI definida manualmente pelo usuário. O processo manual trata da delimitação da área tumoral utilizando figuras geométricas padronizadas (círculos, elipses ou retângulos) que, neste estudo, foram feitos com auxílio do *software Smartview*. Porém, os métodos manuais dependem da percepção do examinador e levam maior tempo operacional de análise (GONZÁLEZ-MONTERO, 2017).

Pelo fato de a anatomia a ser segmentada muitas vezes apresentar detalhes complexos, é comum a extração de uma região de termograma de forma manual ou semiautomática (BORCHARTT *et al.*, 2013). Zhou, Li e Aggarwal (2004) propuseram uma metodologia de extração de arestas de determinada região de um termograma. O processo é realizado baseado nos pixels de borda da região que, utilizando recursos lineares e isotrópicos a partir do filtro gaussiano, obtém um mapa de arestas com pontos definidos aleatoriamente na ROI. Os pixels iniciais são quem definem o gradiente e local da evolução da área. O processo também reconhece pixel iniciais, os quais foram chamados de semente neste presente estudo. Entretanto, o estudo é baseado em arestas com um limite próximo do gradiente do plano, diferente do método de segmentação por *threshold* (limiar), de características semelhantes de pixels. O estudo foi realizado utilizando mais do que um pixel inicial,

e os resultados foram mais significativos conforme a quantidade de pixels iniciais foi aumentada.

O estudo de Feng *et al.* (2018) utilizou o processo de CRS (crescimento da região semeada). O algoritmo segmenta uma imagem a partir de um pixel de propagação e adiciona pixels homogêneos ao de semente. A semelhança busca um limiar, ou *threshold*, para segregação. Contudo, o estudo utilizou-se do algoritmo para separar um ponto ou região de seu plano de fundo. Para determinar o pixel de semente os autores utilizam coeficientes polinomiais que contenham informações do defeito e das regiões a partir de características de área diferentes (defeituosas e não defeituosas), além de análises estatísticas, tais como a curtose para determinar defeitos em imagens térmicas. A seleção do pixel de semente é baseada em características físicas de imagens IR. O *threshold* é determinado a partir da intensidade média e das características da imagem térmica. Embora o estudo trate do processamento por crescimento de regiões, trabalha de forma híbrida com dados estatísticos e características da imagem térmica e foi aplicado em polímeros de fibra de carbono.

A seleção do *threshold* deste estudo foi obtida de forma semelhante ao estudo de Li, Wei e Zhao (2017). Utilizando um *threshold* definido como pequeno pelos autores, obtiveram uma ROI pequena englobando uma área de interesse também muito pequena. Por outro lado, ao utilizarem um valor de limiar definido como alto, o ponto de semente pode crescer livremente, resultando numa ROI muito grande, podendo englobar áreas maiores do que a região de interesse. O risco dessa análise está, para ROI muito pequena, na não compreensão de toda a extensão do tumor e, para ROI muito grande, numa delimitação equivocada de tecido sadio das regiões circunvizinhas à extensão do tumor, além de um desvio na real temperatura tumoral.

O algoritmo proposto neste estudo foi obtido através do desenvolvimento de uma rotina de segmentação visando a redução de tempo operacional de análise de imagens termográficas e armazenamento de dados em *Excel*. Os estudos de González-Montero (2017), Milosevic, Jankovic, Peulic (2015), Borchardt *et al.* (2013), Zhou, Li e Aggarwal (2004), Feng *et al.* (2018) e Li, Wei e Zhao (2017) não levaram em consideração o tempo operacional do modelo desenvolvido.

Outro fator importante é que nenhum destes estudos fizeram comparação entre tecido sadio e tecido não sadio. Neste estudo o modelo proposto apresenta

delimitação semiautomática da ROI que compreende a região nodular e a possibilidade de comparar essa região com uma região de tecido sadio, utilizando a mesma tolerância (*threshold*) em ambas as delimitações para o mesmo termograma. Essa comparação é apresentada na Figura 19, onde uma região arbitrária do termograma é escolhida para seleção de tecido sadio e posterior comparação entre temperaturas utilizando a mesma técnica de segmentação empregada na delimitação da região com nódulo.

Inicialmente, a proposta deste estudo também previa uma conversão de escala de cores, baseada na conversão de escala de cinza para o modelo HSV. Contudo, não foi necessário o emprego da técnica, uma vez que a matriz de temperaturas e dados correspondentes em pixel foi extraída diretamente do *Smartview*. Isso encurtou o tempo operacional e de desenvolvimento do modelo, além de garantir que nenhum dado fora perdido durante as conversões.

## 6 CONCLUSÃO

O *software* desenvolvido foi capaz de segmentar a ROI de termogramas da mama e tireoide. Além disso, o modelo proposto compreende a região tumoral com maior fidedignidade que o método de delimitação manual de ROI.

O modelo semiautomático foi capaz de capturar temperaturas médias e mínimas mais elevadas na ROI quando em comparação com o modelo manual, o que garante que pontos de temperatura fora da real extensão nodular não sejam incluídos na ROI. Além disso, é possível executar a comparação de ROI delimitada compreendendo a área tumoral com uma ROI de região sadia, para o mesmo termograma e com o mesmo *threshold*. O método possibilita a visualização de ambas as regiões segregadas na mesma tela, sem a necessidade de replicar a operação diversas vezes para comparações entre tecidos.

Quanto ao tempo operacional, o modelo proposto executa a tarefa de delimitação de ROI mais rapidamente do que modelo manual.

O *software* semiautomático apresenta a funcionalidade de exportação dos dados térmicos em compatibilidade com o *Excel*, o que pode facilitar as análises estatísticas ou preenchimento de dados em prontuário.

Por fim, sugere-se, para estudos futuros, a automatização completa do *software*, de modo que a delimitação de ROI aconteça de forma totalmente automática, sem a necessidade do conhecimento prévio da região tumoral. Outra sugestão seria a realização de estudos estatísticos para diferenciação de nódulos benignos e malignos, tamanho da área tumoral e avaliação da taxa de crescimento da região e, além disso, a análise das transformações geométricas referentes ao posicionamento dos pixels de semente, com testes de reprodutibilidade dos termogramas. Também como sugestões de estudos aplicados a novas tecnologias, é sugerido a avaliação de reconhecimento de regiões por redes neurais e *Machine Learning*, a fim de executar diferentes testes relacionados a delimitação de ROI.

## REFERÊNCIAS

- AHMED, N.; NATARAJAN, T.; RAO, K. R. Discrete cosine transform. **IEEE Transactions on Computers**, [S.l.], v. C-23, n. 1, p. 90-93, Jan. 1974. Disponível em: <https://ieeexplore-ieee-org.ez48.periodicos.capes.gov.br/document/1672377>. Acesso em: 07 jul. 2020.
- ALVES, M. L. D.; GABARRA, M. H. C. Comparison of power Doppler and thermography for the selection of thyroid nodules in which fine-needle aspiration biopsy is indicated. **Radiologia Brasileira**, São Paulo, v. 49, n. 5, p. 311–315, set./out. 2016. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1590/0100-3984.2014.0111>. Acesso em: 07 jul. 2020.
- AMALU, W. C. A. **Review of breast thermography**. Redwood City: IACT, c2003. Disponível em: <https://www.iact-org.org/downloads/a-review-of-bc.pdf>. Acesso em: 10 jul. 2020.
- AMERICAN CANCER SOCIETY. **Cancer A-Z: thyroid cancer**. [New York]: American Cancer Society, c2020. Disponível em: <https://www.cancer.org/cancer/thyroid-cancer.html>. Acesso em: 07 jul. 2020.
- BACKERS, A. R.; SÁ JUNIOR, J. J. M. **Introdução à visão computacional usando MatLab**. Rio de Janeiro: Alta Books, 2016. Disponível em: [https://books.google.com.br/books?hl=pt-BR&lr=&id=tmNDwAAQBAJ&oi=fnd&pg=PP1&dq=vis%C3%A3o+computacional&ots=UXZDfJg\\_HR&sig=eZ1xZNo-I54QsHGsyjFrNDSumtE#v=onepage&q=vis%C3%A3o%20computacional&f=false](https://books.google.com.br/books?hl=pt-BR&lr=&id=tmNDwAAQBAJ&oi=fnd&pg=PP1&dq=vis%C3%A3o+computacional&ots=UXZDfJg_HR&sig=eZ1xZNo-I54QsHGsyjFrNDSumtE#v=onepage&q=vis%C3%A3o%20computacional&f=false). Acesso em: 07 jul. 2020.
- BAFFA, M.; CHELONI, D.; LATTARI, L. Segmentação automática de imagens térmicas das mamas utilizando limiarização com refinamento adaptativo. *In*: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE COMPUTAÇÃO APLICADA À SAÚDE (SBCAS), 2016, Porto Alegre. **Anais Principais do XVI Workshop de Informática Médica**. Porto Alegre: Sociedade Brasileira de Computação, jul. 2016. p. 39-48. Disponível em: <https://doi.org/10.5753/sbcas.2016.9896>. Acesso em: 07 jul. 2020.
- BAGAVATHIAPPAN, S. *et al.* Infrared thermography for condition monitoring: a review. **Infrared Physics & Technology**, [S.l.], v. 60, p. 35–55, Sept. 2013. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1350449513000327>. Acesso em: 07 jul. 2020.
- BANIN, S. L. **Python 3: conceitos e aplicações: uma abordagem didática**. São Paulo: Érica, 2018. Disponível em: [https://books.google.com.br/books?hl=pt-BR&lr=&id=XYuwDwAAQBAJ&oi=fnd&pg=PT4&dq=linguagem+python&ots=d2Erneo\\_K&sig=qXC1TB\\_qvBZwbLfkJJOEFUtc268&redir\\_esc=y#v=onepage&q=linguagem%20python&f=false](https://books.google.com.br/books?hl=pt-BR&lr=&id=XYuwDwAAQBAJ&oi=fnd&pg=PT4&dq=linguagem+python&ots=d2Erneo_K&sig=qXC1TB_qvBZwbLfkJJOEFUtc268&redir_esc=y#v=onepage&q=linguagem%20python&f=false). Acesso em: 07 jul. 2020.



BARCELOS, E. Z. **Progressive evaluation of thermal images with segmentation and registration**. 2015. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2015. Disponível em: <https://repositorio.ufmg.br/handle/1843/BUOS-ATEKLG>. Acesso em: 07 jul. 2020.

BAXES, G. A. **Digital image processing: principles and applications**. New Jersey: Wiley, 1994.

BAYGORREA, N.; GOMES, O. F. M. Generalização do filtro de médias não locais para o processamento de imagens coloridas multicamadas. *In: JORNADA DO PROGRAMA DE CAPACITAÇÃO INSTITUCIONAL*, 8., Rio de Janeiro, 2019. **Trabalhos apresentados...** Rio de Janeiro: CETEM, 2019. Disponível em: <http://mineralis.cetem.gov.br/bitstream/cetem/2290/1/Nancy%20Baygorrea.pdf>. Acesso em: 07 jul. 2020.

BORCHARTT, T. B. *et al.* Breast thermography from an image processing viewpoint: a survey. *In: Signal Processing*, [S.l.], v. 93, n. 10, p. 2785-2803, Oct. 2013. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0165168412002794>. Acesso em: 07 jul. 2020.

BOUGRINE, A. *et al.* A joint snake and atlas-based segmentation of plantar foot thermal images. *In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON IMAGE PROCESSING THEORY, TOOLS AND APPLICATIONS (IPTA)*, 7., 2017, Montreal. **[Proceedings...]**. [S.l.]: IEEE, 2017. p. 1-6. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8310081>. Acesso em: 07 ju. 2020.

BRIOSCHI, M. L. **Metodologia de normalização de análise do campo de temperaturas em imagem infravermelha humana**. 2011. Tese (Doutorado em Engenharia Mecânica) – Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2011. Disponível em: <http://hdl.handle.net/1884/26245>. Acesso em: 07 jul. 2020.

BRIOSCHI, M. L. *et al.* Utilização da imagem infravermelha em reumatologia. **Revista Brasileira de Reumatologia**, São Paulo, v. 47, n. 1, p. 42–51, jan./fev. 2007. Disponível em: <https://www.scielo.br/pdf/rbr/v47n1/a08v47n1.pdf>. Acesso em: 07 jul. 2020.

BURIOL, T. M.; ARGENTA, M. A. Acelerando o desenvolvimento e o processamento de análises numéricas computacionais utilizando Python e CUDA. **Research Gate**, [S.l.], dez. 2008. Disponível em: <https://www.researchgate.net/publication/228683446>. Acesso em: 07 jul. 2020.

CAMARGO, M. C.; MARX, A. G. Reabilitação e termografia no câncer de mama. São Paulo: Roca, 2000.

CHAMMAS, M. C. *et al.* Thyroid nodules: evaluation with power Doppler and duplex Doppler ultrasound. **Otolaryngology: head and neck surgery**, [S.I.], v. 132, n. 6, p. 874-882, Jun. 2005. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0194599805002226>. Acesso em: 07 jul. 2020.

COELHO, F. C. **Computação científica com Phyton: uma introdução à programação para cientistas**. 1. ed. Petrópolis: Ed. do Autor, 2007. Disponível em: <https://books.google.com.br/books?hl=pt-BR&lr=&id=yHw25UKduJIC&oi=fnd&pg=PR10&dq=linguagem+python&ots=b2S3VEKugx&sig=hZ-INyOdISEE5uPNgC5DoYW3nnw#v=onepage&q=linguagem%20python&f=false>. Acesso em: 07 jul. 2020.

CONCI, A. *et al.* A new measure for comparing biomedical regions of interest in segmentation of digital images. **Discrete Applied Mathematics**, [S.I.], v. 197, p. 103-113, Dec. 2015. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0166218X15002887?via%3Dihub>. Acesso em: 07 jul. 2020.

CÔRTE, A. C. R.; HERNANDEZ, A. J. Termografia médica infravermelha aplicada à medicina do esporte. **Revista Brasileira de Medicina do Esporte**, São Paulo, v. 22, n. 4, p. 315-319, jul./ago. 2016. Disponível em: <https://www.scielo.br/pdf/rbme/v22n4/1517-8692-rbme-22-04-00315.pdf>. Acesso em: 10 jul. 2020.

CZEPCZYNSKI, R. Nuclear medicine in the diagnosis of benign thyroid diseases. **Nuclear Medicine Review**, [S.I.], v. 15, n. 2, p. 113-119, 2012. Disponível em: [https://journals.viamedica.pl/nuclear\\_medicine\\_review/article/view/19585/15362](https://journals.viamedica.pl/nuclear_medicine_review/article/view/19585/15362). Acesso em: 10 jul. 2020.

DAYANANDA, K. J.; PATIL, K. K. Analysis of foot sole image using image processing algorithms. GLOBAL HUMANITARIAN TECHNOLOGY CONFERENCE: South Asia Satellite (GHTC-SAS), 2014, Trivandrum. **[Proceedings...]**. [S.I.]: IEEE, 2014. p. 57–63. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/6967559>. Acesso em: 07 jul. 2020.

DeSANTIS, C. E. *et al.* International variation in female breast cancer incidence and mortality rates. **Cancer epidemiology, Biomarkers & Prevention**, [S.I.], v. 24, n. 10, p. 1495–1506, Oct. 2015. Disponível em: <https://cebp.aacrjournals.org/content/24/10/1495>. Acesso em: 07 jul. 2020.

ESPINOSA MUÑOZ, E. Nuclear medicine in the assessment of thyrotoxicosis associated with increased thyroid function and radioiodine 131 ablative therapies. *In*: RAMAN, P. G. (Ed.) **Thyroid disorders** [London]: IntechOpen, 2019. Disponível em: 10.5772/intechopen.77161. Acesso em: 10 jul. 2020.

FARIA, M. A. S.; CASULARI, L. A. Comparação das classificações dos nódulos de tireoide ao Doppler colorido descritas por Lagalla e Chammas. **Arquivos Brasileiros de Endocrinologia & Metabologia**, [S.l.], v. 53, n. 7, p. 811-817, 2009. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/S0004-27302009000700004>. Acesso em: 07 jul. 2020.

FENG, Q. *et al.* Automatic seeded region growing for thermography debonding detection of CFRP. **NDT & E International**, [S.l.], v. 99, p. 36-49, Oct. 2018. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.ndteint.2018.06.001>. Acesso em: 07 jul. 2020.

FLUKE. **Aplicativo e software de relatório e análise de imagem por infravermelho**: [Smartview 3.2.1]. São Paulo: Fluke, [c2020]. Disponível em: [https://dam-assets.fluke.com/s3fs-public/SmartView\\_php0100.pdf](https://dam-assets.fluke.com/s3fs-public/SmartView_php0100.pdf). Acesso em: 07 jul. 2020.

FREITAS, D. S. **Diagnóstico automático de ceratoconjuntivite infecciosa bovina por meio de imagens termográficas e redes neurais convolucionais**. 2019. Dissertação (Mestrado em Computação Aplicada) – Universidade Federal do Pampa, Bagé, 2019. Disponível em: <https://dspace.unipampa.edu.br/handle/rii/4907>. Acesso em: 07 jul. 2020.

GAMAGAMI, P. **Atlas of mamography**: new early signs in breast câncer. Cambridge: Blackwell Science, 1996.

GAO, L. *et al.* Ultrasound risk evaluation of thyroid nodules that are "unspecified" in the 2015 American Thyroid Association management guidelines: a retrospective study. **Medicine**, Baltimore, v. 97, n. 52, p. e13914, Dec. 2018. Disponível em: 10.1097/MD.00000000000013914. Acesso em: 10 jul. 2020.

GAVRILOAIA, G. V. *et al.* Spatial-temperature high resolution map for early cancer diagnosis. *In*: MULTIMODAL BIOMEDICAL IMAGING, 4., 2009. **[Proceedings...]**. San Jose, California: SPIE BIOS, 2009. Disponível em: <https://doi.org/10.1117/12.809185>. Acesso em: 10 jul. 2020.

GAVRILOAIA, G.; NEAMTU, C.; GAVRILOAIA, M-R. An improved method for IR image filtering. **ADVANCED TOPICS IN OPTOELECTRONICS, MICROELECTRONICS, AND NANOTECHNOLOGIES**, 6., 2012, Constanta. **[Proceedings...]**. [S.l.]: SPEI, 2012. Disponível em: <https://spie.org/Publications/Proceedings/Paper/10.1117/12.970360?SSO=1>. Acesso em: 07 jul. 2020.

GERASIMOVA, E. *et al.* Wavelet-based multifractal analysis of dynamic infrared thermograms to assist in early breast cancer diagnosis. **Frontiers in Physiology**, [S.l.], v. 5, p. 1–11, May 2014. Disponível em: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC4021111/>. Acesso em: 07 jul. 2020.

GERASIMOVA-CHECHKINA, E. *et al.* Comparative multifractal analysis of dynamic infrared thermograms and X-Ray mammograms enlightens changes in the environment of malignant tumors. **Frontiers in Physiology**, [S.l.], v. 7, p. 1–15, Aug. 2016. Disponível em:

<https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fphys.2016.00336/full>. Acesso em: 07 jul. 2020.

GLASSNER, A. Fill 'Er Up! **IEEE Computer Graphics and Applications**, [S.l.], v. 21, n. 1 p. 78-85, Jan. 2001. Disponível em: <https://doi.org/10.1109/38.895136>. Acesso em: 07 jul. 2020.

GOODFELLOW, I., BENGIO, Y., COURVILLE, A. **Deep learning**. 2016. v. 1, MIT press Cambridge.

GOMES, O. F. M. **Microscopia co-localizada: novas possibilidades na caracterização de minérios**. 2007. Tese (Doutorado em Engenharia Metalúrgica e de Materiais) – Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2007. Disponível em: [https://www.maxwell.vrac.puc-rio.br/11498/11498\\_1.PDF](https://www.maxwell.vrac.puc-rio.br/11498/11498_1.PDF). Acesso em: 07 jul. 2020.

GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. **Digital image processing**. 3rd ed. New Jersey: Pearson, 2007.

GONZÁLEZ-MONTERO, J. R. *et al.* **Registro de imagens infravermelhas do pescoço para o estudo de desordens das tireóides**. Niterói: Universidade Federal Fluminense. Instituto de Computação, [2016]. Disponível em: <http://www.ic.uff.br/~aconci/ThyroidThermallImage.pdf>. Acesso em: 07 jul. 2020.

GONZÁLEZ-MONTERO, J. R. **Um estudo sobre a possibilidade do uso de imagens infravermelhas na análise de nódulos de tireóide**. 2017. Dissertação (Mestrado em Computação) – Universidade Federal Fluminense, Niterói, 2017. Disponível em: <http://www.ic.uff.br/index.php/pt/pos-graduacao/teses-e-dissertacoes>. Acesso em: 07 jul. 2020.

GUIRRO, R. R. J. *et al.* Accuracy and reliability of infrared thermography in assessment of the breasts of women affected by cancer. **Journal of Medical Systems**, [S.l.], v. 41, n. 5, p. 2-6, May 2017. Disponível em: <https://link.springer.com.ez48.periodicos.capes.gov.br/article/10.1007/s10916-017-0730-7>. Acesso em: 07 jul. 2020.

HAPP, P. N. *et al.* **Um algoritmo de segmentação por crescimento de regiões para GPUS**. Boletim Ciências Geodésicas, v. 19, n. 2, p. 208-226, 2013. Disponível em: <https://www.scielo.br/pdf/bcg/v19n2/a04v19n2.pdf>. Acesso em: 18 ago. 2020.

HARZBECKER, K. *et al.* Thermographic thorax diagnostics. **Zeitschrift fur die gesamte innere Medizin und ihre Grenzgebiete**, Stuttgart, v. 33, n. 3, p. 78-80, Feb. 1978. Disponível em: [https://www.unboundmedicine.com/medline/citation/645137/\[Thermographic thorax diagnostics\]](https://www.unboundmedicine.com/medline/citation/645137/[Thermographic thorax diagnostics]). Acesso em: 10 jul. 2020.

HERNANDEZ-CONTRERAS, D. *et al.* Evaluation of thermal patterns and distribution applied to the study of diabetic foot. INSTRUMENTATION AND MEASUREMENT TECHNOLOGY CONFERENCE (I2MTC), 2015, Pisa. **[Proceedings...]**. [S.l.]: IEEE, 2015. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/7151315>. Acesso em: 07 jul. 2020.

IACT. **Thermography Guidelines**: standards and protocols in clinical thermographic imaging. Internacional Academy of Clinical Thermology. Redwood City, CA: IACT, 2002. Disponível em: [www.iact-org.org/professionals/thermog-guidelines.html](http://www.iact-org.org/professionals/thermog-guidelines.html). Acesso em: 01 jun. 2019.

INCA. **Estimativa 2018**: incidência de câncer no Brasil. [Rio de Janeiro]: Instituto Nacional de Câncer, 2017. 130 p. Disponível em: <http://www.inca.gov.br/estimativa/2018/estimativa-2018.pdf>. Acesso em: 01 jun. 2019.

JIN, C. *et al.* MRI-based three-dimensional thermal physiological characterization of thyroid gland of human body. **Medical Engineering & Physics**, [S.l.], v. 36, n. 1, p. 16-25, Jan. 2014. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.medengphy.2013.08.003>. Acesso em: 10 jul. 2020.

KALISZEWSKI, K. Does every classical type of well-differentiated thyroid cancer have excellent prognosis?: a case series and literature review. **Cancer Management and Research**, [S.l.], v. 11, p. 2441-2448, 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.2147/CMAR.S198514>. Acesso em: 10 jul. 2020.

LAGALLA, R. *et al.* Analisi flussimetrica nelle malattie tiroidee: ipotesi di integrazione con lo studio qualitativo con color-Doppler. **Radiologia Medica**, [S.l.], v. 85, n. 5, p. 606-610, maio 1993. Disponível em: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/8327762/>. Acesso em: 07 jul. 2020.

LAM, A. K. Pathology of endocrine tumors update: World Health Organization new classification 2017: other thyroid tumors. **AJSP: Reviews & Reports**, Philadelphia, v. 22, n. 4, p. 209-216, Jul./Aug. 2017. Disponível em: [10.1097/PCR.000000000000183](https://doi.org/10.1097/PCR.000000000000183). Acesso em: 10 jul. 2020.

LEE, Y. H. *et al.* Differentiation between benign and malignant solid thyroid nodules using an US classification system. **Korean Journal of Radiology**, [S.l.], v. 12, n. 5, p. 559-567, Sept./Oct. 2011. Disponível em: <https://doi.org/10.3348/kjr.2011.12.5.559>. Acesso em: 10 jul. 2020.

LI, Q.; WEI, Z.; ZHAO, C. Optimized automatic seeded region growing algorithm with application to ROI extraction. **International Journal of Image and Graphics**, [S.l.], v. 17, n. 4, 2017. Disponível em: <https://www.worldscientific.com/doi/abs/10.1142/S0219467817500243>. Acesso em: 07 jul. 2020.

MAHAJAN, P; MADHE, S. Hypo and hyperthyroid disorder detection from thermal images using Bayesian Classifier. *In*: INTERNATIONAL CONFERENCE ON ADVANCES IN COMMUNICATION AND COMPUTING TECHNOLOGIES

(ICACACT), 2014. [**Proceedings...**]. Mumbai: IEEE, 2014. p. 1- 4. Disponível em: [10.1109/EIC.2015.7230721](https://doi.org/10.1109/EIC.2015.7230721). Acesso em: 10 jul. 2020.

MANZANO, J. A. N. G. **Introdução à linguagem Python**. São Paulo: Novatec, 2018. Disponível em: <https://www.amazon.com.br/Introdu%C3%A7%C3%A3o-linguagem-Python-Augusto-Manzano-ebook/dp/B07KFN76R1>. Acesso em: 07 jul. 2020.

MARQUES, R. S. *et al.* An approach for automatic segmentation of thermal images in computer aided diagnosis. **IEEE Latin American Transactions**, [S.l.], v. 14, n. 4, p. 1856-1865, Apr. 2016. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=7483526>. Acesso em: 07 jul. 2020.

MATHWORKS: Documentation. Natick, MA: MathWorks, c2020. Disponível em: <https://www.mathworks.com/help/matlab/ref/jet.html>. Acesso em: 01 maio 2019.

MELOUAH, A.; AMIROUCHE, R. Comparative study of automatic seed selection methods for medical image segmentation by region growing technique. *In*: MASTORAKIS, N. E.; FUKASAWA, A. (Ed.). **Recent Advances in Biology, Biomedicine and Bioengineering**: Proceedings of the 3<sup>rd</sup> International Conference on Health Science and Biomedical Systems. Florence: WSEAS, 2014. p. 91-97. Disponível em: <https://pdfs.semanticscholar.org/1a9d/b6453faa3b4436c2a1d48ceff5ecb72548aa.pdf>. Acesso em: 07 jul. 2020.

MENESES, P. R.; ALMEIDA, T. (Org.). **Introdução ao processamento de imagens de sensoriamento remoto**. Brasília: UnB; CNPq, 2012. Disponível em: [https://www.researchgate.net/publication/332292728\\_INTRODUCAO\\_AO\\_PROCESAMENTO\\_DE\\_IMAGENS\\_DE\\_SENSORIAMENTO\\_REMOTO#fullTextFileContent](https://www.researchgate.net/publication/332292728_INTRODUCAO_AO_PROCESAMENTO_DE_IMAGENS_DE_SENSORIAMENTO_REMOTO#fullTextFileContent). Acesso em: 10 jul. 2020.

MILOSEVIC, M.; JANKOVIC, D.; PEULIC, A. Comparative analysis of breast cancer detection in mammograms and thermograms. **Biomedical Engineering**, [S.l.], v. 60, n. 1, p. 49-56, Oct. 2014. Disponível em: <https://doi.org/10.1515/bmt-2014-0047>. Acesso em: 07 jul. 2020.

MORAN, Maira Beatriz H. **Metodologia para localização de nódulos malignos na tireoide a partir de imagens infravermelhas**. 2018. Dissertação (Mestrado em Computação) – Universidade Federal Fluminense, Niterói, 2018.

NAIK, D.; JEBASINGH, K. F.; THOMAS, N. Management of thyroid nodules in adults. **Current Medical Issues**, [S.l.], v. 16, n. 2, p. 42-47, Apr. 2018. Disponível em: [10.4103/cmi.cmi\\_21\\_18](https://doi.org/10.4103/cmi.cmi_21_18). Acesso em: 10 jul. 2020.

NARDI, F. *et al.* Italian consensus for the classification and reporting of thyroid cytology. **Journal of Endocrinological Investigation**, [S.l.], v. 37, n. 6., p. 593-599, May 2014. Disponível em: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/24789536/>. Acesso em: 07 jul. 2020.

NOWAKOWSKI, A.; KACZMAREK, M. Active dynamic thermography: problems of implementation in medical diagnostics. **Quantitative Infrared Thermography Journal**, [S.l.], v. 8, n. 1, p. 89-106, 2011. Disponível em: <https://doi-org.ez48.periodicos.capes.gov.br/10.3166/qirt.8.89-106>. Acesso em: 10 jul. 2020.

NUNES, F. L. S. **Introdução ao processamento de imagens médicas para auxílio ao diagnóstico: uma visão prática**. [S.l.: s.n., 2006?]. Disponível em: [https://www.academia.edu/31701135/Introdu%C3%A7%C3%A3o\\_ao\\_Processamento\\_o\\_de\\_Imagens\\_M%C3%A9dicas\\_para\\_Aux%C3%ADlio\\_ao\\_Diagn%C3%B3stico\\_Uma\\_Vis%C3%A3o\\_Pr%C3%A1tica\\_Cap%C3%ADtulo\\_2](https://www.academia.edu/31701135/Introdu%C3%A7%C3%A3o_ao_Processamento_de_Imagens_M%C3%A9dicas_para_Aux%C3%ADlio_ao_Diagn%C3%B3stico_Uma_Vis%C3%A3o_Pr%C3%A1tica_Cap%C3%ADtulo_2). Acesso em: 10 jul. 2020.

OLIVATTI, Y. M. **Deteção automática de problemas elétricos por meio da análise computacional de imagens térmicas**. 2019. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Centro Universitário FEI, São Bernardo do Campo, 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.31414/EE.2019.D.130758>. Acesso em: 07 jul. 2020.

PERES, L. M. **Aplicação de processamento digital de imagens a problemas de Engenharia Civil**. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Engenharia Civil) – Faculdade de Engenharia, Universidade Federal de Juiz de Fora, Juiz de Fora, 2010. Disponível em: <https://www.ufjf.br/mac/files/2009/05/TFCLeandroMota.pdf>. Acesso em: 10 jul. 2020.

PERSECHINO, A.; ALBUQUERQUE, M. P. Processamento digital de imagens: conceitos fundamentais. **Monograficas**, Rio de Janeiro, v. 1, n. 4, p. 1-41, out. 2015. Disponível em: <http://revistas.cbpf.br/index.php/MO/article/view/145/107>. Acesso em: 14 jul. 2020.

PRAMANIK, S. *et al.* Suspicious-region segmentation from breast thermogram using DLPE-based level set method. **IEEE Transactions on Medical Imaging**, v. 38, n. 2, p. 572-584, Feb. 2019. Disponível em: [10.1109/TMI.2018.2867620](https://doi.org/10.1109/TMI.2018.2867620). Acesso em: 10 jul. 2020.

PHYTON. **Python Software foundation public records**. [S.l.]: Phyton, c2020. Disponível em: <https://www.python.org/psf/records/>. Acesso em: 01 maio 2019.

RAGHAVENDRA, U. *et al.* An integrated index for breast cancer identification using histogram of oriented gradient and kernel locality preserving projection features extracted from thermograms. **Quantitative Infrared Thermography Journal**, [S.l.], v. 13, n. 2, p. 195-209, Mar. 2016. Disponível em: <https://doi.org/10.1080/17686733.2016.1176734>. Acesso em: 07 jul. 2020.

RAO, B. H.; CHAKRAVARTHY, K. S. Study of incidence in between benign and malignant tumors of solitary thyroid nodule. **International Journal of Research in Medical Sciences**, v. 4, n. 12, p. 5288-5293, Dec. 2016. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.18203/2320-6012.ijrms20164196>. Acesso em: 10 jul. 2020.

REAL, J. A. F.; MOREIRA, T. P. Sistema de reconhecimento de faces utilizando o método das componentes principais. **Revista Traços**, Belém, v. 12, n. 26, p. 119-129, dez. 2010. Disponível em: <http://revistas.unama.br/index.php/revistatracos/article/view/528>. Acesso em: 07 jun. 2020.

RIBEIRO, N. G. V.; GUEDES, G. B.; BARBIERI, T. T. S. Aplicação de algoritmos de visão computacional na contagem de gado por meio de processamento de imagens aéreas. **Revista Eletrônica Argentina-Brasil de Tecnologias da Informação e da Comunicação**, [S.l.], v. 1, n. 10, jun. 2019. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.5281/zenodo.3338098>. Acesso em: 21 maio 2020.

RING, F.; JUNG, A.; ZÜBER, J. (Ed.). **Infrared imaging: a casebook in clinical medicine**. Bristol: IOP, 2015. Disponível em: <https://www.amazon.com.br/Infrared-Imaging-casebook-clinical-Expanding-ebook/dp/B01MXPQ2K4>. Acesso em: 07 jul. 2020.

ROSÁRIO, P. W. *et al.* Thyroid nodules and differentiated thyroid cancer: update on the Brazilian consensus. **Arquivos Brasileiros de Endocrinologia & Metabologia**, São Paulo, v. 57, n. 4, p. 240-264, Jun. 2013. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/S0004-27302013000400002>. Acesso em: 10 jul. 2020.

ROSS, D. S. Diagnostic approach to and treatment of thyroid nodules. **UpToDate**, [S.l.], c2020. Disponível em: <https://www.uptodate.com/contents/diagnostic-approach-to-and-treatment-of-thyroid-nodules>. Acesso em: 10 jul. 2020.

ROUHI, R. *et al.* Benign and malignant breast tumors classification based on region growing and CNN segmentation. **Expert Systems with Applications**, [S.l.], v. 42, n. 3, p. 990-1002, Feb. 2015. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2014.09.020>. Acesso em: 07 jul. 2020.

SANCHES, I. J. **Sobreposição de imagens de termografia e ressonância magnética: uma nova modalidade de imagem médica tridimensional**. 2009. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica e Informática Industrial) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e Informática Industrial, Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Curitiba, 2009. Disponível em: <http://repositorio.utfpr.edu.br/jspui/handle/1/125>. Acesso em: 10 jul. 2020.

SANTIAGU VAZ, V. A. Diagnosis of hypo and hyperthyroid using MLPN network. **International Journal of Innovative Research in Science, Engineering and Technology**, [S.l.], v. 3, n. 7, Jul. 2014. Disponível em: [http://www.ijirset.com/upload/2014/july/14\\_Diagnosis.pdf](http://www.ijirset.com/upload/2014/july/14_Diagnosis.pdf). Acesso em: 10 jul. 2020.

SCURI, A. E. **Fundamentos da imagem digital**. [Rio de Janeiro]: Tecgraf. Puc-Rio, 1999. Disponível em: <http://www.inf.ufes.br/~thomas/graphics/www/apostilas/CIV2801ScurilmgDigital.pdf>. Acesso em: 10 jul. 2020.

SEIB, C. D.; SOSA, J. A. Evolving understanding of the epidemiology of thyroid cancer. **Endocrinology and Metabolism Clinics of North America**, [S.l.], v. 48,



n.1, p. 23-35, Mar. 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.ecl.2018.10.002>. Acesso em: 10 jul. 2020.

SILVA, A. G. **Ambiente de suporte ao ensino de processamento de imagens usando a linguagem Python**. 2003. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica e de Computação) – Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2003. Disponível em: <http://www.dca.fee.unicamp.br/~alexgs/tese/silva.pdf>. Acesso em: 10 jul. 2020.

SURRIAH, M. H. *et al.* Evaluation of solitary thyroid nodule by clinical presentation, fine needle aspiration cytology and thyroid scan. **International Surgery Journal**, [S.l.], v. 6, n. 5, p. 1429-1435, May 2019. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.18203/2349-2902.isj20191509>. Acesso em: 10 jul. 2020.

TAVARES, J. M. V. C. **Processamento de imagens térmicas para a avaliação do risco de pé diabético**: FrontOffice. 2017. Dissertação (Mestrado Integrado em Engenharia Electrotécnica e de Computadores) – Faculdade de Engenharia, Universidade do Porto, Porto, 2017. Disponível em: <https://hdl.handle.net/10216/105571>. Acesso em: 07 jul. 2020.

THE ECONOMIST. Python is becoming the world's most popular coding language: and its inventor has just stepped down. **The Economist**, London, 19 jul. 2018. Science & Tecnology. Disponível em: [www.economist.com/graphic-detail/2018/07/26/python-is-becoming-the-worlds-most-popular-coding-language](http://www.economist.com/graphic-detail/2018/07/26/python-is-becoming-the-worlds-most-popular-coding-language). Acesso em: 05 jan. 2020.

TUMINELLO, S. *et al.* Increased incidence of thyroid cancer among World Trade Center first responders: a descriptive epidemiological assessment. **International journal of environmental research and public health**, [S.l.], v. 16, n. 7, p. 1258, Apr. 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.3390/ijerph16071258>. Acesso em: 10 Jul. 2020.

YADAV, P.; JETHANI, V. Breast thermograms analysis for cancer detection using feature extraction and data mining technique. INTERNATIONAL CONFERENCE ON ADVANCES IN INFORMATION COMMUNICATION TECHNOLOGY & COMPUTING, 16., 2016, Bikaner. **[Proceedings...]**. New York: Association for Computing Machinery, 2016. p. 1–5. Disponível em: <https://dl.acm.org/doi/10.1145/2979779.2979866>. Acesso em: 07 jul. 2020.

ZHOU, Q.; LI, Z.; AGGARWAL, J. K. Boundary extraction in thermal images by Edge Map. ACM SYMPOSIUM ON APPLIED COMPUTING, 2004, Nicósia. **[Proceedings...]**. [S.l.]: ACM, 2004. Disponível em: [http://cvrc.ece.utexas.edu/Publications/Boundary\\_extraction.pdf](http://cvrc.ece.utexas.edu/Publications/Boundary_extraction.pdf). Acesso em: 07 jul. 2020.

ZORE, Z. *et al.* Association of clinical, histopathological and immunohistochemical prognostic factors of invasive breast tumors and thermographic findings. **Infrared Physics & Technology**, v. 68, p. 201-205, Jan. 2015. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.infrared.2014.12.009>. Acesso em: 10 jul. 2020.

## ANEXOS

### ANEXO 1 – QUADRO DE TEMPERATURAS REGISTRADAS

O quadro apresenta o registro das temperaturas contidas em ROI delimitada de forma semiautomática através do software proposto e delimitada de forma manual. São apresentadas também a media e desvio padrão das diferenças entre as temperaturas mínimas registradas de forma manual e semiautomática.

Paciente	Método semiautomático			Método manual			Diferença entre as Tmin [°C]
	Tmin [°C]	Tmed [°C]	Tmax [°C]	Tmin [°C]	Tmed [°C]	Tmax [°C]	
<b>Paciente 01</b>	33,97	34,21	34,48	33,95	34,19	34,48	0,02
<b>Paciente 02</b>	33,98	34,31	34,5	33,93	34,26	34,48	0,05
<b>Paciente 03</b>	35,21	35,51	35,84	35	35,3	35,84	0,21
<b>Paciente 04</b>	34,29	35,5	35,58	32,25	33,46	35,58	2,04
<b>Paciente 05</b>	35,93	36,15	36,35	35,1	35,32	36,35	0,83
<b>Paciente 06</b>	35,96	36,19	36,41	35,34	35,57	36,35	0,62
<b>Paciente 07</b>	35,93	36,15	36,35	35,33	35,55	36,35	0,6
<b>Paciente 08</b>	36,14	36,36	36,69	35,98	36,2	36,69	0,16
<b>Paciente 09</b>	36,1	36,6	36,71	36	36,5	36,71	0,1
<b>Paciente 10</b>	37,06	37,35	37,6	36,94	37,23	37,6	0,12
<b>Paciente 11</b>	37,1	37,41	37,66	36,93	37,24	37,66	0,17
<b>Paciente 12</b>	36,81	37,11	37,35	36,65	36,95	37,35	0,16
<b>paciente 13</b>	37,52	37,78	38,02	36,1	36,36	38,02	1,42
<b>Paciente 14</b>	37,59	37,69	38,1	35,98	36,08	38,1	1,61
<b>Paciente 15</b>	36,7	37,1	37,4	35,99	36,39	37,4	0,71
<b>Paciente 16</b>	32,2	32,3	32,5	29,5	31,7	32,5	2,7
<b>Paciente 17</b>	35,9	36,12	36,4	34,98	35,2	36,4	0,92
<b>Paciente 18</b>	36,77	37,22	37,41	36	36,45	37,41	0,77
<b>Paciente 19</b>	32,19	33,9	34,13	32	33,71	34,13	0,19
<b>Paciente 20</b>	36,14	36,31	36,6	35,9	36,07	36,6	0,24
<b>Desvio Padrão</b>	<b>1,58</b>	<b>1,43</b>	<b>1,45</b>	<b>1,87</b>	<b>1,41</b>	<b>1,45</b>	<b>0,74</b>
<b>Média</b>	<b>35,56</b>	<b>36,05</b>	<b>36,3</b>	<b>35,11</b>	<b>35,5</b>	<b>36,6</b>	<b>0,561</b>

**Fonte:** Autoria própria.