

Avaliação da Assimetria Térmica em Imagens Termográficas de Câncer de Mama por Segmentação e Análise Radiômica

Kauane dos Santos Vieira
Universidade Tecnológica Federal do
Paraná – UTFPR
Apucarana, Paraná, Brazil
kauanevieira@alunos.utfpr.edu.br

Andrei Fernandes Zani
Universidade Tecnológica Federal do
Paraná – UTFPR
Apucarana, Paraná, Brazil
azani@alunos.utfpr.edu.br

Daniel Prado Campos
Universidade Tecnológica Federal do
Paraná – UTFPR
Apucarana, Paraná, Brazil
danielcampos@utfpr.edu.br

ABSTRACT

Breast cancer is the most common type of cancer among women worldwide, making its early detection crucial to reduce mortality rates. While mammography is the standard, we explored medical thermography as a non-invasive and low-cost complementary tool. We developed an automated methodology to segment the breast region using vertical histogram projections, eliminating manual intervention. Our approach combines preprocessing techniques and Canny edge detection to extract first-order radiomic features, analyzing thermal asymmetry between breasts of the same patient. Preliminary results show that variance and kurtosis indicate possible thermal heterogeneity. Future work will expand the dataset and implement machine learning algorithms to enhance diagnostic accuracy, aiming for a more automated and robust clinical screening system.

KEYWORDS

Câncer de mama, Termografia, Segmentação, Features Radiômicas

1 INTRODUÇÃO

O câncer de mama é o tipo de câncer mais incidente entre mulheres em todo o mundo, representando um dos maiores desafios de saúde pública [1]. A detecção precoce é um fator determinante para o sucesso do tratamento e para o aumento das taxas de sobrevivência [2]. Os métodos convencionais de rastreamento, como a mamografia, embora amplamente utilizados, apresentam limitações [3] associadas à exposição à radiação, ao desconforto durante o exame e ao custo dos equipamentos, o que restringe o acesso em regiões com menor infraestrutura.

Nesse contexto, a termografia médica surge como uma alternativa complementar promissora, por ser um método não invasivo, sem radiação e de baixo custo, capaz de capturar variações térmicas na superfície da pele que podem estar associadas a anomalias teciduais [3]. Contudo, para que as imagens termográficas possam ser utilizadas de forma confiável em sistemas de apoio ao diagnóstico, é essencial o uso de técnicas computacionais de processamento e análise de imagens [4], que permitam identificar regiões de interesse e extrair informações relevantes para a classificação.

Portanto, este trabalho propõe uma metodologia automática para segmentação da região mamária e análise de assimetria térmica utilizando features radiômicas [5] de primeira ordem, com foco em estratégias de recorte (crop), segmentação [6] e comparação entre mamas do mesmo paciente.

2 SOLUÇÃO PROPOSTA

A metodologia proposta é composta por seis etapas principais: leitura dos dados, pré-processamento, recorte automático da região de interesse (ROI), segmentação das mamas, extração de features radiômicas e análise da assimetria térmica.

2.1 Base de Dados

As imagens foram obtidas do DMR (Database for Mastology Research) [7] da Universidade Federal Fluminense (UFF). O banco contém dados de pacientes, classificados como saudáveis e doentes, e detalha a mama afetada (diagnóstico e histórico médico). A aquisição foi realizada com a câmera FLIR SC-620, seguindo protocolos éticos e de controle de ambiente. O estudo utilizou 15 imagens termográficas para segmentação automática e análise de assimetria térmica.

2.2 Leitura dos Dados

A leitura dos dados se inicia com os arquivos de texto (.txt), formato no qual as imagens termográficas são obtidas pelo banco de dados (DMR) com os valores reais de temperatura registrados. Para a leitura, um procedimento automático é utilizado para identificar o delimitador do arquivo e converter os dados para matrizes NumPy, garantindo a preservação da resolução térmica original.

2.3 Pré-Processamento

Inicialmente, aplica-se um filtro Gaussiano 3×3 para redução de ruído térmico. Em seguida, a imagem é normalizada para 8 bits com o objetivo de viabilizar operações de segmentação baseadas em intensidade, como limiarização e detecção de bordas. A segmentação inicial do corpo é obtida por limiarização de Otsu, seguida de fechamento morfológico (com kernel de 7×7) para preenchimento de regiões internas. Com isso, é obtido a imagem suavizada e a máscara binária do corpo, sendo preto (0) o fundo e branco (1) a região do corpo. A Figura 1 ilustra as etapas do pré-processamento.

2.4 Recorte Automático da Região Mamária (CROP)

Uma das principais contribuições deste trabalho é a segmentação automática da região mamária baseada na projeção vertical do histograma da máscara corporal. Considerando que a maioria das imagens foi adquirida com os braços levantados, observa-se consistentemente um vale na projeção vertical correspondente à região das axilas.

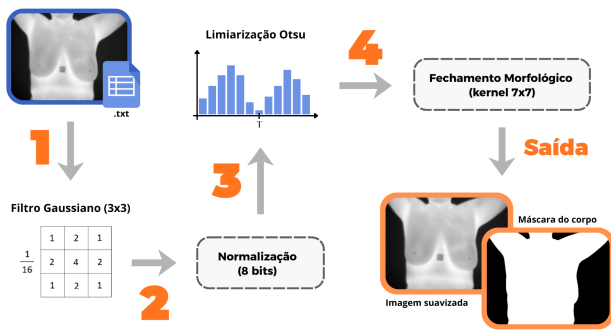


Figura 1: Etapas de pré-processamento da imagem

A soma dos pixels da máscara ao longo do eixo horizontal gera um perfil vertical suavizado por convolução. A detecção de vales nesse perfil permite identificar automaticamente o início e o fim da região das mamas. Esse procedimento elimina a necessidade de recortes manuais e adapta-se a variações anatômicas entre pacientes, desde que sejam adotados valores baixos de proeminência para os picos. A Figura 2 apresenta o perfil vertical com a detecção da linha das axilas e do final do seio de uma das imagens analisadas.

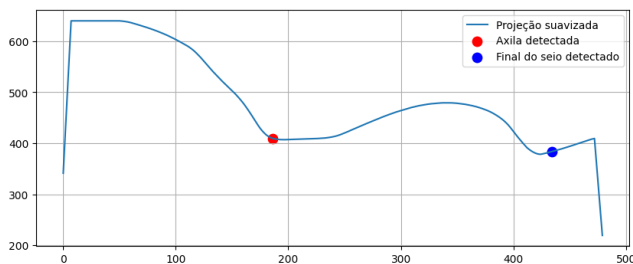


Figura 2: Projeção vertical suavizada da máscara corporal e detecção automática dos vales.

2.5 Segmentação da Mama

Após o recorte automático da região mamária, aplicou-se novamente a limiarização de Otsu com operações morfológicas para obter uma segmentação aproximada da mama. A separação entre mama esquerda e direita é realizada com base no centro de massa horizontal da máscara segmentada.

Para refinar os contornos individuais, utilizou-se a detecção de bordas de Canny, seguida de fechamento morfológico, erosão e extração do maior contorno fechado. Esse processo resulta em máscaras binárias precisas para cada mama, conforme ilustrado na Figura 3.

2.6 Extração de Features Radiômicas

A extração de features é realizada com a biblioteca PyRadiomics, considerando apenas features de primeira ordem, que descrevem a distribuição estatística dos valores de temperatura. Entre as features extraídas estão média, mediana, variância, energia, percentis e curtose (kurtosis).

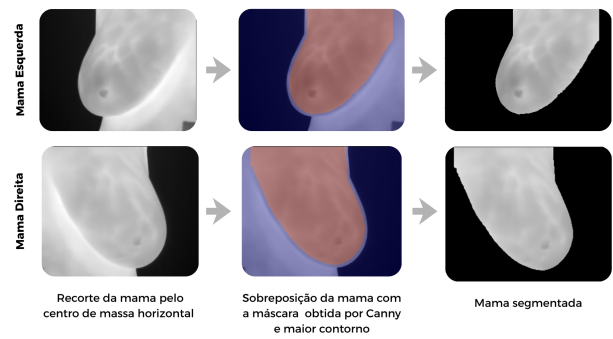


Figura 3: Segmentação final das mamas esquerda e direita após refinamento com Canny e operações morfológicas.

2.7 Análise da Assimetria Térmica

As diferenças entre a mama afetada e a saudável são calculadas de duas formas distintas, de acordo com a natureza estatística da feature:

- Diferença percentual (%): aplicada a features de dispersão, energia e amplitude (por exemplo, Variance, Energy, Range), pois essas medidas dependem da escala dos valores.
- Diferença absoluta (°C): aplicada a medidas de tendência central e forma da distribuição (por exemplo, Mean, Median, Minimum), com o fito de manter a relevância clínica e a interpretabilidade direta dos resultados.

Essa separação garante coerência física e estatística na interpretação dos resultados.

3 RESULTADOS

A metodologia foi avaliada em um conjunto de 15 imagens termográficas. Para cada imagem, foram calculadas as diferenças (Seção 2.7) entre a mama saudável e afetada, e posteriormente obtidas a média e o desvio padrão dessas diferenças ao longo do conjunto de dados.

A Tabela 1 apresenta a média e o desvio padrão das principais features analisadas, separadas por tipo de cálculo.

Tabela 1: Média das principais features analisadas, agrupadas por tipo de cálculo.

Feature	Média (%)	Desvio Padrão
Variance	18.090267	98.849475
InterquartileRange	3.990446	55.272910
Kurtosis	3.435810	26.808753
90Percentile	0.353703	2.345302
Maximum	0.307869	2.171473
Range	-1.234178	27.478423
Energy	-2.719290	14.754542
TotalEnergy	-2.719290	14.754542
Feature	Média	Desvio Padrão
Mean	0.157588	0.832722
Minimum	0.265209	0.856621
Median	0.185527	0.869473
10Percentile	0.174753	0.996916

Além disso, as Figuras 4 e 5 ilustram graficamente esses resultados, evidenciando a contribuição relativa de cada feature para a análise de assimetria térmica entre as mamas.

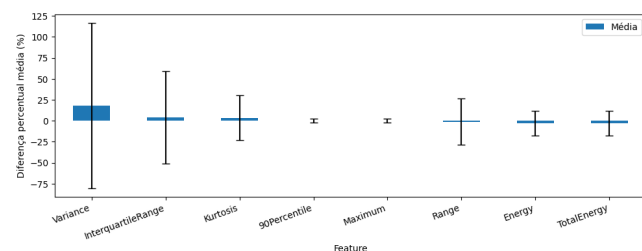


Figura 4: Assimetria térmica média para features avaliadas por diferença percentual.

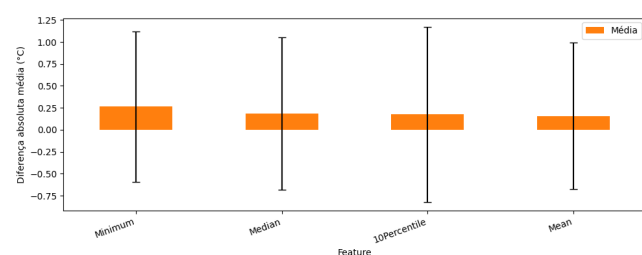


Figura 5: Assimetria térmica média para features avaliadas por diferença absoluta.

3.1 Features Avaliadas por Diferença Percentual

Conforme apresentado na Tabela 1 e na Figura 4, a Variance apresentou a maior média de assimetria percentual (18,09%), acompanhada de elevado desvio padrão (98,85%), indicando maior heterogeneidade térmica na mama afetada, porém com alta variabilidade interpaciente. Comportamento semelhante foi observado para o InterquartileRange (3,99%) e a Kurtosis (3,44%), sugerindo diferenças na dispersão interna e maior ocorrência de valores extremos, compatíveis com aquecimentos localizados.

As métricas Maximum e 90Percentile apresentaram médias positivas de pequena magnitude, indicando que picos térmicos mais elevados podem ocorrer, mas não de forma consistente. Por outro lado, Range, Energy e TotalEnergy apresentaram médias percentuais negativas e elevados desvios padrão, evidenciando alta sensibilidade a variações individuais e menor robustez para caracterizar assimetrias térmicas.

3.2 Features Avaliadas por Diferença Absoluta

As features analisadas por diferença absoluta incluem medidas de tendência central e forma da distribuição, para as quais o uso de diferenças percentuais não é apropriado, pois pode gerar interpretações distorcidas [8].

Os resultados indicam diferenças médias reduzidas entre as mamas, com valores próximos de zero para Mean, Median, Minimum e 10Percentile. Isso sugere que a temperatura média global tende a ser semelhante entre as regiões, indicando que a assimetria térmica não ocorre de maneira uniforme.

A Figura 5 reforça visualmente esse comportamento, apresentando amplitudes reduzidas para as métricas absolutas quando comparadas às percentuais.

4 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A análise revela que a assimetria térmica mamária é mais sensível a métricas de variabilidade e heterogeneidade (variância, intervalo interquartil e curtose) do que a valores globais. Essa característica sugere que a assimetria decorre de alterações locais na distribuição térmica, tornando a análise por features radiômicas de primeira ordem uma prova de conceito promissora para caracterizar diferenças fisiológicas. Além disso, a segmentação automática fundamentada na projeção vertical do histograma mostrou-se eficaz na maioria das imagens, reduzindo a necessidade de intervenção manual e permitindo a delimitação consistente da região de interesse.

Como limitações, destacam-se o tamanho reduzido da base de dados, que confere caráter preliminar aos achados estatísticos, e a sensibilidade de alguns métodos de segmentação em situações de baixo contraste térmico ou variações de pose. Como trabalhos futuros, pretende-se investigar estratégias de segmentação mais robustas e ampliar o conjunto de dados para validar a eficácia clínica das métricas analisadas, avançando para a classificação automática por meio de aprendizado de máquina e aprendizado profundo, visando identificar mamas saudáveis e doentes e auxiliar na localização de regiões suspeitas.

5 AGRADECIMENTOS

O presente trabalho foi realizado com apoio do Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), por meio da concessão de bolsa de Iniciação Científica (PIBIC), processo nº 169331/2025-3.

REFERÊNCIAS

- [1] Instituto Nacional de Câncer José Alencar Gomes da Silva (INCA). *Estimativa 2023: incidência de câncer no Brasil*. INCA, Rio de Janeiro, 2022. URL <https://www.inca.gov.br/sites/ufu.sti.inca.local/files/media/document/estimativa-2023.pdf>. 160 p.
- [2] A. Hakim and R. N. Awale. Thermal imaging - an emerging modality for breast cancer detection: A comprehensive review. *Journal of Medical Systems*, 44(8):136, 2020. doi: 10.1007/s10916-020-01581-y.
- [3] Larry Ryan and Sos Agaian. Breast cancer detection using infrared thermography: A survey of texture analysis and machine learning approaches. *Bioengineering*, 12(6), 2025. ISSN 2306-5354. doi: 10.3390/bioengineering12060639. URL <https://www.mdpi.com/2306-5354/12/6/639>.
- [4] Marcus Araújo, Rita Lima, and Renata Souza. Uso de imagens termográficas para classificação de anormalidades de mama. In *Anais do XV Workshop de Informática Médica*, pages 91–100, Porto Alegre, RS, Brasil, 2015. SBC. doi: 10.5753/sbcas.2015.10369. URL <https://sol.sbc.org.br/index.php/sbcas/article/view/10369>.
- [5] J. J. M. van Griethuysen, A. Fedorov, C. Parmar, A. Hosny, N. Aucoin, V. Narayan, R. G. H. Beets-Tan, J.-C. Fillion-Robin, S. Pieper, and H. J. W. L. Aerts. Computational radiomics system to decode the radiographic phenotype. *Cancer Research*, 77(21):e104–e107, 2017. doi: 10.1158/0008-5472.CAN-17-0339.
- [6] Rafael Gonzalez, Richard Woods, and Barry Masters. Digital image processing, third edition. *Journal of Biomedical Optics*, 14:029901–029901, 03 2009. doi: 10.1117/1.3115362.
- [7] L. F. Silva, D. C. M. Saade, G. O. Sequeiros, A. C. Silva, A. C. Paiva, R. S. Bravo, and A. Conci. A new database for breast research with infrared image. *Journal of Medical Imaging and Health Informatics*, 4(1):92–100, March 2014.
- [8] Nicholas King, Sam Harper, and Meredith Young. Use of relative and absolute effect measures in reporting health inequalities: Structured review. *BMJ (Clinical research ed.)*, 345:e5774, 09 2012. doi: 10.1136/bmj.e5774.