

Termografia como Ferramenta de Avaliação Durante o Tratamento Neoadjuvante para Câncer de Mama

Adriel dos Santos Araújo^{1,3}, Milena H. S. Issa²,
Ángel Sánchez³, Débora C. Muchaluat-Saade¹, Aura Conci¹

¹Instituto de Computação, Universidade Federal Fluminense, Brasil,

²Faculdade de Medicina, Universidade Federal Fluminense, Brasil,

³Departamento de Computação e Estatística, Universidade Rey Juan Carlos, Espanha

adrielsantos@id.uff.br, milenaissahfse@gmail.com,

angel.sanchez@urjc.es, debora@midia.com.uff.br, aconci@ic.uff.br

Abstract. *A termografia é uma alternativa para a detecção de anomalias que afetam o padrão térmico das mamas. Embora amplamente estudada para triagem ou diagnóstico, poucos estudos a investigam para acompanhar a evolução do tratamento. Neste artigo, propõe-se uma metodologia que a use no tratamento neoadjuvante, identificando as regiões mais quentes por meio de um algoritmo de aprendizado não supervisionado k-means e construindo séries temporais baseadas em medidas estatísticas e homogeneidade. Os resultados acompanham a evolução do tratamento corretamente em pelo menos 79% dos casos com base nas medidas estatísticas e 95% dos casos quando essas são combinadas com as medidas de homogeneidade na avaliação do paciente.*

Resumo. *Thermography is an alternative for detecting anomalies that tend to affect the thermal pattern of the breasts. Although widely studied for screening or diagnosis, few studies investigate thermography to monitor treatment progression. This paper proposes a methodology during neoadjuvant treatment, identifying the hottest regions using the unsupervised learning algorithm k-means and building time series based on statistical measures and homogeneity. The results correctly indicate the treatment progression in at least 79% of cases when based on statistical measures and 95% of cases when combined with homogeneity measures in patient evaluation.*

1. Introdução

O câncer é uma doença grave causada por células que se multiplicam descontroladamente e pode levar à morte. A Organização Mundial da Saúde (OMS) estima 27 milhões de novos casos de câncer até 2030 [WHO 2022]. O câncer de mama é um dos mais comuns, 2,2 milhões de novos casos em 2020, sendo 685 mil fatais. A taxa de incidência do câncer de mama aumentou 0,5% ao ano nos últimos anos e em 2021 tornou-se o câncer mais comum no mundo, representando quase 12% dos novos casos anuais [Ferlay et al. 2022]. O diagnóstico e tratamento precoce aumentam as chances de cura. A terapia neoadjuvante, realizada antes de uma intervenção cirúrgica, é um tratamento recomendado para alguns tipos de câncer de mama, com o objetivo de encapsular o tumor, diminuir as possibilidades de metástase e aumentar a chance de cura [WHO 2022].

O câncer de mama frequentemente causa um aumento no fluxo sanguíneo e metabolismo da mama, resultando em alterações locais de temperatura que podem ser detectadas por imagens de sensores na frequência infravermelho (IR) [Santos et al. 2023]. A termografia é uma técnica não invasiva que usa IR para medir variações de temperatura no corpo, tornando-se uma alternativa a outras técnicas que usam radiação ionizante ou exigem contato direto com o paciente [Kennedy et al. 2009, Khan and Arora 2021].

A termografia tem sido usada em alguns estudos para triagem ou diagnóstico do câncer de mama [Kashyap et al. 2020, Ekici and Jawzal 2020, Wu et al. 2017, Resmini et al. 2021] e outras doenças [Bahramian and Mojra 2020, Polidori et al. 2017, Etehadtavakol and Ng 2017, Moran et al. 2018]. No entanto, um número limitado de estudos investiga este exame para monitorar o progresso dos pacientes com câncer de mama e avaliar suas respostas tumorais à terapia neoadjuvante. Este trabalho atua neste contexto, propondo uma metodologia para monitorar o progresso do câncer de mama usando séries temporais de IR.

A metodologia proposta compreende três macro etapas para avaliar a resposta ao tratamento do câncer de mama. A primeira etapa utiliza aquisições de dados de IR relativas à diferentes momentos do tratamento do paciente. Estes dados são pré-processados e as imagens segmentadas para obter as Regiões de Interesse (ROI). Posteriormente, é aplicada a clusterização via *k*-means em todas as ROIs para obter os três *clusters* mais quentes que representam as regiões com maior atividade térmica. Com base nesses *clusters*, são construídas séries temporais usando características estatísticas e comparativas entre os *clusters*. Na terceira e última etapa, cada série temporal é avaliada de diversas formas para auxiliar na quantificação da evolução do câncer.

Na sequência deste artigo, a Seção 2 revisa alguns trabalhos relacionados, enfatizando seus pontos essenciais. A Seção 3 apresenta detalhes sobre o protocolo de aquisição, informações dos pacientes e aspectos éticos. A Seção 4 detalha a abordagem proposta para acompanhar o tratamento do tumor. A Seção 5 verifica a utilidade do método proposto através de uma análise experimental. Finalmente, concluímos e apontamos os próximos passos na Seção 6.

2. Trabalhos relacionados

Em um estudo pioneiro realizado há mais de três décadas, Ulmer et al. [Ulmer et al. 1990] exploraram o uso da imagem termográfica para avaliar pacientes após uma cirurgia conservadora de mama (remoção do tecido tumoral apenas). Os autores usaram a temperatura média da mama para comparar grupos de pacientes com recorrência tumoral e aqueles sem recorrência. Embora tenham observado algumas variações de temperatura, os autores afirmam que essas diferenças não foram significativas a ponto de indicar a termografia como uma ferramenta para avaliar o pós-operatório de cirurgia conservadora de mama.

Posteriormente, o uso da termografia foi investigado por [Wu et al. 2017] para acompanhar a resposta do tumor durante o tratamento quimioterápico em mulheres com câncer de mama localmente avançado. Os autores examinaram as mudanças de temperatura média da mama durante os ciclos de tratamento. Caminhando na direção oposta às primeiras investigações de Ulmer et al. [Ulmer et al. 1990], os autores deste estudo concluem que a termografia pode apontar mudanças térmicas em cada ciclo de tratamento e pode ser usada como alternativa para monitorar pacientes.

Um modelo matemático que simula o comportamento térmico de uma mama com câncer foi proposto por [Hoffer et al. 2018], para investigar a capacidade do tumor de transferir calor para toda a mama. Os autores usaram esse modelo para avaliar a variação térmica durante os ciclos de tratamento e a relação da perfusão de calor com a agressividade do tumor. Os resultados permitiram que os autores concluíssem que pacientes com tumores ativos apresentam redução na temperatura máxima da mama após o tratamento, mostrando uma correlação entre o resultado clínico e a simulação. Esta redução na temperatura, segundo os autores, se relaciona com a redução da agressividade do tumor.

Singh et al. [Singh et al. 2021] realizaram um estudo de caso para avaliar a resposta ao tratamento neoadjuvante em duas pacientes com câncer de mama, analisando as mudanças nas termografias estáticas das mamas. Os detalhes das pacientes e das termografias foram coletados em dois momentos, antes e depois do tratamento. Os resultados indicaram que a termografia pode ser uma ferramenta não invasiva e sem contato para avaliar o efeito do tratamento neoadjuvante.

Esses estudos apresentam abordagens simples para monitorar o câncer usando imagens termográficas. A maioria utiliza medidas diretas de temperatura e análises estatísticas para diferenciar dados térmicos em diferentes momentos do tratamento. Além disso, comparam a evolução térmica usando apenas uma ou poucas imagens. O presente trabalho apresenta investigações usando termografia infravermelha dinâmica, que adquire 20 quadros em cada exame do paciente [Borchardt et al. 2013], e cria séries temporais de características. Além disso, a metodologia proposta investiga a localização do tumor e usa estratégias de aprendizado não supervisionado para identificar as áreas mais quentes, utilizadas para o cálculo de características e construção das séries temporais.

3. Materiais

Este estudo inclui dados termográficos de 48 sessões referentes a 24 pacientes em tratamento de câncer de mama, coletados em dois momentos: antes do tratamento neoadjuvante - Visita 1 (V1) e ao fim do tratamento - Visita 2 (V2). Informações sobre localização e tamanho do tumor em cada visita também foram registradas. Detalhes dos pacientes são apresentados na Tabela 1, onde se indica em que mama (Direita ou Esquerda) se encontra o tumor bem como em que quadrante ou região esse está presente.

Os dados dos pacientes estão disponíveis para a comunidade acadêmica por meio da plataforma ¹. Este repositório público gerencia informações de exames de mama e dados clínicos de voluntários. Os dados são armazenados anonimamente podendo ser usados para pesquisas no desenvolvimento de metodologias para auxiliar na detecção, diagnóstico e monitoramento do câncer de mama. Todas as imagens utilizadas neste estudo foram adquiridas no Hospital Federal dos Servidores do Estado do Rio de Janeiro (HFSE-RJ), utilizando uma câmera FLIR SC620 com a aprovação do Comitê de Ética em Pesquisa do HFSE e da plataforma do Ministério da Saúde do Brasil ².

¹A plataforma Database for Mastology Research / Visual Lab se encontra disponível em visual.ic.uff.br/dmi

²Certificados de Apresentação para Apreciação Ética (CAAE) números 01042812.0.0000.5243 e 04134918.7.0000.5252.

Tabela 1. Pacientes incluídos neste estudo

P#	Localização do Tumor				P#	Localização do Tumor			
	Mama	Quad.	V1	V2		Mama	Quad.	V1	V2
1	Direito	QS	6	4	13	Direito	QSE	6	2
2	Direito	QS	4.5	0.5	14	Esquerdo	QSE	5	3
3	Direito	QSE	6	0.5	15	Esquerdo	QS	6	7
4	Direito	QS	9	2.5	16	Esquerdo	QSE	4	6
5	Esquerdo	TD	20	6	17	Direito	QSE	8	3
6	Esquerdo	QSE	8	6	18	Esquerdo	QSE	7	6
7	Direito	QSE	7	2	19	Esquerdo	QS	5	3
8	Esquerdo	QSE	7	5	20	Direito	QSE	4.5	0.5
9	Direito	QS	6	0.5	21	Esquerdo	TD	20	13
10	Direito	TD	12	11	22	Direito	QE	11	8
11	Esquerdo	QS	10	0.5	23	Esquerdo	QS	7	5
12	Direito	QSE	3.5	0.5	24	Esquerdo	QS	7	5

Tam.: Tamanho — **Quad.:** Quadrante — **QS:** Quadrantes Superiores
QSE: Quadrante Superior Externo — **QE:** Quadrantes Externos — **TD:** Todos Quadrantes.

4. Metodologia

A metodologia proposta neste trabalho consiste em três macro etapas para monitorar a evolução do tratamento neoadjuvante do câncer de mama por meio de exames termográficos. Para este estudo, as imagens de cada exame são segmentadas considerando a localização do tumor (Tabela 1) como ROI. Posteriormente, utiliza-se o algoritmo de aprendizado não supervisionado *k*-means para identificar os três *clusters* que representam as áreas mais quentes em cada imagem e construir séries temporais. Por fim, as séries temporais são avaliadas quantitativamente através de uma formulação de cálculo aqui proposta que observa aspectos distintos para apoiar a análise da evolução do tumor. A Figura 1 ilustra o fluxo geral da metodologia.

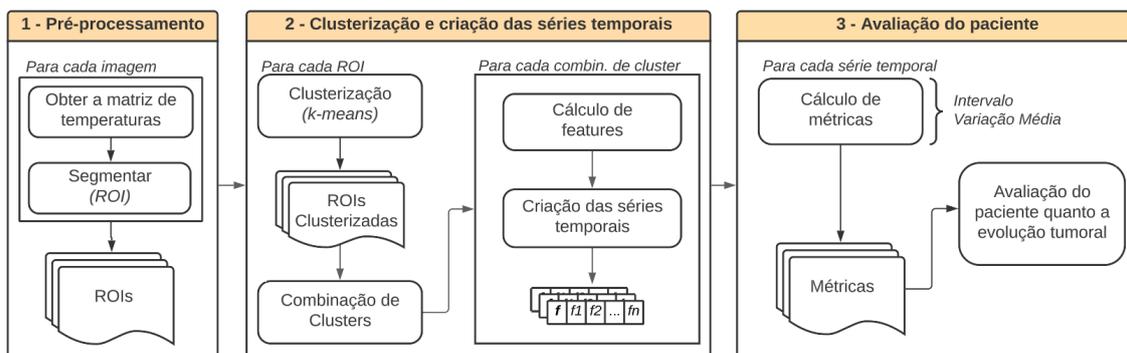


Figura 1. Fluxo geral da metodologia proposta

Uma introdução a esta metodologia e seus detalhes foram discutidos em [Araujo et al. 2021]. Neste artigo, o processo metodológico é significativamente melhorado. A avaliação é expandida de modo a incluir um conjunto de dados maior do que o usado no estudo anterior. Além disso, as regiões de localização do tumor são consideradas ao obter as ROIs e as áreas de maior temperatura das ROIs são combinadas de modo a prover análises das diferentes regiões. Essas melhorias aumentam a eficácia do processo, proporcionando uma compreensão mais abrangente do acompanhamento do câncer.

4.1. Pré-processamento

Neste trabalho, consideramos como ROI os quadrantes da mama onde o tumor está localizado (Tabela 1). Utilizar estas regiões permite conduzir investigações diretamente nas

regiões mais influenciadas pela doença, uma vez que tecidos saudáveis e não saudáveis tendem a apresentar um comportamento diferente na transferência do calor [Anbar 1998].

Para obter a ROI de cada imagem, uma ferramenta semi-automática foi desenvolvida. A primeira imagem de cada visita é apresentada, e neste se selecionam os quadrantes do tumor desenhando um polígono sobre a área de interesse. Este campo de polígono é então sobreposto nas outras imagens, e as ROIs são automaticamente obtidas. A ferramenta também permite editar esta região quando necessário (por exemplo, quando o paciente se movimentou entre uma aquisição e outra). É importante destacar que este processo foi realizado por um especialista em termografias.

4.2. Clusterização e criação das séries temporais

A etapa de clusterização visa identificar as áreas mais quentes das ROIs em cada exame. Esse processo utiliza o algoritmo de aprendizado não supervisionado *k*-means [Macqueen 1967] para particionar os dados em nove *clusters* com base em similaridades térmicas. As regiões correspondentes aos três *clusters* mais quentes são combinadas para análise térmica: a) C1 (região do *cluster* mais quente); b) C1-2 (região dos dois *clusters* mais quentes); e c) C1-2-3 (região dos três *clusters* mais quentes). Após explorar diversos valores para *k* (5, 6, 7, 8, 9, 10), o melhor resultado encontrado para clusterização foi com *k*=9. Essa conclusão foi alcançada por meio de análise empírica e observações.

Para cada combinação de *cluster* são calculados três características e construídas séries temporais. Duas dessas características são de base estatística: Temperatura Média e Máxima. Estas características fornecem, respectivamente: a) uma medida que indica o estado térmico geral da mama; e b) uma medida que indica o ponto de máximo de temperatura que o tumor está sendo capaz de atingir [Araujo et al. 2021]. Alternativamente uma segunda forma de cálculo que passaremos a denominar de Homogeneidade nos permite avaliar a similaridade entre as capturas térmicas e é calculada usando uma técnica de comparação de *cluster* [Rosenberg and Hirschberg 2007, Scikit-Learn 2022]:

Este processo cria séries temporais de 20 itens para as características estatísticas (uma característica para cada ROI) e séries de 19 itens para a Homogeneidade (uma característica para cada duas ROIs). A Figura 2 ilustra o fluxo de criação de séries temporais para os dois tipos de características consideradas neste estudo.

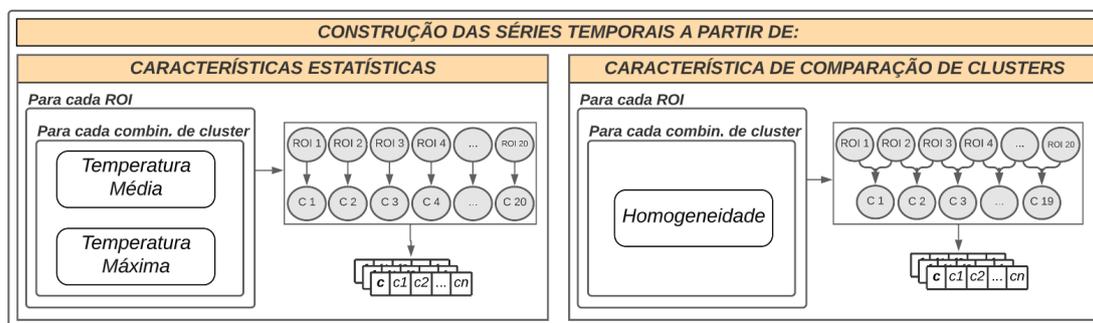


Figura 2. Fluxo geral da construção de séries temporais

4.3. Avaliação do paciente

Cada série temporal é então sumariada em diferentes valores que pretendem avaliar o comportamento geral da série sob diferentes perspectivas e fornecer informações sobre a evolução tumoral. A partir das séries estatísticas serão calculadas duas métricas: Intervalo

e Variação Média. A primeira apresenta a diferença entre os elementos máximo e mínimo das séries e a segunda fornece o valor médio de variação entre todos os elementos da série. Adicionalmente, este trabalho propõe avaliar a série temporal de Homogeneidade calculando o valor médio entre todos os seus elementos.

Considerando que a redução da agressividade do tumor tende a alterar o comportamento térmico [Hoffer et al. 2018], espera-se que as séries temporais calculadas a partir desses exames apresentem um comportamento diferente entre V1 e V2, de modo que as medidas calculadas a partir dessas séries possam estar relacionadas à evolução do tumor. Os resultados da aplicação dessa metodologia são apresentados na próxima seção.

5. Resultados

Os resultados apresentados introduzem evidências a cerca do uso das séries temporais por si só, na concepção da avaliação do paciente e, alternativamente, a partir da quantificação de diferentes aspectos das séries. Esta quantificação se baseia em uma avaliação que levou a proposta objetiva de 2 aspectos das séries temporais. O primeiro aspecto analisa as séries sob uma ótica estatística e o segundo nos permite avaliar a similaridade entre as capturas térmicas a partir da comparação entre *clusters* e ROIs.

5.1. Analisando séries temporais puramente

A identificação das áreas mais quentes em cada imagem é feita considerando as ROIs. O uso dessas regiões torna possível conduzir análises diretamente nas áreas mais influenciadas termicamente pelo tumor [Hoffer et al. 2018]. A Figura 3a ilustra o resultado dessa etapa para o paciente P18, onde podemos ver a ROI agrupada resultante e os níveis de temperatura. As regiões com cores branca, rosa e vermelha representam os *clusters* mais quentes investigados neste trabalho. Esse processo foi realizado para todos os pacientes.

Nosso conjunto de dados revela que alguns dos pacientes na V2 apresentam tamanho de tumor maior do que outros pacientes que sequer iniciaram o tratamento (V1). Devido à variabilidade nos tamanhos dos tumores, é essencial analisar os dados de séries temporais de cada paciente individualmente para observar suas características e progressão distintas durante o tratamento. Essa abordagem pode ajudar a determinar se as mudanças na série temporal podem estar associadas à evolução clínica do paciente.

A Figura 3b ilustra o comportamento da série temporal de três pacientes (P3, P4 e P19), quando avaliadas isoladamente e sem análise prévia das séries. Enquanto os índices da série temporal para os pacientes P3 e P4 corresponderam com suas evoluções clínicas (valores na V2 diminuem, se o tumor diminui ou aumentam se o tumor aumenta), para o paciente P19, os resultados obtidos na V2 estão em oposição à progressão clínica. Note

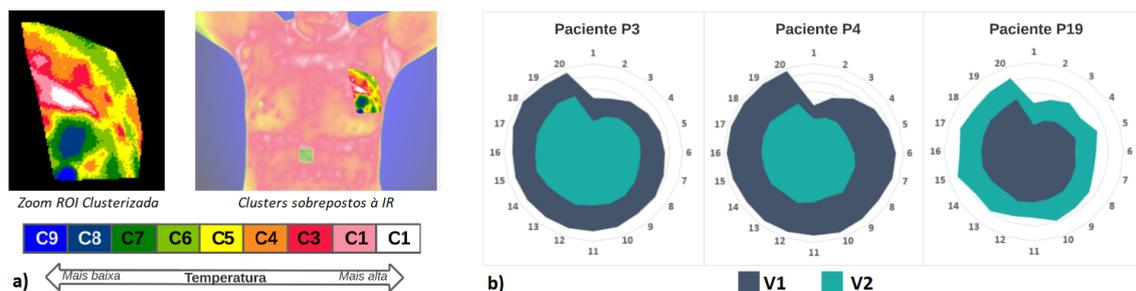


Figura 3. Resultados da Etapa 2: a) Clusterização para o paciente P18; b) Séries temporais de Temperatura Média para os pacientes P3, P4 e P19

que o paciente P19 apresentou uma redução clínica de 5 para 3 centímetros no tamanho do tumor (Detalhes na Tabela 1, mas os valores puros na V2 foram maiores do que os na V1. Esse fato reafirma a importância de avaliar as séries temporais previamente para conduzir uma análise mais confiável e que observe as séries sob diferentes perspectivas.

5.2. Analisando as séries temporais com diferentes propostas de cálculos

A avaliação de cada paciente é realizada através de um conjunto de quantificações que resumem diferentes aspectos das séries temporais e podem fornecer indícios sobre a evolução do tumor. Em uma primeira análise, são observadas as séries temporais baseadas em características de cada ROI individualmente (Temperatura Média e Máxima) a partir das métricas Intervalo e Variação Média. Posteriormente, uma segunda análise avalia a evolução do tumor a partir da série temporal de Homogeneidade comparativa a cada duas ROIs, observando o seu valor médio.

A Figura 4 mostra a série temporal de Temperatura Média avaliada pelo Intervalo para todas as combinações de *clusters*. Valores menores em V2 sugerem que o tumor reduziu após o tratamento neoadjuvante, enquanto valores mais altos indicam que o tratamento não foi eficaz ou não resultou na redução tumoral. Os resultados para o grupo de pacientes P1 a P16 estão em convergência com a evolução clínica em todas as combinações de *clusters*. Os pacientes P15 e P16 aumentaram o tamanho do tumor, mesmo após o tratamento neoadjuvante, e isso foi representado na análise térmica. Esses resultados mostram que a abordagem é viável e sensível a diferentes tipos de respostas ao tratamento, tendendo a reduzir os valores quando a resposta ao tratamento é positiva e aumentar os valores quando a resposta ao tratamento é negativa. Também é possível observar que quando a série temporal é calculada considerando uma região maior, os resultados também tendem a apresentar uma taxa de acerto maior: os pacientes P17, P18 e P19 apresentam resultados em conformidade com a evolução clínica quando utilizados os *clusters* C1-2 e C1-2-3.

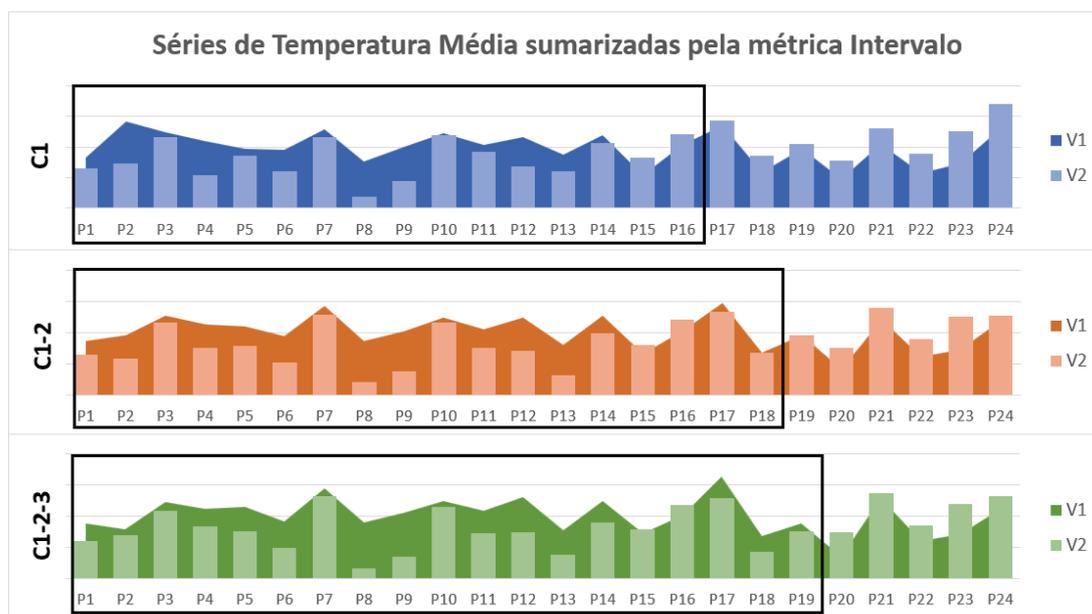


Figura 4. Métrica Intervalo computada a partir das séries de Temperatura Média

Resultados similares são obtidos ao realizar esta análise considerando o cálculo da Variação Média para estas mesmas séries (Temperatura Média), conforme apontado na

Figura 5a. Por outro lado, ao realizar estas mesmas análises para as séries de Temperatura Máxima, é possível observar que os resultados são menos assertivos se comparados aos apontados pela Temperatura Média, conforme ilustra a Figura 5b. Este resultado sugere que as séries de Temperatura Média podem potencialmente minimizar a existência de picos isolados não representam adequadamente o status tumoral do paciente.

Para pacientes que apresentem um maior valor nas formas de cálculo denominadas Intervalo ou Variação Média na V2, é possível realizar uma segunda análise que compara a Homogeneidade, a cada duas ROIs, entre todas as capturas térmicas do exame. Essa análise ajuda a identificar se a captura que originou o valor mais alto é um ponto isolado na série ou se todas as capturas térmicas tendem a manter uma temperatura altamente similar. O cenário adverso é representado quando há um aumento em ambas as análises. Essa condição sugere que o tumor não respondeu satisfatoriamente ao tratamento e aumentou de tamanho entre as visitas. Em termos práticos, isso significa que muitos pontos quentes permanecem quentes durante o exame, não representando picos isolados, uma vez que a Homogeneidade entre cada captura é alta. Em cenários em que há um aumento nos índices das séries estatísticas na V2, mas as séries de Homogeneidade apresentam uma diminuição na V2, é possível inferir que um pico de temperatura em uma ou poucas capturas pode estar causando esse aumento. Nesse caso, as outras capturas não continuam a apresentar altas temperaturas visto que a Homogeneidade entre elas é baixa.

A Tabela 2 apresenta os valores de Homogeneidade para os pacientes que apresentaram um aumento nas medidas V2 em pelo menos uma das combinações de *clusters* das séries estatísticas. As células destacadas em verde indicam conformidade com a evolução clínica, as células em laranja sugerem não conformidades e as células em branco indicam uma diferença pequena entre as visitas. É possível observar que na maioria dos casos os resultados seguem a evolução clínica. Também é possível observar que para o paciente P15 a diferença percentual entre as visitas é de menos de 10%, sugerindo que não há muita diferença entre ambas em uma perspectiva de Homogeneidade. Como os valores são semelhantes, pode-se inferir que o ponto que levou ao aumento na V2 (nas análises das séries estatísticas) não representa um ponto isolado no exame. Deste modo, indicando que as outras capturas térmicas permanecem igualmente com altas temperaturas. Podemos inferir a partir desta análise térmica que este aumento está relacionado ao aumento no tamanho do tumor. Neste caso, o paciente em questão (P15) é um dos pacientes cuja resposta clínica ao tratamento não foi a esperada, e o tamanho do tumor aumentou durante

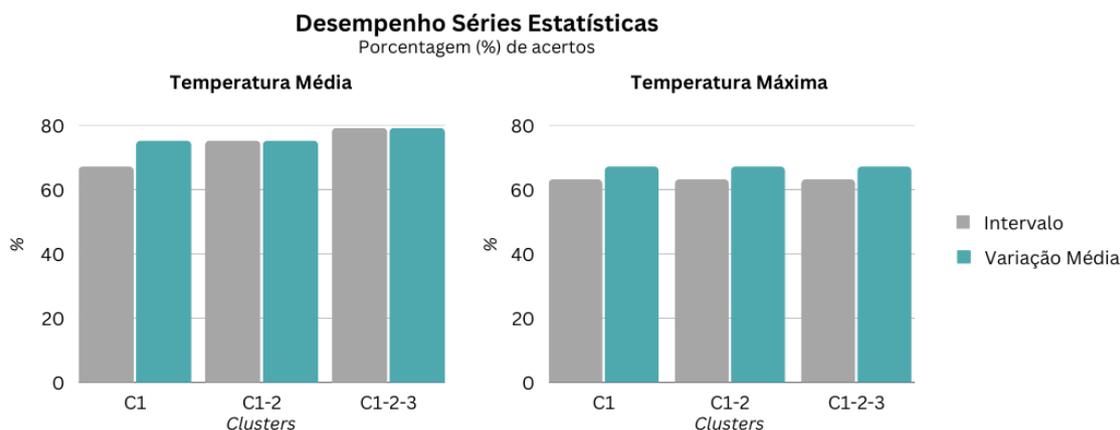


Figura 5. Desempenho das séries estatísticas

Tabela 2. Homogeneidade para pacientes com aumento nas séries Temp. Média

P#	C1			C1-2			C1-2-3		
	V1	V2	Diferença (%)	V1	V2	Diferença (%)	V1	V2	Diferença (%)
15	0.53	0.48	9.43	0.70	0.64	8.57	0.76	0.69	9.21
16	0.26	0.50	92.30	0.43	0.65	51.16	0.57	0.65	14.03
17	0.60	0.37	38.33	0.68	0.47	30.88	0.68	0.47	30.88
18	0.05	0.04	20.00	0.11	0.05	54.54	0.45	0.31	31.11
19	0.40	0.25	37.50	0.35	0.25	28.57	0.11	0.05	54.54
20	0.24	0.15	37.5	0.44	0.25	43.18	0.50	0.41	18.00
21	0.36	0.28	22.22	0.57	0.31	45.61	0.49	0.35	28.57
22	0.42	0.18	57.14	0.46	0.14	69.56	0.66	0.38	42.42
23	0.35	0.13	62.85	0.46	0.15	67.39	0.54	0.32	40.70
24	0.37	0.46	24-32	0.43	0.52	20.93	0.53	0.61	15.09

esse período, apresentando portanto, sinergia com esta análise.

Também é possível analisar o comportamento térmico dos pacientes a partir da série de Temperatura Máxima. Para esta série, também observamos as métricas Intervalo e Variação Média em uma primeira análise. Para os pacientes que não seguiram a evolução clínica ou apresentaram uma baixa diferença entre as visitas da série de Temperatura Máxima, realizamos também uma segunda análise observando a Homogeneidade entre todas as capturas térmicas desses pacientes. A Figura 6 ilustra essa comparação para todos os pacientes em que pelo menos uma das combinações de *clusters* não apresenta conformidade com a evolução clínica nesta série.

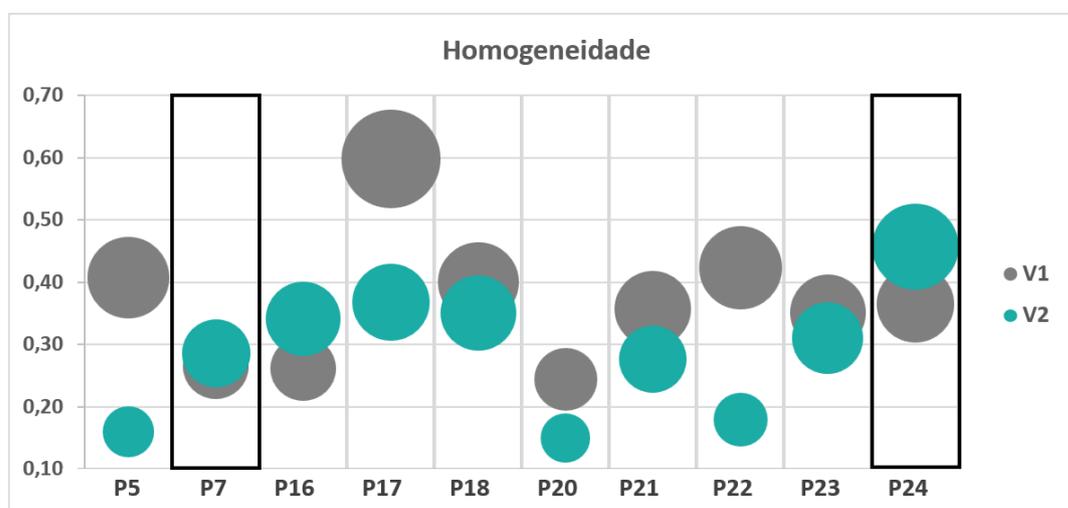


Figura 6. Homogeneidade para pacientes que não acompanharam a evolução tumoral nas análises de Temperatura Máxima

Através da Figura 6 é possível observar que apenas P7 e P24 apresentaram valores de Homogeneidade em V2 que não seguiram a evolução clínica, com índices maiores do que em V1. Para todos os demais pacientes os valores acompanharam a evolução clínica. É importante destacar que o paciente P16 é um dos pacientes em que o tamanho do tumor aumentou durante o tratamento. Através do gráfico, também podemos observar que os dados para este paciente acompanham a evolução clínica.

A Figura 7 ilustra o desempenho obtido por cada combinação de *cluster* ao considerar os valores de Homogeneidade como complementares na interpretação das séries

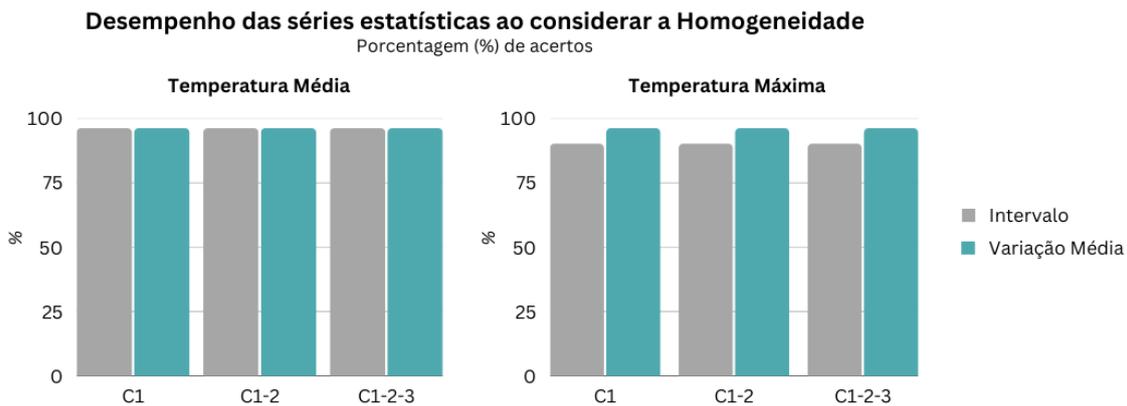


Figura 7. Desempenho segunda análise

estatísticas. É possível observar que tanto as séries de Temperatura Média, quanto as séries de Temperatura Máxima apresentam um aumento significativo em suas eficácias ao realizar uma análise em conjunto com as medidas de Homogeneidade. Os resultados que chegavam próximo à casa dos 80% quando observando isoladamente as séries estatísticas (vide Figura 5), aumentam para mais de 95% ao realizar uma análise em conjunto à Homogeneidade. Também é possível observar que a série baseada na Temperatura Média tem maior taxa de sucesso. Esta série pode ajudar a minimizar pontos isolados de alta temperatura que não representam adequadamente o comportamento térmico da região.

Todas as medidas calculadas neste estudo foram validadas estatisticamente usando o *Teste T – Pareado* [Hsu and Lachenbruch 2014]. Os resultados mostraram que as medidas são significativamente diferentes para todas as análises realizadas, apresentando sempre um valor de $p \leq 0,05$ e com um intervalo de confiança de 95%. Em etapas anteriores deste estudo também foram realizadas testes estatísticos diretamente nos dados de temperatura e os resultados foram igualmente estatisticamente válidos [Araujo et al. 2022].

6. Conclusão

Este trabalho apresentou uma metodologia computacional para avaliar a resposta ao tratamento do câncer de mama através de séries temporais termográficas. Para isso, foram utilizadas 960 imagens térmicas de 48 sessões (24 pacientes) para investigar o comportamento térmico do tumor em diferentes momentos: pré-tratamento neoadjuvante e pós-tratamento. As séries temporais foram calculadas para cada combinação de *cluster* com base em características estatísticas (Temperatura Média e Temperatura Máxima) e comparação de *cluster* (Homogeneidade). Por fim, as séries temporais foram resumidas usando três medidas (Intervalo, Média e Variação Média), permitindo uma análise mais precisa da resposta do tumor ao tratamento neoadjuvante.

Incorporar medidas mais objetivas como as aqui propostas, em especial as baseadas em comparação de *clusters*, aqui chamadas de homogeneidade, permitiu realizar análises mais confiáveis a cerca da evolução do tratamento. Ao considerar apenas as séries temporais baseadas em características estatísticas, os resultados mostraram que já era possível alcançar uma taxa de sucesso em quase 80% dos pacientes diagnosticados corretamente quanto à evolução do tumor. Ao observar os resultados da segunda análise, onde são considerados os dados de homogeneidade entre cada captura térmica, as taxas de sucesso se destacam e chegam a taxas ainda mais altas: 95,83% dos pacientes foram avaliados corretamente.

A metodologia proposta neste estudo mostrou-se eficaz e promissora para monitorar a resposta ao tratamento do câncer de mama através de imagens termográficas. Além disso, estão sendo planejados experimentos de regressão para estimar o tamanho do tumor e fornecer uma ferramenta adicional para avaliar a eficácia do tratamento com base em vários indicadores. O objetivo é fornecer aos mastologistas uma ferramenta de monitoramento do tratamento do câncer de mama mais confiável e abrangente.

Agradecimentos

Os autores agradecem aos pacientes que consentem com o uso de seus dados para pesquisa. ASA agradece o apoio da CAPES e CAPES PRINT. AC e DCMS agradecem à CAPES, CAPES/PRINT, FAPERJ, INCT-MACC e CNPq. AS reconhece o projeto espanhol MICINN PID2021-124064OB-I00.

Referências

- Anbar, M. (1998). Clinical thermal imaging today. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, 17(4):25–33.
- Araujo, A. S., Issa, M. H. S., Medeiros, P. R. T., Sánchez, , Muchaluat-Saade, D. C., and Conci, A. (2021). Monitoring breast cancer neoadjuvant treatment using thermographic time series. In *2021 IEEE 34th International Symposium on Computer-Based Medical Systems (CBMS)*, pages 247–252.
- Araujo, A. S., Issa, M. H. S., Sánchez, , Muchaluat-Saade, D. C., and Conci, A. (2022). Using thermography for breast cancer neoadjuvant treatment. In *2022 29th International Conference on Systems, Signals and Image Processing (IWSSIP)*, volume CFP2255E-ART, pages 1–4.
- Bahramian, F. and Mojra, A. (2020). Thyroid cancer estimation using infrared thermography data. *Infrared Physics Technology*, 104:103–126.
- Borchardt, T. B., Conci, A., Lima, R. C., Resmini, R., and Sanchez, A. (2013). Breast thermography from an image processing viewpoint: A survey. *Signal processing*, 93(10):2785–2803.
- Ekici, S. and Jawzal, H. (2020). Breast cancer diagnosis using thermography and convolutional neural networks. *Medical Hypotheses*, 137:109542.
- Etehadtavakol, M. and Ng, E. Y. (2017). Potential of thermography in pain diagnosing and treatment monitoring. In *Application of infrared to biomedical sciences*, pages 19–32. Springer.
- Ferlay, J., Ervik, M., Lam, F., Colombet, M., Mery, L., Piñeros, M., Znaor, A., Soerjomataram, I., and Bray, F. (2022). Global cancer observatory: cancer today. *International Agency for Research on Cancer*. <https://gco.iarc.fr/today>, accessed 2022-08-20.
- Hoffer, O. A., Ben-David, M. A., Katz, E., Sholomov, M., Kelson, I., and Gannot, I. (2018). A portable thermal imaging device as a feedback system for breast cancer treatment. In *Optical Fibers and Sensors for Medical Diagnostics and Treatment Applications XVIII*, volume 10488. International Society for Optics and Photonics.

- Hsu, H. and Lachenbruch, P. A. (2014). Paired t test. *Wiley StatsRef: statistics reference online*.
- Kashyap, U., Sarkar, S., and Saha, S. K. (2020). Study of hot stress dynamic in thermography for detecting surface cancerous tissue. *Journal of Medical Engineering & Technology*, 44(6):284–298.
- Kennedy, D. A., Lee, T., and Seely, D. (2009). A comparative review of thermography as a breast cancer screening technique. *Integrative cancer therapies*, 8(1):9–16.
- Khan, A. A. and Arora, A. S. (2021). Thermography as an economical alternative modality to mammography for early detection of breast cancer. *Journal of Healthcare Engineering*, 2021:8 pages.
- Macqueen, J. (1967). Some methods for classification and analysis of multivariate observations. In *In 5-th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*, pages 281–297.
- Moran, M. B., Conci, A., González, J. R., Araújo, A. S., Fiirst, W., Damião, C. P., Lima, G. A., and da Cruz Filho, R. A. (2018). Identification of thyroid nodules in infrared images by convolutional neural networks. In *2018 International joint conference on neural networks (IJCNN)*, pages 1–7. IEEE.
- Polidori, G., Renard, Y., Lorimier, S., Pron, H., Derruau, S., and Taiar, R. (2017). Medical infrared thermography assistance in the surgical treatment of axillary hidradenitis suppurativa: A case report. *International journal of surgery case reports*, 34:56–59.
- Resmini, R., Silva, L., Araujo, A. S., Medeiros, P., Muchaluat-Saade, D., and Conci, A. (2021). Combining genetic algorithms and svm for breast cancer diagnosis using infrared thermography. *Sensors*, 21(14):4802.
- Rosenberg, A. and Hirschberg, J. (2007). V-measure: A conditional entropy-based external cluster evaluation measure. In *Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and Computational Natural Language Learning*, pages 410–420.
- Santos, L. C., C. F. Lima, R., Paiva, A. C., Conci, A., and Espindola, N. A. (2023). A computing platform to analyze breast abnormalities using infrared images. *Medical and Biological Engineering and Computing*, 61:305–315.
- Scikit-Learn (2022). Clustering Metrics. <https://scikit-learn.org/stable/modules/clustering.html>, accessed 2022-08-20.
- Singh, D., Singh, A. K., and Tiwari, S. (2021). Breast thermography as an adjunct tool to monitor the chemotherapy response in a triple negative breast cancer patient: a case study. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 41(3):737–745.
- Ulmer, H. U., Brinkmann, M., and Frischbier, H.-J. (1990). Thermography in the follow-up of breast cancer patients after breast-conserving treatment by tumorectomy and radiation therapy. *Cancer*, 65(12):2676–2680.
- WHO (2022). World Health Organization. <https://www.who.int/health-topics/cancer>, accessed 2022-08-20.
- Wu, Q., Li, J., Sun, S., Yao, X., Zhu, S., Wu, J., Liu, Q., Ding, X., Shi, M., Li, K., et al. (2017). Thermal tomography for monitoring tumor response to neoadjuvant chemotherapy in women with locally advanced breast cancer. *Oncotarget*, 8(40):68974.