

# PROCESSAMENTO DE IMAGENS COMO METODOLOGIA AUXILIAR À ANÁLISE DE TERMOGRAMAS

Cezar Augusto Schadeck<sup>1</sup>, Francisco Ganacim<sup>1</sup>, Leandra Ulbricht<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Programa de Pós-Graduação em Engenharia Biomédica / Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR). Curitiba, Brasil.

**Resumo:** Este artigo apresenta um estudo sobre processamento de imagens com o intuito de automatizar o método de análise de termogramas de pacientes com diagnóstico de câncer. O objetivo é desenvolver um modelo de segmentação semiautomática de imagens termográficas utilizando a linguagem computacional python. É proposta uma rotina de segmentação, a partir de um algoritmo baseado em crescimento de regiões, capaz de agrupar pixels semelhantes para uma região de interesse (ROI) do termograma. Os testes foram realizados em vinte termogramas coletados de pacientes com neoplasia da mama e tireoide. Como resultados verificou-se que o modelo proposto compreende a região tumoral com maior fidedignidade que o método de delimitação manual de ROI, assim as temperaturas médias e mínimas são mais elevadas (quando em comparação com o modelo manual), pois garante que pontos de temperatura fora da real extensão nodular não sejam incluídos na ROI. Quanto ao tempo operacional, o modelo proposto executa a tarefa de delimitação de ROI mais rapidamente do que modelo manual. Para trabalhos futuros, sugere-se o estudo estatístico de benignidade ou malignidade de nódulos, a partir da diferença térmica registrada na ROI dos termogramas em análise com a segmentação semiautomática.

**Palavras-chave:** termografia; processamento de imagem; neoplasia.

**Abstract:** This paper presents a study by image processing to automate the thermogram analysis method of patients diagnosed with cancer. The objective is to develop a semiautomatic segmentation model of thermographic images using the python computational language. A segmentation routine is proposed based on a region growth algorithm capable of grouping similar pixels to a thermogram region of interesting (ROI). The tests were performed on twenty thermograms collected from patients with breast and thyroid cancer. As results it was verified that proposed model comprises the tumor region with greater reliability than the manual delimitation method, thus the average and the minimum temperatures are higher (compared to the manual method) as it ensures that temperature points outside the real nodular range are not included in the ROI. As for operating time, the proposed method performs the ROI delimitation faster than the manual method. For future work, we suggest the statistical study for nodule benignity or malignancy based on thermal difference recorded in the ROI thermograms analyzed with the semi-automatic segmentation.

**Keywords:** thermography; semiautomatic segmentation; image processing; cancer

## INTRODUÇÃO

Ao longo da vida, uma em cada oito mulheres serão diagnosticadas com câncer de mama, sendo que mais da metade (52%) dos casos e 62% dos óbitos ocorrem em países em desenvolvimento<sup>1,2</sup>. Para diminuir a mortalidade é necessário adotar tecnologias que permitam o diagnóstico precoce de neoplasia da mama<sup>3,4</sup>.

Muitas técnicas para detecção precoce tem sido utilizadas como a mamografia, 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<sup>4,5</sup>.

Na região da cabeça e pescoço o câncer de tireoide é o de maior incidência, sendo mais frequente em pessoas do sexo feminino. O Instituto Nacional do Câncer (INCA), no Brasil, estima a ocorrência de aproximadamente nove mil e seiscentos casos nos últimos dois anos<sup>6,7</sup>.

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 o crescimento dos lobos, alterando a estrutura de toda a glândula. Os métodos diagnósticos envolvem exames por imagem, sendo os mais comuns a ultrassonografia e a cintilografia<sup>8,9</sup>.

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, por esta localização mais superficial, a termografia torna-se uma técnica promissora, uma vez que as estruturas que devem ser visualizadas estão mais próximas do tecido subcutâ-

neo<sup>9-12</sup>.

Estudos recentes indicam a associação de recursos diagnósticos para uma maior eficiência diagnóstica e, baseado nisso, a termografia pode ser extremamente útil para ser utilizada como um exame complementar. Em tumores malignos (de mama ou tireoide) alterações vasomotoras ocorrem, uma vez que a temperatura nessas regiões é superior à das áreas circundantes<sup>13-15</sup>. Isso ocorre devido à sua maior atividade metabólica, angiogênese e dilatação vascular, uma vez que mesmo em estado prematuro, os tumores requerem nutrientes para manter ou acelerar seu crescimento<sup>14,16</sup>.

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<sup>2,13</sup>. Trata-se de um método diagnóstico digital por mapeamento térmico medindo pequenas variações de temperatura, menores de 0,07°C<sup>17,18</sup>. Além disso, um único equipamento pode atender em diversas unidades de saúde e centros diagnósticos, pois é um equipamento portátil (pequeno e de fácil transporte), impactando diretamente no acesso à tecnologia<sup>2,19</sup>.

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<sup>20</sup>. Nesse sentido, os modelos computacionais podem, além de acelerar o processo, aumentar a reprodutibilidade e a confiabilidade das informações extraídas de um termograma<sup>21</sup>.

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 sele-

ção manual das regiões de interesse (ROI – region of interesting) a fim de extrair informações térmicas. A seleção também pode ser realizada a partir de figuras geométricas simples – circunferências ou retângulos por exemplo – o que não garante uma delimitação precisa da extensão nodular<sup>22</sup>.

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<sup>23,24</sup>. O procedimento realizado de forma automática, ou semiautomática, garante uma análise mais precisa e detalhada da área tumoral.

Através desse 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 o comportamento térmico na área tumoral.

## METODOLOGIA

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 o 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 de captura de imagens recomendado pela Acade-

mia Internacional de Termologia Clínica – IACT (Internacional Academy of Clinical Thermology), 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 jóias do corpo na região de captura. Em seguida, cada paciente foi acomodado em posição confortável durante 15 minutos para aclimatação. 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 aclimatação as imagens são coletadas antes e após o estresse a 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. A câmera foi posicionada em uma distância capaz de capturar toda a extensão da região de interesse e apoiada em um tripé. A captura das imagens era realizada a cada trinta segundos durante 15 minutos, que se refere ao tempo para o tecido resfriado reaquecer<sup>16</sup>.

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<sup>25</sup>, 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<sup>26</sup>. 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.

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. 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.

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.

Esse software foi escolhido por ser gra-

tuito, com diversas aplicações com módulos agregados que podem ser facilmente baixados ou módulos utilizados da biblioteca padrão. O Python está entre as cinco linguagens mais populares operadas em programação orientada a objetos<sup>27,28</sup>.

Dentre os formatos disponibilizados pelo Smartview para descarregar informação térmica, um arquivo de texto (extensão.txt) com informações de temperatura foi selecionado para executar o processamento do termograma (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: biblioteca útil na execução de operações matemáticas como interpolação e cálculos com arrays multidimensionais (matrizes vetoriais);
- Tkinter: responsável pelo desenvolvimento da interface gráfica do usuário (GUI – Graphic User Interface). É uma biblioteca nativa da linguagem python.

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, em seguida, o programa percorra a matriz em busca da maior e

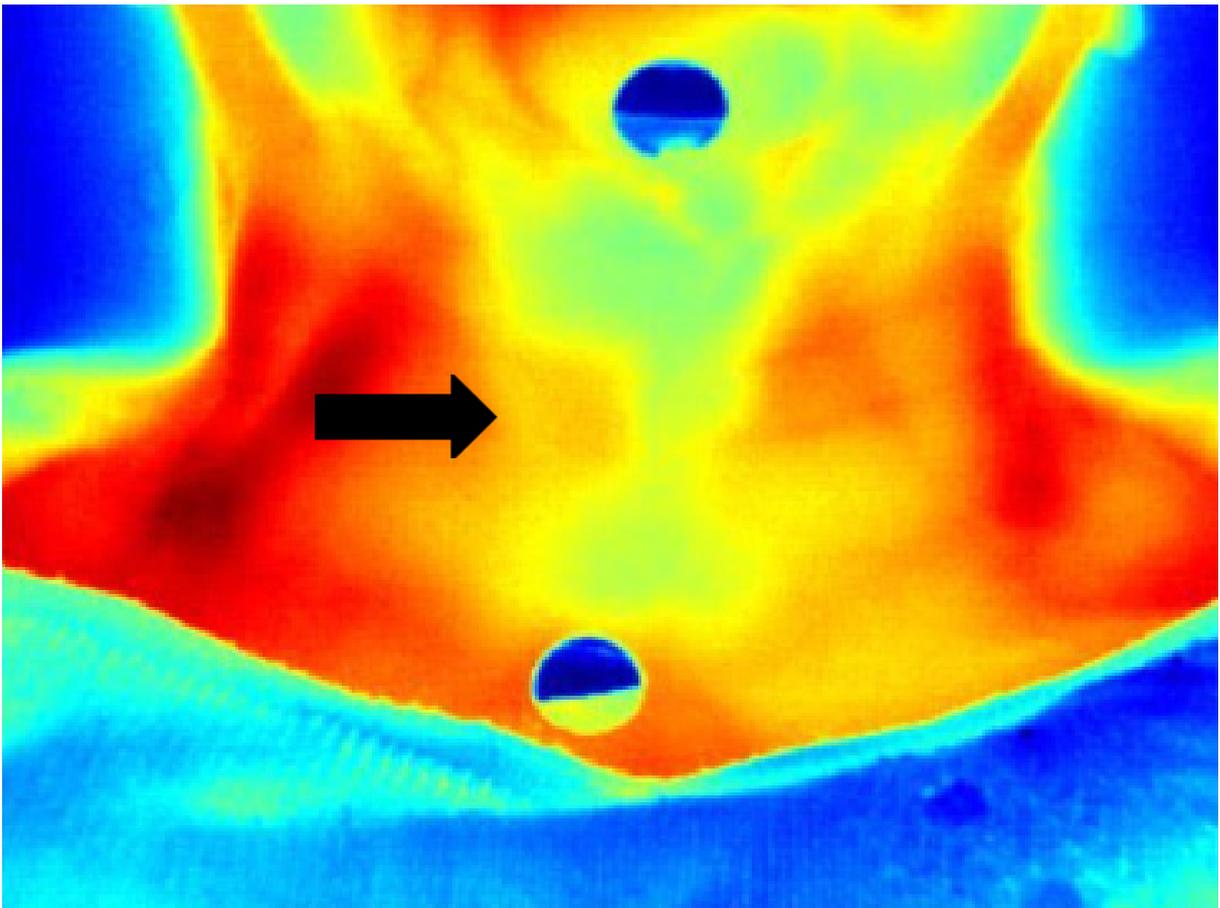


Figura 1 - Imagem termográfica, em formato PNG, pré-processada de paciente com diagnóstico de câncer de tireoide. A seta indica a região do tumor.

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 Jet scale, 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<sup>29</sup>. 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 1** apresenta uma imagem, para avaliação na região da glândula tireoide, pré-processada em formato PNG.

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 1**. 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 porque necessita 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 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 método de segmentação por crescimento de região trata da propagação da semelhança entre a semente e os pixels vizinhos obedecendo a um critério homogêneo de parada, denominado limiar ou, em inglês, *threshold*<sup>21,30,31</sup>.

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 2** mostra uma imagem em formato PNG segmentada, delimitando a ROI de um termograma. Com a finalidade de deixar o processo prático e funcional, uma interface gráfica do usuário (GUI – Graphic User Interface), pode ser agregada ao programa. Com as funções disponíveis na biblioteca TKinter, foram criados botões e janelas com diferentes funções.

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.

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 segue desde a aquisição dos dados como arquivo de texto até a geração da imagem PNG segmentada.

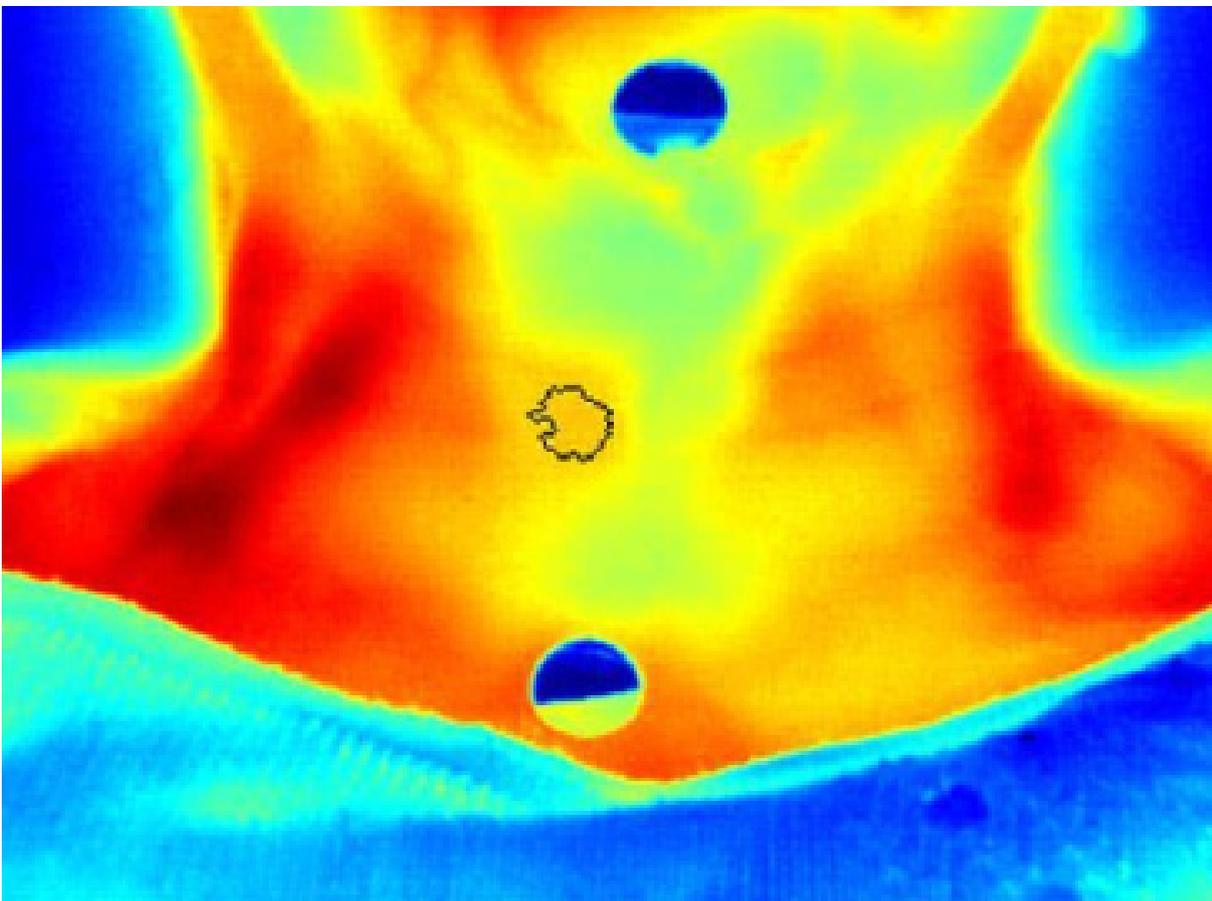


Figura 2 - Imagem termográfica, em formato PNG, pós processamento de paciente com diagnóstico de câncer de tireoide mostrando a ROI segmentada de forma semiautomática

Em seguida, o algoritmo de processamento e segmentação é definido baseado em duas funções: `pop()` e `append(x,y)` do Python. Essas funções enfileiram as posições de pixels a serem visitadas e as verifica, segundo o critério de homogeneidade do threshold estipulado pelo usuário. O programa finaliza o agrupamento das posições e as segrega quando este critério deixar de ser homogêneo, ou seja, quando deixar de satisfazer o threshold estipulado.

## RESULTADOS

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 doze 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 apresen-

tando 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.

Ambos os testes e registros de tempos foram executados com três repetições por análise por termograma, para que o tempo médio fosse determinado.

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

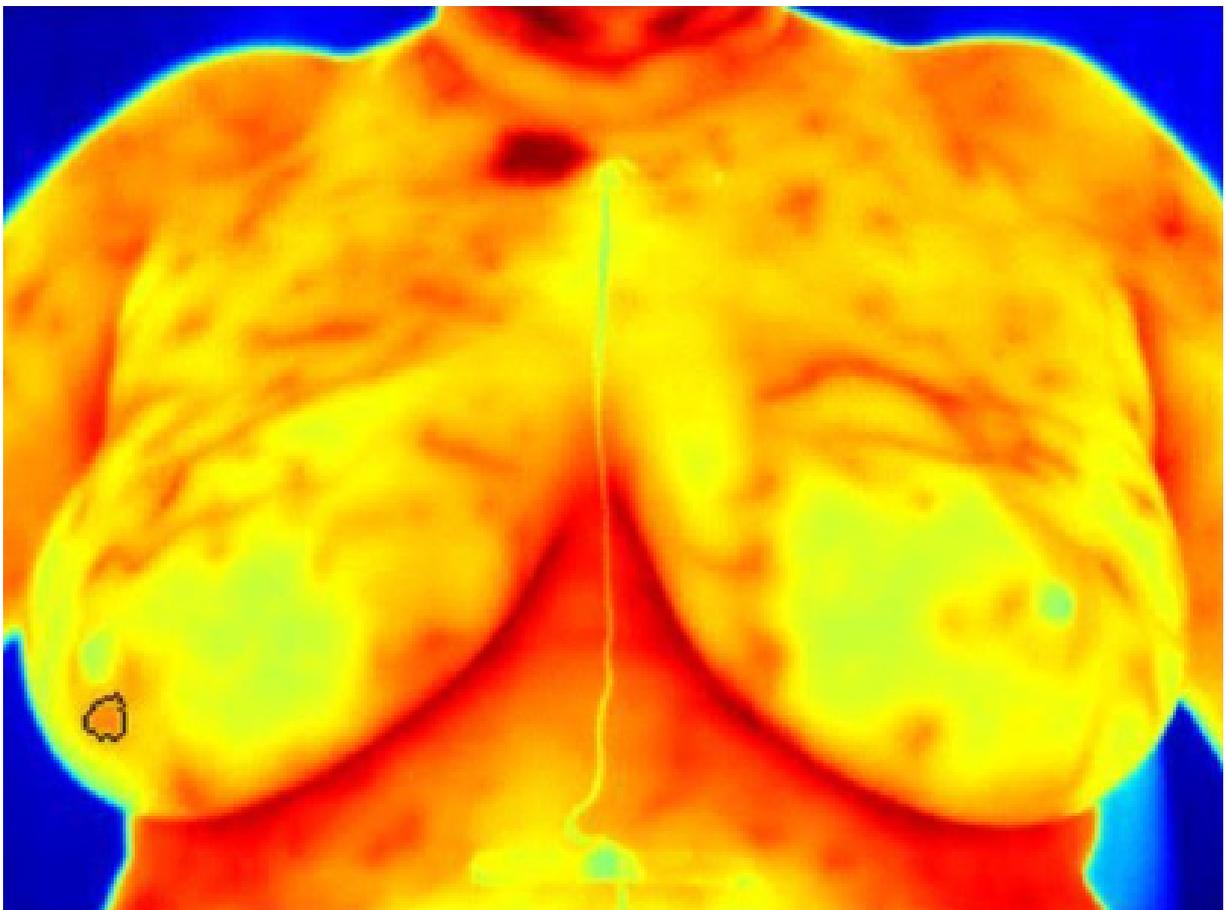


Figura 3 - Termograma de mama representando a ROI para um tumor na mama direita delimitado de forma semiautomática utilizando o modelo proposto

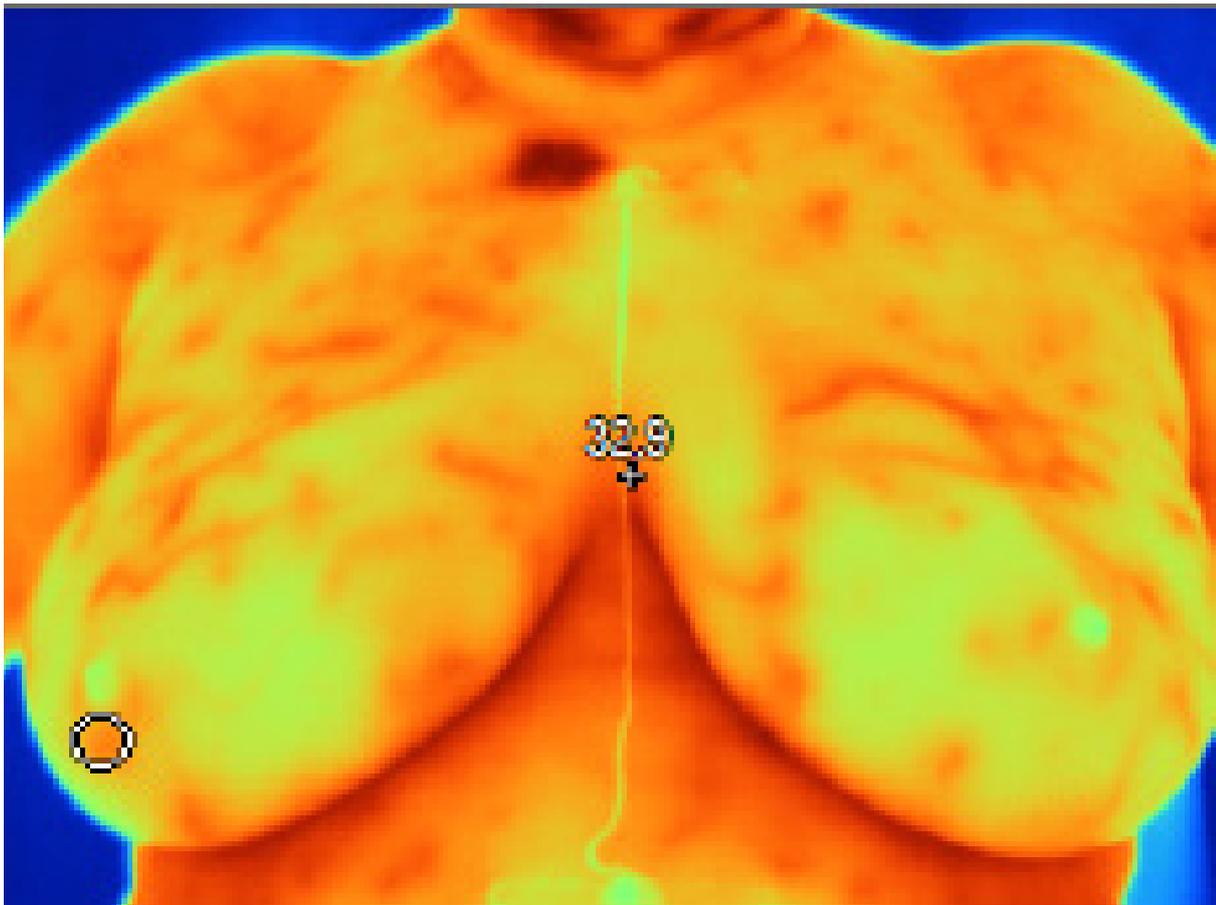


Figura 4 - Termograma de mama representando a ROI para um tumor na mama direita delimitado de forma manual com auxílio do software Smart-view

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.

Quanto a delimitação da área que compreende a extensão do tumor, o modelo semiautomático envolve a região com maior fidelidade à extensão do tumor. Isso acontece porque a ROI delimitada pelo threshold agrupa os pixels de maior semelhança e exclui pixels fora do critério de homogeneidade predeterminado.

A delimitação manual em geral, utiliza como marcadores formas geométricas padronizadas como, por exemplo, círculos, elipses, quadrados ou retângulos, que podem agrupar pixels fora dos padrões de homogeneidade e usar dados térmicos referentes a esses pixels agrupados. Desse

modo, formas geométricas padrão podem apontar temperaturas máximas, mínimas ou médias dentro da área delimitada diferentes das temperaturas reais da extensão do tumor.

As **figuras 3 e 4** 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.

Quanto as diferenças térmicas a **tabela 1**, apresenta dois exemplos de termogramas analisados com os dados de temperaturas máxima, média e mínima nas áreas segmentadas, tanto de forma semiautomática quanto de forma manual.

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 foi de 2,7°C, para um tumor da mama.

**Tabela 1. Comparação entre as temperaturas de ROI segmentada de forma semiautomática e manual**

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

## DISCUSSÃO

Este estudo apresenta uma nova metodologia para análise semiautomatizada de imagens termográficas de pacientes com diagnóstico de câncer. O método propõe uma rotina de segmentação semiautomática de imagens baseada no crescimento de regiões. O desenvolvimento do algoritmo proposto foi baseado no trabalho de González<sup>21</sup> 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.

O autor 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<sup>21</sup>.

O processamento semiautomático computacional de ROI pode evitar o ele-

vado 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<sup>21,32,33</sup>. Portanto, o algoritmo proposto 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.

Outro trabalho de automatização de ROI foi o de Milosevic que analisou 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<sup>33</sup>.

Tanto o trabalho de Milosevic quanto o de González, 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<sup>21,33</sup>. 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, chamado *groundtruth*<sup>21</sup>, 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 exa-

minador e levam maior tempo operacional de análise<sup>21</sup>.

## DISCUSSÃO

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.

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.

Contudo, 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.

É sugerido também o estudo estatístico de benignidade ou malignidade de nódulos, a partir da diferença térmica registrada na ROI dos termogramas em análise.

## AGRADECIMENTOS

Pelo compartilhamento de informações agra-decemos aos pesquisadores José Ramón González (UFF) e Adriano dos Passos (UFPR).

## REFERENCES

1. C. E. DeSantis, F. Bray, J. Ferlay, J. Lortet-Tieulent, B. O. Anderson, and A. Jemal, International Variation in Female Breast Cancer Incidence and Mortality Rates, *Cancer Epidemiol. Biomarkers Prev.*, vol. 24, no. 10, pp. 1495–1506, 2015.
2. P. Yadav and V. Jethani, Breast Thermograms Analysis for Cancer Detection Using Feature Extraction and Data Mining Technique. *Proc. Int. Conf. Adv. Inf. Commun. Technol. Comput. - AICTC '16*, pp. 1–5, 2016.
3. E. Gerasimova-Chechkina et al., Comparative multifractal analysis of dynamic infrared thermograms and X-ray mammograms enlightens changes in the environment of malignant tumors. *Front. Physiol.*, vol. 7, no. AUG, pp. 1–15, 2016.
4. R. R. de Jesus Guirro, M. M. Oliveira Lima Leite Vaz, L. M. S. das Neves, A. V. Dibai-Filho, H. H. A. Carrara, and E. C. de Oliveira Guirro, Accuracy and Reliability of Infrared Thermography in Assessment of the Breasts of Women Affected by Cancer. *J. Med. Syst.*, vol. 41, no. 5, pp. 2–6, 2017.
5. E. Gerasimova et al. Wavelet-based multifractal analysis of dynamic infrared thermograms to assist in early breast cancer diagnosis. *Front. Physiol.*, vol. 5 MAY, no. May, pp. 1–11, 2014.
6. INCA. Estimativa 2018-Incidência de câncer no Brasil [Internet]. Instituto Nacional de Câncer José Alencar Gomes da Silva. 2017. 130 p. Disponível em: <http://www.inca.gov.br/estimativa/2018/estimativa-2018.pdf>
7. American Cancer Society. Thyroid Cancer: What Is Thyroid Cancer? In: American Cancer Society. EUA. 2019. Disponível em: <https://www.cancer.org/cancer/thyroid-cancer/about/what-is-thyroid-cancer-html>.
8. Alves, Maria Lucia D Arbo. Gabarra, MHC. Comparison of power Doppler and thermography for the selection of thyroid nodules in which fine-needle aspiration C biopsy is indicated. *Radiologia brasileira*. São Paulo, 2016. p.311-315.
9. Chammas, M.C. Gerhard, R. Oliveira, I.R. Thyroid nodules: evaluation with power Doppler and duplex Doppler ultrasound. *Otolaryngology Head Neck Surg*. 2005;132:874-82.
10. Lagalla, R. Caruso, G. Novara, V. Cardinale, A. E. Analisi flussimetrica nelle malatti e tiroidee: Hipotesi di integrazione con lo studi qualitativo con color-Doppler. In: *Radiol. Med.* v. 85. n. 5. 1993. p. 606-610.
11. Faria, M. Casulari, L.A. Comparação das classificações dos nódulos de tireoide ao Doppler colorido descritas por Lagalla e Chammas. *Arquivos Brasileiros de Endocrinologia & Metabologia*. 2009;53:811-7.
12. Nardi, F., Basolo, F., Crescenzi, A., Fadda, G., Frasadat, A., Orolandi, F., Palombini, L., Papini, E., Zini, M., Pontecorvil, A., Vitti, P. Italian consensus for the

- classification na reporting of thyroid cytology. In: Journal of Endocrinological Investigation. 2014; Vol. 37, No. 6. pp. 593-599.
13. G. Gavrioloia, C. Neamtu, and M.-R. Gavrioloia. An improved method for IR image filtering. SPIE, vol. 8411, p. 84112Q, 2012.
  14. J. R. González, Y. P. Toledo, L. Nardi, and A. Conci. Registro de imagens infravermelhas do pescoço para o estudo de desordens das tireoides. 2016.
  15. U. Raghavendra, U. Rajendra Acharya, E. Y. K. Ng, J. H. Tan, and A. Gudigar. An integrated index for breast cancer identification using histogram of oriented gradient and kernel locality preserving projection features extracted from thermograms. Quant. Infrared Thermogr. J., vol. 13, no. 2, pp. 195–209, 2016.
  16. IACT, Thermography Guidelines: Standards and Protocols in Clinical Thermographic Imaging. Internacional Academy of Clinical Thermology. Santa Rosa, CA. 2002. Disponível em: [www.iact-org.org/professionals/thermoguidelines.html](http://www.iact-org.org/professionals/thermoguidelines.html). Acesso em: Junho/2019.
  17. BRIOSCHI, M. L. et al. Utilização da imagem infra-vermelha em reumatologia. Revista Brasileira de Reumatologia, v. 47, n. 1, p. 42–51, 2007.
  18. F. Ring, An. Jung, J. Zuber. Infrared imaging – A case book in clinical medicine. IOP Publishing, UK, 2015.
  19. M. L. D. Alves and M. H. C. Gabarra, "Comparison of power Doppler and thermography for the selection of thyroid nodules in which fine-needle aspiration biopsy is indicated," Radiol. Bras., vol. 49, no. 5, pp. 311–315, 2016
  20. Marcos L. Brioschi. Metodologia de normalização de análise do campo de temperaturas em imagem infravermelha humana. Tese de doutorado – Universidade Federal do Paraná, 2011.
  21. J. R. González. Um estudo sobre a possibilidade do uso de imagens infravermelhas na análise de nódulos de tireoide. Dissertação (Mestrado em Computação) – Universidade Federal Fluminense, 2017.
  22. E. Z. Barcelos. Progressive Evaluation of thermal images with segmentation and registration. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Minas Gerais, 2015.
  23. Dayananda, K. J., & Patil, K. K. Analysis of foot sole image using image processing algorithms. IEEE Global Humanitarian Technology Conference - South AsiaSatellite (GHTC-SAS), 57–63, 2014.
  24. Bougrine, A., Harba, R., Canals, R., Ledee, R., & Jabloun, M. A joint Snake and Atlas-based segmentation of plantar foot thermal images, 6, 2017.
  25. Fluke, Aplicativo e software de relatório e análise de imagem por infravermelho Smartview 3.2.1. Arquivo de ajuda, 2018. Disponível em: <https://www.fluke.com/pt-br>.
  26. N. Ahmed, T. Natarajan, K. R. Rao. On image processing and a discrete cosine transform. IEE Transactions on Computers, 90-93, 1974.
  27. Stephen O’Grady. The Red Monk Programming Language Rankings: January 2018. Red Monk Tecosystems. Disponível em: <https://redmonk.com/sogrady/2018/03/07/language-rankings-1-18/> Acesso em: Maio/2019.
  28. Python Software Foundation Public Records. Disponível em: <https://www.python.org/psf/records/> Acesso em: Maio/2019.
  29. Mathworks R2019b Documentation. Disponível em: <https://www.mathworks.com/help/matlab/ref/jet.html> Acesso em: Maio/2019.
  30. R. Rouhi, M. Jafari, S. Kasaei et al. Benign and malignant breast tumors classification based on region growing and CNN segmentation. Expert Systems with Applications, vol. 4, p.990-1002, 2015.
  31. Andrew Glassner. Fill’Er Up. IEE Computer Graphics and Applications, p. 78-85, 2001.
  32. A. Melouah, R. Amirouche. Comparative study of automatic seed selection methods for medical image segmentation by region growing technique. Recent advances in biology, biomedicine and bioengineering, 91-97, 2014.
  33. M. Milosevic, D. Jankovic, A. Peulic. Comparative analysis of breast cancer detection in mammograms and thermograms. vol. 60, p. 49-56, 2015.